

控制与决策

Control and Decision

能量和带宽受限下的分布式一致性融合估计器

赵国荣, 廖海涛, 韩旭, 王元鑫

引用本文:

赵国荣, 廖海涛, 韩旭, 等. 能量和带宽受限下的分布式一致性融合估计器[J]. *控制与决策*, 2020, 35(1): 16–24.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2018.0492>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

符号网络下多智能体系统二分一致性的牵制控制问题

Leader-following bipartite consensus of multi-agent systems under signed networks
控制与决策. 2019, 34(8): 1695–1701 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2018.0035>

基于中间状态值的多智能体系统安全一致性控制

Secure consensus control of multi-agent systems based on median state strategy
控制与决策. 2019, 34(3): 567–571 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2017.1117>

非线性耦合动态互联系统分布式协作负载均衡控制

Distributed cooperative load-sharing control for coupled inter-connected dynamical systems with nonlinear dynamics
控制与决策. 2017, 32(10): 1894–1899 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2016.1223>

基于干扰观测器的二阶多智能体系统模型参考一致性

Disturbance observers based model-reference consensus of second-order multi-agent systems
控制与决策. 2017, 32(1): 79–85 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2015.1531>

无线传感器网络拓扑三级分簇优化算法

A three-layer hierarchical architecture for topology optimization clustering of wireless sensor networks
控制与决策. 2016, 31(6): 1099–1104 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2015.0536>

噪声特性未知的多传感器协方差交叉融合姿态估计

Multi-sensor covariance intersection fusion attitude estimation with unknown noise characteristics
控制与决策. 2016(2): 273–278 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2014.1417>

基于小波变换的分布式信息一致滤波算法

Wavelet transform based distributed information consensus filter
控制与决策. 2016, 31(1): 37–44 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2014.1820>

基于不确定融合的GPS/INS组合导航滤波算法

GPS/INS integrated navigation filtering algorithm based on uncertain fusion
控制与决策. 2015(7): 1201–1206 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2014.0642>

能量和带宽受限下的分布式一致性融合估计器

赵国荣, 廖海涛[†], 韩 旭, 王元鑫

(海军航空大学 岸防兵学院, 山东 烟台 264001)

摘 要: 针对网络化多传感器分布式估计中传感器能量和通信网络带宽约束问题, 提出一种基于降低发送频率和数据压缩降维的分布式一致性融合估计算法. 为了满足通信网络带宽要求, 各传感器节点直接选取局部估计信号的部分分量进行传输; 与此同时, 各节点随机间歇式发送数据包到其他节点来节省能量. 在给定一致性权重下, 建立以一致性估计器增益为决策变量, 以所有传感器节点有限时域下状态融合估计误差协方差矩阵的迹的和为代价函数的优化问题, 基于 Lyapunov 稳定性理论给出使得融合估计误差在无噪声时渐近稳定的一致性估计器增益存在的充分条件, 并通过最小化代价函数的上界得到一组次优的一致性估计器增益值. 最后, 通过算例仿真验证算法的有效性.

关键词: 网络化多传感器; 分布式估计; 一致性算法; 能量和带宽约束; 渐近稳定; 估计器增益

中图分类号: TP273

文献标志码: A

Consensus-based distributed fusion estimator with energy and bandwidth constraints

ZHAO Guo-rong, LIAO Hai-tao[†], HAN Xu, WANG Yuan-xin

(Coastal Defense College, Naval Aviation University, Yantai 264001, China)

Abstract: For the problem of sensor energy and communication networked bandwidth constraints in networked multi-sensor distributed estimation, a consensus-based fusion estimation algorithm by reducing transmission frequency and data dimensionality reduction is proposed. In order to meet the communication network bandwidth requirements, each sensor node randomly transmits partial components of the local estimation to other nodes. At the same time, each node randomly sends packets to other nodes for saving energy. For the given consensus weight, the optimization problem with the consensus estimator gain as the decision variable and the sum of the traces of the state fusion estimation error covariance matrix in the finite time domain of all sensor nodes as the cost function is established. Based on the Lyapunov stability theory, the sufficient condition for the existence of the consensus estimator gains which make the fusion estimation error without noise asymptotically stable is given. Then, a set of suboptimal estimator gains are obtained by minimizing the upper bound of the cost function. Finally, the effectiveness of the algorithm is verified by numerical examples.

Keywords: networked multi-sensor; distributed estimation; consensus algorithm; energy and bandwidth constraints; asymptotically stability; estimator gains

0 引 言

近年来, 网络化多传感器融合估计以其一系列优点被广泛应用于环境监测、目标跟踪、导航定位等领域^[1-3]. 为了得到目标信息的一致性描述, 分布式一致性滤波算法引起了广泛的关注和研究^[4-6]. 分布式一致性算法将滤波算法和一致性算法相结合, 利用局部信息一致化全局信息, 最终使得所有传感器对目标的估计趋于一致^[7-9]. 在实际应用中, 通信网络的引入必然带来通信约束问题, 如传感器能量和通信带宽受

限、时延和丢包等. 针对具有通信约束下的一致性估计问题, 目前已开展一些相关的研究工作. 文献[10]研究了测量数据丢失和传感器故障下的分布式估计问题, 通过对局部目标状态预测值进行一致化处理, 设计了分布式 Kalman 一致性估计算法, 并对算法的稳定性进行了分析. 文献[11]提出了带丢包的分布式一致性滤波算法, 并发现通过对起“领导”作用的传感器节点进行控制可以降低丢包对融合性能的影响. 文献[12-13]研究了时延和丢包同时发生的分布

收稿日期: 2018-04-19; 修回日期: 2018-07-05.

基金项目: 国家自然科学基金项目(61473306).

责任编辑: 俞立.

[†]通讯作者. E-mail: haitao_liao@163.com.

式一致性估计问题,建立了时延-丢包的统一模型,不同的是文献[12]利用一阶动态相邻节点信息来实现估计的平均一致性,文献[13]则是同时利用了一阶和二阶相邻节点信息,该方法可以加速一致性收敛。

以上文献均假设传感器能量和通信带宽是足够的,而在实际的应用中,传感器能量和通信网络带宽往往是受限的^[14-15]。文献[16-17]中各传感器节点随机间歇式发送数据包到融合中心,通过降低传感器的发送频率来实现节能。文献[18-19]采取不同的压缩降维策略来解决带宽约束问题,前者将测量信号各分量加权求和后实现降维,后者则采取了直接选取局部估计信号部分分量的策略。文献[20-21]利用量化的方法,通过减小传感器测量信息的包长来降低各节点与融合中心的通信量,满足带宽要求的同时节省了能量,然而多维信号的直接量化是非常困难的^[22]。

