

引用格式:赵国荣,刘伯彦,赵超轮,等. 带宽受限的集群无人机位姿分布式融合估计器[J]. 电光与控制, 2020, 27(4):1-5. ZHAO G R, LIU B Y, ZHAO C L, et al. A distributed fusion estimator with bandwidth limitation for clustered UAVs' position and attitude estimation[J]. Electronics Optics & Control, 2020, 27(4):1-5.

带宽受限的集群无人机位姿分布式融合估计器

赵国荣, 刘伯彦, 赵超轮, 高超

(海军航空大学, 山东 烟台 264001)

摘要: 为解决集群无人机位姿估计过程中无线网络发生的信道拥堵、数据碰撞等网络现象, 提出一种带宽受限下的分布式融合估计器。利用传输中介节点部分分量的降维策略, 在给定分量选择矩阵和权重矩阵的前提下, 建立以滤波增益为决策变量、所有无人机有限时域下状态估计误差协方差阵的迹之和为代价函数的优化方案, 并通过最小化代价函数上界获得一组次优的滤波增益, 实现了集群无人机位姿递推估计。仿真结果表明, 该分布式融合估计能较好地跟踪状态真值; 分量选择矩阵和权重矩阵会影响融合估计精度, 通过搜索分量选择矩阵的组合, 可以获得最优融合估计精度; 另外, 中介状态估计的权重分布越均匀, 融合估计精度越高。

关键词: 带宽限制; 集群无人机; 位姿估计; 分布式融合估计

中图分类号: TP391 **文献标志码:** A **doi:**10.3969/j.issn.1671-637X.2020.04.001

A Distributed Fusion Estimator with Bandwidth Limitation for Clustered UAVs' Position and Attitude Estimation

ZHAO Guorong, LIU Boyan, ZHAO Chaolun, GAO Chao

(Naval Aviation University, Yantai 264001, China)

Abstract: In order to solve such problems as channel congestion and data collision in the wireless communication network during the process of position and attitude estimation of clustered UAVs, a distributed fusion estimator with bandwidth limitation is proposed. With a given component selection matrix and a given weight matrix, and by using the dimension reduction strategy of transporting partial estimated values of intermediate nodes, an optimization scheme is established, which takes filter gains as decision variables and the sum of the trace of the covariance matrix of the state estimation error for all UAVs in the finite time domain as the cost function. Then, a set of sub-optimal filter gain is obtained by minimizing the upper bound of the cost function, and the recursive estimation of position and attitude of the clustered UAVs is realized. Simulation results show that: 1) The distributed fusion estimation can track the true value of the state well; 2) The component selection matrix and the weight matrix may affect the fusion estimation accuracy, and the optimum fusion estimation accuracy can be obtained by selecting the combination of the component selection matrix; and 3) The more uniform the intermediate state estimation is, the higher the fusion estimation accuracy.

Key words: bandwidth limitation; clustered UAVs; position and attitude estimation; distributed fusion estimation

0 引言

集群无人机的位姿估计问题是指集群无人机通过多组传感器信息估计自身位置和姿态的过程。近年来, 在一些复杂场景应用中, 多无人机必须协同合作才能

完成任务, 如无人机集结飞行、协同作战、编队表演等, 集群无人机的协同运作发挥了重要作用。集群无人机的导航和控制问题在国内外受到极大重视, 已成为研究热点。

目前大多数无人机位姿估计的关键思想是如何融合系统内部的估计信息和外部传感器的量测信息^[1-2], 以减少系统噪声和传感器量测噪声, 得到更精确的估计; 并且大多是针对单架无人机的位姿估计, 对于集群无人机系统并不是最优的^[3]。

收稿日期: 2019-04-30 修回日期: 2019-05-24

基金项目: 国家自然科学基金(61473306)

作者简介: 赵国荣(1964—), 男, 浙江绍兴人, 博士, 教授, 博导, 研究方向为飞行器控制与导航技术。

实际控制系统往往不可测,无人机网络控制系统更是如此。通信网络的无线共享特性决定了网络控制系统的状态估计问题比一般控制系统更加复杂。当有限的无线信道为网络系统中的节点提供数据交互服务时,产生的网络拥堵、数据碰撞、资源竞争、连接中断等网络现象使得网络系统的状态估计亟待引入新的方法解决上述约束和误差。网络约束主要包含带宽约束^[4]、随机切换拓扑约束^[5]、通信时滞和数据丢失约束^[6]、通信链路失效和参数不确定约束^[7],其中,带宽限制是任何网络系统都普遍存在的网络约束。

