

具有传感器增益退化的不确定系统融合估计器

赵国荣^{1a}, 韩旭^{1a}, 杜闻捷², 逯程^{1b}

(1. 海军航空工程学院 a. 控制工程系, b. 兵器科学与技术系, 山东 烟台 264001; 2. 海军湛江装备技术质量监测站, 广东 湛江 524000)

摘要: 研究具有传感器增益退化、模型不确定性的多传感器融合估计问题, 其中传感器增益退化现象描述为统计特性已知的随机变量, 模型的不确定性描述为系统矩阵受到随机扰动. 设计一种局部无偏估计器结构, 并建立以局部估计器增益为决策变量、以有限时域下融合估计误差为代价函数的优化问题. 在给出标量融合权重时, 考虑到求得最优的局部估计器增益的解析形式较为困难, 通过最小化代价函数的上界得到一组次优的局部估计器增益. 最后通过算例仿真表明了所设计融合估计器的有效性.

关键词: 传感器增益退化; 模型不确定性; 局部无偏估计器; 标量融合权重; 分布式融合估计
中图分类号: TJ765.2 **文献标志码:** A

Fusion estimator with stochastic sensor gain degradation for uncertain systems

ZHAO Guo-rong^{1a}, HAN Xu^{1a}, DU Wen-jie², LU Cheng^{1b}

(1a. Department of Control Engineering, 1b. Department of Armament Science and Technology, Naval Aeronautical and Astronautical University, Yantai 264001, China; 2. Zhanjiang Naval Monitoring Station of Equipment Technics and Quality, Zhanjiang 524000, China. Correspondent: HAN Xu, E-mail: hxyy713@163.com)

Abstract: The fusion estimation problem is investigated for a class of uncertain stochastic systems with stochastic sensor gain degradation. The sensor gain degradation is described by random variable whose probability is assumed to be known. The model's uncertainty is described by stochastic parameter perturbations considered in the system matrix. A kind of local unbiased estimator structure is proposed, and an optimization problem which sets the local filter gains and the finite horizon estimation error to be the decision variables and the cost function, respectively, is established. Then for the given scalar fusion weights, obtaining the closed form of the optimal consensus filter gains is a challenging problem, so a set of sub-optimal local filter gains are computed based on minimizing an upper bound of the cost function. Finally, simulation example is given to illustrate the effectiveness of the proposed approach.

Keywords: sensor gain degradation; model's uncertainty; local unbiased estimator; scalar fusion weights; decentralized fusion estimator

0 引言

多传感器融合估计系统^[1-4]已广泛应用于控制、目标跟踪、生物监测、信号处理和通信等领域, 但在实际应用系统中不可避免地存在传感器故障、模型的不确定性. 系统在复杂的环境中往往受到不可预测的外部扰动作用, 这种外部扰动使系统模型参数具有一定的不确定性, 导致系统不再是线性的, 使得经典的线性系统融合估计方法不再适用. 对于模型不确定性, 文献[5-8]将模型不确定性建模为系统方程中

的随机参数或乘性噪声, 然而均局限于时不变系统. 出于对时变系统的考虑, 文献[9]提出将离散时变系统中的不确定性建模为系统矩阵中的乘性白噪声, 通过求解线性矩阵不等式, 得到一种分布式融合估计器. 文献[10]同时考虑乘性噪声和非线性特性噪声, 提出了一种有界时域下分布式融合估计器, 并通过求解耦合差分 Riccati 方程得到最优的滤波增益和权重.

在恶劣复杂的使用环境中, 传感器经常因为各种原因发生故障, 除常见的传感器失效现象外, 还会出

收稿日期: 2015-07-20; 修回日期: 2015-11-26.

基金项目: 国家自然科学基金项目(61473306).

作者简介: 赵国荣(1964-), 男, 教授, 博士生导师, 从事导航、制导与控制等研究; 韩旭(1990-), 男, 博士生, 从事飞行器综合导航技术的研究.

现传感器增益退化现象^[11-13]. 传感器增益退化主要是由传感器经长期使用老化以及长期外界恶劣环境的干扰, 如高频辐射、剧烈的温度变化、振动等因素所导致的一种传感器故障现象, 传感器增益退化将会导致传感器量测不确定性, 使得融合中心接收到传感器量测数据并不能反映真实情况, 这无疑会对融合估计值的准确性造成严重破坏. 相比于传感器失效, 传感器增益退化在多传感器融合估计系统中并未得到广泛研究, 而且对存在传感器增益退化不确定离散系统的融合估计的相关研究文献极少. 文献[14]给出了传感器增益退化下离散不确定系统的集中式融合估计器. 集中式融合结构虽能保证融合估计性能最优, 但是其容错能力较差, 工程上难以实现.