本文提出一种能量和带宽受限下的分布式一致性融合估计算法。为了满足带宽要求,各传感器节点直接选取局部估计信号的部分分量进行传输。与此同时,各节点随机间歇式发送数据包到其他节点来节省能量。通过引入一组服从伯努利分布的随机变量来描述发送过程,数据压缩降维则用分量选择矩阵表示,从而建立统一的融合估计模型。在给定一致性权重的前提下,建立了以一致性估计器增益为决策变量,以所有传感器节点有限时域下状态融合估计误差协方差矩阵的迹的和为代价函数的优化问题,并给出了使得分布式一致性融合估计器渐近稳定的估计器增益存在的充分条件。同时,考虑到求解最优估计器增益的解析形式是极其困难的,因此通过最小化代价函数的上界得到了一组次优的估计器增益,在融合性能损失不大的情况下,方便了计算。

1 问题描述

考虑如下线性离散动态随机系统:

$$x(k+1) = A(k)x(k) + w(k), \quad (1)$$

$$y_i(k) = C_i(k)x(k) + v_i(k), \quad 1 \leq i \leq N. \quad (2)$$

其中: $x(k) \in R^n$ 和 $y_i(k) \in R^{m_i}$ 分别表示系统的状态和第 i 个传感器的测量输出; $A(k) \in R^{n \times n}$ 和 $C_i(k) \in R^{m_i \times n}$ 表示系统矩阵和测量矩阵; 系统噪声 $w(k) \in R^n$ 和测量噪声 $v_i(k) \in R^{m_i}$ 是零均值互不相关白噪声,且满足

$$\begin{aligned} E\{[w^T(k)v_i^T(k)]^T[w^T(k_1)v_i^T(k_1)]\} = \\ \delta_{kk_1} \text{diag}\{W, R_i\}, \end{aligned} \quad (3)$$

W 和 R_i 分别是系统噪声和测量噪声的协方差矩阵。假设系统初始状态值 $x(0) = x_0$, x_0 服从期望为

μ_0 、协方差矩阵为 P_0 的高斯分布,且与 $w(k)$ 、 $v_i(k)$ 互不相关。

根据分布式一致性状态融合框架,各个传感器节点均能视为融合节点,第 i 个传感器节点分两步得到分布式一致性状态估计值 $\hat{x}_i(k)$ 。

Step 1: 各个融合节点采用 Luenberger 型估计器产生一个局部状态估计值

$$\begin{aligned} \varphi_j(k) = \\ A(k)\hat{x}_j(k) + L_j(k)(y_j(k) - C_j(k)\hat{x}_j(k)). \end{aligned} \quad (4)$$

其中: $L_j(k)$ 为估计器增益, $j = 1, 2, \dots, N$ 。

Step 2: 考虑能量和带宽同时受限,各传感器节点随机间歇式发送局部状态估计值的部分分量到融合节点 i 处,具体方案为:在 k 时刻,为了满足有限带宽,只允许传感器节点 j 的局部估计信号 $\varphi_j(k)$ 的 r_{ji} ($1 \leq r_{ji} < n, i \neq j$) 个分量发送到融合节点,分量选取用分量选择矩阵 $T_{ji}^{j_i}(k)$ 表示;同时,传感器节点 j 采取随机间歇性的发送方式进行数据包传输以节省能量。未被传输的分量在融合节点 i 得到补偿,称为重组局部状态估计,记为 $\varphi_{ji}^c(k)$ 。根据以上方案, k 时刻传感器节点 j 发送到融合节点 i 的局部估计值只能从以下有限集中取值:

$$\begin{aligned} \chi_j(k) \triangleq \\ \{0, T_{1i}^{j_i}(k)\varphi_j(k), \dots, T_{t_{ji}}^{j_i}(k)\varphi_j(k), \dots, T_{\Delta_{ji}}^{j_i}(k)\varphi_j(k)\}. \end{aligned} \quad (5)$$

其中: $T_{t_{ji}}^{j_i}(k)$ ($t_{ji} = 1, 2, \dots, \Delta_{ji}$) 表示不同的分量选择矩阵,且

$$\Delta_{ji} \triangleq C_n^{r_{ji}} = \frac{n(n-1)(n-2)\cdots(n-r_{ji}+1)}{r_{ji}(r_{ji}-1)(r_{ji}-2)\cdots 1}. \quad (6)$$

显然 $T_{t_{ji}}^{j_i}(k)$ 是包含 r_{ji} 个“1”和 $n-r_{ji}$ 个“0”的对角矩阵。

为了方便描述传感器节点 j 的数据包发送过程,引入一组二值随机变量 $\eta_j(k)$ 表示 k 时刻传感器节点 j 是否发送信息到其他节点,且 $\eta_j(k)$ 满足以下假设。

假设 1 随机变量 $\eta_j(k)$ 服从伯努利分布,且与 $w(k)$ 、 $v_j(k)$ 互不相关,即满足

$$\begin{aligned} E\{\eta_j(k)w^T(k)\} = 0, E\{\eta_j(k)v_j^T(k)\} = 0, \forall j; \\ E\{\eta_i(k)\eta_j(k_1)\} = \\ \begin{cases} E\{\eta_i(k)\}, & i = j, k = k_1; \\ E\{\eta_i(k)\}E\{\eta_j(k_1)\}, & i = j, k \neq k_1; \\ E\{\eta_i(k)\}E\{\eta_j(k_1)\}, & i \neq j, \forall k, k_1. \end{cases} \end{aligned} \quad (7)$$

而且, $\eta_j(k)$ 取值概率如下:

$$\text{Prob}\{\eta_j(k) = 1\} = \lambda_j,$$

$$\text{Prob}\{\eta_j(k) = 0\} = 1 - \lambda_j. \quad (8)$$

式(7)表示各传感器独立工作,两两互不相关,每个时刻是否发送信息是独立的.传感器每时刻是否发送数据虽然是随机的,但是与系统噪声和观测噪声均是不相关的;式(8)反映传感器信息发送的频率大小,式(7)和(8)均符合实际物理情形.

设计 $\varphi_{ji}^c(k)$ 的计算公式如下:

$$\varphi_{ji}^c(k) = H_{ji}(k)\varphi_j(k) + (I - H_{ji}(k))A(k)\hat{x}_i(k). \quad (9)$$

其中: $H_{ji}(k) \triangleq \eta_j(k)T_{t_{ji}}^{ji}(k)$, I 为单位阵.由 $\eta_j(k)$ 和 $T_{t_{ji}}^{ji}(k)$ 的定义可知, $H_{ji}(k)$ 是一个对角元素只能取“0”和“1”的对角矩阵.式(9)表明:当 $\eta_j(k) = 1$ 时, $H_{ji}(k) = T_{t_{ji}}^{ji}(k)$,表示 k 时刻传感器节点 j 发送符合通信带宽要求的数据包到融合节点 i ;当 $\eta_j(k) = 0$ 时, $H_{ji}(k) = \mathbf{0}$ ($\mathbf{0}$ 代表零矩阵),表示 k 时刻节点 j 不发送数据包以节省能量.式(9)同时表明未发送的局部状态估计分量由上一时刻融合节点 i 处融合估计值的一步预测值进行补偿.由以上分析可知,模型(9)可以同时描述传感器能量和通信网络带宽受限情形.

