

引用格式:柳向阳,唐大全,邓伟栋,等.适用于有向图网络的多无人机目标跟踪一致性算法[J].电光与控制,2019,26(7):60-64,79. LIU X Y, TANG D Q, DENG W D, et al. Multi-UAV target tracking consistency algorithm for directed graph networks[J]. Electronics Optics & Control, 2019, 26(7):60-64,79.

适用于有向图网络的多无人机目标跟踪一致性算法

柳向阳¹, 唐大全², 邓伟栋², 丁鹏程²

(1. 中国人民解放军92543部队,山西长治 046001; 2. 海军航空大学,山东烟台 264001)

摘要:多无人机目标跟踪是最近几年研究的热点和重点问题。针对多无人机组成的有向图网络,构建了多无人机目标跟踪的模型,采用分布式融合处理的方法。基于多无人机目标估计的分布式无迹信息滤波,以定理形式推导证明了基于有向图网络的加权平均一致性算法,提出两种加权矩阵的设计方法,基于此构建了分布式无迹信息滤波一致性算法的问题求解框架。仿真分析表明,基于有向图网络的一致性算法能够在不同网络拓扑环境下很好地跟踪目标,具有很好的估计精度和鲁棒性,能够提高多无人机融合估计性能。

关键词:多无人机;目标跟踪;有向图;一致性算法

中图分类号:V479

文献标志码:A

doi:10.3969/j.issn.1671-637X.2019.07.012

Multi-UAV Target Tracking Consistency Algorithm for Directed Graph Networks

LIU Xiang-yang¹, TANG Da-quan², DENG Wei-dong², DING Peng-cheng²

(1. No.92543 Unit of PLA, Changzhi 046001, China; 2. Naval Aviation University, Yantai 264001, China)

Abstract: Multi-UAV target tracking is a hot topic in recent years. In this paper, a multi-UAV target tracking model is constructed for a directed graph network composed of multiple UAVs, and a distributed fusion processing method is adopted. Based on the multi-UAV target estimation of distributed unscented information filtering, the thesis deduces the weighted average consistency algorithm based on directed graph network, and proposes two weighting matrix design methods. Based on this, a problem solving framework for distributed unscented information filtering consistency algorithm is constructed. The simulation analysis shows that the consistency algorithm based on directed graph network can track the target well under different network topologies, which has good estimation accuracy and robustness, and can improve the performance of multi-UAV fusion estimation.

Key words: multi-UAV; target tracking; directed graph; consistency algorithm

0 引言

目标跟踪是多无人机(Unmanned Aerial Vehicle, UAV)应用领域的重要研究内容,多UAV协同目标状态融合估计是目标跟踪的关键技术。多UAV协同融合估计是无人机对本地节点和群内其他节点数据的融合处理,获得目标状态信息的方法。数据处理方式大致可以分为集中式、分布式和递阶分布式3类^[1]。由于分布式处理方式下每一个传感器处理测量提取有用的信息,减少了通信带宽的要求,降低了信息接收节点

的融合后计算负担,从而得到了广泛的应用。文献[2]提出了一种基于无迹变换的信息滤波(Unscented Information Filter, UIF),实现信息矩阵和信息状态向量的传递。实践表明,UIF的滤波精度大于扩展信息滤波(Extended Information Filter, EIF),能够达到很好的滤波效果,UIF被大量应用于多传感器信息估计;文献[3-4]应用的分布式估计方法,主要由无人机节点的无迹信息滤波器和平均一致滤波器组成,平均一致滤波器是融合各无人机节点的观测信息,从而获得目标在任意时刻关于多目标的平均一致的信息形式的观测量,以此观测量获得目标关于目标状态的预测和更新,最后获取目标的最优后验估计;文献[5-6]的多无人机网络能够对移动的目标实现持续跟踪,应用到的网络都是无向图网络,得到关于目标状态的一致性估计;文献[7]针对有网络

收稿日期:2018-08-14

修回日期:2018-08-30

作者简介:柳向阳(1989—),男,陕西商洛人,硕士,助工,研究方向为飞行器综合导航技术。

延迟和通信受限条件下的有向图网络,得到目标状态的精确估计。

现在已经有大量关于目标一致性估计的研究,但是仍然存在很多问题。现有的多无人机目标跟踪大部分是基于无向网络拓扑结构的,没有对多无人机有向网络中目标一致性估计的深入研究。大多数多无人机网络是针对固定不变拓扑结构的,适用于变拓扑的目标状态估计研究较少。

