

# 通信和测量受限条件下异构多 UAV 分布式协同目标跟踪方法

孙海波<sup>1</sup>, 周锐<sup>1,\*</sup>, 邹丽<sup>1</sup>, 丁全心<sup>2</sup>

1. 北京航空航天大学 控制一体化技术国家级科技重点实验室, 北京 100191

2. 洛阳电光设备研究所 火力控制技术国防科技重点实验室, 河南 洛阳 471009

**摘要:** 研究了通信和测量受限的异构多无人机(UAV)网络化分布式协同目标观测与跟踪问题。该分布式 UAV 系统采用长机-僚机异构型网络结构,以实现在电子静默和战术隐身条件下扩大探测和打击纵深。提出改进的一致性信息滤波(ICF)算法,实现通信和测量范围内各 UAV 节点的分布式信息融合。由于一致性算法的收敛性与网络拓扑结构的连通性密切相关,引入通信连接鲁棒性作为最优控制的指标函数之一,以解决通信和测量受限条件下的 UAV 分布式滤波与控制问题。将长机作为控制中心,使用滚动时域优化(RHO)方法求最优解,引导各架 UAV 按最优轨迹飞行,以获取最好的跟踪效果。仿真表明,在网络连接性比较强时,改进的 ICF 算法可以达到与集中式信息滤波(CIF)相当的效果。与没有考虑通信连接鲁棒性的控制对比表明,该算法可以加强通信拓扑连通性,提高一致性算法的收敛性和跟踪精度,改善系统的可靠性和鲁棒性。

**关键词:** 目标跟踪; 长机-僚机; 通信和测量受限; 一致性信息滤波; 通信连接鲁棒性; 滚动时域优化

**中图分类号:** V279+.3 **文献标识码:** A

多飞行器网络化协同作战可使战场变得清晰和透明,确保信息优势以及在复杂环境下对作战空间的完备态势感知,形成高效、稳定、可信的协作攻击能力。通过网络中分配了不同任务和角色的飞行器之间的协同,提高对时敏目标的搜索、识别与打击能力,原理如图 1 所示,主要特点如下:

## (1) 飞行器之间任务和角色的异构型

由于各飞行器在计算、通信、敏感和决策等方面的差异,网络中各飞行器的角色和任务各不相同,有些飞行器担当领导者或决策者的角色和任务,而其他飞行器则承担被领导或被支配的角色和任务,具有长机-僚机(Leader-Follower)结构,即所谓的“异构”型。

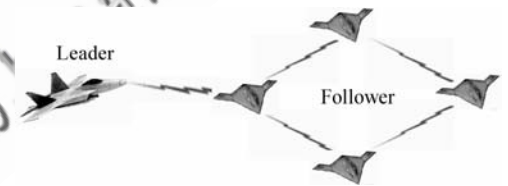


图 1 通信受限条件下异构多飞行器分布式协同原理  
Fig. 1 Distributed cooperation for multiple heterogeneous vehicles under communication constraint

## (2) 飞行器之间受限分布式局部通信

由于通信带宽的限制以及复杂电子环境下对飞行器电子静默和战术隐身的要求,网络中飞行器之间一般采用相邻局部通信,长机或僚

收稿日期: 2010-05-19; 退修日期: 2010-06-17; 录用日期: 2010-08-24; 网络出版时间: 2010-11-11 09:14

网络出版地址: www.cnki.net/kcms/detail/11.1929.V.20101111.0914.026.html

DOI: CNKI:11-1929/V.20101111.0914.026

基金项目: 国家自然科学基金(60975073); 航空科学基金(2008ZC13011); 高等学校博士学科点专项科研基金(20091102110006); 火力控制技术国防科技重点实验室基金

\* 通讯作者. Tel.: 010-82339232 E-mail: zhr@buaa.edu.cn

引用格式: 孙海波, 周锐, 邹丽, 等. 通信和测量受限条件下异构多 UAV 分布式协同目标跟踪方法[J]. 航空学报, 2011, 32(2): 299-310. Sun Haibo, Zhou Rui, Zou Li, et al. Distributed cooperation target tracking for heterogeneous multi-UAV under communication and measurement constraints [J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2011, 32(2): 299-310.

机仅能直接得到相邻飞行器的局部信息,不能得到飞行器网络的全局信息,且通信拓扑随着飞行器的运动动态变化,具有受限分布式局部通信特点。

文献[1]提出了1架或多架F-22(长机)与多架无人机(UAV)(僚机)的协同作战模式,F-22可在敌防区外对UAV群进行指挥和控制,而UAV则在战场前沿实施侦察和打击任务。这种异构的长机-僚机多飞行器网络化分布式协同作战,相当于延伸了UAV的探测距离和打击距离,同时延伸了有人机的安全距离。

实现长机对僚机指挥协同的前提和基础是:长机在仅能获得相邻僚机局部信息而不能直接得到所有僚机全局信息的情况下,能够实现对战场的全景态势感知。在协同过程中保持一定的通信拓扑,并实现通信受限条件下的异构多飞行器网络化分布式协同目标跟踪无疑是关键技术之一。

实现局部通信条件下多运动体分布式协同的理论基础之一是一致性(Consensus)算法。近年来,一致性算法在分布式协同控制和分布式信息融合领域都有广泛的应用。文献[2]提出了分布式卡尔曼滤波算法,并应用于无线传感器网络的数据融合中。文献[3]基于分散化一致性卡尔曼滤波算法实现了具有探测距离受限的固定无线传感器网络对机动目标的跟踪定位。由于该方法针对的是具有固定通信拓扑的静止传感器网络,不能直接应用于具有动态通信拓扑的多UAV分布式目标跟踪问题中。文献[4]和文献[5]中,一致性算法被引入到信息滤波(Information Filter, IF)领域,提出了一致性信息滤波(ICF)算法——一种对传统信息滤波算法<sup>[6]</sup>的改进算法。该算法被应用到具有静止雷达基站的多UAV协同目标跟踪问题中,并且滤波误差接近于理想的集中式信息滤波(CIF)误差。文献[7]中提出了一致性无迹信息滤波算法,应用于动态拓扑下的传感器网络环境中,对具有非线性特性的运动目标形成较好的估计,但需要较大的网络带宽。

参考图1,对于通信受限条件下的UAV分布式协同网络系统而言,如何设计通信拓扑不仅对分布式协同控制与估计算法的收敛性具有重要影响,而且直接影响到长机对全体僚机的可控性和可观性。因此,对通信受限条件下满足分布式协

同性能和收敛要求的鲁棒通信拓扑的研究就显得尤为重要。文献[8]~文献[11]中介绍了一致性算法研究的最新进展,并基于图论和矩阵理论给出了具有时变通信拓扑和网络时延情况下的一致性收敛条件;如果通信拓扑图存在生成树或者在一段时间内通信拓扑图的并集可以形成生成树,则一致性算法收敛,并且可用图的Laplace矩阵的第二最小特征值来评价网络化分布式协同的稳定性、收敛速度及通信拓扑的连接程度。为此,文献[12]提出了一种基于图的Laplace矩阵的第二最小特征值极大化的分布式协同方法。文献[13]分析了分散化无线传感器网络的通信连通性问题,并提出了鲁棒通信连接条件。文献[14]将鲁棒通信连接条件应用到具有雷达基站的UAV协同目标跟踪中,在保持通信连接条件下获得最小的目标状态估计误差。文献[15]~文献[19]基于多目标优化方法研究了UAV路径规划的最优控制问题,采用滚动时域优化(RHO)或非线性规划等方法进行求解。

