

基于有限存储空间的分布式传感器融合估计器

韩旭¹, 王元鑫^{2,*}, 程显超¹, 王小飞²

(1. 解放军 91001 部队, 北京 100036; 2. 海军航空大学青岛校区, 青岛 266041)

摘 要: 研究具有信息传输模型不确定性、随机时间延迟和数据丢包的网络化多传感器分布式融合估计问题。模型的不确定性刻画为系统矩阵中的非高斯非白噪声干扰, 在远程处理中心处设置有限长度的存储空间用来存储各个传感器延迟到达的测量值。在最小方差原则下设计了一种利用测量值到达变量的最优常增益局部估计器, 利用协方差交叉加权方法得到最优分布式融合估计器并推导得到使得估计器有界的条件。最后, 通过某电源系统计算实例仿真验证所提融合估计器的有效性。

关 键 词: 存储空间; 模型不确定性; 随机时延和丢包; 常增益局部估计器; CI 融合估计器
中图分类号: TJ765.2

文献标志码: A **文章编号:** 1001-5965(2023)02-0335-09

由于无线网络化多传感器融合估计在航空航天、智能交通、工业生产自动控制、无人运载体导航及环境监测等领域的重要应用, 国内外学者已经对其产生了广泛的关注和研究^[1-5]。然而网络化融合估计在工程背景中受多因素影响不可避免地产生模型的不确定性、随机传输时延和数据包丢失问题, 使得融合估计性能受到严重损害。针对存有时延和丢包问题的状态估计器设计问题, 学术界已经探究了一些理论成果。Sun 和 Ma^[6-7] 利用将状态矩阵建立增广矩阵的思路, 将随机时延和丢包系统转变成无时延系统, 并利用射影思想推导出最优估计器, 但是增广方法导致高维矩阵的求逆计算, 使得计算负担成指数增加。文献 [8] 讨论集中式融合估计时, 对存在传感器增益退化甚至无效、模型不确定性、观测数据时延甚至丢包情况下如何进行融合估计问题进行考虑, 并提出 2 种不同的鲁棒融合估计算法。文献 [9] 同时考虑模型不确定性、传感器量测衰减、随机传输时间延迟和丢包, 提出一种集中式框架下的融合估计器, 该估计器在设计新息模型时利用了当前时刻之前估计值的加权值, 表明该

方法得到的估计结果要比经典 Kalman 方法精确度更高。但是该估计器需要处理不同传感器不同时刻的误差交联, 当传感器数量和时延较大时, 实时性难以保证。文献 [10] 提出了一种具有传感器增益退化、随机传输时间延迟和数据包丢失的分布式融合估计器, 该估计器虽精度上比集中式结构稍有损失, 但计算量得到了有效降低。文献 [7-9] 在每一个采样周期内, 只保留到达估计中心的多个数据包中的一个, 进行估计计算, 难免造成了信息损失, 而文献 [11] 在集中式框架下, 在远程处理中心为所有传感器设置有限长度的存储空间, 用来存储延迟到达的数据包, 将多随机观测时延和丢包问题转化为多丢包问题, 并设计常增益估计器避免了运算量过大的高维矩阵的求逆计算。然而当模型中存在非高斯非白噪声不确定干扰时, 该估计器设计方法不再适用; 同时, 虽然集中式的估计结构能够使得传感器信息损失最小, 但是所有传感器均需要同步执行相同步数的重复递推计算, 且集中式结构具有容错率低、可靠性差、工程上难以实现等不利问题。为克服文献 [11] 所提方法的不足, 考虑在

收稿日期: 2021-05-08; 录用日期: 2022-01-21; 网络出版时间: 2022-05-18 13:47
网络出版地址: kns.cnki.net/kcms/detail/11.2625.V.20220518.0954.001.html
基金项目: 国家自然科学基金 (61473306)
*通信作者. E-mail: wyx13@163.com

引用格式: 韩旭, 王元鑫, 程显超, 等. 基于有限存储空间的分布式传感器融合估计器 [J]. 北京航空航天大学学报, 2023, 49 (2): 335-343.
HAN X, WANG Y X, CHENG X C, et al. A decentralized multi-sensor fusion estimator using finite memory buffers [J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2023, 49 (2): 335-343 (in Chinese).

分布式框架下,研究具有模型不确定性、随机时延和丢包的网络化融合估计问题。模型的不确定性用系统状态矩阵受到非高斯非白噪声不确定性扰动来描述,受文献[11]的启发本文在远程处理中心设置多个不同长度的存储空间用来存储各个传感器延迟到达的数据包,每一采样周期所有延迟到达的测量数据包按照其时间戳顺序被存储在相应位置,用“到达变量”来刻画数据包的到达情况。与文献[9, 11]所设计估计器的方式不同,本文首先为每个传感器分别设计局部常增益估计器,将每个传感器对应的测量值“到达变量”加入新息的设计中,结合系统矩阵中的非高斯非白噪声,设计了一种计算负担小的常增益状态估计器,根据最小方差原则推导出可离线计算的最优局部估计常增益表达式。考虑到局部估计误差交叉协方差受各存储空间长度不同的影响变得计算困难,给出一种基于分布式协方差交叉(covariance intersection, CI)的分布式加权估计方法^[12-13]的融合估计器,并推导出使得估计器有界的充分条件。结果表明:可通过调节各个传感器的存储空间长度来协调融合估计精度和计算量之间的关系,具有较强的工程意义。

1 问题描述与分析

考虑如下离散不确定线性随机系统:

$$\mathbf{x}_{k+1} = (\mathbf{A} + g_k \hat{\mathbf{A}}) \mathbf{x}_k + \mathbf{w}_k \quad (1)$$

式中: $\mathbf{x}_k \in \mathbf{R}^n$ 为系统状态, 状态初值 $\mathbf{x}_0$ 为白噪声, 相应的均值为 $\bar{\mathbf{x}}_0$, 方差为 $\mathbf{P}_0$; $\mathbf{A}$ 和 $\hat{\mathbf{A}}$ 为确定性矩阵; $\mathbf{w}_k \in \mathbf{R}^n$ 为系统噪声, 用白噪声描述, 统计特性均值为 0, 噪声协方差矩阵为 $\mathbf{W}$ 。 g_k 为乘性噪声, 且其统计特性为 $E\{g_k\} = \bar{g}$, $E\{g_k^2\} = \bar{g}$ 。

假设采用 N 个传感器对某系统进行网络化实时状态观测, 且第 i 个传感器的观测方程考虑为

$$\mathbf{z}_k^i = \mathbf{C}^i \mathbf{x}_k + \mathbf{v}_k^i \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (2)$$

式中: $\mathbf{z}_k^i \in \mathbf{R}^{m^i}$ 为第 i 个传感器的观测输出; $\mathbf{C}^i$ 为确定观测矩阵; $\mathbf{v}_k^i$ 为观测噪声是白噪声, 其统计特性上均值为 0, 噪声协方差矩阵为 $\mathbf{V}^i$ 。

不失一般性, 对系统做以下假设:

假设 1 对于任意给定的 i, j 和 k , $\mathbf{x}_0$ 、 g_k 、 $\mathbf{w}_k$ 和 $\mathbf{v}_k^i$ 两两互不相关。