针对以上情况,本文根据无人机有向网络拓扑的特点,按照移动变化的网络节点和复杂环境带来的网络不固定的情形,以无人机网络邻居节点的信息传递构建局部分布式无迹信息滤波(Distributed Unscented Information Filter, DUIF),受有向图多智能体一致性研究^[8]的启发,将推导证明无人机有向图网络的加权一致性算法。仿真实验分析表明,DUIF一致性估计具有很好的性能,目标估计精度得到了极大的改善,具有一定的应用价值。

1 模型构建

1.1 无人机运动模型

当无人机做匀速转弯运动,经常用联动式转弯运动(Coordinated Turn, CT)模型,其运动特点就是无人机速度大小保持不变,速度方向时刻在变化,即

$$\begin{cases} \mathbf{x}_i(k+1) = \mathbf{F}_{ct} \mathbf{x}_i(k) + \mathbf{G}_{ct} \boldsymbol{\rho}(k) & (1) \\ \mathbf{F}_{ct} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & (\sin \omega)/\omega & (\cos \omega)/\omega \\ 0 & 1 & (1 - \cos \omega)/\omega & (\sin \omega)/\omega \\ 0 & 0 & \cos \omega & -\sin \omega \\ 0 & 0 & \sin \omega & \cos \omega \end{pmatrix} \\ \mathbf{G}_{ct} = \begin{pmatrix} \frac{1}{2}(\Delta T)^2 & 0 \\ 0 & \frac{1}{2}(\Delta T)^2 \\ \Delta T & 0 \\ 0 & \Delta T \end{pmatrix} & (2) \end{cases}$$

式中: $\mathbf{x} = (x, y, \dot{x}, \dot{y})^T$ 是无人机的位置和速度分量; \mathbf{F}_{ct} 是无人机的转弯矩阵; ω 是转弯速率, $\omega > 0$ 表示无人机逆时针方向转弯, $\omega < 0$ 表示无人机顺时针方向转弯; $\boldsymbol{\rho}(k) = (\rho_v(k), \rho_v(k))^T, \rho_v(k) \sim N(0, \sigma_v^2), \boldsymbol{\rho}(k)$ 是均值为零、方差为 σ_v^2 的高斯白噪声。

1.2 传感器观测模型

数字照相机、摄像机或者光电成像平台能够提供丰富的目标信息,目标图像识别处理后提供目标的方位信息^[9]。本文无人机采用光电成像平台测向传感器。为简化问题,在二维平面内,测向组成传感器观测模型为

$$\mathbf{z}_i = (\varphi_i) = \left(\arctan\left(\frac{x_i - x_t}{y_i - y_t}\right) + \nu_{\varphi,i} \right) \quad (3)$$

式中: $\mathbf{X}_t = (x_t, y_t, \dot{x}_t, \dot{y}_t)^T$ 是目标的运动状态; $\nu_{\varphi,i}$ 是测向误差。

1.3 通信拓扑模型

由于无人机网络之间信息传递一般是有方向的,用有向图^[10] $G = (\mathcal{V}, \mathcal{E})$ 表示一个多无人机网络,非空集合 $\mathcal{V} = \{1, 2, \dots, N\}$ 表示节点的集合, N 是节点的数目, $\mathcal{E} = \{e_{ij} = (i, j) \mid i, j \in \mathcal{V}\}$ 表示节点组成的边的集合, $e_{ij} = (i, j) \in \mathcal{E}$ 表示节点 i 与 j 之间有信息传递。由于节点传递是有方向的,所以边是有方向的,即 $e_{ij} \in \mathcal{E}$ 成立并不意味着 $e_{ji} \in \mathcal{E}$ 。