目前大多数研究方法基于各平台均能对目标实现测量或是具有固定的通信网络拓扑结构的前提进行。然而,对于多UAV分布式协同作战而言,一方面,由于平台的运动或损毁,其通信和测量拓扑是动态变化的;另一方面,由于战术隐身或静默攻击需要,每个平台的通信距离和机载传感器探测距离是有限的。因此,如何实现受限条件下的多UAV分布式协同控制与估计,并保持满足算法性能和收敛性要求的鲁棒动态通信连接是一个值得研究的技术难点。目前关于这方面的研究还非常有限。本文针对这一问题进行研究。

## 1 异构多UAV协同目标跟踪系统建模

考虑具有长机-僚机结构的异构多UAV网络化分布式协同目标跟踪。这里,长机和僚机均采用UAV,各UAV装备有雷达、导航系统、自动驾驶仪和无线通信系统,出于节省能耗和战术隐身的需要,通信距离和雷达测量距离均有限制。假设UAV等高度飞行,仅考虑二维平面运动,并假设通信无丢包和延时。

### 1.1 通信和测量受限条件下的协同目标跟踪原理

通信和测量受限条件下的异构多UAV协同  
©航空学报杂志社 <http://hkxb.buaa.edu.cn>

目标感知原理如图 2 所示,图 2 中仅标出了节点 3 和节点 4 的测量和通信范围。UAV 仅与在其通信范围内的 UAV 通信,传递对目标的探测信息,长机通过直接或者“多跳”通信,实现对目标的感知。同时,长机作为控制中心,以最优的策略计算各架 UAV 的最佳航向角,也通过直接或者“多跳”的通信数据链,将航向角指令分发到各机中,以实现各平台的最佳控制。

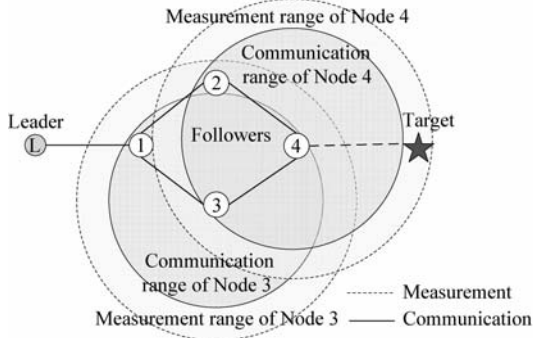


图 2 通信和测量受限条件下的多 UAV 分布式协同目标感知

Fig. 2 Distributed cooperation target sensing for multi-UAV under communication and measurement constraints

在此原理下,异构多 UAV 协同目标感知与跟踪问题的求解过程主要包括以下步骤:

① UAV 通过自身携带的传感器对其探测范围内的目标进行观测,并将信息传输到其通信邻域节点。

② 各 UAV 根据自身探测信息和邻域通信信息进行分布式一致性信息滤波。

③ 指挥控制中心长机,根据自身的局部滤波信息,使用基于滚动时域优化模型调整未来一段时间所有 UAV 的飞行计划,并通过分布式网络将调整后的飞行计划分发到每架 UAV。

④ 各 UAV 重新调整航迹,获得新的信息观测数据,开始下一个循环过程。

### 1.2 目标运动模型

在二维平面内,取目标的位置 $(x_T, y_T)$ 和速度信息 $(\dot{x}_T, \dot{y}_T)$ 为系统的状态:

$$\mathbf{X} = [x_T \quad \dot{x}_T \quad y_T \quad \dot{y}_T]^T$$

假设目标做匀速直线运动,加速度方向上有

过程噪声。目标运动方程可写成如下离散形式:

$$\mathbf{X}(k) = \mathbf{F}(k)\mathbf{X}(k) + \mathbf{G}(k)\mathbf{w}(k) \quad (1)$$

式中: $\mathbf{X}(k)$ 为  $k$  时刻的状态向量; $\mathbf{F}(k)$ 为  $k-1$  时刻到  $k$  时刻的状态转移矩阵, $\mathbf{G}(k)$ 为  $k$  时刻噪声输入矩阵,令  $T$  为采样时间间隔,则  $\mathbf{F}(k)$ 和  $\mathbf{G}(k)$  的表达式分别为

$$\mathbf{F}(k) = \begin{bmatrix} 1 & T & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \mathbf{G}(k) = \begin{bmatrix} \frac{T^2}{2} & T & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \frac{T^2}{2} & T \end{bmatrix}^T$$

$\mathbf{w}(k) = [\omega_1(k) \quad \omega_2(k)]^T$  为零均值不相关的高斯白噪声,其方差阵为

$$\mathbf{Q}(k) = \text{diag}((\omega_1(k))^2, (\omega_2(k))^2)$$

式中: $\omega_1(k)$ 和  $\omega_2(k)$ 分别为  $x$  和  $y$  方向上的加速度噪声标准差。

### 1.3 雷达测量模型

在机载雷达的测量范围内,雷达可以测量 UAV 与目标之间的相对距离和方向角,第  $i$  架 UAV 对目标的观测方程为

$$\mathbf{z}_i(k) = \mathbf{h}_i(k, \mathbf{X}(k)) + \mathbf{v}_i(k) \quad (i = 1, 2, \dots, n)$$

式中: $n$  为 UAV 节点总数目; $\mathbf{z}_i(k)$ 为  $k$  时刻第  $i$  个传感器的观测向量; $\mathbf{h}_i(k, \mathbf{X}(k))$ 为第  $i$  个传感器的非线性观测函数,其表达式为

$$\mathbf{h}_i(k, \mathbf{X}(k)) = \begin{bmatrix} L_i(k) \\ \theta_i(k) \end{bmatrix} =$$

$$\begin{bmatrix} \sqrt{(x_T(k) - x_i(k))^2 + (y_T(k) - y_i(k))^2} \\ \arctan \frac{y_T(k) - y_i(k)}{x_T(k) - x_i(k)} \end{bmatrix}$$

式中: $x_i(k)$ 和  $y_i(k)$ 为第  $i$  架 UAV 在  $k$  时刻的位置。

$\mathbf{v}_i(k)$ 为测量噪声,是零均值不相关的高斯白噪声,其方差阵为

$$\mathbf{R}(k) = \text{diag}((\sigma_1(k))^2, (\sigma_2(k))^2)$$

式中: $\sigma_1(k)$ 和  $\sigma_2(k)$ 分别为雷达距离和方向角测量方差。

将非线性观测函数  $\mathbf{h}_i(k, \mathbf{X}(k))$  线性化,得到其 Jacobian 矩阵为

$$\mathbf{H}_i(k) = \begin{bmatrix} \frac{x_T(k) - x_i(k)}{r_{Ti}} & 0 & \frac{y_i(k) - y_T(k)}{r_{Ti}} & 0 \\ \frac{y_i(k) - y_T(k)}{r_{Ti}^2} & 0 & \frac{x_T(k) - x_i(k)}{r_{Ti}^2} & 0 \end{bmatrix}$$

式中:  $r_{Ti}$  为第  $i$  架 UAV 到目标之间的估计距离,

$$r_{Ti} = \sqrt{(x_T(k) - x_i(k))^2 + (y_T(k) - y_i(k))^2}$$

则第  $i$  架 UAV 的观测模型可表示为

$$\mathbf{z}_i(k) = \mathbf{H}_i(k)\mathbf{X}(k) + \mathbf{v}_i(k) \quad (2)$$

## 1.4 UAV 运动模型

UAV 装备有自动驾驶仪, 可以为飞机提供滚转、俯仰和偏航的控制输入并且具有速度和高度保持功能。UAV 自动驾驶仪可以接收航向角、加速度和高度指令, 在二维平面内的运动方程可以表示为

$$\left. \begin{aligned} \dot{x}_i &= v_i \cos \phi_i \\ \dot{y}_i &= v_i \sin \phi_i \\ \dot{v}_i &= a_i \\ \dot{\phi}_i &= \alpha_\phi (\phi_i^c - \phi_i) \end{aligned} \right\} \quad (3)$$