如图 1 所示, k 时刻第 i 个传感器将测量值 $\mathbf{z}_k^i$ 封装于数据包中, 数据包经无线信道向远程处理中心传输。由于网络不稳定或带宽资源不足等问题, 数据包在到达处理中心前会发生时间延迟和丢包, 而其随机性导致处理中心可能会出现未接收到数据包或同一采样周期接收到多个不同时刻的数据

包。在处理中心设置 N 个不同长度的存储空间用来存储 N 个传感器发出的数据, 每个存储空间长度是有所限制的。第 i 个存储空间将到达处理中心的第 i 个传感器发出的数据包依照其时间戳标定顺序进行储存。

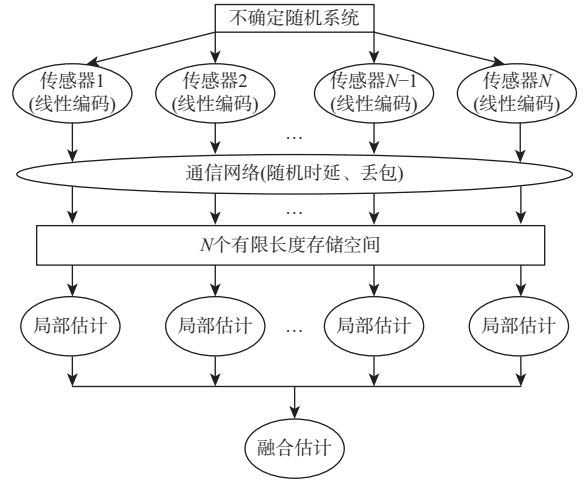


图 1 网络化分布式多传感器融合估计系统架构

Fig. 1 Architecture of networked distributed multi-sensor fusion estimation system

假设存储空间是无限长度的, 数据包储存过程如图 2 所示。



图 2 无限长度存储空间存储过程

Fig. 2 Stored procedure of space with unlimited length

k 时刻为当前时刻, k 之前各时刻对应的测量值被存储的过程可用“到达变量” $\gamma_{t,k}^i$ 描述: $\gamma_{t,k}^i = 1$ 表示测量值 $\mathbf{z}_t^i$ 在 k 时刻或 k 时刻之前到达处理中心并被存储; 反之, $\gamma_{t,k}^i = 0$ 表示 $\mathbf{z}_t^i$ 在 k 时刻或 k 时刻之前未到达处理中心。若在某一采样周期 $\mathbf{z}_t^i$ 未到达处理中心, 则将第 i 个存储空间中与 $\mathbf{z}_t^i$ 相对应的存储值置为 0, 此时第 i 个存储空间中的测量值可表示为

$$\mathbf{z}_{t,k}^i = \gamma_{t,k}^i \mathbf{z}_t^i \quad t = 1, 2, \dots, k \quad (3)$$

由 $\gamma_{t,k}^i$ 意义可得

$$\gamma_{t,k}^i = 1 \Rightarrow \gamma_{t,k+h}^i = 1 \quad \forall h \in \mathbf{N} \quad (4)$$

定义数据包 $\mathbf{z}_t^i$ 的时延 τ_t^i 为

$$\tau_t^i = \begin{cases} \infty & \gamma_{t,k}^i = 0, \forall k \geq t \\ k_t^i - t & \gamma_{t,k}^i = 1, k_t^i = \min \{k | \gamma_{t,k}^i = 1\} \end{cases} \quad (5)$$

式中: k_t^i 为 $\mathbf{z}_t^i$ 到达处理中心的时刻。

假设时延 τ_t^i 的各个取值是独立同分布的, 令

$P[\tau_t^i = h] = \alpha_h^i$ 表示时延 $\tau_t^i = h$ 的概率。由式(4)可得

$$P[\tau_t^i \leq h] = P[\gamma_{t,t+h}^i = 1] = \lambda_h^i \quad (6)$$

式中: $t \geq 0$, $\lambda_h^i \in [0, 1]$ 用以表示 h 个采样周期前的数据包 z_t^i 到达处理中心的概率,可得

$$\lambda_h^i = P[\tau_t^i \leq h-1] + P[\tau_t^i = h] = \lambda_{h-1}^i + \alpha_h^i \quad (7)$$

由式(7)可知, λ_h^i 是非减的。记数据包丢包率 λ_{loss}^i ,则可得

$$\lambda_{\text{loss}}^i = 1 - \sup \{ \lambda_h^i | h \geq 0 \} \quad (8)$$

记第 i 个传感器对应的最大时延值为 τ_{max}^i ,则可得

$$\tau_{\text{max}}^i = \begin{cases} \min \{ H | \lambda_H^i = \lambda_{H+1}^i \} \\ \exists H, \text{s.t. } \lambda_h^i = \lambda_H^i, \forall h \geq H \\ \infty \quad \text{其他} \end{cases} \quad (9)$$

由存储过程描述可知,在 k 时刻已经到达处理中心的数据包,按照时间戳恢复了被传输前的正常顺序,未到达处理中心的数据包则视为在 k 时刻暂时丢失。

基于式(1)~式(3)设计局部估计器。文献[11]利用标准 Kalman 滤波方法,要求系统矩阵是确定的,且系统噪声服从白噪声统计特性。所考虑系统矩阵中存在乘性随机噪声 g_k ,使得每一时刻系统矩阵不再是确定的,并且未假设 g_k 是白噪声,所以文献[11]估计器设计方法不再适用。与文献[9]不同的是,在设计估计新息时利用到达变量 $\gamma_{t,k}^i$ 。综上,采用如下估计器形式:

$$\hat{\mathbf{x}}_{t,k}^i = \bar{\mathbf{A}} \hat{\mathbf{x}}_{t-1,k}^i + \mathbf{K}_{k-t}^i (z_{t,k}^i - \gamma_{t,k}^i \mathbf{C}^i \hat{\mathbf{x}}_{t-1,k}^i) \quad (10)$$

$$\hat{\mathbf{x}}_k^i = \hat{\mathbf{x}}_{k,k}^i \quad (11)$$

式中: $\bar{\mathbf{A}} = \mathbf{A} + \bar{g} \hat{\mathbf{A}}$; $\mathbf{K}_{k-t}^i$ 为局部估计增益。

显然估计器式(10)是无偏的,且局部估计增益 $\mathbf{K}_{k-t}^i$ 不依赖于 k ,而依赖于 $k-t$,因此,不需要通过矩阵的求逆计算来得到 $\mathbf{K}_{k-t}^i$,只需要根据 $k-t$ 提前设定好 $\mathbf{K}_{k-t}^i$ 即可。

式(10)中的 $(z_{t,k}^i - \gamma_{t,k}^i \mathbf{C}^i \hat{\mathbf{x}}_{t-1,k}^i)$ 一项可视为新息项,该新息项将不确定性变量 $\gamma_{t,k}^i$ 考虑其中。其实际含义在于:当 $z_{t,k}^i$ 丢失并未在融合处理中心出现即 $\gamma_{t,k}^i = 0$ 时,该新息项等于0,估计增益作用消失。而文献[9]是将 $\gamma_{t,k}^i$ 用其概率代替,这样的结果是,当 $\gamma_{t,k}^i = 0$ 时,新息项不为0,此时估计增益不为0,则该新息项反而导致了估计误差。