在这里需要说明的是,本文所提出的策略与网络控制领域中“丢包现象”相比,前者是数据包的主动舍弃,而后者则是数据包的被动随机丢失,两者都需要进行补偿才能保证系统性能相比理想情况下损失不大.

传感器节点 i 将接收到的全部重组局部状态估计值进行一致性加权融合,得到分布式一致性估计值如下:

$$\begin{aligned} \hat{x}_i(k) &= \sum_{j=1}^N p_{ji}(k)\varphi_{ji}^c(k) = \\ & \sum_{j=1}^N p_{ji}(k)\{H_{ji}(k)[A(k)\hat{x}_j(k) + L_j(k) \times \\ & (y_j(k) - C_j\hat{x}_j(k))] + (I - H_{ji}(k))A(k)\hat{x}_i(k)\}. \end{aligned} \quad (10)$$

其中: $p_{ji}(k) = p_{ij}(k)$ 表示各节点间的一致性权重,且满足 $\sum_{j=1}^N p_{ji}(k) = 1$ 和 $p_{ji}(k) \geq 0, p_{ji}(k) = 0$ 表示节点 i 和 j 间无通信.

注1 为了表述简单和方便阅读,将下文中不会造成误解和不会影响阅读性的时间标志忽略,例如将 $A(k)$ 简化为 $A, C_i(k)$ 简化为 C_i 等.

设融合节点 i 的分布式一致性状态估计误差为 $\varepsilon_i(k)$,即

$$\varepsilon_i(k) = x(k) - \hat{x}_i(k). \quad (11)$$

令 $\bar{H}_{ji}(k) = I - H_{ji}(k)$,得

$$Ax(k) = H_{ji}(k)Ax(k) + \bar{H}_{ji}(k)Ax(k). \quad (12)$$

结合式(10)、(11)和(12)可得

$$\begin{aligned} \varepsilon_i(k+1) &= \\ & \sum_{j=1}^N p_{ji}[H_{ji}(k)(A - L_j C_j)\varepsilon_j(k)\bar{H}_{ji}(k) \times \\ & A\varepsilon_i(k) - H_{ji}(k)L_j v_j(k)] + w(k). \end{aligned} \quad (13)$$

为了对整个分布式估计系统的融合性能进行分析,建立有限时域下分布式一致性状态融合估计代价函数为

$$J_K(L(K)) = \sum_{k=0}^K \sum_{i=0}^N \text{E}\{\|\varepsilon_i(k)\|^2\}, \quad (14)$$

其中: $L(K) \triangleq \{L_i(k), k = 0, 1, \dots, K-1\}_{i=1}^N$ 表示决策变量.当给定一致性权重组 $p(k) \triangleq \{p_{ji}(k)\}_{i,j=1}^N$ 、分量选择矩阵组 $T(k) \triangleq \{T_{t_{ji}}^{ji}(k)\}_{i,j=1}^N$ 和统计特性已知的二值随机变量组 $\eta(k) \triangleq \{\eta_i(k)\}_{i=1}^N$ 时,通过设计一致性估计器增益 $L(K)$,使得系统的融合性能达到最优.

为了对此种方法的节能效果进行分析,定义传感器节点 i 的期望能量节省率(Energy-saving rate, ESR)为

$$\zeta_i = 1 - \text{E}\{\eta_i(k)\} = 1 - \lambda_i. \quad (15)$$

定义实际的ESR $r_i(k)$ 为

$$r_i(k) = 1 - \frac{\sum_{K=1}^k \eta_i(K)}{k}. \quad (16)$$

式(15)和(16)给出了期望ESR与实际ESR的定量关系.

2 次优的分布式一致性融合估计器设计

2.1 估计器渐近稳定充分条件

为了获得本文的主要结果,首先给出以下引理.

引理1^[6] 对于任意正整数 N 、非负标量组 $\{p_i\}_{i=1}^N$ 且满足 $\sum_{i=1}^N p_i = 1$, 向量组 $\{x_i\}_{i=1}^N$ 和正定矩阵 Q , 则有如下不等式成立:

$$\left(\sum_{i=1}^N p_i x_i\right)^T Q \left(\sum_{i=1}^N p_i x_i\right) \leq \sum_{i=1}^N p_i x_i^T Q x_i.$$

引理2^[6] 对于任意正整数 N 、非负标量组 $\{p_i\}_{i=1}^N$ 且满足 $\sum_{i=1}^N p_i = 1$, 向量组 $\{x_i\}_{i=1}^N$ 和矩阵组 $\{A_i\}_{i=1}^N$, 则有如下不等式成立:

$$\left(\sum_{i=1}^N p_i A_i x_i\right)^T \left(\sum_{i=1}^N p_i A_i x_i\right) \leq \sum_{i=1}^N p_i A_i x_i x_i^T A_i^T.$$

引理3^[23] 对于任意正整数 μ 、正定矩阵 B 、矢

量 m 和 n , 有如下不等式成立:

$$2m^T Bn \leq \frac{1}{\mu} m^T Bm + \mu n^T Bn, \quad m, n \in R^n.$$

不考虑随机噪声影响, 分布式一致性融合估计器渐近稳定的充分条件由以下定理给出.

定理1 当给定一致性权重 $p(k)$, 分量选择矩阵 $T(k)$ 和随机二值变量 $\eta(k)$ 时, 对于正定矩阵组 $\{S_i\}_{i=1}^N$, 若存在正定对称矩阵组 $\{Q_i\}_{i=1}^N$ 和增益矩阵组 $\{L_i(k)\}_{i=1}^N$ 满足以下等式:

$$Q_i = 2 \sum_{j=1}^N p_{ji} [(A - L_j C_j)^T H_{ij}(k) Q_j H_{ij}(k) (A - L_j C_j) + A^T \bar{H}_{ij}(k) Q_j \bar{H}_{ij}(k) A] + S_i, \quad (17)$$

则分布式一致性融合状态估计误差 $\varepsilon_i(k)$ 在无噪声时是渐近稳定的, 即 $\lim_{k \rightarrow \infty} \varepsilon_i(k) = 0$.