有向图 G 的邻接矩阵^[10] $\mathbf{A} = (a_{ij})_{N \times N}$,其中,边 $a_{ij} > 0$ 意味着 $e_{ji} = (j, i) \in \mathcal{E}$,即节点 j 传递信息给节点 i ,定义节点 i 的入度为 $deg_{in}(i) = \sum_{j=1, i \neq j}^N a_{ij}$,入度矩阵 $\mathbf{\Delta}$ 为以各个节点入度为对角线元素的矩阵。拉普拉斯矩阵 $\mathbf{L} = \mathbf{\Delta} - \mathbf{A}$ 。

2 分布式无迹信息滤波 DUIF

无人机在执行任务过程中,易受到复杂环境和不可控的敌方因素的影响,导致无人机网络通信拓扑是变化的和不稳定的,有时候甚至影响通信拓扑图的连通性。利用局部无迹信息滤波作为底层滤波器^[11-12],再利用一致性滤波处理稀疏 WSN 网络的局部无迹信息滤波,可以很好地解决问题。本文将局部无迹信息滤波器应用到运动的无人机节点组成的动态多 UAV 通信拓扑网络中,对多 UAV 观测到的目标信息进行融合处理,为下一步处理做好准备。

在任意一个无人机节点 i 中,假设在 $k+1$ 时刻,根据无迹信息滤波进行无迹变换,得到 Sigma 采样^[13],即

$$\boldsymbol{\chi}_k^i = (\mathbf{x}_{k|k}^i, \mathbf{x}_{k|k}^i \pm (\sqrt{(n+\lambda)\mathbf{P}_{k|k}^i})_s) \quad (4)$$

式中: $s = 1, 2, \dots, 2n+1, n$ 是系统状态的维数; λ 为调整尺度。采样点对应的目标状态估计权值和协方差权值分别是

$$\begin{cases} W_0^{(m)} = \lambda / (n + \lambda) \\ W_0^{(c)} = \lambda / (n + \lambda) + (1 - \alpha^2 + \beta) \\ W_s^{(m)} = W_s^{(c)} = 1 / [2(n + \lambda)] \end{cases} \quad (5)$$

式中:系数 α 影响采样样本点的散布程度;系数 β 在高斯分布下的最优值为2。按照无迹信息滤波算法进行预测,得到协方差矩阵

$$\boldsymbol{\chi}_{k+1}^{(i,s)} = f(\boldsymbol{\chi}_k^{(i,s)}) \quad (6)$$

$$\hat{\mathbf{x}}_{k+1|k}^i = \sum_{s=1}^{2n} W_s^{(m)} \boldsymbol{\chi}_{k+1}^{(i,s)} \quad (7)$$

$$\mathbf{P}_{k+1|k}^i = \sum_{s=1}^{2n} W_s^{(c)} (\boldsymbol{\chi}_{k,k-1}^{(i,s)} - \hat{\mathbf{x}}_{k+1|k}^i) (\boldsymbol{\chi}_{k,k-1}^{(i)} - \hat{\mathbf{x}}_{k+1|k}^i)^T \quad (8)$$

预测信息矩阵为

$$\mathbf{Y}_{k+1k}^i = (\mathbf{P}_{k+1k}^i)^{-1} \quad (9)$$

预测信息状态向量为

$$\mathbf{y}_{k+1k}^i = \mathbf{Y}_{k+1k}^i \hat{\mathbf{x}}_{k+1k}^i \quad (10)$$

伪观测矩阵描述误差传递矩阵^[14]为

$$\mathbf{H}_{k+1}^i = (\mathbf{P}_{k+1k}^{i,zz})^{-1} (\mathbf{P}_{k+1k}^i)^{-1} \quad (11)$$

其中

$$\mathbf{P}_{k+1k}^{i,zz} = \sum_{s=1}^{2n+1} \mathbf{W}_s^{(c)} (\boldsymbol{\chi}_{s,k}^i - \hat{\mathbf{x}}_{k+1k}^i) \cdot (h(\boldsymbol{\chi}_{k+1}^{(i,s)}) - \hat{\mathbf{z}}_{k+1k}^i)^T; \quad (12)$$

$$\hat{\mathbf{z}}_{k+1k}^i = \sum_{s=1}^{2n+1} \mathbf{W}_s^{(m)} h(\boldsymbol{\chi}_{k+1}^{(i,s)})。 \quad (13)$$