式中:  $(x_i, y_i)$ 、 $v_i$  和  $a_i$  分别为第  $i$  架 UAV 的位置、速度和加速度;  $\phi_i$  和  $\phi_i^c$  分别为航向角及其指令信号;  $\alpha_\phi$  为 UAV 响应指令航向角的比例系数。UAV 的速度、加速度以及航向角速率满足以下限制:

$$\left. \begin{aligned} v_{\min} &\leq v_i \leq v_{\max} \\ a_{\min} &\leq a_i \leq a_{\max} \\ \dot{\phi}_{\min} &\leq \dot{\phi}_i \leq \dot{\phi}_{\max} \end{aligned} \right\} \quad (4)$$

为改变各架 UAV 的位置, 只需在保持巡航速度的条件下控制各 UAV 的航向角。

## 2 ICF 算法

信息滤波是在卡尔曼滤波的基础上发展起来的, 卡尔曼滤波中使用状态估计  $\hat{\mathbf{x}}$  及方差  $\mathbf{P}$  进行计算, 而信息滤波则利用信息状态  $\hat{\mathbf{y}}$  及 Fisher 信息阵  $\mathbf{Y}$  进行计算, 并满足

$$\left. \begin{aligned} \hat{\mathbf{y}} &= \mathbf{P}^{-1} \mathbf{x} \\ \mathbf{Y} &= \mathbf{P}^{-1} \end{aligned} \right\} \quad (5)$$

关于信息滤波的详细计算过程见文献[6]。

## 2.1 一致性算法

一致性算法是使编队内所有个体在分布式通信基础上实现状态趋于一致的一种协议。在一致性问题的研究中, 图论是重要的分析工具。  $n$  个个体之间的通信拓扑可以用有向图  $G$  表示,

$$G = (V, E)$$

式中:  $V = \{1, 2, \dots, n\}$  为非空节点集合;  $E \subseteq V \times V$  为连接边集合。定义节点  $i$  的通信邻域为

$$N_c(i) = \{j \in V : (i, j) \in E\}$$

描述节点与边之间关系的矩阵为邻接矩阵  $\mathbf{A}$ , 其元素为

$$a_{ij} = \begin{cases} 1 & (i \neq j \text{ and } (i, j) \in E) \\ 0 & (\text{Otherwise}) \end{cases}$$

目前, 最普遍的一致性算法可表述为

$$\dot{\chi}_i(t) = \sum_{j \in N_c(i)} a_{ij} (\chi_j(t) - \chi_i(t)) \quad (6)$$

式中:  $\chi_i(t)$  为  $t$  时刻节点  $i$  的状态信息。式(6)又被称为平均一致性算法(Average-consensus Algorithm) [8-10], 还可以写成如下的矩阵形式:

$$\dot{\mathbf{X}} = -\mathbf{L}\mathbf{X} \quad (7)$$

式中:  $\mathbf{L}$  为有向图  $G$  的 Laplace 矩阵, 定义为

$$\mathbf{L} = \mathbf{D} - \mathbf{A}$$

式中:  $\mathbf{D} = \text{diag}(d_1, d_2, \dots, d_n)$ , 其中  $d_i = \sum_{j=1, j \neq i}^n a_{ij}$  为节点  $i$  的连通度。

有向图  $G$  的 Laplace 矩阵  $\mathbf{L}$  具有以下特点:

①  $0 \in \lambda(\mathbf{L})$  ( $\lambda(\mathbf{L})$  为矩阵  $\mathbf{L}$  的特征值集合), 且相应的特征向量是  $\mathbf{1}_n$ 。

② 若图  $G$  也是无向图, 则  $\mathbf{L}$  是对称正半定矩阵,  $\mathbf{L}$  的所有特征值都是实数, 且有  $0 = \lambda_1 \leq \lambda_2 \leq \dots \leq \lambda_n$ , 其中第二最小特征值  $\lambda_2$  也称为图  $G$  的代数连通度, 当无向图  $G$  是连通图时  $\lambda_2 > 0$ 。

形如式(6)的一致性算法有以下特点:

① 如果无向图  $G$  是连通的, 即  $\lambda_2 > 0$ , 则一致性算法式(6)会达到渐进平均一致。

② 一致性算法的一致收敛速度可由 Laplace 矩阵的第二最小特征值  $\lambda_2$  衡量,  $\lambda_2$  越大, 一致性收敛速度越快。

## 2.2 改进的 ICF 算法

ICF 算法是一种分布式滤波算法, 每个节点

都进行局部信息滤波,并将自身滤波信息广播到其邻近网络节点,最后通过一致性协议对其信息状态和信息矩阵进行一致性更新。在 ICF 中,每个节点仅与其通信邻域内的节点交换信息,而不是与整个编队内所有节点交换信息。与集中式滤波算法相比,可以节省网络带宽,所以,ICF 适合于在通信受限的网络化环境下使用。

在该算法中, $\tau$  为一致性协议的通信采样时刻,通信时间间隔为  $\tau_p$ ,这里  $\tau_p \geq T$ , $k$  为信息滤波的时刻(这里记为下标)。而文献[4]和文献[5]介绍的 ICF 算法中,首先进行一致性更新,然后进行测量更新,但是由于一致性更新之前的信息状态  $\hat{\mathbf{y}}$  及 Fisher 信息阵  $\mathbf{Y}$  为上一步的预测数据,还未经过测量数据的修正,含有较大的误差。类似于文献[2]提出的一致性卡尔曼滤波算法原理,本文采用的 ICF 算法是在测量更新之后才进行一致性更新,以达到滤波器信息状态的及时更新,称之为改进的 ICF 算法。

在  $k$  时刻,对任意节点  $i$ ,改进的 ICF 算法步骤如下:

① 预测。

$$\left. \begin{aligned} \mathbf{Y}_{i,k} &= (\mathbf{F}_k \mathbf{Y}_{i,k-1} \mathbf{F}_k^T + \mathbf{G}_k \mathbf{Q}_k \mathbf{G}_k^T)^{-1} \\ \hat{\mathbf{y}}_{i,k} &= \mathbf{Y}_{i,k} \mathbf{F}_k \mathbf{Y}_{i,k-1}^{-1} \hat{\mathbf{y}}_{i,k-1} \end{aligned} \right\} \quad (8)$$

② 测量更新。

$$\left. \begin{aligned} \hat{\mathbf{y}}_{i,k|k} &= \hat{\mathbf{y}}_{i,k|k-1} + \mathbf{i}_{i,k} \\ \mathbf{Y}_{i,k|k} &= \mathbf{Y}_{i,k|k-1} + \mathbf{I}_{i,k} \end{aligned} \right\} \quad (9)$$

式中: $\mathbf{i}_{i,k}$  和  $\mathbf{I}_{i,k}$  分别称为信息状态贡献(Information State Contribution)和相关信息矩阵(Associated Information Matrix),并由式(10)计算:

$$\left. \begin{aligned} \mathbf{i}_{i,k} &= \mathbf{H}_{i,k}^T \mathbf{R}_{i,k}^{-1} (\mathbf{z}_{i,k} - \mathbf{h}_i(k, \hat{\mathbf{x}}_{i,k|k-1})) + \mathbf{H}_{i,k} \hat{\mathbf{x}}_{i,k|k-1} \\ \mathbf{I}_{i,k} &= \mathbf{H}_{i,k}^T \mathbf{R}_{i,k}^{-1} \mathbf{H}_{i,k} \end{aligned} \right\} \quad (10)$$