当存储空间长度无限时,由式(3)可知,对于每一个 k 时刻,所有的 $z_{t,k}^i$ 从 $t=1$ 开始更新,这需要极大的存储资源。同时,若按照式(10)将所有的 $z_{t,k}^i$ 用于估计器计算,则意味着每一个 k 时刻估计值进行递推计算都需要从 $t=1$ 开始,这无疑会导致巨大的重复计算量,不利于实时性。

从节省储存资源和提高实时性角度出发,设定第 i 个存储空间长度有限且长度为 M^i 。如图3所示,存储空间只存储 k 时刻之前(包含 k 时刻)的 M^i 个测量值,默认时间戳为 $k-M^i$ 时刻之前(不包括 $k-M^i$ 时刻)的数据包到达估计中心后被自动剔除,即视为丢包。当 k 更新时,新的 M^i 个存储值会顺次逐一覆盖掉原来的存储值。

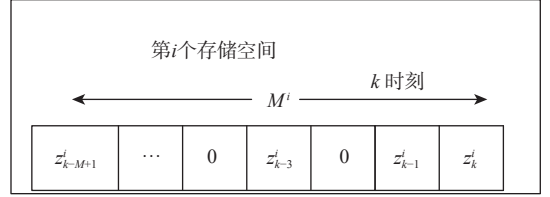


图3 有限长度存储空间存储过程

Fig. 3 Stored procedure of space with limited length

通过定理1给出存储空间长度为 M^i 时局部估计器递推初值的调整方法。

定理1 基于长度为 M^i 的存储空间,对任意的 $t \geq 1$ 和 $k \geq t + M^i$,有

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

则式(10)可直接从 $t = k - M^i + 1$ 开始递推计算。

证明 由图3所示的存储规则可知,对任意的 $t \geq 1$ 和 $k \geq t + M^i$, $\gamma_{t,k}^i = \gamma_{t,k-1}^i$ 均成立,则 $\hat{\mathbf{x}}_{t,k}^i = \hat{\mathbf{x}}_{t,k-1}^i$ 成立,由此可得 $\hat{\mathbf{x}}_{k-M^i,k}^i = \hat{\mathbf{x}}_{k-M^i,k-1}^i$ 。此时可直接将 $k-1$ 时刻得到的 $\hat{\mathbf{x}}_{k-M^i,k-1}^i$ 作为 k 时刻的初值来计算 $\hat{\mathbf{x}}_{k,k}^i$,无需从 $t=1$ 开始递推,只需从 $t = k - M^i + 1$ 开始递推计算即可。

证毕

根据得到的各个 $\hat{\mathbf{x}}_k^i$,分布式融合估计 $\hat{\mathbf{x}}_k^o$ 可表示为

$$\hat{\mathbf{x}}_k^o = \sum_{i=1}^N \boldsymbol{\Omega}_k^i \hat{\mathbf{x}}_k^i \quad (13)$$

式中: $\sum_{i=1}^N \boldsymbol{\Omega}_k^i = \mathbf{I}_n$, $\boldsymbol{\Omega}_k^i$ 为加权矩阵; $\mathbf{I}_n$ 为单位矩阵。

至此,要解决的问题是:

1)设计局部估计器常增益 $\mathbf{K}_{k-t}^i$,使得 k 时刻局部估计误差协方差矩阵 $\boldsymbol{\Sigma}_{k,k}^i$ 最小;

2)利用得到的局部最优常增益估计值 $\hat{\mathbf{x}}_k^i$,设计最优的加权矩阵 $\boldsymbol{\Omega}_k^1, \boldsymbol{\Omega}_k^2, \dots, \boldsymbol{\Omega}_k^N$ 使得融合估计 $\hat{\mathbf{x}}_k^o$ 的误差协方差最小,并推导出使得融合估计器有界的条件。

2 局部估计常增益设计

设在 k 时刻局部估计误差协方差矩阵为 $\boldsymbol{\Sigma}_k^{i,i} = E[(\hat{\mathbf{x}}_k^i - \mathbf{x}_k)(\hat{\mathbf{x}}_k^i - \mathbf{x}_k)^T]$,局部估计误差交叉协方差为 $\boldsymbol{\Sigma}_k^{i,j} = E[(\hat{\mathbf{x}}_k^i - \mathbf{x}_k)(\hat{\mathbf{x}}_k^j - \mathbf{x}_k)^T]$ 。文献[14-16]中最优矩阵加权融合估计方法需要得到 $\boldsymbol{\Sigma}_k^{i,j}$,然而由式(14)和式(16)可知, $\boldsymbol{\Sigma}_k^{i,j}$ 的计算包含重复递推计算,且递推步数与各个存储空间的长度有关,因此,获取 $\boldsymbol{\Sigma}_k^{i,j}$

是极复杂的,并且文献 [14-16] 所用矩阵加权方法需要进行高维矩阵的求逆计算,计算负担随着传感器数量的增多成指数增长。为避免计算 $\Sigma_k^{i,j}$ 和高维矩阵的求逆计算,选取文献 [12-13] 所用的 CI 矩阵分布式加权方法得到融合估计值 $\hat{x}_k^o$ 。由 CI 加权方法可知,加权矩阵 Ω_k^i 为

$$\Omega_k^i = P_k \eta_k^i (\Sigma_k^{i,i})^{-1} \tag{14}$$

式中: $\sum_{i=1}^N \eta_k^i = 1 (\eta_k^i \geq 0)$; $P_k = \left(\sum_{i=1}^N \eta_k^i (\Sigma_k^{i,i})^{-1} \right)^{-1}$ 为融合估计误差协方差的上界,最优的 η_k^i 可通过求解如下优化问题得到:

$$\min \text{tr}(P_k) \quad \text{s.t.} \quad \sum_{i=1}^N \eta_k^i = 1, 0 \leq \eta_k^i \leq 1 \tag{15}$$

式 (15) 是一个非线性优化问题,当 $\Sigma_k^{i,i}$ 已知时,可以使用 MATLAB 软件工具箱中的 fmincon 来求解。

记 $P_k^o = E[(\hat{x}_k^o - x_k)(\hat{x}_k^o - x_k)^T]$,由文献 [13] 结论可得 $\text{tr}(P_k^o) \leq \text{tr}(P_k) \leq \text{tr}(\Sigma_k^{i,i})$

由式 (16) 可知,若要使融合估计误差协方差 P_k^o 有界,只需要使得局部估计误差协方差 $\Sigma_k^{i,i}$ 收敛。定理 1~5 给出最优 $\Sigma_k^{i,i}$ 的求解方法及收敛性的充分条件。

定义 $U_k = E\{x_k x_k^T\}$,记 $\tilde{x}_{t,k}^i = x_t - \hat{x}_{t,k}^i$, $\Sigma_{t,k}^{i,i} = E[(x_t - \hat{x}_{t,k}^i)(x_t - \hat{x}_{t,k}^i)^T]$ 。结合式 (1) 和式 (10) 可得

$$\tilde{x}_{t+1,k}^i = \bar{A} \tilde{x}_{t,k}^i + (g_t - \bar{g}) \hat{A} x_t + w_t - K_{k-t}^i (z_{t,k}^i - \gamma_{t,k}^i C^T \hat{x}_{t,k}^i) \tag{17}$$