证明 根据式(13), 无随机噪声时的融合估计误差为

$$\begin{aligned} \varepsilon_i(k+1) = & \sum_{j=1}^N p_{ji} [H_{ji}(k)(A - L_j C_j) \varepsilon_j(k) + \bar{H}_{ji}(k) A \varepsilon_i(k)]. \end{aligned} \quad (18)$$

定义Lyapunov函数

$$V(k) = \sum_{i=1}^N \varepsilon_i^T(k) Q_i \varepsilon_i(k), \quad (19)$$

结合式(18)和(19)得

$$\begin{aligned} V(k+1) - V(k) = & \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N p_{ji} [H_{ji}(k)(A - L_j C_j) \varepsilon_j(k) + \bar{H}_{ji}(k) A \varepsilon_i(k)]^T Q_i \times \\ & \left[\sum_{j=1}^N p_{ji} H_{ji}(k)(A - L_j C_j) \varepsilon_j(k) + \bar{H}_{ji}(k) A \varepsilon_i(k) \right] - \\ & \sum_{i=1}^N \varepsilon_i^T(k) Q_i \varepsilon_i(k). \end{aligned} \quad (20)$$

由引理1和引理2可得

$$\begin{aligned} V(k+1) - V(k) \leq & \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N p_{ji} \{ [H_{ji}(k)(A - L_j C_j) \varepsilon_j(k) + \bar{H}_{ji}(k) A \varepsilon_i(k)]^T Q_i [H_{ji}(k)(A - L_j C_j) \times \\ & \varepsilon_j(k) + \bar{H}_{ji}(k) A \varepsilon_i(k)] \} - \sum_{i=1}^N \varepsilon_i^T(k) Q_i \varepsilon_i(k) \leq \\ & \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N 2p_{ji} \{ (H_{ji}(k)(A - L_j C_j) \varepsilon_j(k))^T \times \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} & Q_i H_{ji}(k)(A - L_j C_j) \varepsilon_j(k) + (\bar{H}_{ji}(k) A \varepsilon_i(k))^T \times \\ & Q_i \bar{H}_{ji}(k) A \varepsilon_i(k) \} \sum_{i=1}^N \varepsilon_i^T(k) Q_i \varepsilon_i(k). \end{aligned} \quad (21)$$

将式(21)交换求和顺序并合并得到

$$\begin{aligned} V(k+1) - V(k) \leq & \sum_{i=1}^N \varepsilon_i^T(k) \left\{ 2 \sum_{j=1}^N p_{ji} [(A - L_j C_j)^T \times \right. \\ & H_{ij}(k) Q_j H_{ij}(k) (A - L_j C_j) + \\ & \left. A^T \bar{H}_{ij}(k) Q_j \bar{H}_{ij}(k) A] - Q_i \right\} \varepsilon_i(k). \end{aligned} \quad (22)$$

令

$$\begin{aligned} & 2 \sum_{j=1}^N p_{ji} [(A - L_j C_j)^T H_{ij}(k) Q_j H_{ij}(k) (A - L_j C_j) + \\ & A^T \bar{H}_{ij}(k) Q_j \bar{H}_{ij}(k) A] - Q_i = -S_i, \end{aligned} \quad (23)$$

即得到式(17).

由于 $\{S_i\}_{i=1}^N$ 是正定矩阵组, 有

$$V(k+1) - V(k) < 0. \quad (24)$$

通过以上分析, 得到了融合估计误差渐近稳定的充分条件. \square

接下来证明满足式(17)的矩阵组 $\{Q_i\}_{i=1}^N$ 和 $\{L_i\}_{i=1}^N$ 的存在性. 直接求解式(17)是非常困难的, 因此通过利用Schur补引理^[23], 将其转化为等价的线性矩阵不等式(LMIs)形式便可方便求解. 具体结论由定理2给出.

定理2 定义矩阵

$$\begin{cases} \text{vec}_n^i \{M_i\} \triangleq \text{vec}[M_1 \ M_2 \ \cdots \ M_n], \\ \text{diag}_n^i \{N_i\} \triangleq \text{diag}\{N_1, N_2, \cdots, N_n\}. \end{cases} \quad (25)$$

定义矩阵变量

$$\begin{cases} \Psi_{12} = \text{vec}_n \{ \sqrt{2p_{ji}(k)} A^T \bar{H}_{ij}(k) U_j \}, \\ \Psi_{13} = \text{vec}_n \{ \sqrt{2p_{ji}(k)} (A^T H_{ij}(k) U_j - C_j^T B_j^T(k)) \}, \\ \Psi_{22} = \text{diag}_n \{ U_j \}, \\ \Psi_{33} = \text{diag}_n \{ U_j \}. \end{cases} \quad (26)$$

LMIs定义如下:

$$\begin{bmatrix} U_i & \Psi_{12} & \Psi_{13} \\ \Psi_{12}^T & \Psi_{22} & 0 \\ \Psi_{13}^T & 0 & \Psi_{33} \end{bmatrix} > 0. \quad (27)$$

其中: $\{U_i\}_{i=1}^N$ 是对称矩阵变量组, $\{B_i\}_{i=1}^N$ 是矩阵变量组. 当一致性估计器增益满足

$$L_i(k) = H_{ij}(k)^{-1} U_i^{-1} B_i,$$

则以 $\{U_i\}_{i=1}^N$ 和 $\{B_i\}_{i=1}^N$ 为自变量的LMIs(27)与式

(17)的可解性是等价的. 其中 $H_{ij}(k)^-$ 表示 $H_{ij}(k)$ 的广义逆.

证明 根据 Schur 补引理, 若使不等式 (27) 有解, 则只要存在正定对称组 $\{U_i\}_{i=1}^N$ 和正定矩阵组 $\{B_i\}_{i=1}^N$ 使得如下不等式成立:

$$U_i - \sum_{j=1}^N 2p_{ji}[(U_j H_{ij}(k)A - B_j C_j)^T U_j^{-1} \times (U_j H_{ij}(k)A - B_j C_j) + A^T \bar{H}_{ij}(k)U_j \bar{H}_{ij}(k)A] > 0. \quad (28)$$

式(28)变换得到

$$U_i - \sum_{j=1}^N 2p_{ji}[(H_{ij}(k)A - U_j^{-1} B_j C_j)^T U_j \times (H_{ij}(k)A - U_j^{-1} B_j C_j) + A^T \bar{H}_{ij}(k)U_j \bar{H}_{ij}(k)A] > 0. \quad (29)$$

定义 $L_i = H_{ij}(k)^- U_i^{-1} B_i$, 有

$$U_i - \sum_{j=1}^N 2p_{ji}[(A - L_j C_j)^T H_{ij}(k)U_j \times H_{ij}(k)(A - L_j C_j) + A^T \bar{H}_{ij}(k)U_j \bar{H}_{ij}(k)A] > 0. \quad (30)$$

因此, 存在正定矩阵组 $\{S_i\}_{i=1}^N$ 使得下式成立:

$$U_i - \sum_{j=1}^N 2p_{ji}[(A - L_j C_j)^T H_{ij}(k)U_j \times H_{ij}(k)(A - L_j C_j) + A^T \bar{H}_{ij}(k)U_j \bar{H}_{ij}(k)A] = S_i. \quad (31)$$