信息状态向量收益和信息矩阵收益为

$$\mathbf{i}_{k+1}^i = \mathbf{H}_{i,k+1}^T \mathbf{R}_{k+1}^{-1} (\mathbf{v}_{i,k+1} + \mathbf{H}_{i,k+1}^T \hat{\mathbf{x}}_{k+1k}^i) \quad (14)$$

$$\mathbf{I}_{k+1}^i = \mathbf{H}_{i,k+1}^T \mathbf{R}_{k+1}^{-1} \mathbf{H}_{i,k+1} \quad (15)$$

其中,扩展信息滤波中的测量误差残差项^[2]为

$$\mathbf{v}_{i,k+1} = \mathbf{z}_{k+1}^i - h(\hat{\mathbf{x}}_{k+1k}^i, k+1)。 \quad (16)$$

根据 UIF 算法进行预测更新后,进行观测更新,可以得到 $k+1$ 时刻的信息矩阵和信息向量为

$$\mathbf{Y}_{k+1k+1}^i = \mathbf{Y}_{k+1k}^i + \mathbf{I}_{k+1}^i + \sum_{j \in \Omega_i} \mathbf{I}_{k+1}^j, \quad (17)$$

$$\mathbf{y}_{k+1k+1}^i = \mathbf{y}_{k+1k}^i + \mathbf{i}_{k+1}^i + \sum_{j \in \Omega_i} \mathbf{i}_{k+1}^j。 \quad (18)$$

局部无迹信息滤波只是对节点 i 的邻居集 $\Omega_i = \{j \in V | (i, j) \in E\}$ 信息进行交换,只是利用邻居节点的观测交换信息,避免受到与之不连接的没有信息交换节点的观测信息的影响,特别是无人机网络拓扑图变化时,与整个网络节点交换信息,会导致不关联节点的误差传递整个网络,增大目标估计的误差,局部无迹信息滤波能很好地处理这个问题。

3 加权平均一致性算法

无向图的一致性算法是多个个体就特定状态达到全局一致的邻居节点间的相互作用方法。在无人机网络拓扑 G 中,对于任意节点 i ,平均一致性算法^[14]可以表示为

$$\xi_{k+1}^i = W_{ii} \xi_k^i + \sum_{j \in N_i} W_{ij} \xi_k^j = \xi_k^i + \sum_{j \in N_i} W_{ij} (\xi_k^j - \xi_k^i) \quad (19)$$

式中: $N_i = \{j \in V | (i, j) \in E\}$ 是节点 i 的邻居集。由于有向图 $G = (V, E)$ 邻接矩阵大多数情况下是非对称的,有向图的加权矩阵不完全满足平均一致性算法的加权系数矩阵的性质^[14]。下面以定理的形式给出无人机网络有向图的加权平均一致性算法。

3.1 定理和证明

定理 1 当有向图 $G = (V, E)$ 的加权矩阵 \mathbf{W} 是一个具有正对角元素的随机矩阵^[15], 1 是 \mathbf{W} 代数重复度为 1 的最大特征值,且存在一个唯一正的归一化左特征向量 $\boldsymbol{\pi} = (\pi_1 \ \pi_2 \ \cdots \ \pi_n)^T$, 满足 $\boldsymbol{\pi}^T \mathbf{W} = \boldsymbol{\pi}^T$ 和 $\lim_{k \rightarrow \infty} \mathbf{W}^k = \mathbf{I} \boldsymbol{\pi}^T$ 时,每一个节点执行算法

$$\mathbf{x}_{k+1}^i = W_{ii} \mathbf{x}_k^i + \sum_{j \in N_i} W_{ij} \mathbf{x}_k^j \quad (20)$$

各个节点最终能够收敛到加权平均一致

$$\lim_{k \rightarrow \infty} \mathbf{x}(k) = \left(\sum_{i=1}^N \pi_i \mathbf{x}_i(0) \right) \mathbf{I}。 \quad (21)$$

证明 在无人机网络中,假设网络没有延迟、丢包等现象,是理想的有向图网络,按照加权矩阵的性质^[16],式(20)可以变成

$$\mathbf{x}_i(k+1) = \sum_{j \in N_i \cup \{i\}} W_{ij} \mathbf{x}_j(k)。 \quad (22)$$