由 $\tilde{x}_{t,k}^i \perp w_t$ 和 $\tilde{x}_{t,k}^i \perp v_t^i$ 可得

$$\begin{aligned} \Sigma_{t+1,k}^{i,i} &= \bar{A} \Sigma_{t,k}^{i,i} \bar{A}^T + (\tilde{g} - \bar{g}^2) \hat{A} U_t \hat{A}^T + W - \\ &\lambda_{k-t}^i K_{k-t}^i C^i \Sigma_{t,k}^{i,i} \bar{A}^T - \lambda_{k-t}^i \bar{A} \Sigma_{t,k}^{i,i} C^T k_{k-t}^T + \\ &\lambda_{k-t}^i K_{k-t}^i C^i \Sigma_{t,k}^{i,i} C^T k_{k-t}^T + \lambda_{k-t}^i K_{k-t}^i V^i k_{k-t}^T \end{aligned} \tag{18}$$

U_k 的递推式为

$$U_k = \bar{A} U_{k-1} \bar{A}^T + (\tilde{g} - \bar{g}^2) \hat{A} U_{k-1} \hat{A}^T + W \tag{19}$$

为得到主要结论,先给出引理 1 如下。

引理 1 如果矩阵 $A + \bar{g} \hat{A}$ 和 $\sqrt{(\tilde{g} - \bar{g}^2)} \hat{A}$ 均是稳定矩阵,则对于任意初值 $U_0 \geq 0$,式 (19) 的解 U_k 均能够收敛至唯一的半正定阵 $\bar{U}$, $\bar{U}$ 为代数 Lyapunov 方程式 (20) 的解。

$$\bar{U} = \bar{A} \bar{U} \bar{A}^T + (\tilde{g} - \bar{g}^2) \hat{A} \bar{U} \hat{A}^T + W \tag{20}$$

证明 定义:

$$B = \bar{A} \otimes \bar{A} + (\tilde{g} - \bar{g}^2) \hat{A} \otimes \hat{A} \tag{21}$$

式中: $\otimes$ 为张量积。

由于 $A + \bar{g} \hat{A}$ 和 $\sqrt{(\tilde{g} - \bar{g}^2)} \hat{A}$ 是稳定的,可得 B 的谱半径 $\rho(B) < 1$ 。此时可得 $\lim_{k \rightarrow \infty} U_k = \bar{U}$ 。 **证毕**

由引理 1 可得,由于 $\lim_{k \rightarrow \infty} U_k = \bar{U}$,因此,存在 $\hat{k} > 0$,使得当 $k \geq \hat{k}$ 时,有 $U_k = U_{\hat{k}} = \bar{U}$ 。

定义如下算子:

$$\begin{aligned} L(\lambda^i, K^i, P^i) &= (1 - \lambda^i)(\bar{A} P^i \bar{A}^T + \bar{S} + \\ &\lambda^i (F^i P^i F^{iT} + Z^i) \end{aligned} \tag{22}$$

$$\begin{aligned} G(\lambda^i, P^i) &= \bar{A} P^i \bar{A}^T + \bar{S} - \lambda^i \bar{A} P^i C^iT \times \\ &(C^i P^i C^{iT} + V^i)^{-1} C^i P^i \bar{A}^T \end{aligned} \tag{23}$$

式中: $F^i = \bar{A} - K^i C^i$; $Z^i = \bar{S} + K^i V^i K^{iT}$; $\bar{S} = W + (\tilde{g} - \bar{g}^2) \hat{A} \bar{U} \hat{A}^T$ 。

为研究 $\Sigma_k^{i,i}$ 的收敛性,不妨先以 $k = \hat{k}$ 为初值进行研究。结合式 (18) 和式 (22) 可得

$$\Sigma_{k-M^i+2,k}^{i,i} = L(\lambda_{M^i-1}^i, K_{M^i-1}^i, \Sigma_{k-M^i+1,k}^{i,i}) \tag{24}$$

$$\Sigma_{k-t+1,k}^{i,i} = L(\lambda_t^i, K_t^i, \Sigma_{k-t,k}^{i,i}) \quad t = M^i - 2, M^i - 1, \dots, 0 \tag{25}$$

令 $\Sigma_k^i = \Sigma_{k-M^i+1,k}^{i,i}$,则式 (24) 可写为

$$\Sigma_{k+1}^i = L(\lambda_{M^i-1}^i, K_{M^i-1}^i, \Sigma_k^i) \tag{26}$$

由式 (26) 可知, $\Sigma_{k-t+1,k}^{i,i}, t = 0, 1, \dots, M^i - 1$ 可由 Σ_k^i 递推得到。定理 2~5 推导出最优常增益的表达形式及使得最优常增益估计器稳定收敛的充分条件。

为引出主要结论,给出定理 2。

定理 2 存在矩阵 $\tilde{\Sigma}^i$ 使得 $\tilde{\Sigma}^i = L(\lambda_{M^i-1}^i, K_{M^i-1}^i, \tilde{\Sigma}^i)$ 成立的充分必要条件是,对于任意初值 $\tilde{\Sigma}_k^i \geq 0$, Σ_k^i 均能收敛到 $\tilde{\Sigma}^i$,即

$$\lim_{k \rightarrow \infty} \Sigma_k^i = \lim_{k \rightarrow \infty} L^k(\lambda_{M^i-1}^i, K_{M^i-1}^i, \Sigma_k^i) = \tilde{\Sigma}^i \tag{27}$$

为方便本定理及后续定理的证明,给出如下引理。

引理 2 对于算子 $L(\lambda^i, K^i, P^i)$,假设 $V^i > 0, \bar{S} > 0$,则有如下结论成立:

- 1) 记 $K_{p^i}^i = \bar{A} P^i C^iT (C^i P^i C^{iT} + V^i)^{-1}$,则 $G(\lambda^i, P^i) = L(\lambda^i, K_{p^i}^i, P^i)$ 。
- 2) $G(\lambda^i, P^i) = \min_{K^i} L(\lambda^i, K^i, P^i) \leq L(\lambda^i, K^i, P^i), \forall K^i$ 。
- 3) 如果 $\hat{P}_1 \leq \hat{P}_2$,则有 $G(\lambda^i, \hat{P}_1) \leq G(\lambda^i, \hat{P}_2)$ 。
- 4) 如果 $\lambda_1^i \leq \lambda_2^i$,则有 $G(\lambda_1^i, P^i) \geq G(\lambda_2^i, P^i)$ 。

引理 3 $H(X)$ 为单调增函数,记 $X_{k+1} = L(X_k), Y_{k+1} = L(Y_k)$,则有

- 1) $X_1 \geq X_0 \Rightarrow X_{k+1} \geq X_k, \forall k \geq 0$
- 2) $X_1 \leq X_0 \Rightarrow X_{k+1} \leq X_k, \forall k \geq 0$
- 3) $X_0 \leq Y_0 \Rightarrow X_k \leq Y_k, \forall k \geq 0$

引理 4 定义如下算子:

$$f^i(\mathbf{X}^i) = (1 - \lambda^i) \bar{\mathbf{A}} \mathbf{X}^i \bar{\mathbf{A}}^T + \lambda^i \mathbf{F}^i \mathbf{X}^i \mathbf{F}^{iT} \tag{28}$$

假设存在 $\bar{\mathbf{X}}^i > 0$ 使得 $\bar{\mathbf{X}}^i > f^i(\bar{\mathbf{X}}^i)$, 则有如下结论成立:

1) 对于任意 $\hat{\mathbf{X}}^i \geq 0$, 均有

$$\lim_{k \rightarrow \infty} f^{ik}(\hat{\mathbf{X}}^i) = 0 \tag{29}$$

2) 记变量 $\Theta^i \geq 0$, 记 $\mathbf{Y}_{k+1}^i = f^i(\mathbf{Y}_k^i) + \Theta^i$, 则序列 $\{\mathbf{Y}_k^i\}$ 是有界的。

引理 5 对于算子 $L(\lambda^i, \mathbf{K}^i, \mathbf{P}^i)$, 如果存在矩阵 $\hat{\mathbf{K}}^i$ 和矩阵 $\hat{\mathbf{P}}^i > 0$ 使得 $\hat{\mathbf{P}}^i = L(\lambda^i, \hat{\mathbf{K}}^i, \hat{\mathbf{P}}^i)$, 则对于任意初值 $\mathbf{P}_0^i$, 序列 $\mathbf{P}_k^i = L^k(\lambda^i, \hat{\mathbf{K}}^i, \mathbf{P}_0^i)$ 是有界的, 即存在依赖于 $\mathbf{P}_0^i$ 的矩阵 $\mathbf{m}_{\mathbf{P}_0^i}$ 使得:

$$\mathbf{P}_k^i \leq \mathbf{m}_{\mathbf{P}_0^i} \quad \forall k \tag{30}$$

引理 2~5 的证明过程类似于文献 [17] 中相关引理的证明, 这里不再赘述。

引理 6 当矩阵 $\mathbf{A} + \bar{g}\hat{\mathbf{A}}$ 和 $\sqrt{(\bar{g} - \bar{g}^2)}\hat{\mathbf{A}}$ 稳定时, 若 $\tilde{\Sigma}_{k+1}^i = G(\lambda^i, \tilde{\Sigma}_k^i)$, 则对于任意初值 $\tilde{\Sigma}_k^i \geq 0$, 式 $\tilde{\Sigma}_k^i$ 均有界, 即存在依赖于 $\tilde{\Sigma}_k^i$ 的矩阵 $\mathbf{m}_{\tilde{\Sigma}_k^i}$ 使得:

$$\tilde{\Sigma}_k^i \leq \mathbf{m}_{\tilde{\Sigma}_k^i} \quad \forall k \geq \hat{k} \tag{31}$$

证明 当 $\lambda^i = 0$ 时, 令 $\hat{\Sigma}_{k+1}^i = \bar{\mathbf{A}} \hat{\Sigma}_k^i \bar{\mathbf{A}}^T + \mathbf{W} + (\bar{g} - \bar{g}^2) \cdot \hat{\mathbf{U}} \hat{\mathbf{U}}^T$, 由于 $\mathbf{A} + \bar{g}\hat{\mathbf{A}}$ 和 $\sqrt{(\bar{g} - \bar{g}^2)}\hat{\mathbf{A}}$ 是稳定的, 因此 $\{\hat{\Sigma}_k^i\}$ 是收敛的, 则可知 $\{\hat{\Sigma}_k^i\}$ 是有界的。由引理 2 结论 4 可得, 当 $k \geq \hat{k}$ 时, $\tilde{\Sigma}_k^i \leq \hat{\Sigma}_k^i$, 则可得 $\{\tilde{\Sigma}_k^i\}$ 是有界的。证毕

定理 2 的证明过程。

证明 先证充分性。若对于任意初值 $\Sigma_k^i \geq 0$, Σ_k^i 均能收敛到 $\tilde{\Sigma}^i$, $\tilde{\Sigma}^i = L(\lambda_{M^i-1}^i, \mathbf{K}_{M^i-1}^i, \tilde{\Sigma}^i)$, 且 $\tilde{\Sigma}^i$ 是唯一的。必要性证明可参考文献 [17] 的类似证明过程。

证毕

不妨记最优常增益为 $\mathbf{K}_{M^i-1}^{is}$, 由式 (26) 可得 $\Sigma_{k+1}^{is} = L(\lambda_{M^i-1}^i, \mathbf{K}_{M^i-1}^{is}, \Sigma_k^{is})$, 通过定理 3 和定理 4 给出使得 Σ_k^{is} 收敛的充分必要条件。

定理 3 存在矩阵 $\tilde{\Sigma}^{is}$ 使得 $G(\lambda_{M^i-1}^i, \tilde{\Sigma}^{is}) = \tilde{\Sigma}^{is}$ 成立的充分必要条件是, 对于任意初值 $\Sigma_k^{is} \geq 0$, Σ_k^{is} 均能收敛到 $\tilde{\Sigma}^{is}$, 局部最优常增益 $\mathbf{K}_{M^i-1}^{is} = \bar{\mathbf{A}} \tilde{\Sigma}^{is} \mathbf{C}^iT \cdot (\mathbf{C}^i \tilde{\Sigma}^{is} \mathbf{C}^{iT} + \mathbf{V}^i)^{-1}$ 。

证明 先证充分性。充分性证明可参考定理 2 充分性证明。再证必要性。若方程 $G(\lambda_{M^i-1}^i, \tilde{\Sigma}^{is}) = \tilde{\Sigma}^{is}$ 有唯一解, 令 $\mathbf{K}_{M^i-1}^{is} = \bar{\mathbf{A}} \tilde{\Sigma}^{is} \mathbf{C}^iT \cdot (\mathbf{C}^i \tilde{\Sigma}^{is} \mathbf{C}^{iT} + \mathbf{V}^i)^{-1}$, 由引理 2 第 1 条结论可得 $G(\lambda_{M^i-1}^i, \tilde{\Sigma}^{is}) = L(\lambda_{M^i-1}^i, \mathbf{K}_{M^i-1}^{is}, \tilde{\Sigma}^{is}) = \tilde{\Sigma}^{is}$ 。令 $\Sigma_{k+1}^{is} = L(\lambda_{M^i-1}^i, \mathbf{K}_{M^i-1}^{is}, \Sigma_k^{is})$, 由定理 2 结论可

得对于任意初值 $\Sigma_k^{is} \geq 0$, Σ_k^{is} 均收敛到 $\tilde{\Sigma}^{is}$ 。由引理 2 第 2 条结论可得此时 $\tilde{\Sigma}^{is}$ 为最优稳态估计误差协方差, $\mathbf{K}_{M^i-1}^{is}$ 为最优常增益。证毕

需要说明的是, 令 $\hat{\Sigma}_{k+1}^i = G(\lambda_{M^i-1}^i, \hat{\Sigma}_k^i)$, 由文献 [17] 中结论可得, 求解方程 $G(\lambda_{M^i-1}^i, \tilde{\Sigma}^{is}) = \tilde{\Sigma}^{is}$ 的解可通过对 $\hat{\Sigma}_k^i$ 取极限得到, 这里不再赘述。

定理 4 当矩阵 $\mathbf{A} + \bar{g}\hat{\mathbf{A}}$ 和 $\sqrt{(\bar{g} - \bar{g}^2)}\hat{\mathbf{A}}$ 稳定时, $G(\lambda_{M^i-1}^i, \tilde{\Sigma}^{is}) = \tilde{\Sigma}^{is}$ 有解, 最优局部常增益为 $\mathbf{K}_{M^i-1}^{is} = \bar{\mathbf{A}} \tilde{\Sigma}^{is} \mathbf{C}^iT \cdot (\mathbf{C}^i \tilde{\Sigma}^{is} \mathbf{C}^{iT} + \mathbf{V}^i)^{-1}$, 对于任意初值, 局部估计器均是稳定的。