③ 向通信邻域广播消息  $\mathbf{m}_i = (\hat{\mathbf{y}}_{i,k}, \mathbf{Y}_{i,k})$ 。

④  $\tau(k \leq \tau \leq k+1)$  时刻,如果接收到邻域节点的消息,则按式(11)进行一致性更新。

$$\left. \begin{aligned} \hat{\mathbf{y}}_{i,k} &= \hat{\mathbf{y}}_{i,k} - \frac{1}{1+d_i(\tau)} \sum_{j=1}^N a_{ij}(\tau) (\hat{\mathbf{y}}_{i,k} - \hat{\mathbf{y}}_{j,k}) \\ \mathbf{Y}_{i,k} &= \mathbf{Y}_{i,k} - \frac{1}{1+d_i(\tau)} \sum_{j=1}^N a_{ij}(\tau) (\mathbf{Y}_{i,k} - \mathbf{Y}_{j,k}) \end{aligned} \right\} \quad (11)$$

最终状态估计结果为

$$\hat{\mathbf{x}}_{i,k} = \mathbf{Y}_{i,k}^{-1} \hat{\mathbf{y}}_{i,k} \quad (12)$$

本文算法与文献[4]和文献[5]提出的 ICF 算法以及 CIF 算法的仿真结果对比见图 3,实验仿真参数均相同,图 3 中的误差曲线为各节点平均估计误差。本文算法的滤波误差远低于文献[4]和文献[5]提出算法的滤波误差,并且其分布式信息滤波结果接近于理想无通信受限的 CIF 结果。

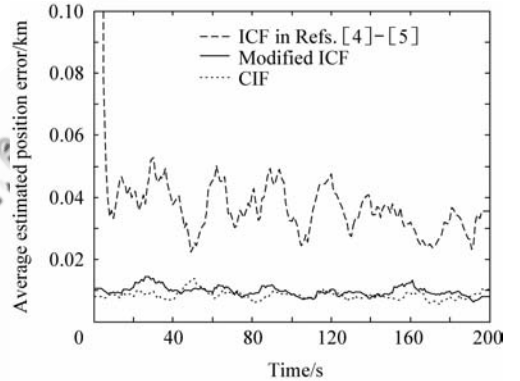


图 3 改进 ICF 算法和其他算法的比较

Fig. 3 Comparison between ICF and other methods

### 3 通信连接鲁棒性

一致性算法收敛的充要条件是通信拓扑图是连通的。Laplace 矩阵的第二最小特征值(代数连通性)是判断收敛速度的重要指标:第二最小特征值的绝对值越大,一致性收敛越快<sup>[8-12]</sup>。

由于 UAV 之间通信和测量距离受限,且通信网络拓扑结构是时变的,如何始终保持通信拓扑的连通性,从而使那些没有直接观测的 UAV 形成对目标的有效估计,是一个重要的问题。因此,对于跟踪系统而言,提高通信连通性不仅仅是数据传输的需要,还是为了加快 CIF 的收敛速度,以提高滤波器跟踪性能。所以,本文引入文献[13]提出的几何连接鲁棒性(Geometric Connectivity Robustness)作为跟踪系统通信连接鲁棒性的一个评价指标。

令  $r_i$  为节点  $i$  的最大可靠通信半径, $l_{ij}$  为节点  $i$  和节点  $j$  之间的距离,考虑无向图  $G$ ,节点  $i$  的通信邻域又可以表示为

$$N_C(i) = \{j \in V; \min(r_i, r_j) - l_{ij} \geq 0\} \quad (13)$$

式(13)表示:如果两节点之间存在双向通信,则节点  $j$  处于节点  $i$  通信邻域  $N_c(i)$  内。

定义节点  $i$  的信息邻域  $N_1(i)$  为节点  $i$  需要进行信息交换的集合。

如果节点  $i, j$  之间存在直接或间接通信,则可用路径鲁棒性来衡量通过中继节点  $p$  的节点  $i$  和节点  $j$  之间的连接强度:

$$B(i, j, p) = \min(\min(r_i, r_p) - l_{ip}, \min(r_j, r_p) - l_{jp}) \quad (14)$$

式中:  $p \in N_c(i) \cap N_c(j)$ , 否则  $B(i, j, p) < 0$ , 该参数失去意义。如果节点  $i, j$  之间存在直接双向通信,则  $p = i$  或  $p = j$ , 式(14)仍适用,并且可以扩展到“多跳”的通信中。

与信息流相关的网络拓扑结构的优劣可用式(15)定义的通信连接鲁棒性来衡量。

$$R_1(i) = \frac{1}{2} \min_{j \in N_1(i)} (\max_{p \in N_c(i) \cap N_c(j)} B(i, j, p)) \quad (15)$$

式中:通过  $\max$  运算得到由节点  $p$  作为中继节点使节点  $i, j$  之间连通性最强的那条路径;  $\min$  运算得到节点  $i$  到其信息邻域内的所有节点之间连通性最弱的一个节点。图的通信连接鲁棒性有以下几点性质:

① 如果对于所有节点  $i$  都有  $R_1(i) > 0$ , 则无向图  $G$  是连通的。

② 如果对于所有节点  $i$  都有  $R_1(i) > 0$ , 则任何一个节点都可以不大于  $R_1(i)$  的距离任意移动,从而都能保证无向图  $G$  的连通。

所以,增强系统的通信连接鲁棒性,可以提高网络通信拓扑图的连通性和可靠性,这为一致性滤波的收敛以及整个系统的可控可观性奠定了基础。

#### 4 基于多目标优化的 UAV 运动控制

为了获得最优的目标跟踪、定位精度以及保证通信连通性和系统可靠性,必须对 UAV 平台进行航迹控制<sup>[15-19]</sup>。首先,控制指挥中心长机需要了解目标信息以及各架僚机的位置、航向角等信息。基于 1.1 节的原理构架,长机基于局部 ICF,实现对目标的感知,并通过分布式数据链网络得到各架 UAV 的位置和航向角信息。基于这

些信息,长机计算各 UAV 的最优航向角,并将指令分发到各架 UAV 中,实现集中式 UAV 平台的最优控制。

##### 4.1 具有约束的多目标代价函数

考虑式(3)和式(4)的 UAV 运动学方程,为控制各架 UAV 的位置,在此仅调节各 UAV 的航向角  $\psi_i$ ,使得以下代价函数最小:

$$J = \text{tr}((\mathbf{Y}_{1,k} + \sum_{i=1}^n \mathbf{I}_i)^{-1}) + \alpha_1 \sum_{i=1}^n \frac{1}{|R_1(i)|} + \alpha_C \sum_{i=1}^n C_i + \alpha_L \sum_{i=1}^n r_{Ti} \quad (16)$$

式中:  $\mathbf{Y}_{1,k}$  为长机的当前滤波信息矩阵;  $\mathbf{I}_i$  为式(10)的相关信息矩阵;  $\text{tr}((\mathbf{Y}_{1,k} + \sum_{i=1}^n \mathbf{I}_i)^{-1})$  为滤波方差阵的迹;  $\alpha_1$ 、 $\alpha_C$  和  $\alpha_L$  为各指标的加权系数。