在分布式融合估计框架中,各传感器可作为独立融合节点,其按照一定的网络拓扑结构,与网络内的其他传感器节点通信,收发包括传感器量测数据和状态估计值在内的多种数据,这种架构十分契合集群无人机位姿估计的使用场景。基于此,本文通过设计一种分布式融合估计器解决带宽受限问题,力求获得较好的集群无人机位姿估计结果。

1 带宽受限条件下融合估计器设计

1.1 问题的描述与分析

考虑如下 N 个传感器在通信网络中组成的线性离散随机系统

$$\mathbf{x}(k+1) = \mathbf{A}(k)\mathbf{x}(k) + \mathbf{w}(k) \quad (1)$$

$$\mathbf{y}_i(k) = \mathbf{C}_i(k)\mathbf{x}(k) + \mathbf{v}_i(k) \quad 1 \leq i \leq N \quad (2)$$

式中: $\mathbf{x}(k) \in \mathbf{R}^n$ 表示系统状态; $\mathbf{y}_i(k) \in \mathbf{R}^{m_i}$ 表示第 i 个传感器的量测输出; $\mathbf{A}(k) \in \mathbf{R}^{n \times n}$ 和 $\mathbf{C}_i(k) \in \mathbf{R}^{m_i \times n}$ 分别为系统矩阵和观测矩阵,均为常值矩阵。系统噪声 $\mathbf{w}(k) \in \mathbf{R}^n$ 和量测噪声 $\mathbf{v}_i(k) \in \mathbf{R}^{m_i}$ 为零均值互不相关的白噪声,且满足

$$\begin{cases} E\{\mathbf{w}(k)\mathbf{w}^T(k_1)\} = \mathbf{W}\delta_{kk_1} \\ E\{\mathbf{v}_i(k)\mathbf{w}^T(k_1)\} = 0 \\ E\{\mathbf{v}_i(k)\mathbf{v}_j^T(k_1)\} = \mathbf{V}_i\delta_{ij}\delta_{kk_1} \end{cases} \quad (3)$$

式中: $\mathbf{W} > 0$ 为系统噪声的协方差矩阵; $\mathbf{V}_i > 0, 1 \leq i \leq N$, 为量测噪声的协方差矩阵(或方差)。假设系统状态初值为 $\mathbf{x}(0) = \mathbf{x}_0$, \mathbf{x}_0 服从均值为 $\boldsymbol{\mu}_0$ 、协方差矩阵为 $\boldsymbol{\Sigma}_0$ 的高斯分布,并且与 $\mathbf{w}(k), \mathbf{v}_i(k)$ 不相关。

在分布式融合框架下, N 个传感器节点都可作为融合节点,每个传感器节点根据一定的拓扑结构进行通信。假设第 i 个传感器为融合节点,通过两步计算融合估计值 $\hat{\mathbf{x}}_i(k)$ 。

1) 每一个传感器节点利用龙伯格型状态估计器产生一个中介状态估计 $\lambda_j(k) \in \mathbf{R}^n$, 状态估计器形式为

$$\lambda_j(k) = \mathbf{A}(k)\hat{\mathbf{x}}_j(k) + \mathbf{L}_j(k)(\mathbf{y}_j(k) - \mathbf{C}_j(k)\hat{\mathbf{x}}_j(k)) \quad (4)$$

2) 考虑带宽限制,选取各传感器的部分中介状态估计分量到融合节点 i , 分量的选择用选择矩阵表示。

具体描述为:在 k 时刻,传感器节点 j 的中介状态估计值只有 $t_{ji}(k) (1 \leq t_{ji}(k) \leq n, i \neq j)$ 个分量允许传输到融合节点 i , 未被传输的分量在融合节点进行补偿,补偿后的中介状态估计值为补偿中介状态估计值,记作 $\lambda_{ji}^c(k)$ 。

融合节点 i 带宽受限建模为: $\sum_{j=1}^N t_{ji}(k) = t_i, t_i \in N^+, i = 1, \dots, N, i \neq j$ 。