证明 首先, 证明当 $\tilde{\Sigma}_k^i = 0$ 时, $\{\tilde{\Sigma}_k^i\}$ 收敛于 $\tilde{\Sigma}^i$ 。此时 $\tilde{\Sigma}_k^i = G^k(\lambda^i, 0)$, 注意到 $0 = \tilde{\Sigma}_k^i \leq \tilde{\Sigma}_{k+1}^i$, 由引理 2 第 3 条结论可知, $\tilde{\Sigma}_{k+1}^i = G(\lambda^i, \tilde{\Sigma}_k^i) \leq G(\lambda^i, \tilde{\Sigma}_{k+1}^i) = \tilde{\Sigma}_{k+2}^i$, 利用数学归纳法和引理 6 结论可得

$$0 = \tilde{\Sigma}_k^i \leq \tilde{\Sigma}_{k+1}^i \leq \tilde{\Sigma}_{k+2}^i \leq \dots \leq \mathbf{m}_{\tilde{\Sigma}_k^i} \tag{32}$$

$\{\tilde{\Sigma}_k^i\}$ 是单调非减有界序列, 因此有

$$\lim_{k \rightarrow \infty} \{\tilde{\Sigma}_k^i\} = \tilde{\Sigma}^i \tag{33}$$

由式 (33) 可得

$$\tilde{\Sigma}^i = G(\lambda^i, \tilde{\Sigma}^i) \tag{34}$$

$\tilde{\Sigma}^i$ 为半正定矩阵。参考文献 [17] 类似结论, 可证明当对于任意 $\tilde{\Sigma}_k^i \geq 0$, 序列 $\{\tilde{\Sigma}_k^i\}$ 均收敛于唯一的 $\tilde{\Sigma}^i$ 。

由定理 3 结论可得, 最优常增益为 $\mathbf{K}_{M^i-1}^{is} = \bar{\mathbf{A}} \tilde{\Sigma}^{is} \mathbf{C}^iT \cdot (\mathbf{C}^i \tilde{\Sigma}^{is} \mathbf{C}^{iT} + \mathbf{V}^i)^{-1}$, 且对于任意初值, 估计器均是稳定的。证毕

由定理 4 可知, 最优局部常增益估计器的稳定性受 $\mathbf{A}$ 和 $\hat{\mathbf{A}}$ 的结构及 g_k 的统计特性影响。

当局部估计器稳定时, Σ_k^{is} 是有界的, 由式 (14) 和式 (16) 可得融合估计误差是有界的。

定理 5 当矩阵 $\mathbf{A} + \bar{g}f\hat{\mathbf{A}}$ 和 $\sqrt{(\bar{g} - \bar{g}^2)}\hat{\mathbf{A}}$ 稳定时, 设置存储空间长度 M^i , 对于估计初值 $(\bar{\mathbf{x}}_0^i, \tilde{\Sigma}_0^i)$, 令 $\lim_{k \rightarrow \infty} \Sigma_{k-t+1, k}^{i, i} = \Sigma_{t, M^i}^{i, i}, t = 0, 1, \dots, M^i - 1$, 则有

$$\Sigma_{M^i-1, M^i}^{i, i} = G(\lambda_{M^i-1}^i, \Sigma_{M^i-1, M^i}^{i, i}) \tag{35}$$

$$\Sigma_{t, M^i}^{i, i} = G(\lambda_{M^i-1}^i, \Sigma_{t+1, M^i}^{i, i})$$
$$t = M^i - 2, M^i - 1, \dots, 0 \tag{36}$$

$$\mathbf{K}_{t, M^i}^i = \bar{\mathbf{A}} \Sigma_{t, M^i}^{i, i} \mathbf{C}^iT \cdot (\mathbf{C}^i \Sigma_{t, M^i}^{i, i} \mathbf{C}^{iT} + \mathbf{V}^i)^{-1}$$
$$t = 0, 1, \dots, M^i - 1 \tag{37}$$

且满足 $\Sigma_{0,M^i+1}^{i,i} \leq \Sigma_{0,M^i}^{i,i}$ 当最大时延 $\tau_{\max}^i$ 有界时, 对于任意 $M^i \geq \tau_{\max}^i + 1$, $\Sigma_{0,M^i}^{i,i} = \Sigma_{0,\tau_{\max}^i+1}^{i,i}$ 恒成立。

证明过程类似于文献 [11], 这里不再赘述。

定理 5 表明, M^i 越大, 稳态估计精度 $\mathbf{Q}_k^i$ 越高, 这是因为 M^i 越大, 越多的有效信息会被存储。因此, 可通过增大存储空间长度来提高估计器精度。当 $M^i \geq \tau_{\max}^i + 1$ 时, 增大 M^i 不会增加更多的有效信息, 对精度没有提高作用, 这表明估计器的精度受到最大时延的影响。不能忽略的是, M^i 增大时将导致重复迭代计算量进一步增加。与文献 [11] 不同的是, 所提方法可对每个传感器对应的存储空间长度进行单独设定, 可通过协调各个存储空间长度 M^i 来平衡融合估计器精度和计算量之间的关系, 具有更强的选择灵活性。

这里需要说明的是, 相比于文献 [11] 所提方法, 通过 CI 分布式加权方法将集中式计算转化为并行的分布式计算, 使得传感器之间最优局部估计器的计算互不影响, 避免文献 [11] 中所有传感器均需要同步进行相同步长的递推计算, 因而降低了计算负担, 增强了容错性。最优常增益的推导也不再利用文献 [11] 中标准 Kalman 滤波方法, 能够有效处理系统矩阵中的非高斯非白噪声干扰。

3 算例仿真

对由 3 个传感器观测的某不间断电源系统进行

算例仿真^[6], 系统矩阵 $\mathbf{A}_k = \begin{bmatrix} 0.922\ 6 & -0.633\ 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}$,

$\hat{\mathbf{A}}_k = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$, 观测矩阵 $\mathbf{C}_k^1 = \begin{bmatrix} 0.5 & 0.5 & 1 \\ 1 & 0 & 0 \end{bmatrix}$,

$\mathbf{C}_k^2 = \begin{bmatrix} 1 & 0.5 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}$, $\mathbf{C}_k^3 = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 0.8 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$, 系统噪声 $\mathbf{w}_k =$

$\begin{bmatrix} 0.04 \\ 0.04 \\ 0.04 \end{bmatrix} p_k$, 观测噪声 $\mathbf{v}_k^1 = \begin{bmatrix} 0.12 \\ 0.02 \end{bmatrix} q_k^1$, $\mathbf{v}_k^2 = \begin{bmatrix} 0.03 \\ 0.02 \end{bmatrix} q_k^2$,

$\mathbf{v}_k^3 = \begin{bmatrix} 0.01 \\ 0.04 \end{bmatrix} q_k^3$, p_k 、 q_k^1 、 q_k^2 和 q_k^3 均为均值为 0 的白噪声且相互独立, 其协方差均为 1。设乘性噪声 g_k 在区间 $D_g = [-0.3, 0.3]$ 取值时概率上满足均匀分布统计规律, D_g 表示区间。系统初始状态值 $\mathbf{x}_0$ 的 3 个状态分量服从正态分布规律, 且均值为 0 方差为 1, 状态估计值初始取为 $\hat{\mathbf{x}}_0 = [10\ 10]^T$, $\hat{\mathbf{x}}_0^1 = \hat{\mathbf{x}}_0^2 = \hat{\mathbf{x}}_0^3 = \hat{\mathbf{x}}_0$,