又由于 $\mathbf{x}(k) = (\mathbf{x}_1(k) \ \mathbf{x}_2(k) \ \cdots \ \mathbf{x}_N(k))^T$, 将式(22)重新写成

$$\mathbf{x}(k+1) = \mathbf{W} \mathbf{x}(k)。 \quad (23)$$

从节点初始时刻开始迭代,可推导得到 $\lim_{k \rightarrow \infty} \mathbf{x}(k) = \mathbf{W}^k \mathbf{x}(0) = \mathbf{I} \boldsymbol{\pi}^T \mathbf{x}(0)$, 即可得到证明的形式,所以可得到各节点状态的平均一致值为: $\mathbf{x}_{\text{avg}} = \lim_{k \rightarrow \infty} \mathbf{x}(k) = \mathbf{I} \boldsymbol{\pi}^T \mathbf{x}(0)$ 。

3.2 加权矩阵的设计

有向图的邻接矩阵表示了各个节点之间的连接关系,其拉普拉斯矩阵在一定程度上反映了各个表的权重关系。给有向图的各条边设定常值系数 α , 使得加权矩阵满足 $\mathbf{W} \mathbf{I} = \mathbf{I}$, 可以设计拉普拉斯矩阵为^[16]

$$\mathbf{W} = \mathbf{I} - \alpha \mathbf{L}。 \quad (24)$$

由于要求随机矩阵具有正的对角元素,所以可得 $0 < \alpha < \frac{1}{d_{\max}}$, 其中 $d_{\max} = \max(d_{\text{in}}(i), N_i)$ 。

为分析算法的性能,根据 Metropolis 加权矩阵的性质^[17],设计行和为 1 的随机矩阵,该矩阵构造方法为

$$W_{ij} = \frac{1}{1 + \max(\text{deg}_{\text{in}}(i), \text{deg}_{\text{in}}(j))}。 \quad (25)$$

在使用中,用 $W_{ii} = 1 - \sum_{j=1}^N W_{ij}$ 确定对角线元素。由于在构造随机矩阵的过程中使用了节点 i 和 j 的度,与最大度矩阵类似,局部节点度只是使用了节点的局部信息,因此更适合分布式系统。

3.3 算法流程图

基于有向图的无人机网络加权平均一致算法流程图如图 1 所示。

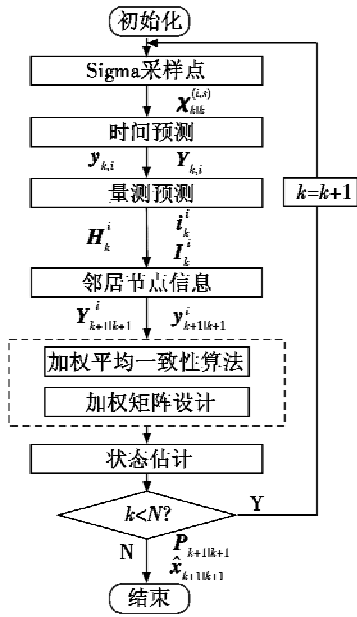


图1 无人机网络的加权平均一致性算法流程图

Fig.1 Weighted average consistency algorithm for UAV network

4 仿真实验及分析

为了便于分析,将无人机网络分布式无迹信息滤波记为算法1,上述 Metropolis 加权矩阵构成随机矩阵的 DUIF 记为算法2,拉普拉斯矩阵构成随机矩阵的 DUIF 记为算法3。通过对比仿真实验分析验证本文算法的有效性。

为了验证算法的性能,进行 M 次蒙特卡罗实验。以各个节点跟踪目标的均方根误差(Root Mean Square Error, RMSE)来表示目标定位与跟踪的精度,即

$$R_{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{M} \sum_{j=1}^M (\hat{\mathbf{x}}_k^i - \mathbf{x}_k)^2} \quad (26)$$

以均方根误差 R_{RMSE} 衡量各个节点的分布式估计精度。一致性算法收敛精度主要为加权平均一致性跟踪误差^[12](Weighted Average Consensus Tracking Error, WE),即

$$W_{WE_k} = \frac{1}{M} \sum_{j=1}^M \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \|\hat{\mathbf{x}}_k^i - \mathbf{x}_{k,avg}\|_2} \quad (27)$$