显然, 式(31)和(17)有相同的形式. \square

2.2 次优的分布式一致性融合估计器

定义 k 时刻融合节点 i 处的状态融合估计误差协方差矩阵为 $P_i(k) = E\{\varepsilon_i(k)\varepsilon_i^T(k)\}$, 结合式(13)得

$$P_i(k+1) = E\{\varepsilon_i(k)\varepsilon_i^T(k)\} = E\left\{\left[\sum_{j=1}^N p_{ji}(H_{ji}(k)(A - L_j C_j)\varepsilon_j(k) + \bar{H}_{ji}(k)A\varepsilon_i(k) - H_{ji}(k)L_j v_j(k) + w(k))\right] \times \left[\sum_{j=1}^N p_{ji}(H_{ji}(k)(A - L_j C_j)\varepsilon_j(k) + \bar{H}_{ji}(k)A\varepsilon_i(k) - H_{ji}(k)L_j v_j(k) + w(k))\right]^T\right\}. \quad (32)$$

式(14)等价于

$$J_K(L(K)) = \sum_{k=0}^K \sum_{i=0}^N \text{tr}(P_i(k)). \quad (33)$$

由式(32)可以看出, 要得到优化问题(33)的最优估计器增益的精确解析式是非常困难的. 因此, 本文

在保证融合性能损失不大的前提下, 通过最小化代价函数的上界, 得到一组次优的估计器增益. 在给出次优解前, 首先通过以下引理找到代价函数的一个上界.

引理4^[24] 定义如下矩阵:

$$D \triangleq \text{diag}\{d_1, d_2, \dots, d_n\},$$

$$G \triangleq \begin{bmatrix} g_{11} & \cdots & g_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ g_{n1} & \cdots & g_{nn} \end{bmatrix},$$

$$F \triangleq \text{diag}\{f_1, f_2, \dots, f_n\}.$$

则

$$\text{DGF} = (D \oplus F) \otimes G.$$

其中: 符号“ \otimes ”表示 $[G^1 \otimes G^2]_{ij} = G_{ij}^1 G_{ij}^2$ (矩阵的 Hadamard 积); 符号“ \oplus ”定义为

$$D \oplus F = \begin{bmatrix} d_1 f_1 & \cdots & d_1 f_n \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ d_n f_1 & \cdots & d_n f_n \end{bmatrix}.$$

引理5 定义

$$A_{ji}(k) \triangleq E\{H_{ji}(k) \oplus H_{ji}(k)\},$$

$$V_{ji}(k) \triangleq E\{\bar{H}_{ji}(k) \oplus \bar{H}_{ji}(k)\}.$$

考虑如下差分方程:

$$\Phi_i(k+1) = \sum_{j=1}^N 2p_{ji}[A_{ji}(k) \otimes (A - L_j C_j)\Phi_j(k)(A - L_j C_j)^T + V_{ji}(k) \otimes A\Phi_i(k)A^T] + \sum_{j=1}^N p_{ji}A_{ji}(k) \otimes L_j R_j L_j^T + W(k). \quad (34)$$

其中: $\Phi_i(0) = P_i(0)$, $i = 1, 2, \dots, N$, 则对所有 $k \geq 0$, $P_i(k) \leq \Phi_i(k)$ 恒成立.

证明 对式(32)应用引理2, 得

$$P_i(k+1) \leq E\left\{\sum_{j=1}^N p_{ji}[(H_{ji}(k)(A - L_j C_j)\varepsilon_j(k) + \bar{H}_{ji}(k)A\varepsilon_i(k))][(H_{ji}(k)(A - L_j C_j)\varepsilon_j(k) + \bar{H}_{ji}(k)A\varepsilon_i(k))]^T\right\} + \sum_{j=1}^N p_{ji}A_{ji}(k) \otimes L_j R_j L_j^T + W. \quad (35)$$

根据引理3和假设1, 得

$$\begin{aligned}
P_i(k+1) \leq & \sum_{j=1}^N 2p_{ji}[\Lambda_{ji}(k) \otimes (A - L_j C_j) P_j(k) (A - L_j C_j)^T + \\
& V_{ji}(k) \otimes A P_i(k) A^T] + \sum_{j=1}^N p_{ji} \Lambda_{ji}(k) \otimes L_j R_j L_j^T + W.
\end{aligned} \quad (36)$$

采取数学归纳法来证明 $P_i(k+1) \leq \Phi_i(k+1)$. 当 $k = 0$ 时, 由已知条件得 $P_i(0) = \Phi_i(0)$. 假设 k 时刻 $P_i(k) \leq \Phi_i(k)$, 则有

$$\begin{aligned}
& \Lambda_{ji}(k) \otimes (A - L_j C_j) P_j(k) (A - L_j C_j)^T + \\
& V_{ji}(k) \otimes A P_i(k) A^T \leq \\
& \Lambda_{ji}(k) \otimes (A - L_j C_j) \Phi_j(k) (A - L_j C_j)^T + \\
& V_{ji}(k) \otimes A \Phi_i(k) A^T.
\end{aligned} \quad (37)$$

综合式(34)和(37), 可得

$$P_i(k+1) \leq \Phi_i(k+1). \quad \square$$

记 $\Phi_i(k)$ 为次优矩阵, 定义次优代价函数为

$$\bar{J}_K(L(K)) = \sum_{k=0}^K \sum_{i=1}^N \text{tr}(\Phi_i(k)). \quad (38)$$

由引理5易证

$$J_K(L(K)) \leq \bar{J}_K(L(K)), \quad (39)$$

因此, 通过求解式(38)便可得到一组次优的一致性估计器增益 $L_c(K)$, 即

$$L_c(K) = \arg \min_{L(k)} \sum_{k=0}^K \sum_{i=1}^N \text{tr}(\Phi_i(k)). \quad (40)$$

根据引理5的结论和分析, 优化问题(40)的最优解由以下定理给出.

定理3 优化问题(40)的最优解为

$$L_i^*(k) = A \Phi_i^*(k) C_i^T [R_i + C_i \Phi_i^*(k) C_i^T]^{-1}. \quad (41)$$

次优代价函数 $\bar{J}_K(L(K))$ 的最小值为

$$\bar{J}_K^*(L^*(K)) = \sum_{k=0}^K \sum_{i=1}^N \text{tr}(\Phi_i^*(k)). \quad (42)$$

$\Phi_i^*(k)$ 的递推公式如下:

$$\begin{aligned}
\Phi_i^*(k+1) = & \sum_{j=1}^N p_{ji} [2\Lambda_{ji}(k) \otimes (A \Phi_j^*(k) A^T - A \Phi_j^*(k) C_j^T \times \\
& (R_j + C_j \Phi_j^*(k) C_j^T)^{-1} C_j \Phi_j^*(k) A^T) + 2V_{ji}(k) \otimes \\
& A \Phi_i^*(k) A^T - \Lambda_{ji}(k) \otimes A \Phi_j^*(k) C_j^T (R_j + \\
& C_j \Phi_j^*(k) C_j^T)^{-1} R_j (A \Phi_j^*(k) C_j^T (R_j + \\
& C_j \Phi_j^*(k) C_j^T)^{-1})^T] + W(k),
\end{aligned} \quad (43)$$

其中 $\Phi_i^*(0) = P_i(0)$, $i = 1, 2, \dots, N$.