鉴于此, 本文研究具有传感器增益退化和模型不确定的多传感器融合估计问题. 其中, 模型的不确定性描述为系统矩阵受到随机扰动, 传感器增益退化现象通过统计特性已知的随机变量描述, 设计了一种局部无偏估计器, 采用标量加权融合方法^[15]将局部估计值进行融合计算, 建立以局部估计器增益为决策变量, 以有限时域下融合估计误差为代价函数的优化问题. 在标量融合权重给出的前提下, 考虑到求得最优的局部估计器增益的解析形式是极困难的, 因此通过最小化代价函数的上界, 得到一组次优的局部估计器增益. 最后通过算例仿真表明了所设计的融合估计器的有效性.

1 问题描述与分析

考虑如下离散不确定性时变系统:

$$x_{k+1} = (A_k + g_k \hat{A}_k)x_k + w_k, \quad (1)$$

$$y_k^i = f_k^i C_k^i x_k + v_k^i, \quad i = 1, 2, \dots, N. \quad (2)$$

其中: $x_k \in R^n$ 为系统状态, $y_k^i \in R^{m^i}$ 为第 i 个传感器的测量输出, A_k 和 \hat{A}_k 为已知矩阵, C_k^i 为已知的量测矩阵, $w_k \in R^n$ 和 $v_k^i \in R^{m^i}$ 分别为协方差矩阵为 W_k 和 V_k^i 的零均值白噪声. 模型不确定性表现为系统矩阵受到随机扰动, 由乘性噪声 g_k 表示, 且已知其统计特性为 $E\{g_k\} = \bar{g}_k$, $E\{g_k^2\} = \tilde{g}_k$. 传感器增益退化系数为 f_k^i , 用来描述传感器增益退化程度, 并假设 f_k^i 为分布在区间 $[a^i, b^i]$ ($0 \leq a^i \leq b^i \leq 1$) 上的随机变量, 且已知其统计特性为 $E\{f_k^i\} = \bar{f}_k^i$, $E\{f_k^{i2}\} = \tilde{f}_k^i$.

不失一般性, 对系统作如下假设.

假设 1 对于任意 i 和 k , f_k^i 、 g_k 、 w_k 和 v_k^i 两两互不相关.

假设 2 初始状态 x_0 与 f_k^i 、 g_k 、 w_k 和 v_k^i 均不相关, 并定义 $X_{0,0} \triangleq E\{x_0 x_0^T\}$.

假设第 i 个子系统 (1) 和 (2) 的局部状态估计计为 $\hat{x}_k^i \in R^n$. 将具有传感器增益退化和模型不确定性

子系统的局部状态估计器描述为如下滤波器的形式:

$$\hat{x}_{k+1}^i = L_k^i (y_k^i - \bar{f}_k^i C_k^i \hat{x}_k^i) + (A_k + \bar{g}_k \hat{A}_k) \hat{x}_k^i, \quad (3)$$

其中 L_k^i 为局部滤波增益.

定理 1 在满足 $\hat{x}_0 = E\{x_0\}$ 的前提下, 式 (3) 所描述的滤波器是无偏的.

证明 利用数学归纳法, 令 $\tilde{x}_k^i = x_k - \hat{x}_k^i$, 当 $k = 0$ 时, $\hat{x}_0 = E\{x_0\}$, 假设 k 时刻, $E\{\tilde{x}_k^i\} = 0$, 则 $k + 1$ 时刻, 有

$$\begin{aligned} E\{\tilde{x}_{k+1}^i\} &= \\ E\{(A_k + \bar{g}_k \hat{A}_k)x_k + w_k\} - \\ (A_k + \bar{g}_k \hat{A}_k)\hat{x}_k^i - L_k^i(E\{y_k^i\} - \bar{f}_k^i C_k^i \hat{x}_k^i) &= \\ [(A_k + \bar{g}_k \hat{A}_k) - L_k^i \bar{f}_k^i C_k^i]E\{\tilde{x}_k^i\} = 0. \end{aligned} \quad (4)$$

定理 1 得证. \square

根据标量加权融合方法, 记 \hat{x}_k^o 为融合状态估计值, $\hat{x}_k^1, \hat{x}_k^2, \dots, \hat{x}_k^N \in R^n$ 为系统 N 个传感器的局部状态估计, 标量 $p_k^i > 0$ 为各局部状态估计值相对应的加权融合权重, 且 $\sum_{i=1}^N p_k^i = 1$. 融合中心处的融合状态估计为

$$\hat{x}_k^o = \sum_{i=1}^N p_k^i \hat{x}_k^i. \quad (5)$$

记 $e_k^i \triangleq x_k - \hat{x}_k^i$ 为局部估计误差, $e_k \triangleq x_k - \hat{x}_k^o$ 为分布式融合估计误差, 出于对系统融合估计性能描述的考虑, 建立有限时域下融合估计代价函数为

$$J_K(L_K) = \sum_{k=0}^K E\{\|e_k\|^2\}, \quad (6)$$

其中 $L_K \triangleq \{L_k^i, k = 0, 1, \dots, K-1\}_{i=1}^N$ 为决策局部估计增益.