控制滤波方差阵迹最小的方法称为 A 最优准则 (A-optimality Criterion),文献[18]指出该准则为跟踪估计的最佳准则;由于测量距离的限制,  $r_{Ti}$  控制 UAV 靠近目标使得目标进入 UAV 雷达的探测半径内;  $R_1(i)$  控制 UAV 编队获得连通性较好的网络拓扑结构;  $C_i$  为控制代价,是由于控制命令的改变造成的能量损失代价,定义为

$$C_i = |\psi_i^c(k+1) - \psi_i(k)| \quad (17)$$

式中:  $\psi_i^c(k+1)$  为  $k+1$  时刻的指令航向角;  $\psi_i(k)$  为  $k$  时刻的航向角。

需要特别说明的是,将通信连接鲁棒性作为控制目标之一,可以实现较为可靠的通信连接,进而提高各节点的连通度和网络拓扑图 Laplace 矩阵的第二最小特征值,从而确保 ICF 算法快速稳定地收敛和整个系统的可靠性<sup>[8-11]</sup>。而且本文仿真结果也进一步验证了该结论的正确性。

另外,UAV 还应满足式(4)的运动约束以及式(18)的防撞约束。

$$\sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2} \geq D_{\text{safe}} \quad (18)$$

式中:  $D_{\text{safe}}$  为 UAV 之间的安全距离。考虑到长机的安全,长机与目标之间应保持一定的安全距离  $D_{LT}$ ,即

$$\sqrt{(x_L - x_T)^2 + (y_L - y_T)^2} \geq D_{LT} \quad (19)$$

这样,受限条件下具有长机-僚机型的异构多 UAV 协同目标跟踪问题就变成了满足约束条件式(4)、式(18)和式(19)情况下对式(16)的多目标优化问题:

$$\psi_{\text{opt}}^c = \arg \min_{\psi} J \quad (20)$$

## 4.2 滚动时域优化方法求解

本文采用滚动时域优化方法解决上述复杂约束条件下的多目标优化问题<sup>[17]</sup>。在每一离散时刻,利用系统的模型来预测系统未来  $t_r$  步的状态演化,并利用预测得到的系统未来的状态来建立一个优化问题,在线求解该优化问题,得到最优控制序列。在当前时刻,仅取最优控制序列中的前  $\tau_r$  个控制信号实际作用到系统中,舍去后面各项。在下一时刻,重复以上过程,这个过程随着时间的推进反复滚动进行。

滚动时域优化方法步骤如下所述。

① 由  $k$  时刻 UAV 状态  $\mathbf{X}(k)$ ,对目标进行  $t_r$  步预测,得到目标估计的状态序列:

$$\hat{\mathbf{X}}_T(k:k+t_r) = \{\mathbf{X}_T(k), \hat{\mathbf{X}}_T(k+1), \dots, \hat{\mathbf{X}}_T(k+t_r)\}$$

以及  $t_r$  步控制序列:

$$u(k:k+t_r) = \{u(k), u(k+1), \dots, u(k+t_r)\}$$

计算  $k+t_r$  时间段内的最优控制序列:

$$u^*(k:k+t_r) = \arg \min_u J(u(k:k+t_r), \mathbf{X}(k))$$

② 取此最优控制序列的前  $\tau_r$  段输入  $u^*(k:k+\tau_r)$  ( $1 \leq \tau_r \leq t_r$ ) 作为该  $\tau_r$  时间段内的控制输入。

③  $k+\tau_r$  时刻,重复步骤①和②。

## 5 仿真结果与分析

考虑 1 架长机和 4 架僚机组成的 UAV 编队对运动目标的跟踪情形。为了快速验证并更好地体现网络拓扑结构对 ICF 算法的影响,假定目标和 UAV 均以较大速度运动。目标初始状态为  $[200 \text{ km} \ 0.2 \text{ km/s} \ 180 \text{ km} \ -1 \text{ km/s}]^T$ ,做匀速直线运动,但存在均方差为  $50 \text{ m/s}^2$  的加速度噪声。各 UAV 机载探测雷达性能相同,最大探测半径为  $120 \text{ km}$ ,平均测距均方差为  $10 \text{ m}$ ,角度测量均方差为  $0.017 \text{ rad}$ ; UAV 飞行速度为  $0.8 \text{ km/s}$ ,最大通信距离为  $100 \text{ km}$ ;长机初始位置

为  $(20, 150) \text{ km}$ ,僚机的初始位置分别为  $(80, 150) \text{ km}$ ,  $(130, 200) \text{ km}$ ,  $(130, 100) \text{ km}$ ,  $(180, 150) \text{ km}$ 。设定各个滤波器的滤波初值均为目标的实际状态初值。雷达采样时间为  $1 \text{ s}$ ,通信间隔时间为  $1 \text{ s}$ ,总仿真时间为  $200 \text{ s}$ 。滚动时域优化预测步长为  $t_r=5$ ,取  $\tau_r=3$  即前 3 段最优控制量作为实际控制输入。

为了对比通信连接鲁棒性对系统的影响,分别采用传统不考虑通信连接鲁棒性的方法和本文方法进行仿真对比。

(1) 情形 1:不考虑通信连接鲁棒性

为了说明传统控制方法不考虑通信和测量受限的局限性,忽略式(15)中的第 2 项  $1/|R_1(i)|$ ,跟踪结果如图 4~图 7 所示。

图 4 中给出了 UAV 和目标每隔  $40 \text{ s}$  的位置。在  $t=0$  时,原系统保持预定编队队形向前方进行区域搜索。发现目标后,长机综合考虑滤波误差、控制代价以及距目标的距离,控制各 UAV 实现对目标的最优观测。但随后各架 UAV 的飞行航迹呈发散态势,因为 UAV 试图从多个方位测量目标,以获取尽可能多的目标信息。但也正因为如此,引起 UAV 之间通信变差,进而超出通信连接范围。

图 5 给出了几个特定时间点下 UAV 通信和测量拓扑结构的动态演变过程,可见随着时间的推移,通信网络的连通性越来越弱,并且可对目标实现有效测量的 UAV 节点数目逐渐减少。图 6 为通信拓扑图的 Laplace 矩阵的第二最小特征值

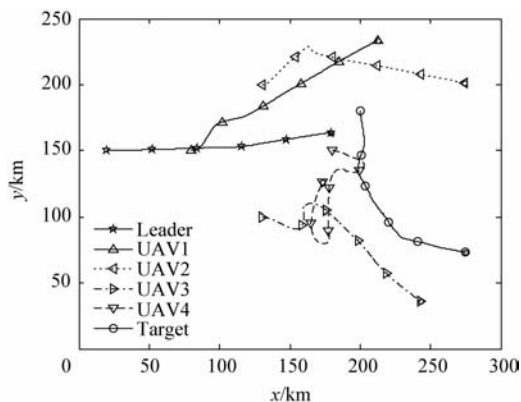


图 4 UAV 和目标的运动轨迹(不考虑通信连接鲁棒性)  
Fig. 4 Paths of UAVs and target (ignoring communication connectivity robustness)