设被传输 $t_{ji}(k)$ 个分量的选择矩阵为 $\mathbf{T}_{\sigma_{ji}}^{ji}(k)$, 其中, $\Delta_{ji} \triangleq \mathbf{C}_n^{t_{ji}(k)} = \frac{n(n-1)(n-2)\cdots(n-t_{ji}(k)+1)}{t_{ji}(k)(t_{ji}(k)-1)(t_{ji}(k)-2)\cdots 1}, \sigma_{ji} \in \{1, 2, \dots, \Delta_{ji}\}$, 显然, $\mathbf{T}_{\sigma_{ji}}^{ji}(k)$ 为对角矩阵,并且包含 $t_{ji}(k)$ 个对角线元素“1”和 $n-t_{ji}(k)$ 个对角线元素“0”,假设:

$$\mathbf{T}_{\sigma_{ji}}^{ji}(k) = \mathbf{T}_{\sigma_{ji}}^{ij}(k) \quad (5)$$

当 $i=j$ 时, $\mathbf{T}_{\sigma_{ii}}^{ii}(k) = \mathbf{I}$, 即传感器节点自身的选择矩阵为单位矩阵。为了表示与计算的简洁,使用 $\mathbf{T}_{ji}(k)$ 代替 $\mathbf{T}_{\sigma_{ji}}^{ji}(k)$ 。设计补偿中介状态估计的算式为

$$\lambda_{ji}^c(k) = \mathbf{T}_{ji}(k)\lambda_j(k) + (\mathbf{I} - \mathbf{T}_{ji}(k))\mathbf{A}(k)\hat{\mathbf{x}}_i(k) \quad (6)$$

式(6)表明,对于没有传输到融合节点 i 的 $n-t_{ji}(k)$ 个中介状态估计分量,由融合节点 i 上一时刻的分布式融合估计器的一步预测值代替。传输到融合节点 i 的 $t_{ji}(k)$ 个中介状态估计分量与 $n-t_{ji}(k)$ 个融合节点 i 状态一步预测值,按照给定的权重进行加权融合,得到分布式融合状态估计为

$$\hat{\mathbf{x}}_i(k+1) = \sum_{j=1}^N \mathbf{p}_{ij}(k)\lambda_{ji}^c(k) \quad (7)$$

式中, $\mathbf{p}_{ij}(k) = p_{ij}(k) \geq 0$ 表示中介状态估计权重,描述 2 个节点之间的通信,满足 $\sum_{j=1}^N \mathbf{p}_{ij}(k) = \mathbf{1}, \mathbf{p}_{ij}(k) = 0$ 表示节点 i 和 j 之间没有通信。

以上即为融合节点 i 的分布式融合估计值两步计算过程,容易验证当 $E\{\mathbf{x}(0)\} = E\{\hat{\mathbf{x}}_i(0)\} (i = 1, 2, \dots, N)$ 成立时,补偿中介估计 $\lambda_{ji}^c(k)$ 是 $\mathbf{x}(k)$ 的无偏估计,即

$$E\{\lambda_{ji}^c(k)\} = E\{\mathbf{x}(k)\} \quad (8)$$

将式(6)代入式(7)可得

$$\hat{\mathbf{x}}_i(k+1) = \sum_{j=1}^N \mathbf{p}_{ij}(k) [\mathbf{T}_{ji}(k)\lambda_j(k) + (\mathbf{I} - \mathbf{T}_{ji}(k))\mathbf{A}(k)\hat{\mathbf{x}}_i(k)] \quad (9)$$

定义 $\mathbf{e}_i(k)$ 为 k 时刻节点 i 的融合估计误差,即

$$\mathbf{e}_i(k) \triangleq \mathbf{x}(k) - \hat{\mathbf{x}}_i(k) \quad (10)$$

令 $\bar{\mathbf{T}}_{ji}(k) = \mathbf{I} - \mathbf{T}_{ji}(k)$, 由式(2)、式(4)、式(8)、式(9)和式(10)可得

$$\mathbf{e}_i(k+1) = \sum_{j=1}^N \mathbf{p}_{ij}(k) [\mathbf{T}_{ji}(k)(\mathbf{A}(k) - \mathbf{L}_j(k)\mathbf{C}_j(k))\mathbf{e}_j(k) - \bar{\mathbf{T}}_{ji}(k)\mathbf{L}_j(k)\mathbf{v}_j(k) +$$

$$\bar{T}_{ji}(k)A(k)e_i(k) + w(k)]。 \quad (11)$$

考虑整个传感器网络总体的分布式融合估计性能,建立有限时域下的融合估计代价函数

$$J_K(L(K)) = \sum_{k=0}^K \sum_{i=1}^N E[\|e_i(k)\|^2] \quad (12)$$

式中, $L(K) \triangleq \{L_i(k), k=0, 1, \dots, K-1\}_{i=1}^N$ 为滤波增益变量,即在给定分量选择矩阵 $T(k) \triangleq \{T_{ji}(k)\}_{i=1}^N$ 和权重矩阵 $p(k) \triangleq \{p_{ij}(k)\}_{i,j=1}^N$ 时,通过设计增益 $L(K)$,使系统达到期望的融合估计性能。