$\mathbf{P}_0^1 = \Sigma_0^{1,1} = \Sigma_0^{2,2} = \Sigma_0^{3,3} = \begin{bmatrix} 0.19 & 0 & 0 \\ 0 & 0.09 & 0 \\ 0 & 0 & 0.08 \end{bmatrix}$ 。各个传感器对应的存储空间长度均为 $M = 4$, 各传感器对

应的信道最大时延为 $\tau_{\max}^i = 5$, 各时延率为 $\alpha_0^i = 0.12$, $\alpha_1^i = 0.11$, $\alpha_2^i = 0.11$, $\alpha_3^i = 0.1$, $\alpha_4^i = 0.1$, $\alpha_5^i = 0.1$, $i = 1, 2, 3$ 。为验证所提方法的有效性, 本文进行 200 次 Monte Carlo 仿真计算, 得到的分布式融合估计值和 3 个传感器观测系统的局部最优估计值的实验结果如图 4 所示。5 条曲线依次表示系统状态真值 $\mathbf{x}_k$ 、融合估计值 $\hat{\mathbf{x}}_k^o$ 、局部最优估计值 $\hat{\mathbf{x}}_k^1$ 、 $\hat{\mathbf{x}}_k^2$ 和 $\hat{\mathbf{x}}_k^3$ 。根据图 4 的仿真结果, 分布式融合估计值和局部估计值均能够较好地跟踪系统状态真值。如图 5 所示为分布式终端融合估计和 3 个传感器局部估计的估计误差均方差 (MSE) 仿真结果, 根据图 5 的仿真结果, 基于 CI 方法的融合估计值其误差均方差小于每一个局部估计值的误差均方差, 符合式 (16)。

为分析模型不确定性的对估计精度的影响程度, 本文仿真得到乘性噪声 g_k 分别在区间 $D_g = [-0.1, 0.1]$ 、 $D_g = [-0.3, 0.3]$ 和 $D_g = [-0.5, 0.5]$ 上服从均

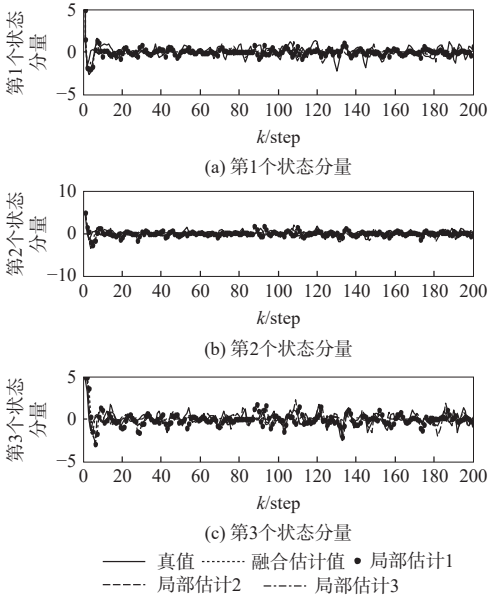


图 4 估计值跟踪系统真值情况

Fig. 4 True value of tracking system of estimated value

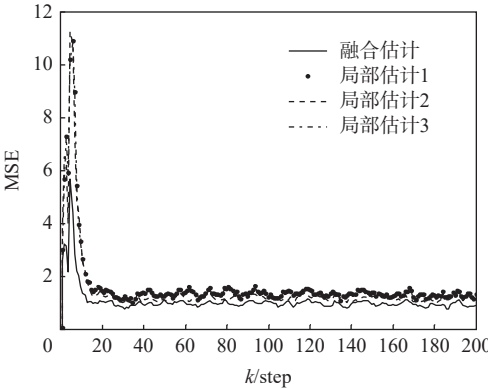


图 5 估计误差均方差对比

Fig. 5 Comparison of estimated error variances

匀分布时相对应的融合估计误差方差计算结果,如图6所示。根据图6仿真结果,当系统模型的不确定性越大时,体现在乘性噪声 g_k 的方差越大,即区间 D_g 的宽度范围越大,相对应的融合估计结果误差方差越大,这和实际情况相符。为验证所提方法使得融合估计器有界的条件,选取 $D_g = [-0.3, 0.6]$ 和 $D_g = [-0.3, 0.91]$,前者对应的谱半径 $\rho_1(A + \bar{g}_1\hat{A}) = 0.891\ 0$,后者对应的谱半径 $\rho_2(A + \bar{g}_2\hat{A}) = 1.003\ 7$,显然 $A + \bar{g}_1\hat{A}$ 是稳定的, $A + \bar{g}_2\hat{A}$ 是不稳定的,图7为与两者对应的融合估计误差方差仿真曲线,可以看出前者对应的估计误差方差是有界的,后者则是发散的,因此验证了定理4的结论。为分析存储空间长度 M 对融合估计精度的影响,分别取不同的 M 值,相应的融合估计误差方差仿真结果如图8和图9所示。图8表明,在 $M < \tau_{\max}^i = 5, i = 1, 2, 3$ 时,增大 M 能够提高融合估计精度,图9表明当 $M \geq \tau_{\max}^i = 5, i = 1, 2, 3$ 时,增大 M 无法使得融合精度更高,从而验证了定理5的结论。

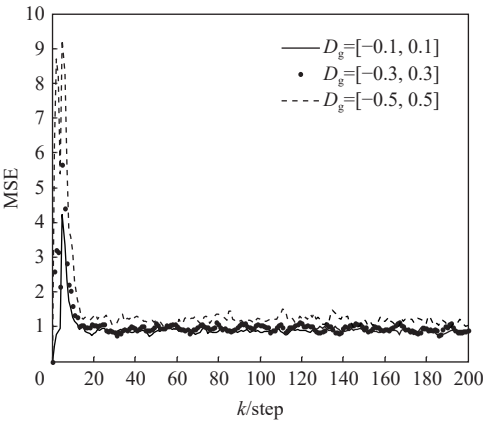


图6 乘性噪声 g_k 与融合估计误差的关系
Fig. 6 Relationship between multiplicative noise g_k and fusion estimation error

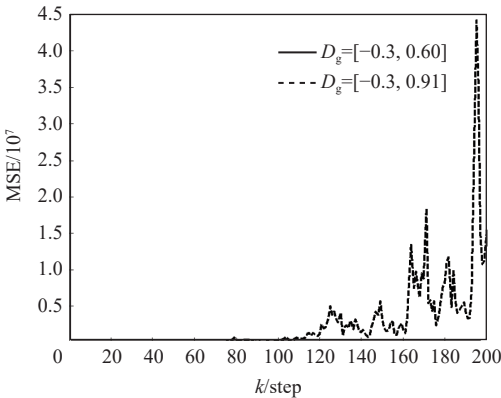


图7 乘性噪声 g_k 特性与融合估计器有界性的关系
Fig. 7 Relationship between characteristics of multiplicative noise g_k and fusion estimator boundedness