本文要解决的问题是: 针对离散不确定系统 (1) 和 (2), 在给定融合权重 $\{p_k^i\}_{i=1}^N$ 的前提下, 通过设计局部估计器增益 $\{L_k^i\}_{i=1}^N$, 使得系统达到所期望的融合估计性能指标.

2 次优的局部估计器增益设计

在得到主要结论前, 给出如下引理.

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

$$\left(\sum_{i=1}^N p_i B_i x_i \right) \left(\sum_{i=1}^N p_i B_i x_i \right)^T \leq \sum_{i=1}^N p_i B_i x_i x_i^T B_i^T. \quad (7)$$

记 P_k^o 为 k 时刻融合估计误差协方差矩阵, 则由式 (5) 得

$$e_k^i = x_k - \hat{x}_k^o = x_k - \sum_i^N p_k^i \hat{x}_k^i = \sum_i^N p_k^i (x_k - \hat{x}_k^i). \quad (8)$$

由式(8)可得

$$P_k^o = E\{e_k e_k^T\} = E\left\{\left[\sum_i^N p_k^i (x_k - \hat{x}_k^i)\right]\left[\sum_i^N p_k^i (x_k - \hat{x}_k^i)\right]^T\right\} = E\left\{\left(\sum_i^N p_k^i e_k^i\right)\left(\sum_i^N p_k^i e_k^i\right)^T\right\}. \quad (9)$$

式(6)等价于

$$J_K(L_K) = \sum_{k=0}^K \text{tr}(P_k^o). \quad (10)$$

由式(9)可知, 通过最小化式(10)表示的代价函数求得最优的局部估计器增益的解析形式是很困难的, 因此在保证一定融合估计性能的前提下, 通过最小化代价函数 $J_K(L_K)$ 的上界, 可求取一组次优的局部估计器增益 L_K . 下面由引理 2 给出 $J_K(L_K)$ 的一个上界函数, 不妨设为 $\bar{J}_K(L_K)$.

引理 2 定义如下变量:

$$\Sigma_k^o = E\left\{\left(\sum_i^N p_k^i e_k^i e_k^i{}^T\right)\right\}, \quad (11)$$

$$\bar{J}_K(L_K) = \sum_{k=0}^K \text{tr}(\Sigma_k^o), \quad (12)$$

且满足 $P_0^o = \Sigma_0^o$, 则对于任意 k 时刻, 均有

$$J_K(L_K) \leq \bar{J}_K(L_K). \quad (13)$$

证明 由引理 1 可得

$$E\left\{\left(\sum_i^N p_k^i e_k^i\right)\left(\sum_i^N p_k^i e_k^i\right)^T\right\} \leq E\left\{\left(\sum_i^N p_k^i e_k^i e_k^i{}^T\right)\right\}, \quad (14)$$

即可得

$$P_k^o \leq \Sigma_k^o. \quad (15)$$

由式(14)易证得

$$\text{tr}(P_k^o) \leq \text{tr}(\Sigma_k^o). \quad (16)$$

进而得到式(13). \square

由引理 2 可以得到 $J_K(L_K) \leq \bar{J}_K(L_K)$, 即可将函数 $\bar{J}_K(L_K)$ 作为代价函数 $J_K(L_K)$ 的上界函数. 由式(10)可知, 通过最小化 $\bar{J}_K(L_K)$ 求得一组次优局部滤波器增益是可行的, 因此问题变成求解优化问题

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

在给出主要结论前, 定义如下算子:

$$\begin{aligned} X_{k,k} &\triangleq E\{x_k x_k^T\}, Y_{k,k}^{i,j} \triangleq E\{y_k^i y_k^j{}^T\}, \\ H_{k,k}^i &\triangleq E\{x_k y_k^i{}^T\}, A_{k,k}^i \triangleq E\{x_k \hat{x}_k^i{}^T\}, \\ M_{k,k}^{i,j} &\triangleq E\{\hat{x}_k^i y_k^j{}^T\}, \Gamma_{k,k}^{i,j} \triangleq E\{\hat{x}_k^i \hat{x}_k^j{}^T\}, \\ A_{\bar{g},k} &\triangleq A_k + \bar{g}_k \hat{A}_k, A_{g,k} \triangleq A_k + g_k \hat{A}_k. \end{aligned} \quad (18)$$

