

文章编号: 1001-0920(2012)06-0904-05

协方差交叉融合鲁棒 Kalman 滤波器

张鹏^{1,2}, 齐文娟¹, 邓自立¹, 高媛¹, 刘金芳^{1,2}

(1. 黑龙江大学自动化系, 哈尔滨 150080; 2. 哈尔滨德强商务学院 计算机与信息工程系, 哈尔滨 150025)

摘要: 对于带未知互协方差的两传感器系统, 提出一种协方差交叉(CI)融合鲁棒稳态 Kalman 滤波器, 它关于未知互协方差具有鲁棒性. 严格证明了该滤波器的实际精度高于每个局部滤波器的精度, 但低于带已知互协方差的最优融合 Kalman 滤波器的精度. 基于协方差椭圆给出了精度关系的几何解释. 进一步将上述结果推广到一般多传感器情形. 一个跟踪系统的 Monte-Carlo 仿真例子表明, 其实际精度接近于带已知互协方差的最优融合器的精度.

关键词: 多传感器信息融合; 协方差交叉融合; 鲁棒 Kalman 滤波器; 协方差椭圆

中图分类号: O211.64

文献标识码: A

Covariance intersection fusion robust steady-state Kalman filter

ZHANG Peng^{1,2}, QI Wen-juan¹, DENG Zi-li¹, GAO Yuan¹, LIU Jin-fang^{1,2}

(1. Department of Automation, Heilongjiang University, Harbin 150080, China; 2. Department of Computer and Information Engineering, Harbin Deqiang College of Commerce, Harbin 150025, China. Correspondent: DENG Zi-li, E-mail: dzl@hlju.edu.cn)

Abstract: For two-sensor systems with unknown cross-covariance, a covariance intersection(CI) fusion robust steady-state Kalman filter is presented, which has robustness with respect to unknown cross-covariances. It is rigorously proved that its the actual accuracy of the filter is higher than that of each local filter, and is lower than that of the optimal fusion Kalman filter with known cross-covariance. The geometric interpretation of the accuracy relations is given based on the covariance ellipses. Further, the above results are extended to the multisensor case. A Monte-Carlo simulation example for a tracking system shows that its actual accuracy is close to that of the optimal Kalman filter with known cross-covariance.

Key words: multisensor information fusion; covariance intersection fusion; robust Kalman filter; covariance ellipse

1 引言

近年来, 由于在军事、国防、制导、跟踪、GPS 定位、信号处理以及机器人等高技术领域的广泛应用背景, 多传感器信息融合 Kalman 滤波受到了特别的关注, 已成为前沿性多学科交叉的热门领域^[1-2]. 为了计算最优分布式加权融合 Kalman 滤波器^[3], 要求精确已知局部 Kalman 滤波器误差互协方差. 但是在许多理论和应用问题中, 互协方差是未知的, 或互协方差的计算非常复杂, 或寻求互协方差非常困难, 目前尚未得到互协方差计算公式. 在标准融合算法中, 若忽略互协方差的作用和影响, 人为假设互协方差为零, 则可导致滤波实际误差方差增大, 甚至使滤波器发散^[4]. 为了克服这个缺点和局限性, 文献[4-8]提出了协方差交叉(CI)融合方法, 它可处理带未知互协方差系统的融合估计问题. 它给出了融合估计实际方差的

一个公共上界, 即保证融合估计是一致的, 可避免寻求和计算未知的互协方差, 避免 Kalman 融合滤波的发散. 这个上界与未知互协方差无关, 即对任意未知互协方差是不灵敏的, 因而 CI 融合估计对未知互协方差具有鲁棒性.

本文应用 CI 融合方法, 对带未知互协方差的多传感器系统提出了 CI 融合鲁棒稳态 Kalman 滤波器, 同时提出并严格证明了局部 Kalman 滤波器、最优融合和 CI 融合 Kalman 滤波器三者之间的精度关系, 并进一步给出了基于协方差椭圆的几何解释.

2 局部稳态 Kalman 滤波器

考虑两传感器定常线性离散随机控制系统

$$x(t+1) = \Phi x(t) + Bu(t) + \Gamma w(t), \quad (1)$$

$$y_i(t) = H_i x(t) + v_i(t), \quad i = 1, 2. \quad (2)$$

收稿日期: 2010-11-10; 修回日期: 2011-03-07.

基金项目: 国家自然科学基金项目(60874063).

作者简介: 张鹏(1982-), 女, 博士生, 从事最优和自校正信息融合滤波的研究; 邓自立(1938-), 男, 教授, 博士生导师, 从事最优和自校正滤波、信息融合滤波等研究.

其中: t 为离散时间; 状态 $x(t) \in R^n$; 第 i 传感器观测 $y_i(t) \in R^{m_i}$; 控制 $u(t) \in R^p$; Φ, B, Γ 和 H_i 为已知的适当维数常阵; $w(t) \in R^r$ 为输入噪声; $v_i(t) \in R^{m_i}$ 为观测噪声.