1.2 次优的分布式融合估计器

设 $\Sigma_i(k)$ 为 k 时刻融合节点 i 的分布式融合估计误差的协方差矩阵,由式(11)可得

$$\Sigma_i(k+1) = E\{e_i(k+1)e_i^T(k+1)\} \quad (13)$$

根据矩阵分析理论,容易得出式(12)等价于

$$J_K(L(K)) = \sum_{k=0}^K \sum_{i=1}^N \text{tr}(\Sigma_i(k)) \quad (14)$$

式中, $\text{tr}(\Sigma_i(k))$ 表示矩阵 $\Sigma_i(k)$ 的迹。由于通过最小化代价函数获得最优的滤波增益的解析解是十分困难的,因此在确保一定融合估计性能的前提下,通过让代价函数的上界最小化,可获得一组次优的滤波增益 $L(K)$ 。

考虑离散差分方程如下

$$\begin{aligned} M_i(k+1) = & \sum_{j=1}^N 2p_{ij}(k) [T_{ji}(k)(A(k) - \\ & L_j(k)C_j(k))M_j(k)(A(k) - \\ & L_j(k)C_j(k))^T T_{ji}^T(k) + \bar{T}_{ji}(k)A(k)M_i(k)A^T(k)\bar{T}_{ji}^T(k)] + \\ & \sum_{j=1}^N p_{ij}(k) T_{ji}(k) L_j(k) V_j L_j^T(k) T_{ji}^T(k) + W \end{aligned} \quad (15)$$

满足 $M_i(0) = \Sigma_i(0)$, 根据文献[8-9]可知,对于任意的融合节点 i 和时刻 k , 有 $M_i(k) \geq \Sigma_i(k)$ 恒成立。定义 $J_K(L(K))$ 的上界函数为

$$\bar{J}_K(L(K)) = \sum_{k=0}^K \sum_{i=1}^N \text{tr}(M_i(k))。 \quad (16)$$

由式(16)可知,可以通过最小化 $\bar{J}_K(L(K))$ 求取一组次优滤波增益的解析形式,问题变成求解如下优化问题

$$L_S(K) = \arg \min_{L(K)} \bar{J}_K(L(K)) \quad (17)$$

利用数学归纳法,得到式(17)的最优解为

$$\begin{aligned} L_i^*(K) = & A(k)M_i^*(k)C_i^T(k) [C_i(k) \times \\ & M_i^*(k)C_i^T(k) + \frac{1}{2}V_i]^{-1}。 \end{aligned} \quad (18)$$

当初始值 $M_i(0) = \Sigma_i(0)$ 时, $M_i^*(k)$ 的递推公式为

$$\begin{aligned} M_i^*(k+1) = & \sum_{j=1}^N p_{ij}(k) \{2T_{ji}(k)A(k)M_j^*(k)A^T(k)T_{ji}^T(k) + \\ & 2\bar{T}_{ji}(k)A(k)M_i^*(k)A^T(k)\bar{T}_{ji}^T(k) - \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} & 2T_{ji}(k)A(k)M_j^*(k)C_j^T(k) [C_j(k)M_j^*(k)C_j^T(k) + \\ & \frac{1}{2}V_j]^{-1} C_j(k)M_j^*(k)A^T(k)T_{ji}^T(k)\} + W。 \end{aligned} \quad (19)$$

至此,分布式融合估计器已经设计完毕,总结融合状态估计算法步骤如下:

- 1) 确定初值 $M_i(0), x_i(0)$ 与分量选择矩阵 $T(k)$ 和权重矩阵 $p(k)$;
- 2) 根据 $M_i(k), x_i(k)$, 由式(18)解算滤波增益 $L_i(k)$, 获得当前时刻观测量 $y_j(k)$;
- 3) 根据确定的分量选择矩阵和权重矩阵,由式(4)计算中介状态估计 $\lambda_j(k)$,由式(6)计算补偿中介状态估计 $\lambda_{ji}^c(k)$,由式(7)解算下一时刻融合估计值 $\hat{x}_i(k+1)$;
- 4) 时刻推进 $t = k+1 (k=1, 2, \dots)$,由式(19)更新 $M_i^*(k+1)$ 和步骤3)中解算出的 $\hat{x}_i(k+1)$,回到步骤2)进行解算,递推得到每一时刻的融合估计值。