定理 2 对于第 i 个子系统(1)和(2), 使得函数最小的局部滤波增益的递推形式为

$$L_k^{i*} = S_k^{i*} (T_k^i)^{-1}. \quad (19)$$

其中

$$S_k^i = [H_{k,k}^i{}^T - M_{k,k}^{i,i}{}^T + \bar{f}_k^i C_k^i (\Gamma_{k,k}^{i,i} - \Lambda_{k,k}^i) A_{\bar{g},k}^T] A_{\bar{g},k}^T, \quad (20)$$

$$\begin{aligned} T_k^i &= \bar{f}_k^i C_k^i X_{k,k} C_k^i{}^T - \bar{f}_k^i M_{k,k}^{i,i}{}^T C_k^i{}^T - \bar{f}_k^i C_k^i M_{k,k}^{i,i} + (\bar{f}_k^i)^2 C_k^i \Gamma_{k,k}^{i,i} C_k^i{}^T + V_k^i, \end{aligned} \quad (21)$$

$$\begin{aligned} X_{k,k} &= A_{k-1} X_{k-1,k-1} A_{k-1}^T + \bar{g}_{k-1} (A_{k-1} X_{k-1,k-1} \times \hat{A}_{k-1}^T + \hat{A}_{k-1} X_{k-1,k-1} A_{k-1}^T) + \bar{g}_{k-1} \hat{A}_{k-1} \times X_{k-1,k-1} \hat{A}_{k-1}^T + W_k, \end{aligned} \quad (22)$$

$$Y_k^{i,j} = \bar{f}_k^i C_k^i X_{k,k} C_k^j{}^T, \quad (23)$$

$$H_k^i = \bar{f}_k^i X_{k,k} C_k^i{}^T, \quad (24)$$

$$\begin{aligned} \Lambda_{k,k}^i &= A_{\bar{g},k-1} (H_{k-1,k-1}^i - \bar{f}_{k-1}^i \Lambda_{k-1,k-1}^i C_{k-1}^i{}^T) \times L_{k-1}^i{}^T + A_{\bar{g},k-1} \Lambda_{k-1,k-1}^i A_{\bar{g},k-1}^T, \end{aligned} \quad (25)$$

$$M_{k,k}^{i,j} = \bar{f}_k^j \Lambda_{k,k}^i{}^T C_k^j{}^T, \quad (26)$$

$$\begin{aligned} \Gamma_{k,k}^{i,j} &= L_{k-1}^i (Y_{k-1}^{i,j} - \bar{f}_{k-1}^j M_{k-1,k-1}^{j,i}{}^T C_{k-1}^j{}^T - \bar{f}_{k-1}^i C_{k-1}^i M_{k-1,k-1}^{i,j} + (\bar{f}_{k-1}^i)^2 C_{k-1}^i \Gamma_{k-1,k-1}^{i,j} \times C_{k-1}^i{}^T) L_{k-1}^j{}^T + A_{\bar{g},k-1} \Gamma_{k-1,k-1}^{i,j} A_{\bar{g},k-1}^T + L_{k-1}^i (M_{k-1,k-1}^{j,i}{}^T - \bar{f}_{k-1}^i C_{k-1}^i \Gamma_{k-1,k-1}^{i,j}) A_{\bar{g},k-1}^T + A_{\bar{g},k-1} (M_{k-1,k-1}^{i,j} - \bar{f}_{k-1}^j \Gamma_{k-1,k-1}^{i,j} C_{k-1}^j{}^T) L_{k-1}^j{}^T. \end{aligned} \quad (27)$$

根据假设 2, $X_{0,0}$ 为已知, 其他变量初值设置为

$$\begin{aligned} Y_{0,0}^{i,j} &= \bar{f}_0^i \bar{f}_0^j C_0^i X_{0,0} C_0^j{}^T, \\ H_{0,0}^i &= \bar{f}_0^i X_{0,0} C_0^i{}^T, \\ \Lambda_{0,0}^i &= E\{x_0\} E\{x_0^T\}, \\ M_{0,0}^{i,j} &= \bar{f}_0^j \Lambda_{0,0}^i{}^T C_0^j{}^T, \\ \Gamma_{0,0}^{i,j} &= E\{x_0\} E\{x_0^T\}. \end{aligned} \quad (28)$$

证明 记 $P_k^{i,i} \triangleq E\{e_k^i e_k^i{}^T\}$ 为局部估计误差协方差矩阵, 由式(11)得

$$M_k^o = \sum_i^N p_k^i \text{tr}(P_k^{i,i}). \quad (29)$$

由式(1)~(3)可得

$$\begin{aligned} e_{k+1}^i &= x_{k+1} - \hat{x}_{k+1}^i = \\ &(A_k + \bar{g}_k \hat{A}_k) \hat{x}_k^i + (g_k - \bar{g}_k) \hat{A}_k x_k - \\ &L_k^i (y_k^i - \bar{f}_k^i C_k^i \hat{x}_k^i) + w_k. \end{aligned} \quad (30)$$