证明 令优化问题(40)的最优解为

$$L^*(K) \triangleq \{L_i^*(k), k = 0, 1, \dots, K-1\}_{i=1}^N.$$

任意一组可行解为

$$L(K) \triangleq \{L_i(k), k = 0, 1, \dots, K-1\}_{i=1}^N.$$

分别将 $L^*(K)$ 和 $L(K)$ 代入式(34)得到 $\{\Phi_i^*(k)\}_i^N$ 和 $\{\Phi_i(k)\}_i^N$.

要证式(41)成立, 只需证明

$$\bar{J}_K^*(L^*(K)) \leq \bar{J}_K(L(K)), \quad \forall i, k. \quad (44)$$

结合式(38)和(42)可知, 只需证明

$$\Phi_i^*(k) \leq \Phi_i(k), \quad \forall i, k. \quad (45)$$

将式(41)代入(34), 得

$$\begin{aligned}
\Phi_i^*(k+1) = & \sum_{j=1}^N p_{ji} [2\Lambda_{ji}(k) \otimes (A - L_j^* C_j) \Phi_j^*(k) (A - L_j^* C_j)^T + \\
& 2V_{ji}(k) \otimes A \Phi_i^*(k) A^T] + \\
& \sum_{j=1}^N p_{ji} \Lambda_{ji}(k) \otimes L_j^* R_j (L_j^*)^T + W(k).
\end{aligned} \quad (46)$$

以下恒等式显然成立:

$$\begin{aligned}
& (A - L_j C_j) \Phi_j^*(k) (A - L_j C_j)^T + L_j R_j L_j^T = \\
& (A - L_j^* C_j) \Phi_j^*(k) (A - L_j^* C_j)^T + L_j^* R_j (L_j^*)^T + \\
& (L_j - L_j^*) (R_j + C_j \Phi_j^*(k) C_j^T) (L_j - L_j^*)^T,
\end{aligned} \quad (47)$$

则式(46)变形得到

$$\begin{aligned}
\Phi_i^*(k+1) = & \sum_{j=1}^N p_{ji} [2\Lambda_{ji}(k) \otimes ((A - L_j C_j) \Phi_j^*(k) (A - \\
& L_j C_j)^T + L_j R_j L_j^T - (L_j - L_j^*) (V_j + C_j \Phi_j^*(k) C_j^T) \times \\
& (L_j - L_j^*)^T) + 2V_{ji}(k) \otimes A \Phi_i^*(k) A^T] - \\
& \sum_{j=1}^N p_{ji} \Lambda_{ji}(k) \otimes L_j^* R_j (L_j^*)^T + W(k).
\end{aligned} \quad (48)$$

于是得到

$$\begin{aligned}
\Phi_i^*(k+1) - \Phi_i(k+1) = & \sum_{j=1}^N p_{ji} [2\Lambda_{ji}(k) \otimes ((A - L_j C_j) (\Phi_j^*(k) - \Phi_j(k)) \times \\
& (A - L_j C_j)^T - (L_j - L_j^*) (R_j + C_j \Phi_j^*(k) C_j^T) \times \\
& (L_j - L_j^*)^T) + 2V_{ji}(k) \otimes A (\Phi_i^*(k) - \Phi_i(k)) A^T] - \\
& \sum_{j=1}^N p_{ji} \Lambda_{ji}(k) \otimes (L_j - L_j^*) R_j (L_j - L_j^*)^T.
\end{aligned} \quad (49)$$

根据数学归纳法, 当 $k = 0$ 时, 由已知条件知式

(45)成立;假设 $\Phi_i^*(k) \leq \Phi_i(k)$,又 $R_j + C_j \Phi_i^*(k) C_j^T$ 是正定矩阵,则有

$$\Phi_i^*(k+1) \leq \Phi(k+1). \quad (50)$$

进一步得到

$$\bar{J}_K^*(L^*(K)) \leq \bar{J}_K(L(K)). \quad (51)$$

将式(46)化简便得到式(43). \square

由定理3可知,一致性估计器增益的计算依赖于各节点的发送概率值,并不需要知道各传感器节点每时刻具体的发送情况.因此,当给定发送概率时,估计器增益可以离线计算,这样可以减轻各传感器节点的计算负担.

3 仿真算例

考虑由4个传感器节点组成的分布式一致性状态融合估计问题,其中目标系统方程由下式描述:

$$x(k+1) = \begin{bmatrix} 0.7 & -0.4 & 0 \\ 0.6 & 0.8 & 0.1 \\ 0.8 & 0.4 & 0 \end{bmatrix} x(k) + w(k).$$

量测方程为

$$y_i(k) = C_i(k)x(k) + v_i(k),$$

其中: $C_i(k) = [1 \ 1 \ 0]$, $i = 1, 2, 3, 4$.假设 $w(k)$ 和 $v_i(k)$ 是零均值且互不相关的高斯白噪声,协方差矩阵分别为 $W = \text{diag}\{0.02, 0.06, 0.01\}$ 和 $R_1 = 0.4$, $R_2 = 0.2$, $R_3 = 0.6$, $R_4 = 0.8$.各初始值取值如下:

$$\begin{cases} \hat{x}_i(0) = x(0) = [6 \ 8 \ 10]^T, \\ \Phi_i^*(0) = P_i(0) = \text{diag}\{0.19, 0.09, 0.08\}. \end{cases}$$

给定一组一致性权重如下:

$$\begin{cases} p_{11} = 0.45, p_{21} = 0.15, p_{31} = 0.15, p_{41} = 0.25, \\ p_{12} = p_{21}, p_{22} = 0.45, p_{32} = 0.25, p_{42} = 0.15, \\ p_{13} = p_{31}, p_{23} = p_{32}, p_{33} = 0.45, p_{43} = 0.15, \\ p_{14} = p_{41}, p_{24} = p_{42}, p_{34} = p_{43}, p_{44} = 0.45. \end{cases}$$