2 仿真实验与分析

超宽带传感器是一种组网通信与测距仪器,可以获得自身传感器与其他传感器的距离数据。典型的超宽带传感器如美国 Time Domain 公司研发的 P440 系列超宽带模块,可以测得任意模块两两之间的距离数据,并回传给主机。基于超宽带测距传感器的定位算法,类似于全球卫星导航系统(GNSS)的伪距定位原理^[10],即在空间中布置一些坐标已知的传感器锚点(GNSS中的卫星),通过测量移动传感器到锚点的距离,可以实时解算出移动传感器的局域网内坐标。仿真实验基于超宽带通信模块 P440,通过传感器节点距离数据对无人机位置进行估计。

为了保证融合估计结果的直观性,考虑4架无人机的位置估计问题,并假设空间中固定了4组超宽带测距传感器作为空间坐标系锚点,每一组包含4个传感器(进行空间定位最少的传感器数量),每一架无人机均安装一个超宽带测距传感器,则在空间中一共有20个超宽带测距传感器。设定每一架无人机沿着直线 $x=y=z$ 做匀速直线运动,则第 i 架无人机位置估计系统建模为

$$\dot{x}_i(t) = B_i + W_i(t) = [b_i \ b_i \ b_i]^T + W_i(t) \quad i=1,2,3,4 \quad (20)$$

$$\begin{cases} (x_1 - x_{1i})^2 + (y_1 - x_{2i})^2 + (z_1 - x_{3i})^2 = d_1^2 + v_{1i} \\ \vdots \\ (x_n - x_{1i})^2 + (y_n - x_{2i})^2 + (z_n - x_{3i})^2 = d_n^2 + v_{ni} \end{cases} \quad (21)$$

式中: $n=1, 2, 3, 4; x_i(t) = [x_{1i} \ x_{2i} \ x_{3i}]^T$ 为第 i 架无人机空间坐标; $B_i = [b_i \ b_i \ b_i]^T$ 为常值速度矢量; $[x_n \ y_n \ z_n]^T$ 为锚点坐标; d_n 为无人机到锚点的距离; $W_i(t), v_{ni}$ 分别为零均值高斯过程噪声和观测噪声。

式(21)为非线性方程组,将方程组中前 $n-1$ 个方程减去第 n 个方程,并离散化处理后,得到动态线性离散方程为

$$\mathbf{x}_i(k+1) = \mathbf{A}_i(k)\mathbf{x}_i(k) + \mathbf{B}_i + \mathbf{W}_i(k) \quad i=1,2,3,4 \quad (22)$$

$$\mathbf{y}_{ij}(k) = \mathbf{C}_j\mathbf{x}_i(k) + \mathbf{V}_{ij}(k) \quad j=1,2,3,4 \quad (23)$$

式中: $\mathbf{x}_i(k) = [x_{i1}(k) \ x_{i2}(k) \ x_{i3}(k)]^T$ 为 k 时刻无人机 i 的空间坐标; 观测量 $\mathbf{y}_{ij}(k)$ 为锚点坐标和测距数据的代数表达式; $\mathbf{A}_i(k)$ 为 3×3 单位矩阵 $\mathbf{I}_{3 \times 3}$ 。设定速度矢量 $\mathbf{B}_i = [0.5 \ 0.5 \ 0.5]^T$ (单位, m/s), 4 组锚点的位置为 $(1,0,0)$, $(0,1,0)$, $(0,0,1)$, $(0,0,0)$ (单位, m), 可得 \mathbf{C} 为 $\mathbf{I}_{3 \times 3}$ 。 $\mathbf{W}_i(k)$ 和 $\mathbf{V}_{ij}(k)$ 为零均值互不相关白噪声, 设定二者协方差矩阵分别为 $\mathbf{W}_i = \text{diag}\{0.02, 0.05, 0.03\}$, $\mathbf{V}_{ij} = \text{diag}\{0.03, 0.04, 0.02\}$, $i, j=1, 2, 3, 4$ 。由 Matlab 产生的符合要求的三维噪声如图 1 所示。