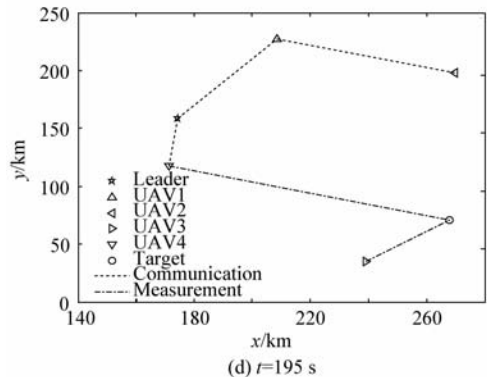
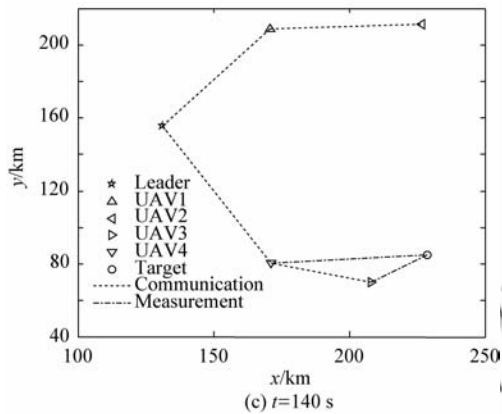
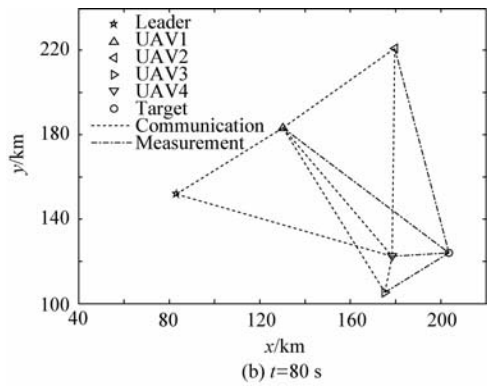
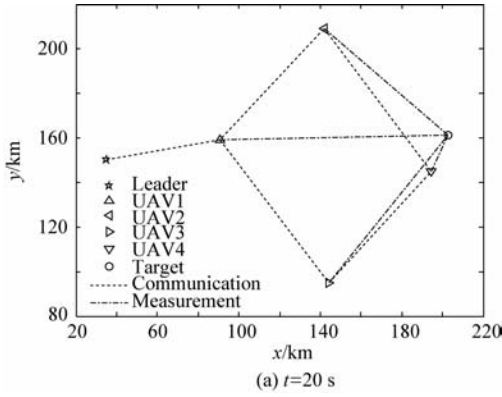
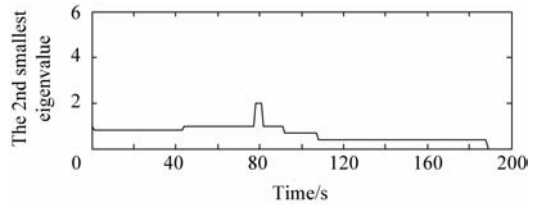
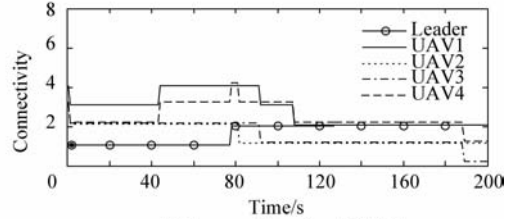


图5 通信和测量拓扑图(不考虑通信连接鲁棒性)

Fig. 5 Communication and measurement topology(ignoring communication connectivity robustness)



(a) The 2nd smallest eigenvalue



(b) Connectivity of each UAV

图6 Laplace矩阵的第二最小特征值及各UAV节点连通度(不考虑通信连接鲁棒性)

Fig. 6 The 2nd smallest eigenvalue of Laplace matrix and connectivity of each UAV(ignoring communication connectivity robustness)

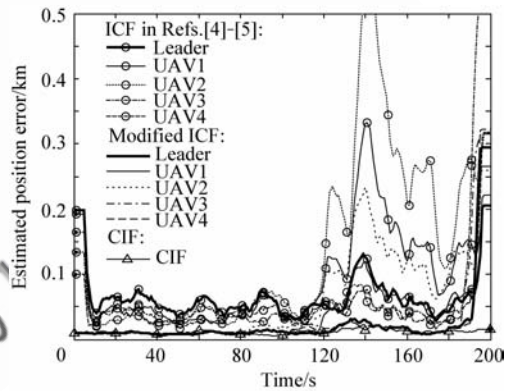


图7 各种滤波算法位置估计误差对比(不考虑通信连接鲁棒性)

Fig. 7 Comparison of estimated position error between different algorithms (ignoring communication connectivity robustness)

和每个 UAV 节点的连通度。各节点的连通度有降低的趋势,使得 Laplace 矩阵的第二最小特征值也逐渐减小,这也意味着整个系统的通信连通性在逐渐变差。在 190 s,第二最小特征值为 0,说明通信链路已经断开。

图 7 给出了在图 4 的运动轨迹下,基于不同滤波算法得到的各 UAV 局部滤波误差。为了对比分析,将文献[4]和文献[5]的滤波算法与本文算法及 CIF 算法的滤波结果分别绘于图 7 中。在 120 s 之前,由于此时各节点连通度和



Laplace 矩阵的第二最小特征值均比较大,使得文献[4]和文献[5]算法和本文算法的各分布式滤波结果均一致收敛。但本文算法的各 UAV 滤波误差明显优于文献[4]和文献[5]的滤波算法,并且接近于理想 CIF 的滤波效果。

在 120~190 s,参考图 5 和图 6,UAV 编队形成了链式队形,此时 Laplace 矩阵的第二最小特征值比较小,意味着此时通信连通性较弱。由于长机、UAV1 和 UAV2 不能对目标形成有效观测,只能通过通信获取邻域的估计信息(UAV3 和 UAV4 的有效观测信息)。ICF 算法是一种平均一致性算法,各节点滤波值为该邻域内所有节点的滤波均值,未形成有效观测的节点会“拉低”其邻域的估计精度。长机节点可以直接获得来自于 UAV4 的局部滤波信息进行一致性更新,故误差较小。而 UAV1 的通信邻域长机和 UAV2 均无有效测量,故一致性更新后,误差较长机有所增大。UAV2 仅仅与其邻域节点 UAV1 通信,但此时的 UAV1 信息已经含有较大误差,所以 UAV2 的位置估计误差最大。故该时段的滤波误差大小依次为  $UAV2 > UAV1 > \text{长机} > UAV3 \& UAV4$ ,并且估计误差有逐渐下降的趋势,这是由于一致性算法的收敛性,但收敛速度较慢,正如图 7 中 120~190 s 所示。

基于以上的误差分析,在受限条件下,如果节点(如 UAV3、UAV4)能够直接测量目标或者其通信邻域节点(如长机)可以对目标直接测量,那么该分布式滤波算法的估计精度比较高,否则,若经过“多跳”通信来获取目标信息的节点(如 UAV1、UAV2),其估计精度比较差。尽管这种“多跳”的通信使得滤波器性能变坏,但从图 7 可见,本文算法依然优于文献算法。

在 190 s 左右,UAV3 和其他几架 UAV 失去网络连接,对应 Laplace 矩阵的第二最小特征值为 0,即此时网络拓扑结构不能形成生成树,由第 2 节结论可知,一致性算法不能收敛。此时尽管 UAV3 和 UAV4 均可探测目标,但由于通信断开,二者之间的观测信息不能形成信息融合,相当于两个独立的滤波器,故此时各个滤波器性能变得更差,对应图 7 中的滤波误差突然增大。更为严重的是,由于 UAV3 脱离了通信连接,不受长机控制,在实际中是非常危险的。

## (2) 情形 2:考虑通信连接鲁棒性

考虑式(15)所示的通信连接鲁棒性指标,仿真结果如图 8~图 11 所示。对比图 8 和图 4 可知,考虑通信连接鲁棒性时 UAV 有两种运动趋势:① UAV 靠近目标,使之进入雷达的探测距离内;② 各 UAV 有“收拢”的趋势,以提高通信连通性。