考虑能量和带宽约束,每个传感器节点在每时刻只允许传输局部估计信息的两个分量($r_{ji} = 2, i, j = 1, 2, 3, 4, i \neq j$).为了节省能量,各节点随机间歇性地发送局部状态估计部分分量到其他节点.为了对比不同的分量选择矩阵 $T_{t_{ji}}^{j_i}(k)$ 对融合性能的影响,取不同的分量选择矩阵组合如下:

$$T_1 \begin{cases} T_1^{12} = T_1^{13} = T_1^{14} = \text{diag}\{0, 1, 1\}, \\ T_1^{21} = T_1^{23} = T_1^{24} = \text{diag}\{1, 1, 0\}, \\ T_1^{31} = T_1^{32} = T_1^{34} = \text{diag}\{0, 1, 1\}, \\ T_1^{41} = T_1^{42} = T_1^{43} = \text{diag}\{1, 1, 0\}; \end{cases}$$

$$T_2 \begin{cases} T_2^{12} = T_2^{13} = T_2^{14} = \text{diag}\{1, 0, 1\}, \\ T_2^{21} = T_2^{23} = T_2^{24} = \text{diag}\{0, 1, 1\}, \\ T_2^{31} = T_2^{32} = T_2^{34} = \text{diag}\{1, 1, 0\}, \\ T_2^{41} = T_2^{42} = T_2^{43} = \text{diag}\{0, 1, 1\}; \end{cases}$$

$$T_3 \begin{cases} T_3^{12} = T_3^{13} = T_3^{14} = \text{diag}\{1, 1, 0\}, \\ T_3^{21} = T_3^{23} = T_3^{24} = \text{diag}\{1, 0, 1\}, \\ T_3^{31} = T_3^{32} = T_3^{34} = \text{diag}\{0, 1, 1\}, \\ T_3^{41} = T_3^{42} = T_3^{43} = \text{diag}\{1, 0, 1\}. \end{cases}$$

取分量选择矩阵组 T_1 ,4个传感器节点发送概率分别为 $\lambda_1 = 0.9, \lambda_2 = 0.8, \lambda_3 = 0.7, \lambda_4 = 0.6$.为了验证算法的有效性,图1给出了100步Monte Carlo模拟仿真的各传感器节点的均方根误差(Root mean square error, RMSE)曲线,定义 k 时刻的RMSE值为

$$\text{RMSE}(t) = \left(\frac{1}{100} \sum_{n=1}^{100} \{(x(k) - x_i^n(k))^T (x(k) - x_i^n(k))\} \right)^{1/2},$$

其中 $i = 1, 2, 3, 4$,表示4个传感器节点.由图1可以看出,各传感器节点的RMSE值收敛且相差很小,本文所设计的分布式一致性估计器仍能较好地跟踪目标真实轨迹,且各传感器节点对目标的估计趋于一致.

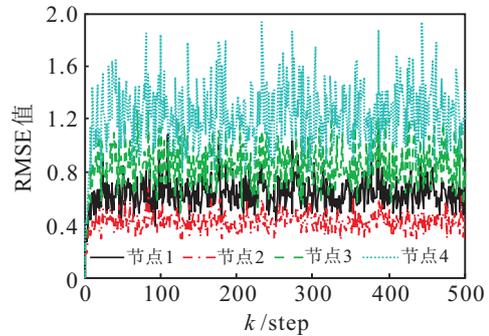


图1 各节点100次Monte Carlo实验RMSE曲线

各节点次优矩阵的迹如图2所示,由图2可以看出次优矩阵的迹是收敛的.由引理5可知,各节点融合估计误差协方差的迹也是收敛的,从而验证了定理1的正确性.

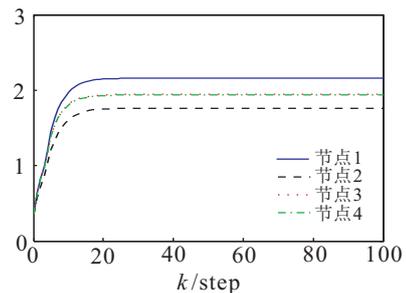


图2 各节点次优矩阵的迹

为了对节能效果进行分析,得到各节点期望的ESR与实际的ESR如图3所示. 由图3可见,随着仿真步数的增加,实际的ESR与期望的ESR之间的差值越来越小,从而表明了所提出的节能策略的有效性.

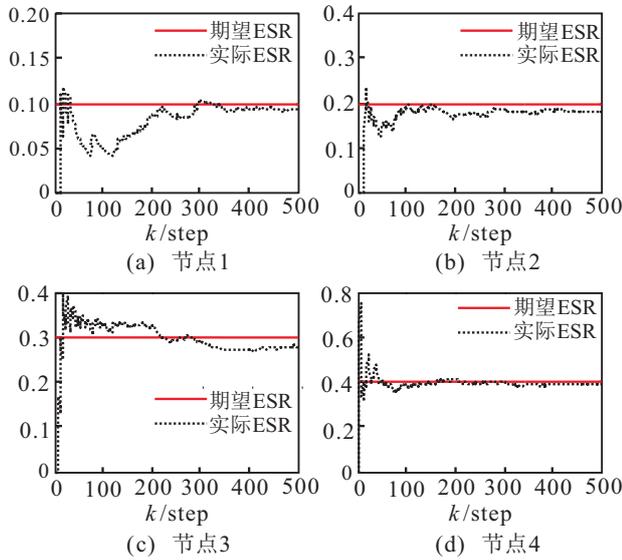


图3 期望的ESR与实际的ESR之间的关系

当各节点发送概率为 $\lambda_1 = 0.9, \lambda_2 = 0.8, \lambda_3 = 0.7, \lambda_4 = 0.6$ 时,选取不同的分量选择矩阵组 T_1, T_2 和 T_3 ,得到次优代价函数仿真结果如图4所示. 由图4可以看出,不同的分量选择矩阵对估计器的融合效果是不同的.

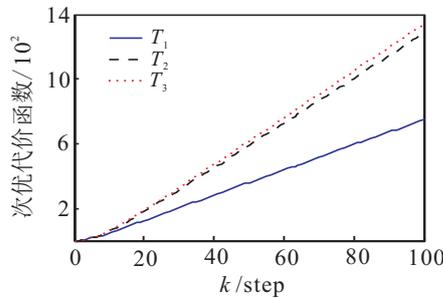


图4 不同分量选择矩阵与 $\bar{J}_K(L(K))$ 的关系

为了对比不同的期望ESR与融合估计器性能之间的关系,取分量选择矩阵 T_1 ,各节点期望的ESR分别取以下不同值:

$$\begin{cases} \zeta_1 = \zeta_2 = \zeta_3 = \zeta_4 = 0, \\ \zeta_1 = \zeta_2 = \zeta_3 = \zeta_4 = 0.1, \\ \zeta_1 = \zeta_2 = \zeta_3 = \zeta_4 = 0.4, \\ \zeta_1 = \zeta_2 = \zeta_3 = \zeta_4 = 0.8. \end{cases}$$

其中 $\zeta_1 = \zeta_2 = \zeta_3 = \zeta_4 = 0$ 表示各传感器节点没有采取节能策略. 不同的期望ESR与次优代价函数之间的关系如图5所示. 图5表明,当各节点满足带宽要求时,融合估计器的性能随期望的ESR增大而变

差. 这说明传感器能量节省和融合性能之间是矛盾的,能量节省越多,融合性能越差. 因此,根据ESR和节点发送概率的关系,为了保证估计器的融合性能,各节点的发送概率应选择合适值.