4.1 原有向网络目标跟踪仿真

为了简化问题,在二维平面内模拟多无人机目标跟踪。假设有4架无人机1,2,3,4,起始点分别为(1000 m, 150 m), (700 m, 1500 m), (100 m, 600 m), (100 m, -200 m), 初始速度均为(30 m/s, 0 m/s),按照式(1)做匀速圆周运动,自定位误差为5 m。图2为4架无人机在二维平面上连接的网络拓扑图。

假设系统噪声和量测噪声都是高斯白噪声 $\mathbf{Q}_k = \text{diag}(1, 1)$ 设定 $\mathbf{R}_k = \text{diag}(0.1)$, 目标的初始值设为

$\mathbf{x}_0 = (350 \text{ m}, 450 \text{ m}, 10 \text{ m/s}, 10 \text{ m/s})^T$, 进行匀速直线运动。在算法1,2,3下各无人机节点跟踪目标位置均方根误差如图3所示,一致性算法收敛精度如图4所示。

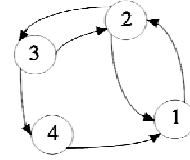


图2 无人机网络拓扑图

Fig.2 UAV network topology

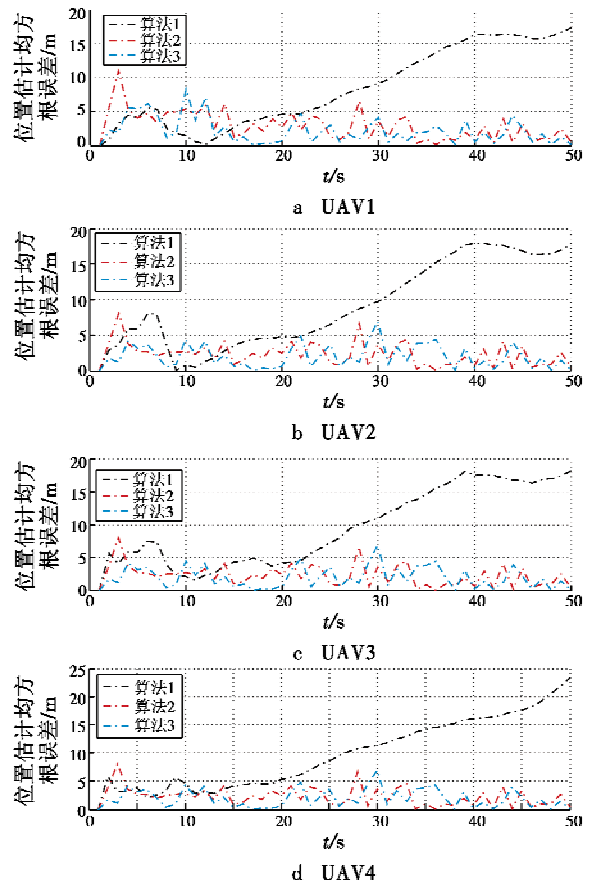


图3 无人机的位置估计误差

Fig.3 Position estimation error of the UAVs

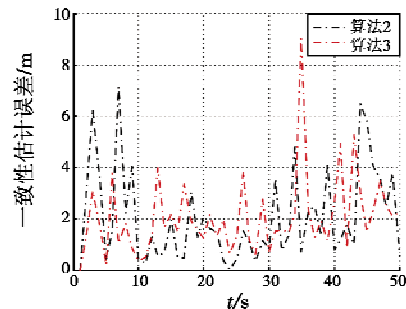


图4 一致性算法收敛精度

Fig.4 Convergence accuracy of consistency algorithm

4.2 有向网络改变的目标跟踪仿真

当多无人机飞行到敌方区域时,受战场电磁环境、

飞行环境等变化影响,多无人机的通信网络会发生变化,无人机的通信拓扑变成如图5所示的通信拓扑,其余条件均不变,在算法1,2,3下各无人机节点跟踪目标位置的均方根误差见图6,一致性算法收敛精度见图7。