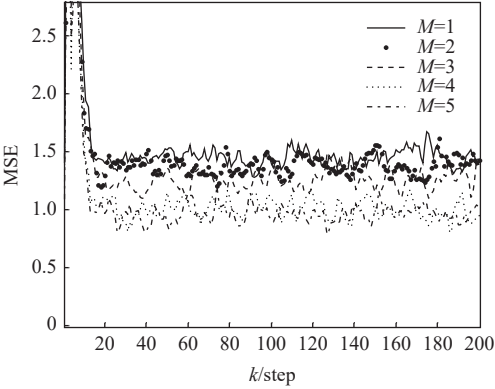


图8 M 取1,2,3,4,5时存储空间长度与融合估计精度的关系
Fig. 8 Relationship between storage space length and fusion estimation accuracy when $M=1,2,3,4,5$

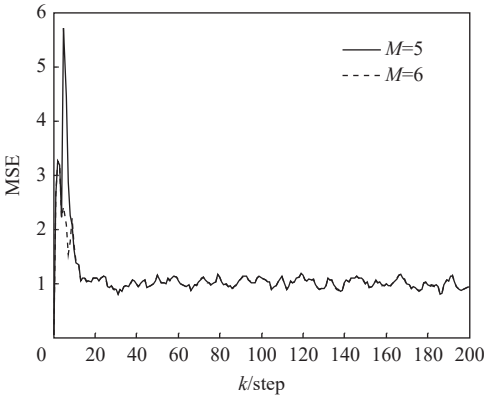


图9 M 取5,6时存储空间长度与融合估计精度的关系
Fig. 9 Relationship between storage space length and fusion estimation accuracy when $M=5,6$

4 结 论

- 1) 本文提出了一种用于模型不确定性、随机传输时延和数据包丢失等网络通信受限下的分布式加权估计方法的融合估计器,为多传感器融合估计提供了一种新的思路,具有较强的工程意义。
 - 2) 本文在远程处理中心处设置多个有限长度的存储空间,用来存储各个传感器的量测值,避免了过多信息损失。
 - 3) 本文在最小方差原则下设计一种最优常增益状态估计器,可以通过灵活调节存储空间长度平衡融合估计精度和计算负担,具有较强的灵活性。
- 在后续的研究工作中,将针对估计器有限步长重复递推问题,研究如何提高数据包信息利用率降低融合中心存储压力。

参考文献 (References)

[1] 韩旭,赵国荣,王康. 基于线性编码补偿方法的非固定丢包率下的分布式融合估计器[J]. 北京航空航天大学学报, 2020, 46(6):

1229-1236.

HAN X, ZHAO G R, WANG K. A decentralized fusion estimator using linear coding compensation method with non-fixed dropout rates[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2020, 46(6): 1229-1236(in Chinese).

[2] HAN C, ZHANG H, FU M. Optimal estimation for networked systems with Markovian communication delays[J]. Automatica, 2013, 49: 3098-3104.

[3] CHEN B, YU L, ZHANG W A. Distributed fusion estimation with missing measurements, random transmission delays and packet dropouts[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2014, 59(7): 961-967.

[4] ZHANG W A, YU L, FENG G. Optimal linear estimation for networked systems with communication constraints[J]. Automatica, 2011, 47(9): 1992-2000.

[5] YONG S Z, ZHU M H, FRAZZOLI E. A unified filter for simultaneous input and state estimation of linear discrete-time stochastic systems[J]. Automatica, 2016, 63: 321-329.

[6] MA J, SUN S L. Distributed fusion filter for networked stochastic uncertain systems with transmission delays and packet dropouts[J]. Signal Processing, 2017, 130: 268-278.

[7] SUN S L. Optimal linear filters for discrete-time systems with randomly delayed and lost measurements with/without time stamps[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2013, 58(6): 1551-1556.

[8] CHEN B, YU L, ZHANG W A. Robust Kalman filtering for uncertain state delay systems with random observation delays and missing measurements[J]. IET Control Theory and Applications, 2011, 5(17): 1945-1954.

[9] LIU Y, HE X, WANG Z D, et al. Optimal filtering for networked systems with stochastic sensor gain degradation[J]. Automatica, 2014, 50(5): 1521-1525.

[10] 赵国荣, 韩旭, 万兵, 等. 具有传感器增益退化、随机时延和丢包的分布式融合估计器[J]. 自动化学报, 2016, 42(7): 1053-1064.

ZHAO G R, HAN X, WAN B, et al. A decentralized fusion estimator with stochastic sensor gain degradation, delays and data dropouts[J]. Acta Automatica Sinica, 2016, 42(7): 1053-1064(in Chinese).

[11] SCHENATO L. Optimal sensor fusion for distributed sensors subject to random delay and packet loss[C]//Proceedings of the 46th IEEE Conference on Decision and Control. Piscataway: IEEE Press, 2007: 12-17.

[12] SUN S L, LIN H L, MA J, et al. Multi-sensor distributed fusion estimation with applications in networked systems: A review paper[J]. Information Fusion, 2017, 38: 122-134.

[13] CHEN B, HU G Q, HO D W C, et al. Distributed covariance intersection fusion estimation for cyber-physical systems with communication constraints[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2016, 61(12): 4020-4026.

[14] CHEN B, ZHANG W A, YU L, et al. Distributed fusion estimation with communication bandwidth constraints[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2015, 60(5): 1398-1403.

[15] 祁波, 孙书利. 带未知通信干扰和丢包补偿的多传感器网络化不确定系统的分布式融合滤波. 自动化学报, 2018, 44(6): 1107-1114.

QI B, SUN S L. Distributed fusion filtering for multi-sensor networked uncertain systems with unknown communication disturbances and compensations of packet dropouts[J]. Acta Automatica Sinica, 2018, 44(6): 1107-1114 (in Chinese).

[16] NOACK B, SIJS J, REINHARDT M, et al. Decentralized data fusion with inverse covariance intersection[J]. Automatica, 2017, 79: 35-42.

[17] SINOPOLI B, SCHENATO L, FRANCESCHETTI M, et al. Kalman filtering with intermittent observations[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2004, 49(9): 1453-1464.

A decentralized multi-sensor fusion estimator using finite memory buffers

HAN Xu¹, WANG Yuanxin^{2,*}, CHENG Xianchao¹, WANG Xiaofei²

(1. The 91001 Unit of the PLA, Beijing 100036, China;

2. Qingdao Branch of Naval Aviation University, Qingdao 266041, China)

Abstract: Decentralized fusion estimation is investigated for a networked uncertain stochastic system with stochastic delays and dropouts. The uncertainty of the model is described by non-Gaussian non-white noise perturbations considered in the system matrix. Several finite memory buffers with different lengths are set at the processing center to save the delivered observations of the sensors. A locally optimal constant gain estimator is proposed by minimizing the mean square error accounting for the non-Gaussian disturbance of the system matrix, and by using the real time arrival information based on the received measurements. Then, a decentralized fusion estimator is obtained by using the CI weighting algorithm, and the conditions ensuring the boundness of the fusion estimation error are given. Finally, a simulation example is provided to verify the effectiveness of the proposed approach.

Keywords: memory buffer; model uncertainty; stochastic delay and dropout; constant gain local estimator; CI fusion estimator

Received: 2021-05-08; **Accepted:** 2022-01-21; **Published Online:** 2022-05-18 13:47

URL: kns.cnki.net/kcms/detail/11.2625.V.20220518.0954.001.html

Foundation item: National Natural Science Foundation of China (61473306)

* **Corresponding author.** E-mail: wyx13@163.com