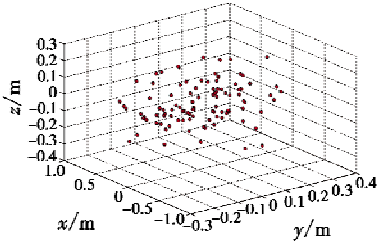


图1 三维高斯白噪声

Fig. 1 Three-dimensional Gaussian white noise

超宽带节点 j 的中介状态估计 $\lambda_j(k)$ 只允许传输 $t_{ji}(k)$ ($1 \leq t_{ji}(k) \leq 3, i \neq j$) 个状态分量到无人机 i (融合节点), 将每个无人机处带宽约束设定为 $\sum_{j=1}^4 t_{ji}(k) = 5$, $i \neq j$ 。为了方便对比不同分量选择矩阵对融合估计效果的影响, 选取 3 组不同的分量选择矩阵 $\mathbf{T}_1, \mathbf{T}_2$ 和 \mathbf{T}_3 如下。

\mathbf{T}_1 中: $\mathbf{T}_{21}^1 = \text{diag}\{0, 1, 0\}, \mathbf{T}_{31}^1 = \text{diag}\{1, 1, 0\}, \mathbf{T}_{41}^1 = \text{diag}\{0, 1, 1\}, \mathbf{T}_{12}^1 = \mathbf{T}_{21}^1, \mathbf{T}_{32}^1 = \text{diag}\{1, 1, 0\}, \mathbf{T}_{42}^1 = \mathbf{T}_{41}^1, \mathbf{T}_{13}^1 = \mathbf{T}_{31}^1, \mathbf{T}_{23}^1 = \mathbf{T}_{32}^1, \mathbf{T}_{43}^1 = \text{diag}\{0, 1, 0\}, \mathbf{T}_{14}^1 = \mathbf{T}_{41}^1, \mathbf{T}_{24}^1 = \mathbf{T}_{42}^1, \mathbf{T}_{34}^1 = \mathbf{T}_{43}^1$ 。

\mathbf{T}_2 中: $\mathbf{T}_{21}^2 = \text{diag}\{1, 0, 0\}, \mathbf{T}_{31}^2 = \text{diag}\{1, 0, 1\}, \mathbf{T}_{41}^2 = \text{diag}\{1, 0, 1\}, \mathbf{T}_{12}^2 = \mathbf{T}_{21}^2, \mathbf{T}_{32}^2 = \mathbf{T}_{31}^2, \mathbf{T}_{42}^2 = \text{diag}\{1, 0, 1\}, \mathbf{T}_{13}^2 = \mathbf{T}_{31}^2, \mathbf{T}_{23}^2 = \mathbf{T}_{32}^2, \mathbf{T}_{43}^2 = \text{diag}\{0, 0, 1\}, \mathbf{T}_{14}^2 = \mathbf{T}_{41}^2, \mathbf{T}_{24}^2 = \mathbf{T}_{42}^2, \mathbf{T}_{34}^2 = \mathbf{T}_{43}^2$ 。

\mathbf{T}_3 中: $\mathbf{T}_{21}^3 = \text{diag}\{1, 0, 0\}, \mathbf{T}_{31}^3 = \text{diag}\{0, 1, 1\}, \mathbf{T}_{41}^3 = \text{diag}\{1, 1, 0\}, \mathbf{T}_{12}^3 = \mathbf{T}_{21}^3, \mathbf{T}_{32}^3 = \text{diag}\{0, 1, 1\}, \mathbf{T}_{42}^3 = \text{diag}\{1, 0, 1\}, \mathbf{T}_{13}^3 = \mathbf{T}_{31}^3, \mathbf{T}_{23}^3 = \mathbf{T}_{32}^3, \mathbf{T}_{43}^3 = \text{diag}\{1, 0, 0\}, \mathbf{T}_{14}^3 = \mathbf{T}_{41}^3, \mathbf{T}_{24}^3 = \mathbf{T}_{42}^3, \mathbf{T}_{34}^3 = \mathbf{T}_{43}^3$ 。