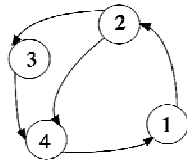


图5 无人机网络的通信拓扑

Fig. 5 Communication topology of the UAV network

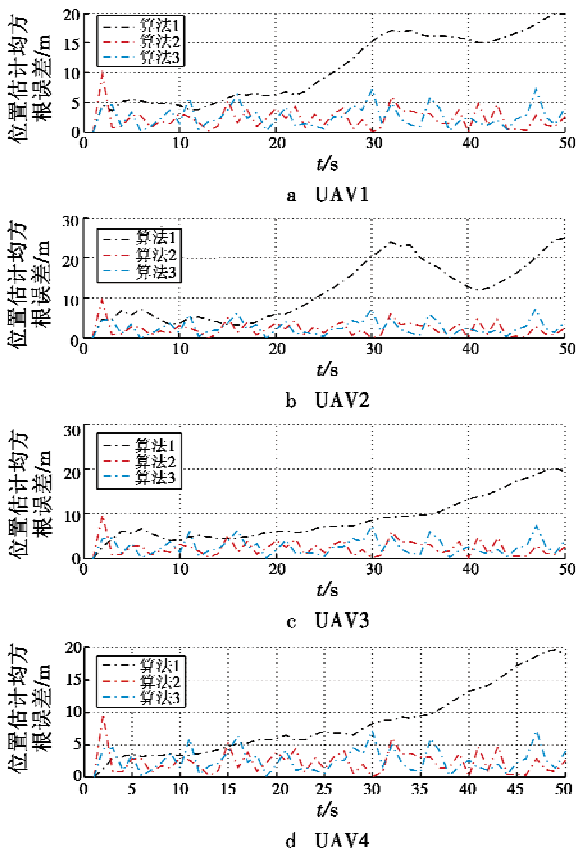


图6 有向网络改变后无人机的位置估计误差

Fig. 6 Position estimation error of the UAVs after the communication network is changed

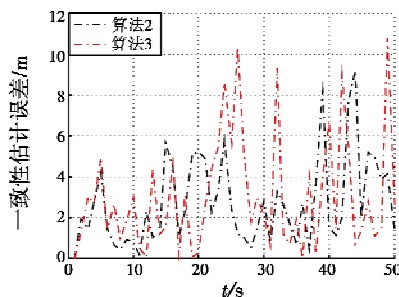


图7 有向网络改变后一致性算法收敛精度

Fig. 7 Convergence accuracy of consistency algorithm after the communication network is changed

从图3和图6可以看出,本文提出的算法2和算法3的性能优于算法1,即一致性加权平均 DUIF 能够克服各节点之间的测量差异,提高目标估计的精度,在多无人机网络拓扑发生变化的情况下,多无人机依然能够很好地跟踪目标。

5 结论

多无人机目标跟踪是这些年研究的重点课题。本文根据多无人机有向网络的连接情况,建立了分布式无迹信息滤波,以定理推导的形式证明了无人机有向网络的加权平均一致性;以无迹信息滤波为底层滤波器,加权平均一致算法为次级滤波器,构造了两种形式的加权矩阵设计方法,实现了多无人机目标跟踪。仿真实验表明,多无人机有向图网络的加权平均一致性算法具有很好的跟踪精度和鲁棒性,在不同网络拓扑下能够很好地跟踪目标。由于目标不可能一直是匀速直线运动的,多模型目标在不同网络拓扑下的跟踪性能将是下一步工作的研究重点。

参考文献

- [1] BENZERROUK H, NEBYLOV A, SALHI H. Contribution in information signal processing for solving state space nonlinear estimation problems[J]. Journal of Signal & Information Processing, 2013, 4(4):375-384.
- [2] LEE D J. Nonlinear estimation and multiple sensor fusion using unscented information filtering[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2008, 15:861-864.
- [3] VERCAUTEREN T, WANG X. Decentralized sigma-point information filters for target tracking in collaborative sensor networks[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2005, 53(8):2997-3009.
- [4] OLFATI-SABER R. Distributed Kalman filter with embedded consensus filters[C]//IEEE Conference on Decision and Control, 2006:8179-8184.
- [5] 张庆杰,徐惠斌,陶军,等.面向多无人机协同观测的分布式无色信息滤波方法[J].信息与控制,2014,43(6):654-663.
- [6] 王林,彭辉,朱华勇,等.复杂环境下多无人机协作式地面移动目标跟踪[J].控制理论与应用,2011,28(3):300-308.
- [7] 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.
- [8] 俞辉,蹇继贵,王永骥.多智能体有向网络的加权平均一致性[J].微计算机信息,2007,23(5):239-241.