结合式(9)、(18)、假设1和假设2,可得

$$\begin{aligned} P_{k+1}^{i,i} &= \\ &A_{\bar{g},k} P_k^{i,i} A_{\bar{g},k}^T + (\tilde{g}_k - \bar{g}_k^2) \hat{A}_k X_{k,k} \hat{A}_k^T - \\ &A_{\bar{g},k} [H_{k,k}^i - M_{k,k}^{i,i} + \bar{f}_k^i (\Gamma_{k,k}^{i,i} - A_{k,k}^i) C_k^{i,T}] L_k^{i,T} - \\ &L_k^i [H_{k,k}^i - M_{k,k}^{i,i} + \bar{f}_k^i (\Gamma_{k,k}^{i,i} - A_{k,k}^i) C_k^{i,T}]^T A_{\bar{g},k}^T + \\ &L_k^i [\bar{f}_k^i C_k^i X_{k,k} C_k^{i,T} + (\bar{f}_k^i)^2 C_k^i \Gamma_{k,k}^{i,i} C_k^{i,T} - \\ &\bar{f}_k^i C_k^i M_{k,k}^{i,i} - \bar{f}_k^i M_{k,k}^{i,i} C_k^{i,T} + V_k^i] L_k^{i,T} + W_k. \end{aligned} \quad (31)$$

令

$$S_k^i = [H_{k,k}^i - M_{k,k}^{i,i} + \bar{f}_k^i C_k^i (\Gamma_{k,k}^{i,i} - A_{k,k}^i) C_k^{i,T}] A_{\bar{g},k}^T, \quad (32)$$

$$\begin{aligned} T_k^i &= \\ &\bar{f}_k^i C_k^i X_{k,k} C_k^{i,T} - \bar{f}_k^i M_{k,k}^{i,i} C_k^{i,T} - \bar{f}_k^i C_k^i M_{k,k}^{i,i} + \\ &(\bar{f}_k^i)^2 C_k^i \Gamma_{k,k}^{i,i} C_k^{i,T} + V_k^i, \end{aligned} \quad (33)$$

由式(33)可知 $T_k^i = T_k^{i,T}$. 将式(32)和(33)代入(31)可得

$$\begin{aligned} P_{k+1}^{i,i} &= \\ &A_{\bar{g},k} P_k^{i,i} A_{\bar{g},k}^T + (\tilde{g}_k - \bar{g}_k^2) \hat{A}_k X_{k,k} \hat{A}_k^T - \\ &S_k^{i,T} L_k^{i,T} - L_k^i S_k^i + L_k^i T_k^i L_k^{i,T} + W_k = \\ &(L_k^i T_k^i - S_k^{i,T}) (T_k^i)^{-1} (L_k^i T_k^i - S_k^{i,T})^{-1} + W_k + \\ &A_{\bar{g},k} P_k^{i,i} A_{\bar{g},k}^T + (\tilde{g}_k - \bar{g}_k^2) \hat{A}_k X_{k,k} \hat{A}_k^T - \\ &S_k^{i,T} (T_k^i)^{-1} S_k^i. \end{aligned} \quad (34)$$

令 $L_k^i = S_k^{i,T} (T_k^i)^{-1}$, 则式(24)中 $P_{k+1}^{i,i}$ 最小, 由式(28)可知此时 M_k^o 最小, 即函数 $\bar{J}_K(L_K)$ 达到最小. \square

记 $P_k^{i,j} \triangleq E\{e_k^i e_k^j T\}$ 为局部估计误差交叉协方差矩阵, 可得 $P_k^{i,j}$ 的计算公式为

$$\begin{aligned} P_{k+1}^{i,j} &= \\ &(A_k + \bar{g}_k \hat{A}_k) P_k^{i,j} (A_k + \bar{g}_k \hat{A}_k)^T - \\ &(A_k + \bar{g}_k \hat{A}_k) [H_{k,k}^j - M_{k,k}^{j,j} + \bar{f}_k^j C_k^{j,T} \times \\ &(\Gamma_{k,k}^{j,j} - A_{k,k}^j)] L_k^{j,T} - L_k^i [H_{k,k}^{i,T} - M_{k,k}^{j,i} + \\ &\bar{f}_k^i C_k^i (\Gamma_{k,k}^{j,i} - A_{k,k}^i)]^T (A_k + \bar{g}_k \hat{A}_k)^T + \\ &(\tilde{g}_k - \bar{g}_k^2) \hat{A}_k X_{k,k} \hat{A}_k^T + L_k^i (\bar{f}_k^i \bar{f}_k^j C_k^i \times \\ &X_{k,k} C_k^{j,T} - \bar{f}_k^j M_{k,k}^{j,i} C_k^{i,T} - \bar{f}_k^i C_k^i M_{k,k}^{j,i} + \end{aligned}$$

$$\bar{f}_k^i \bar{f}_k^j C_k^i \Gamma_{k,k}^{i,j} C_k^{j,T}) L_k^{j,T} + W_k. \quad (35)$$

根据式(9), 得到融合状态估计 P_k^o 的计算公式为

$$\begin{aligned} P_k^o &= E\left\{\left(\sum_i^N p_k^i e_k^i\right)\left(\sum_i^N p_k^i e_k^i\right)^T\right\} = \\ &\sum_i^N \sum_j^N p_k^i p_k^j P_{k+1}^{i,j}. \end{aligned} \quad (36)$$