给出 3 组权重矩阵 $\mathbf{P}_1, \mathbf{P}_2$ 和 \mathbf{P}_3 如下。

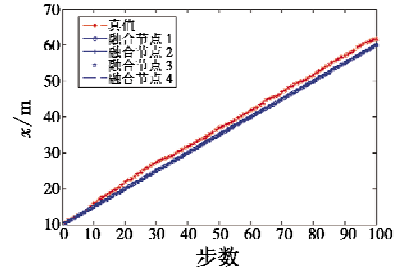
\mathbf{P}_1 中: $p_{11}^1 = p_{21}^1 = p_{31}^1 = p_{41}^1 = 0.25, p_{12}^1 = p_{22}^1 = p_{32}^1 = p_{42}^1 = 0.25, p_{13}^1 = p_{23}^1 = p_{33}^1 = p_{43}^1 = 0.25, p_{14}^1 = p_{24}^1 = p_{34}^1 = p_{44}^1 = 0.25$ 。

\mathbf{P}_2 中: $p_{11}^2 = 0.45, p_{21}^2 = p_{31}^2 = 0.15, p_{41}^2 = 0.25, p_{12}^2 =$

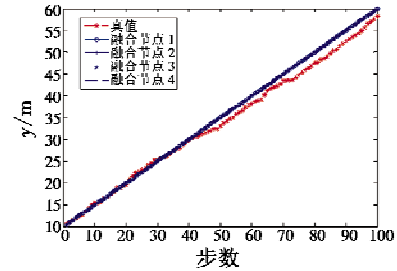
$0.15, p_{22}^2 = 0.45, p_{32}^2 = 0.25, p_{42}^2 = 0.15, p_{13}^2 = 0.15, p_{23}^2 = 0.25, p_{33}^2 = 0.45, p_{43}^2 = 0.15, p_{14}^2 = 0.25, p_{24}^2 = p_{34}^2 = 0.15, p_{44}^2 = 0.45$ 。

\mathbf{P}_3 中: $p_{11}^3 = 0.65, p_{21}^3 = p_{31}^3 = 0.15, p_{41}^3 = 0.05, p_{12}^3 = 0.15, p_{22}^3 = 0.65, p_{32}^3 = 0.05, p_{42}^3 = 0.15, p_{13}^3 = 0.15, p_{23}^3 = 0.05, p_{33}^3 = 0.65, p_{43}^3 = 0.15, p_{14}^3 = 0.05, p_{24}^3 = p_{34}^3 = 0.15, p_{44}^3 = 0.65$ 。

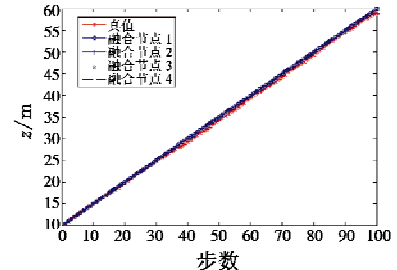
设定初值条件为: $\mathbf{x}_i(0) = \mathbf{x}(0) = [10 \ 10 \ 10]^T$, 单位为 m, $i=1, 2, 3, 4$; $\mathbf{M}_i^*(0) = \mathbf{M}_i(0) = \text{diag}\{0.19, 0.09, 0.08\}, i=1, 2, 3, 4$ 。首先选取分量选择矩阵 \mathbf{T}_1 和权重矩阵 \mathbf{P}_1 , 各无人机节点滤波增益按照式(18)计算, 分别获得状态真值 $\mathbf{x}(k)$ 和无人机融合状态估计 $\hat{\mathbf{x}}_i(k)$ 各个分量的仿真结果, 如图 2 所示。



(a) x 坐标轨迹



(b) y 坐标轨迹



(c) z 坐标轨迹

图2 3轴坐标轨迹

Fig. 2 Three-axis coordinate trajectory

由图 2 可以看出, 融合状态估计能够很好地跟踪状态真值的运动轨迹, 并且 4 架无人机的位置估计也趋于一致, 即本文提出的带宽受限条件下的分布式融合估计方法具有较好的可靠性。

为了探究分量选择矩阵对融合状态估计的性能的影响, 选取 $\mathbf{T}_1, \mathbf{T}_2$ 和 \mathbf{T}_3 3 组选择矩阵和权重矩阵 \mathbf{P}_1 , 求得在不同选择矩阵下, 融合估计代价函数 $J_x(L(K))$ 的