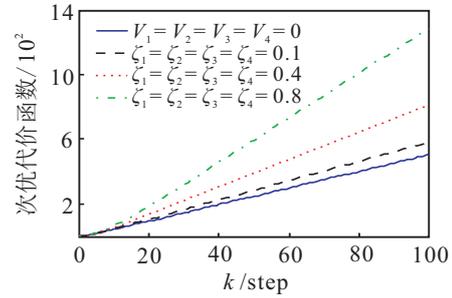


图5 不同期望的ESR与 $\bar{J}_k(L(K))$ 的关系

4 结论

针对能量和带宽受限下的分布式一致性融合估计问题,本文提出了一种基于降低发送频率和数据压缩降维的组合策略. 首先,依据Lyapunov稳定性分析理论给出了分布式一致性融合估计误差渐近稳定的充分条件. 然后,利用不等式理论构造了代价函数的上界,得到了一组次优的一致性估计器增益,且估计器增益可以离线计算,增强了实时性. 最后,仿真结果表明了分布式一致性估计器的融合性能依赖于各传感器节点随机发送概率值和分量选择矩阵的选取. 当各节点分量选择给定时,在保证融合性能损失不大的前提下,各传感器节点可以通过降低发送频率来节省能量. 当各节点发送概率值一定时,如何确定最优的分量选择矩阵将是下一步的研究方向.

参考文献(References)

- [1] Kumar P, Mittal A. Addressing uncertainty in multi-modal fusion for improved object detection in dynamic environment[J]. Information Fusion, 2010, 11(4): 311-324.
- [2] Kamal A T, Farrell J A, Roy-Chowdhury A K. Information consensus for distributed multi-target tracking[C]. IEEE Conf on Computer Vision and Pattern Recognition. Portland: IEEE, 2013: 2403-2410.
- [3] 王晓初, 尤政, 赵开春, 等. 分布式卫星系统的协同导航估计方法[J]. 宇航学报, 2013, 34(8): 1106-1113. (Wang X C, You Z, Zhao K C, et al. A cooperative navigation estimation method in distributed satellite system[J]. J of Astronautics, 2013, 34(8): 1106-1113.)
- [4] Demetriou M A. Natural consensus filters for second order infinite dimensional systems[J]. Systems & Control Letters, 2009, 58(12): 826-833.
- [5] Olfati-Saber R. Kalman-consensus filter: Optimality, stability, and performance[C]. Proc of 48th IEEE Conf

- on Decision and Control. Shanghai: IEEE, 2009: 7036-7042.
- [6] Baras J S, Matei I. Consensus-based linear distributed filtering[J]. *Automatica*, 2012, 48(9): 1776-1782.
- [7] Olfati-Saber R. Distributed Kalman filter with embedded consensus filters[C]. Proc of the 44th IEEE Conf on Decision and Control. Seville: IEEE, 2005: 8180-8184.
- [8] Olfati-Saber R. Distributed Kalman filtering for sensor networks[C]. The 46th IEEE Conf on Decision and Control. New Orleans: IEEE, 2007: 5492-5498.
- [9] Beard R, Casbeer D W. Distributed information filtering using consensus filters[C]. Proc of American Control Conf. St Louis: IEEE Press, 2009: 1882-1887.
- [10] Stankovic S S, Stankovic M S, Stipanovic D M. Consensus based overlapping decentralized estimation with missing observations and communications faults[J]. *Automatica*, 2009, 45(6): 1397-1406.
- [11] 王帅, 杨文, 侍洪波. 带丢包的一致性滤波算法研究[J]. *自动化学报*, 2010, 36(12): 1689-1696.
(Wang S, Yang W, Shi H B. Consensus-based filtering algorithm with packet-dropping[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2010, 36(12): 1689-1696.)
- [12] Jian W, Yang S, Mu B X, et al. Average consensus in multi-Agent systems with non-uniform time-varying delays and random packet losses[C]. The 3rd IFAC Int Conf on Intelligent Control and Automation Science. Chengdu: IFAC, 2013: 321-326.
- [13] Yu M, Yan C, Xie D M, et al. Event-triggered tracking consensus with packet losses and time-varying delays[J]. *Automatica*, 2009, 45(6): 1397-1406.
- [14] Oka A, Lampe L. Energy efficient distributed filtering with wireless sensor networks[J]. *IEEE Trans on Signal Processing*, 2008, 56(5): 2062-2075.
- [15] Riberio A, Giannakis G B. Bandwidth-constrained distributed estimation for wireless sensor networks-Part I: Gaussian case[J]. *IEEE Trans on Signal Process*, 2006, 54(3): 1131-1143.
- [16] Zhang W A, Yu L, Qiu X, et al. Energy-efficient fusion estimation for wireless sensor networks with packet losses[C]. Proc of the 30th Chinese Control Conf. Yantai: IEEE, 2011: 6408-6412.
- [17] Battistelli G, Benavoli A, Chisci L. State estimation with remote sensors and intermittent transmissions[J]. *Systems and Control Letters*, 2011, 61(1): 155-164.
- [18] Behbahani A S, Eltawil A M, Jafarkhani H. Linear decentralized estimation of correlated data for power constrained wireless sensor networks[J]. *IEEE Trans on Signal Processing*, 2012, 60(11): 6003-6016.
- [19] 卢建华, 韩旭, 李冀鑫. 带宽受限下的基于一致性的分布式融合估计器[J]. *控制与决策*, 2016, 31(12): 2154-2162.
(Lu J H, Han X, Li J X. Consensus-based distributed fusion estimator with communication bandwidth constraints[J]. *Control and Decision*, 2016, 31(12): 2151-2162.)
- [20] Shen X J, Zhu Y M, You Z S. An efficient sensor quantization algorithm for decentralized estimation fusion[J]. *Automatica*, 2011, 47(5): 1053-1059.
- [21] Li J, AlRegib G. Distributed estimation in energy-constrained wireless sensor networks[J]. *IEEE Trans on Signal Processing*, 2009, 57(10): 3746-3758.
- [22] Fang J, Li H. Hyperplane-based vector quantization for distributed estimation in wireless sensor networks[J]. *IEEE Trans on Information Theory*, 2009, 55(12): 5682-5699.
- [23] Jiang B, Wang J L, Soh Y C. An adaptive technique for robust diagnosis of faults with independent effects on system outputs[J]. *Int J of Control*, 2002, 75(11): 792-802.
- [24] Chen B, Yu L, Zhang W A, et al. Distributed fusion estimation with communication bandwidth constraints[J]. *IEEE Trans on Automatic Control*, 2015, 60(5): 1398-1403.

作者简介

赵国荣(1964—), 男, 教授, 博士, 从事无线传感器网络、飞行器综合导航等研究, E-mail: GRZhao6881@163.com;

廖海涛(1996—), 男, 硕士生, 从事多传感器信息融合、飞行器综合导航的研究, E-mail: haitao_liao@163.com;

韩旭(1990—), 男, 博士生, 从事飞行器导航的研究, E-mail: hxyy713@163.com;

王元鑫(1993—), 男, 硕士生, 从事飞行器导航的研究, E-mail: wyx13@163.com.

(责任编辑: 孙艺红)