3 算例仿真

考虑如下由2个传感器组成的线性时变离散随机系统:

$$\begin{aligned} x_{k+1} &= (A_k + g_k \hat{A}_k) x_k + w_k, \\ y_k^i &= f_k^i C_k^i x_k + v_k^i, \quad i = 1, 2. \end{aligned}$$

其中

$$A_k = \begin{bmatrix} 1.7340 & -0.7788 \\ 1 & 0.06 \sin(k) \end{bmatrix},$$

$$C_k^1 = C_k^2 = [1 \ 1],$$

$$\hat{A}_k = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad w_k = \begin{bmatrix} 0.1 \\ 0 \end{bmatrix} q_k,$$

q_k 、 v_k^1 和 v_k^2 为互不相关的零均值白噪声, 协方差分别为1、0.25和0.25. 融合权重为 $p_k^1 = 0.4$, $p_k^2 = 0.6$, 乘性噪声 g_k 在区间 $[-0.1, 0.1]$ 上服从均匀分布, 系统初值 x_0 两个分量由在区间 $[-1, 1]$ 上服从均匀分布, 且 $\hat{x}_0 = [0 \ 0]^T$, $\hat{x}_{r,k}^o = \hat{x}_k^1 = \hat{x}_k^2 = \hat{x}_0$, $X_{0,0} = \begin{bmatrix} 1/3 & 0 \\ 0 & 1/3 \end{bmatrix}$. 传感器增益退化系数 f_k^1 和 f_k^2 均在区间 $[0.6, 0.8]$ 上服从均匀分布. $\Sigma_0^o = P_0^o = P_0^{1,1} = P_0^{2,2} = \begin{bmatrix} 0.09 & 0 \\ 0 & 0.19 \end{bmatrix}$, 根据公式分别计算得到融合状态估计值 \hat{x}_k^o 、融合状态估计误差协方差最小上界矩阵 Σ_k^o 和融合状态估计误差协方差矩阵 P_k^o . 当任意时刻 k 的 f_k^i 和 g_k 均为确定值时, 系统可以直接利用经典 Kalman 滤波方法得到各传感器局部状态估计的 Cramer-Rao 下界, 即最小方差, 进而得到融合估计的 Cramer-Rao 下界, 此时融合状态估计误差协方差矩阵记为 P_k^{\min} .

分布式融合估计值 \hat{x}_k^o 的仿真结果如图1所示. 当传感器增益退化系数 f_k^i 分别在区间 $D_f = [0.6, 0.8]$ 、 $D_f = [0.3, 0.5]$ 和 $D_f = [0.1, 0.3]$ 上服从均匀分布时 $\text{tr}(P_k^o)$ 的计算结果由图2所示. 在达到平稳时, $\text{tr}(P_k^o)$ 并未随着增益退化系数 f_k^i 取值的不同而产生明显差异, 表明采用的分布式融合估计方法对增益退化系数变化不敏感. 当乘性噪声 g_k 分别在 $D_g = [-0.1, 0.1]$ 、 $D_g = [-0.3, 0.3]$ 和 $D_g = [-0.5, 0.5]$ 上服从均匀分布时, 与3个分布区间相对应的融合估计误差协方差矩阵的迹 $\text{tr}(P_k^o)$ 如图3所示. 由图3可见, 分

布的方差越大, 即模型不确定性越大, $\text{tr}(P_k^o)$ 趋于稳定状态的时间越久, 在达到平稳时, $\text{tr}(P_k^o)$ 随着 g_k 分布方差取值的增大而增大, 这表明模型不确定性越大, 分布式融合估计误差越大.