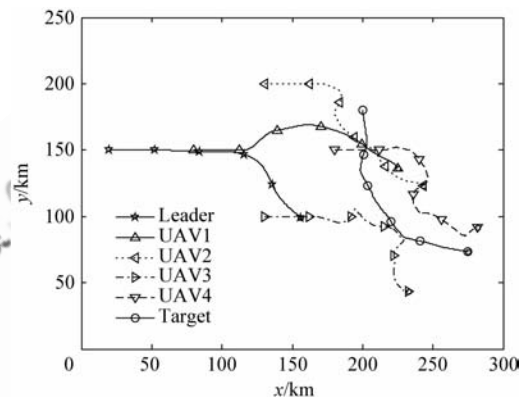
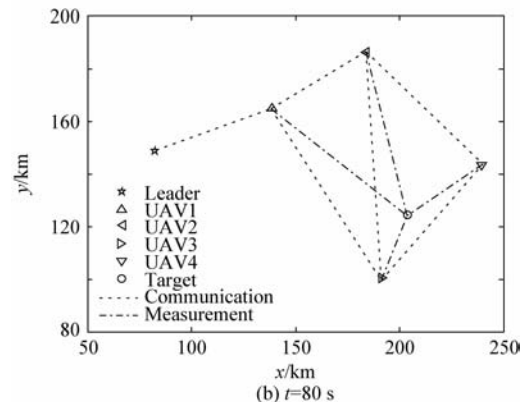
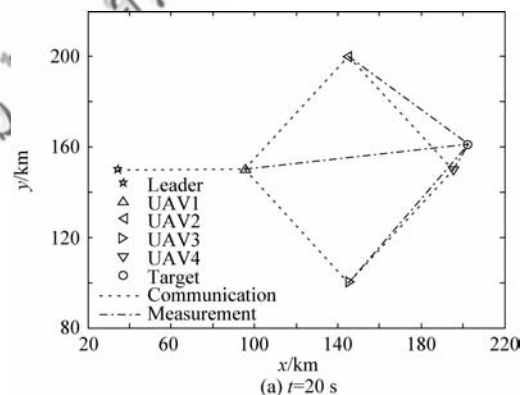


图 8 UAV 与目标的运动轨迹(考虑通信连接鲁棒性)

Fig. 8 Paths of UAVs and target (concerning communication connectivity robustness)



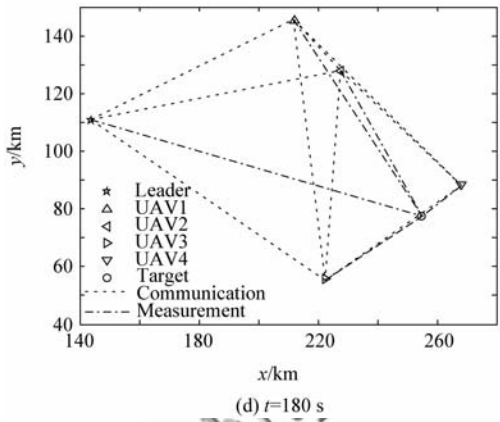
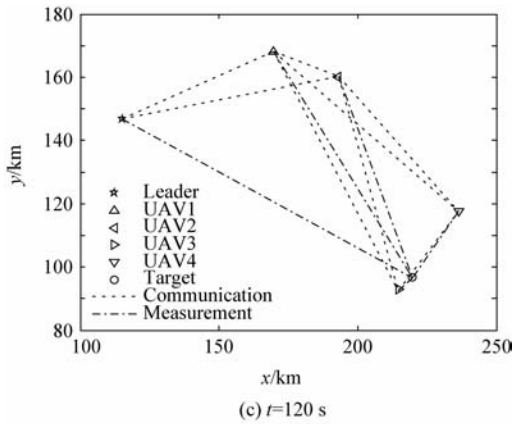


图9 通信和测量拓扑图(考虑通信连接鲁棒性)  
Fig.9 Communication and measurement topology (concerning communication connectivity robustness)

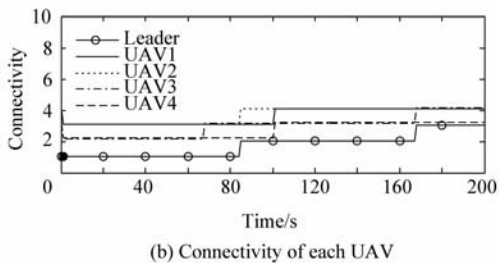
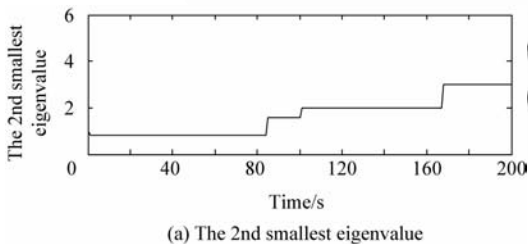


图10 Laplace 矩阵的第二最小特征值及各 UAV 节点连通度(考虑通信连接鲁棒性)  
Fig.10 The 2nd smallest eigenvalue of Laplace matrix and connectivity of each UAV (concerning communication connectivity robustness)

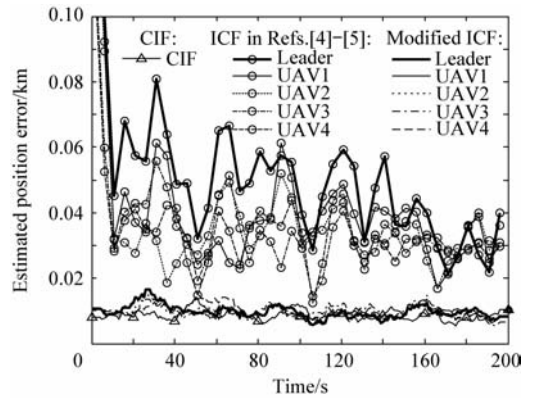


图11 各种滤波算法位置估计误差对比(考虑通信连接鲁棒性)  
Fig.11 Comparison of estimated position error between different algorithm (concerning communication connectivity robustness)

图9给出了几个特定时间点下 UAV 通信和测量拓扑结构的动态演变过程,由图可见通信连接越来越密切,并且可对目标实现探测的 UAV 节点数目逐渐增加。在 180 s 之后, UAV 之间形成了较为可靠的通信拓扑图,并且所有 UAV 均可对目标实现有效探测。其通信连接程度明显优于图 5,说明了本文算法可有效提高通信拓扑的连通性。

图10给出了通信拓扑图 Laplace 矩阵的第二最小特征值及每个 UAV 的连通度。相比于图 6,由于把通信连接鲁棒性作为最优指标之一,各节点的连通度有增加的趋势,使得 Laplace 矩阵的第二最小特征值也呈现上升的趋势,这就意味着本文算法可以加快一致性算法收敛速度并有效提高通信连接鲁棒性。

图11给出了不同滤波算法下各 UAV 的局部滤波误差,通过对比可见,基于本文算法的各 UAV 滤波结果收敛一致,并且接近于理想通信情况下 CIF 的滤波效果。

为了进一步比较两种情形下的计算效率和有效性,在 MATLAB 7.8 环境下,分别对两种情形做了 20 次仿真,对比结果如表 1 所示。情形 1 下,虽然计算机平均运行时间比情形 2 有所节省,但有 16 次出现滤波发散的情况,并且各种滤波算法下的平均滤波误差均较大。而本文考虑通信连接鲁棒性的算法,每次均得到通信连通性强、滤波性能好的跟踪结果。仿真对比表明,在通信和测量受限条件下,本文算法可以显著改善系统的通

信连通性,保证滤波收敛,提高系统的可靠性和鲁棒性。另外,本文改进的 ICF 算法性能远优于文献[4]和文献[5]的 ICF 滤波算法,并且在通信连通性较强的情况下,本文 ICF 算法效果接近于理想通信下的 CIF 算法。

表 1 两种情形下的算法性能比较

Table 1 Performance comparison of different algorithms between two cases

Case	Running time/s	Divergence times	Estimated position error/m		
			ICF in Refs. [4]-[5]	Modified ICF	CIF
1	20.8	16	82.8	34.5	11.1
2	22.6	0	39.7	9.8	8.5