行对比分析,验证了本文所提方法在参数估计误差和剩余寿命预测精度上具有一定优势。

参考文献

- [1] 司小胜,胡昌华. 数据驱动的设备剩余寿命预测理论及应用[M]. 北京:国防工业出版社,2016.
- [2] PECHT M. Prognostics and health management of electronics[M]. New Jersey:Wiley Online Library, 2008.
- [3] WU L, FU X, GUAN Y. Review of the remaining useful life prognostics of vehicle lithium-ion batteries using data-driven methodologies[J]. Applied Sciences, 2016, 6(6):166-176.
- [4] 蔡忠义,陈云翔,张净敏,等. 非线性步进加速退化数据的可靠性评估方法[J]. 北京航空航天大学学报, 2016, 42(3):576-582.
- [5] HAO S, YANG J, BERENQUER C. Nonlinear step-stress accelerated degradation modeling considering three sources of variability[J]. Reliability Engineering and System Safety, 2018, 172(1):207-215.
- [6] CAI Z Y, CHEN Y X, ZHANG Q, et al. Residual lifetime prediction model of nonlinear accelerated degradation data with measurement error[J]. Journal of Systems Engineering and Electronics, 2017, 28(5):1028-1038.
- [7] SI X, CHEN M, WANG W, et al. Specifying measurement errors for required lifetime estimation performance [J]. European Journal of Operational Research, 2013, 231(3):631-644.
- [8] GEBRAEEL N, LAWLEY M A, LI R, et al. Remining-life distributions from component degradation signals; a Bayesian approach[J]. IIE Transactions, 2005, 37(6):543-557.
- [9] TANG S J, GUO X S, YU C Q, et al. Real time remaining useful life prediction based on nonlinear Wiener based degradation processes with measurement errors [J]. Journal of Central South University, 2014, 21(9):4509-4517.
- [10] 蔡忠义,郭建胜,陈云翔,等. 基于步进加速退化建模的剩余寿命在线预测[J]. 系统工程与电子技术, 2018, 40(11):2605-2610.
- [11] SI X S, HU C H, WANG W, et al. Remaining useful life estimation based on a nonlinear diffusion degradation processes [J]. IEEE Transactions on Reliability, 2012, 61(1):50-57.
- [12] WANG W, CARR M, XU W, et al. A model for remaining life prediction based on Brownian motion with an adaptive drift [J]. Microelectronics Reliability, 2011, 51(2):285-293.
- [13] 张继军,邓力,马登武,等. 基于状态条件概率的设备剩余寿命预测[J]. 北京航空航天大学学报, 2014, 40(5):602-607.
- (上接第64页)
- [9] 徐诚,黄大庆,孔繁镛. 一种小型无人机无源目标定位方法及精度分析[J]. 仪器仪表学报, 2015, 36(5):1115-1122.
- [10] OLFATISABER 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] 汤文俊,张国良,曾静,等. 一种适用于稀疏无线传感器网络的改进分布式 UIF 算法 [J]. 自动化学报, 2014, 40(11):2490-2498.
- [12] 汤文俊,张国良,曾静,等. 适用于稀疏动态无线传感器网络的并行融合分布式无迹信息滤波算法[J]. 控制理论与应用, 2016, 33(7):903-914.
- [13] JULIER S, UHLMANN J, DURRANTWHYTE H F. A new method for the nonlinear transformation of means and covariances in filters and estimators [J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2001, 45(3):477-482.
- [14] LIN X, BOYD S, KIM S J. Distributed average consensus with least-mean-square deviation [J]. Journal of Parallel & Distributed Computing, 2007, 67(1):33-46.
- [15] 张波,刘郁林,王开. 稀疏随机矩阵有限等距性质分析[J]. 电子与信息学报, 2014, 36(1):169-174.
- [16] LIN X, BOYD S. Fast linear iterations for distributed averaging [C]//IEEE International Conference on Decision and Control, 2004:4997-5002.
- [17] XI F, HE J, LIU Z. Adaptive fast consensus algorithm for distributed sensor fusion [J]. Signal Processing, 2010, 90(5):1693-1699.