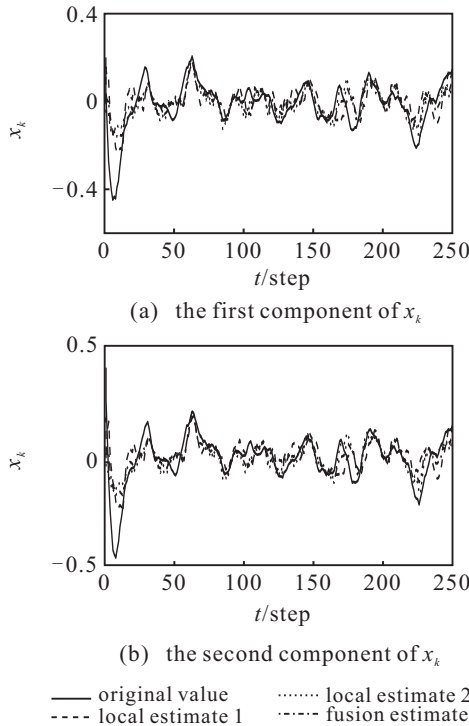


图 1 各状态估计值对比

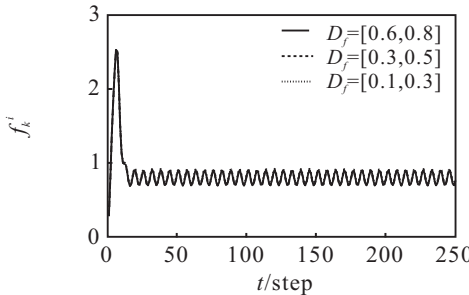


图 2 退化增益系数 f_k^i 与 $\text{tr}(P_k^o)$ 的关系

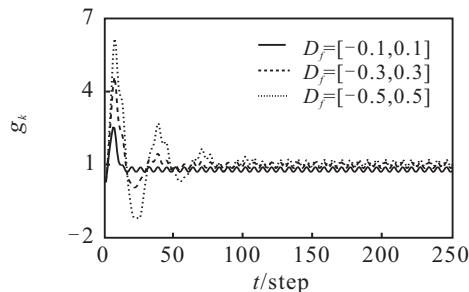


图 3 乘性噪声 g_k 与 $\text{tr}(P_k^o)$ 的关系

图 4 表示, 当 f_k^i 在 $D_f = [0.6, 0.8]$ 服从均匀分布, g_k 在 $D_g = [-0.1, 0.1]$ 上服从均匀分布时, 融合估计误差协方差最小上界矩阵的迹 $\text{tr}(\Sigma_k^o)$ 、融合估计误差协方差矩阵的迹 $\text{tr}(P_k^o)$ 、当 f_k^i 和 g_k 作为确定值时融合估计误差协方差矩阵的迹 $\text{tr}(P_k^{\min})$ 这三者的仿真对比. 由图 4 可见, 使用本文所提出的次优融合估计器得到的融合估计误差协方差最小上界矩阵的

迹 $\text{tr}(\Sigma_k^o)$ 与融合估计误差协方差矩阵的迹 $\text{tr}(P_k^o)$ 基本一致, $\text{tr}(P_k^o)$ 略小于 $\text{tr}(\Sigma_k^o)$. $\text{tr}(\Sigma_k^o)$ 和 $\text{tr}(P_k^o)$ 均大于 $\text{tr}(P_k^{\min})$, 与理论相符. 但 $\text{tr}(P_k^o)$ 与 $\text{tr}(P_k^{\min})$ 相差不大, 因此所提出的融合估计器虽然不是最优的, 但是在融合精度损失不大的基础上能够简化计算.

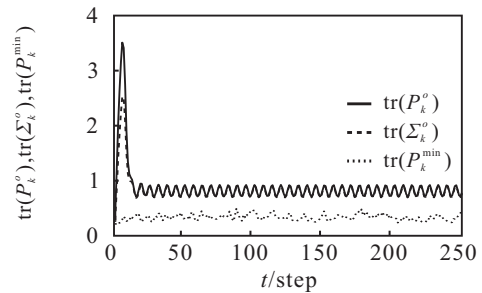


图 4 $\text{tr}(P_k^o)$ 、 $\text{tr}(\Sigma_k^o)$ 和 $\text{tr}(P_k^{\min})$ 的对比

4 结 论

本文分别对模型的不确定性、传感器增益退化现象进行建模, 并设计了一种次优融合估计器. 仿真结果表明, 所得到的融合估计器虽然不是最优的, 但是在融合精度损失不大的情况下能够简化运算, 工程上易于实现, 并且系统融合估计精度并不随着增益退化系数的不同而产生明显差异. 模型不确定性越大, 系统融合估计精度越差, 在实际应用中可通过降低不确定性提高系统融合估计精度.

参考文献(References)

- [1] 葛泉波, 李文斌, 孙若愚, 等. 基于 EKF 的集中式融合估计研究[J]. 自动化学报, 2013, 39(6): 816-825.
(Ge Q B, Li W B, Sun R Y, et al. Centralized fusion algorithms based on EKF for multisensor[J]. Acta Automatica Sinica, 2013, 39(6): 816-825.)
- [2] 冯肖亮, 文成林, 刘伟峰, 等. 基于多传感器的序贯式融合有限域 H_∞ 滤波方法[J]. 自动化学报, 2013, 39(9): 1523-1532.
(Feng X L, Wen C L, Liu W F, et al. Sequential fusion finite horizon filtering for multisensor system[J]. Acta Automatica Sinica, 2013, 39(9): 1523-1532.)
- [3] 岳元龙, 左信, 罗雄麟. 提高测量可靠性的多传感器数据融合有偏估计方法[J]. 自动化学报, 2014, 40(9), 1843-1852.
(Yue Y L, Zuo X, Luo X L. Improving measurement reliability with biased estimation for multisensor data fusion[J]. Acta Automatica Sinica, 2014, 40(9): 1843-1852.)
- [4] Suh Y S, Nguyen V H, Ro Y S. Modified Kalman filter for networked monitoring systems employing a send-on-delta method[J]. Automatica, 2007, 43(2): 332-338.
- [5] Luo Y, Zhu Y, Luo D, et al. Globally optimal multisensor distributed random parameter matrices Kalman filtering