## 6 结 论

(1) ICF 算法是一种分布式滤波算法,可以减小通信数据量,并且当通信拓扑连通性比较好时,其滤波效果接近于 CIF。

(2) 某节点到可测量节点的“多跳”通信次数越多,该节点滤波器性能越差。这是由 ICF 内部协议决定的,故增强通信连接对提高滤波器性能有重要意义。

(3) 采用满足约束条件的多目标优化方法,可以得到比较满意的综合性控制效果。由于优化问题的求解算法复杂性,使得计算时间稍长(对于 200 s 的仿真, MATLAB 环境下实际运行时间为 22.6 s),但可以通过减小预测步长或加大控制输入步长来进一步降低计算时间。另外,若采用 C 语言和实时操作系统,还可大大提高算法的计算效率,在工程中是容易实现的。

(4) 引入通信连接鲁棒性作为优化指标,可以确保通信拓扑的连通性,实现网络拓扑向健壮性的方向演化,并提高 ICF 算法的收敛速度和性能,增强整个系统的可靠性。

(5) 虽然本文的数据融合方法属于分布式 ICF,但是由于控制指标的复杂性,很难实现实时、自主、分布式控制。由各架 UAV 利用局部滤波结果并融合通信邻域的 UAV 信息,控制该邻域内 UAV 运动,真正实现分布式数据融合和分布式控制是今后的研究方向。

## 参 考 文 献

[1] Lummus R. Mission battle management system fighter en-

agement manager concept[R]. AIAA-2003-2857, 2003.

[2] Olfati-Saber R. Distributed Kalman filtering for sensor networks[C]// Proceedings of the IEEE Conference on Decision and Control. 2007: 5492-5498.

[3] Olfati-Saber R, Sandell N F. Distributed tracking in sensor networks with limited sensing range[C]// Proceedings of the American Control Conference. 2008: 3157-3162.

[4] Casbeer D W, Beard R W. Multi-static radar target tracking using information consensus filters[R]. AIAA-2009-6223, 2009.

[5] Casbeer D W, Beard R. Distributed information filtering using consensus filters[C]// Proceedings of the American Control Conference. 2009: 1882-1887.

[6] Mutambara A G O. Information based estimation for both linear and nonlinear systems [C]// Proceedings of the American Control Conference. 1999: 1329-1333.

[7] Wang L, Wang N, Zhu H Y. Consensus based distributed unscented information filtering for air mobile sensor networks[C]// Proceedings of the 2nd International Asia Conference on Informatics in Control, Automation and Robotics. 2010: 492-495.

[8] Olfati-Saber R, Fax J A, Murray R M. Consensus and cooperation in networked multi-agent systems[C]// Proceedings of the IEEE, 2007, 95(1): 215-233.

[9] Ren W, Beard R W, Atkins E. Information consensus in multi-vehicle cooperative control[J]. IEEE Control Systems Magazine, 2007, 27(2): 71-82.

[10] Olfati-Saber R, Murray R M. Consensus problems in networks of agents with switching topology and time-delays [J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2004, 49 (9): 1520-1533.

[11] Ren W, Beard R W. Consensus of information under dynamically changing interaction topologies[C]// Proceedings of the American Control Conference. 2004: 4939-4944.

[12] Kim Y, Mesbahi M. On maximizing the second smallest eigenvalue of a state-dependent graph Laplacian [J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2006, 51(1): 116-120.

[13] Spanos D P, Murray R M. Robust connectivity of networked vehicles[C]// Proceedings of IEEE Conference on Decision and Control. 2004: 2893-2898.

[14] Casbeer D W, Swindlehurst A L, Beard R. Connectivity in a UAV multi-static radar network[R]. AIAA-2006-6209, 2006.

[15] Geiger B R, Horn J F, DeLullo A M, et al. Optimal path planning of UAVs using direct collocation with nonlinear programming[R]. AIAA-2006-6199, 2006.

[16] Whitacre W W, Tillinghast G, Campbell M E. Information-theoretic optimization of periodic orbits for persistent cooperative geolocation[R]. AIAA-2008-7020, 2008.

- [17] Frew E W. Receding horizon control using random search for UAV navigation with passive, non-cooperative sensing [R]. AIAA-2005-5864, 2005.
- [18] Ponda S S, Kolacinskiy R M, Frazzolis E. Trajectory optimization for target localization using small unmanned aerial vehicles[R]. AIAA-2009-6015, 2009.
- [19] Frew E W, Dixon C, Argrow B, et al. Radio source localization by a cooperating UAV team [R]. AIAA-2005-6903, 2005.

#### 作者简介:

孙海波(1987—) 男,硕士研究生。主要研究方向:多 UAV 协同目标跟踪。

Tel: 010-82338672

E-mail: haibo2806@163.com

周锐(1968—) 男,博士,教授。主要研究方向:飞行器制导与控制。

Tel: 010-82339232

E-mail: zhr@buaa.edu.cn

邹丽(1987—) 女,硕士研究生。主要研究方向:多飞行器协同制导与控制。

Tel: 010-82338672

E-mail: woaiabama1987@163.com

丁全心(1962—) 男,博士,研究员,总师。主要研究方向:航空火力控制技术。

Tel: 0379-63327021

E-mail: dingqx@vip.sina.com

## Distributed Cooperation Target Tracking for Heterogeneous Multi-UAV Under Communication and Measurement Constraints

SUN Haibo<sup>1</sup>, ZHOU Rui<sup>1,\*</sup>, ZOU Li<sup>1</sup>, DING Quanxin<sup>2</sup>

1. National Key Laboratory of Science and Technology on Holistic Control, Beijing University of Aeronautics and Astronautics, Beijing 100191, China

2. Key Laboratory of National Defense Science and Technology on Fire Control Technology, Luoyang Electro-optical Equipment Research Institute, Luoyang 471009, China

**Abstract:** This article presents a study of the network distributed cooperation observation and tracking of heterogeneous multi-unmanned aerial vehicle (UAV) based on local communication and limited detection range. The distributed UAV system adopts a heterogeneous Leader-Follower type network structure for the purpose of enlarging detection and attack depth under electronic silence and tactic invisibility. An improved information consensus filter (ICF) is proposed to achieve distributed data fusion for the UAVs within their communication and measurement range. Because the convergence of the consensus algorithm is relevant to the connectivity of the topology graph, communication connectivity robustness is introduced as an optimal index to solve the distributed filter and control problem of the UAVs under communication and measurement constraints. The Leader acts as the control center, while receding horizon optimization (RHO) is used to obtain the optimal solution, thus controlling the trajectory of each UAV to acquire the best tracking performance. Simulations reveal that the performance of the proposed ICF is equal to that of the centralized information filter (CIF) when communication is strong. Compared with the optimization when ignoring the communication connectivity robustness, this algorithm can dramatically enhance the connectivity of the topology graph, improve the tracking performance and convergence of the consensus algorithm, and enhance the reliability and robustness of the system.

**Key words:** target tracking; Leader-Follower; communication and measurement constraints; information consensus filter; communication connectivity robustness; receding horizon optimization

**Received:** 2010-05-19; **Revised:** 2010-06-17; **Accepted:** 2010-08-24; **Published online:** 2010-11-11 09:14

**URL:** www.cnki.net/kcms/detail/11.1929.V.20101111.0914.026.html **DOI:** CNKI:11-1929/V.20101111.0914.026

**Foundation items:** National Natural Science Foundation of China(60975073); Aeronautical Science Foundation of China(2008ZC13011); Doctoral Program of Higher Education Research Fund(20091102110006); Key Laboratory Fund of National Defense Science and Technology on Fire Control Technology

\* **Corresponding author.** Tel.: 010-82339232 E-mail: zhr@buaa.edu.cn