仿真曲线,如图3所示。

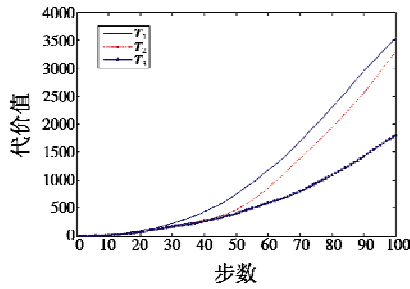


图3 分量选择矩阵对代价函数 $J_k(L(K))$ 的影响

Fig. 3 The influence of component selection matrix on the cost function $J_k(L(K))$

从图3中可以分析出,不同的选择矩阵下融合估计代价产生差异,因此可以搜索使得代价函数最小的选择矩阵作为最优选择矩阵,得到融合精度最优的分布式融合状态估计器。

为了探究权重矩阵 $P(k)$ 对融合状态估计的性能的影响,选取 P_1, P_2 和 P_3 3组权重矩阵和分量选择矩阵 T_1 ,求得在不同权重组合的情况下,融合估计代价函数 $J_k(L(K))$ 的仿真曲线,如图4所示。

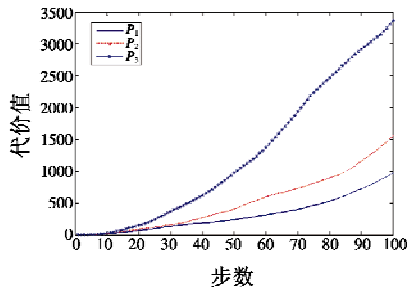


图4 权重矩阵的选择对代价函数 $J_k(L(K))$ 的影响

Fig. 4 The influence of the choice of weight matrix on the cost function $J_k(L(K))$

从给出的3组权重矩阵来看, P_1 的权重分布是最均匀的,其次是 P_2, P_3 的权重均匀度最差。由图4可以看出,以上3组权重矩阵的仿真结果为 P_1 最好, P_2 次之, P_3 最差,说明各传感器的权重分配越不均匀,分布式融合估计的精度越差。

3 结论

在集群无人机位姿估计中,有限的无线信道为网络系统中的无人机节点提供数据交互服务时,由于信道带宽的限制,过量的数据交互将产生网络拥堵、数据碰撞等网络现象。针对这一问题,本文提出了一种带宽受限下的集群无人机位姿分布式融合估计器,将各

无人机节点的带宽约束进行建模,采用选取中介节点状态估计的部分分量传输到融合节点的降维策略,在给定一组分量选择矩阵和权重矩阵的前提下,建立以滤波增益为决策变量、所有无人机有限时域下估计误差协方差阵的迹之和为代价函数的优化方案。为了解算方便,通过最小化代价函数上界获得一组次优的滤波增益。仿真结果表明,设计的融合估计器克服了带宽限制,较好地跟踪了状态真值;选取不同的分量选择矩阵时,融合估计的精度不同,因此可以通过搜索分量选择矩阵得到精度最优的分布式融合估计器;同时,无人机节点的权重分布越不均匀,融合估计精度越差。

参考文献

- [1] 张翔. 多旋翼无人机位姿估计与控制技术研究[D]. 南京:南京航空航天大学,2017.
- [2] 茹祥宇,金潮,潘成峰,等. 单目视觉惯性融合方法在无人机位姿估计中的应用[J]. 控制与信息技术,2018(6):50-58.
- [3] 赵国荣,刘帅,高超,等. 基于组合载波相位的飞行器姿态确定[J]. 上海交通大学学报,2017,51(8):977-983.
- [4] GAO S S, GAO Y, ZHONG Y M, et al. Random weighting estimation method for dynamic navigation positioning[J]. Chinese Journal of Aeronautics, 2011, 24(3):318-323.
- [5] WANG H L. Flocking of networked uncertain Euler-Lagrange systems on directed graphs[J]. Automatica, 2013, 49(9):2774-2779.
- [6] LIN C, WANG Z D, YANG F W. Observer-based networked control for continuous-time systems with random sensor delays[J]. Automatica, 2009, 45(2):578-584.
- [7] NAHI N E. Optimal recursive estimation with uncertain observation[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 1969, 15(4):457-462.
- [8] MATEI I, BARAS J S. Consensus-based linear distributed filtering[J]. Automatica, 2012, 48(8):1776-1782.
- [9] JIANG B, WANG J L, SOH Y C. An adaptive technique for robust diagnosis of faults with independent effect on system outputs[J]. International Journal of Control, 2002, 75(11):792-802.
- [10] 郝建录,刘智敏. 基于北斗卫星导航系统伪距单点定位研究[J]. 海洋测绘,2016,36(6):59-61.