- fusion with applications[J]. *Sensors*, 2008, 8(12): 8086-8103.
- [6] 陈博, 俞立, 张文安. 具有测量数据丢失的离散不确定时滞系统鲁棒 Kalman 滤波[J]. *自动化学报*, 2011, 1(37): 123-128.
(Chen B, Yu L, Zhang W A. Robust Kalman filtering for uncertain discrete time-delay systems with missing measurement[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2011, 1(37): 123-128.)
- [7] 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.
- [8] Gershon E, Shaked U, Yaesh I. Control and estimation of state-multiplicative linear systems[M]. London: Springer-Verlag, 2005.
- [9] Shen B, Wang Z D, Hung Y S. Distributed H_∞ -consensus filtering in sensor networks with multiple missing measurements: The finite-horizon case[J]. *Automatica*, 2010, 46(10): 1682-1688.
- [10] Ding D, Wang Z D, Dong H, et al. Distributed H_∞ state estimation with stochastic parameters and nonlinearities through sensor networks: The finite-horizon case[J]. *Automatica*, 2012, 48(8): 1575-1585.
- [11] Soomon I S D, Knight A J. Spatial processing of signals received by platform mounted sonar[J]. *IEEE J of Oceanic Engineering*, 2002, 27(1): 57-65.
- [12] Yalcin H, Collins R, Hebert M. Background estimation under rapid gain change in thermal imagery[J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 2007, 106(2/3): 148-161.
- [13] Zhou D H, He X, Wang Z. Leakage fault diagnosis for an internet-based three-tand system: An experimental study[J]. *IEEE Trans on Control Systems Technology*, 2012, 20(4): 857-870.
- [14] 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.
- [15] Sun S L. Multi-sensor information fusion white noise filter weighted by scalars based on Kalman predictor[J]. *Automatica*, 2004, 40: 1447-1453.
- [16] Baras J S, Matei I. Consensus-based linear distributed filtering[J]. *Automatica*, 2012, 48(8): 1776-1782.
- (责任编辑: 郑晓蕾)

第 29 届中国控制与决策会议 (2017 CCDC) 征文通知

第 29 届中国控制与决策会议 (2017 CCDC) 将于 2017 年 5 月 28~30 日在中国重庆举行. 会议由东北大学和 IEEE 新加坡工业电子分会主办, 重庆大学承办. 第 29 届中国控制与决策会议论文集集中的英文论文将进入 IEEE Xplore Data Base, 并被 Ei 检索.

第 29 届中国控制与决策会议将涉及理论与应用两方面, 主要涵盖系统、控制与决策相关课题. 征文范围如下:

控制与决策: 自适应控制; 复杂系统与复杂网络; 控制系统应用; 控制工程教育; 协同控制; 信号处理; 数据处理; 数据驱动控制; 决策理论与方法; 决策支持系统; 管控一体化; 时滞系统; 离散事件系统; 分布控制系统; 分布参数系统; 故障诊断与容错控制; 模糊系统; 对策论; 混杂系统; 系统辨识与参数估计; 智能系统; 知识管理与知识工程; 管理信息系统与企业信息化; 供应链与物流管理; 电子商务建模与优化; 运动控制; 网络控制系统; 神经网络; 非线性系统; 优化控制; 过程控制; 生产计划与调度; 鲁棒控制; 传感器网络; 社会经济系统; 随机系统; 变结构控制; 控制与仿真.

自动化: CIMS 与制造系统; 工厂建模与仿真;

家庭、实验室及服务自动化; 仪器仪表系统; 智能自动化; 人机交互; 纳米自动化与装配; 基于网络的系统; 计划、调度与协调; 过程自动化.

机器人: 以人为中心的人机系统; 医用机器人与生物机器人学; 微机器人与微操作; 移动机器人学; 移动传感器网络; 感知系统; 机器人控制; 机器人传感与数据融合; 搜寻、援救与野外机器人学; 人机交互; 空间与水下机器人; 遥控机器人; 视觉伺服; 多足机器人系统.

新兴技术领域: 信息物理系统; 智能电网; 再生能源; 能源管理系统; 集成系统与过程; 微机电系统; 电动车辆与智能交通; 交通控制; 暖通系统优化和控制; 生物系统建模.

除分组报告外, 会议另设有邀请专题, 特别专题, 特邀大会报告和杰出讲座.

会议投稿者请于 2016 年 10 月 31 日前提交全文. 录用文章的作者需要注册并到会宣讲论文. 请登陆 <http://www.ccdc.neu.edu.cn> 了解具体事宜并投稿. 同时也可通过 E-mail 向大会秘书处 (secretary_ccdc@ise.neu.edu.cn) 咨询.

中国控制与决策会议秘书处