假设 1 $w(t)$ 和 $v_i(t)$ 是零均值的相关白噪声, 即

$$E \left\{ \begin{bmatrix} w(t) \\ v_i(t) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} w^T(k) & v_j^T(k) \end{bmatrix} \right\} = \begin{bmatrix} Q & S_j \\ S_i^T & R_{ij} \delta_{ij} \end{bmatrix} \delta_{tk}, \quad i = 1, 2. \quad (3)$$

其中: 定义 $R_i = R_{ii}$, E 为数学期望号, T 为转置号, S_i 和 R_{ij} 为相关阵, $\delta_{tt} = 1, \delta_{tk} = 0 (t \neq k)$.

假设 2 $(\bar{\Phi}_i, H_i)$ 为完全可观对, $(\bar{\Phi}_i, \Gamma G_i)$ 为完全能稳对. 其中: $\bar{Q}_i = Q - S_i R_i^{-1} S_i^T, \bar{Q}_i = G_i G_i^T, \bar{\Phi}_i = \Phi - J_i H_i, J_i = \Gamma S_i R_i^{-1}$.

假设 3 $u(t)$ 是已知控制输入.

引理 1^[9] 系统 (1) 和 (2) 在假设 1~假设 3 下, 有局部稳态 Kalman 滤波器

$$\hat{x}_i(t+1|t+1) = \Psi_i \hat{x}_i(t|t) + [I_n - K_i H_i] B u(t) + [I_n - K_i H_i] J_i y_i(t) + K_i y_i(t+1), \quad (4)$$

$$K_i = \Sigma_i H_i^T [H_i \Sigma_i H_i^T + R_i]^{-1}, \quad \Psi_i = [I_n - K_i H_i] \bar{\Phi}_i. \quad (5)$$

其中 Σ_i 满足稳态 Riccati 方程

$$\Sigma_i = \bar{\Phi}_i [\Sigma_i - \Sigma_i H_i^T (H_i \Sigma_i H_i^T + R_i)^{-1} H_i \Sigma_i] \bar{\Phi}_i^T + \Gamma \bar{Q}_i \Gamma^T, \quad (6)$$

且滤波误差方差阵

$$P_i = [I_n - K_i H_i] \Sigma_i, \quad i = 1, 2. \quad (7)$$

局部滤波误差互协方差阵 P_{12} 满足 Lyapunov 方程

$$P_{12} = \Psi_1 P_{12} \Psi_2^T + \Delta_{12}, \quad (8)$$

其中 Δ_{12} 定义为

$$\begin{aligned} \Delta_{12} = & \Psi_1 K_1 [R_{12} J_2^T - S_1^T \Gamma^T] [I_n - K_2 H_2]^T + \\ & [I_n - K_1 H_1] [J_1 R_{12} - \Gamma S_2] K_2^T \Psi_2^T + \\ & [I_n - K_1 H_1] [\Gamma Q \Gamma^T - J_1 S_1^T \Gamma^T - \\ & \Gamma S_2 J_2^T + J_1 R_{12} J_2^T] \times \\ & [I_n - K_2 H_2]^T + K_1 R_{12} K_2^T. \end{aligned} \quad (9)$$

特别, 当 $u(t) = 0, S_1 = S_2 = 0, R_{12} = 0$ 时, 有局部稳态 Kalman 滤波器

$$\hat{x}_i(t+1|t+1) = \Psi_i \hat{x}_i(t|t) + K_i y_i(t+1), \quad (10)$$

$$\Psi_i = [I_n - K_i H_i] \bar{\Phi}_i, \quad (11)$$

$$K_i = \Sigma_i H_i^T [H_i \Sigma_i H_i^T + R_i]^{-1}, \quad (12)$$

$$P_i = [I_n - K_i H_i] \Sigma_i, \quad (13)$$

$$\begin{aligned} \Sigma_i = & \Phi [\Sigma_i - \Sigma_i H_i^T (H_i \Sigma_i H_i^T + R_i)^{-1} H_i \Sigma_i] \Phi^T + \\ & \Gamma Q \Gamma^T, \end{aligned} \quad (14)$$

$$P_{12} = \Psi_1 P_{12} \Psi_2^T + \Delta_{12}, \quad (15)$$

$$\Delta_{12} = [I_n - K_1 H_1] \Gamma Q \Gamma^T [I_n - K_2 H_2]^T. \quad (16)$$

3 矩阵加权最优融合和 CI 融合 Kalman 滤波器

3.1 矩阵加权最优融合 Kalman 滤波器

当 P_1, P_2 和 P_{12} 已知时, 在线性无偏最小方差矩阵加权准则下, 最优融合 Kalman 滤波器为^[10]

$$\hat{x}_0(t|t) = A_1 \hat{x}_1(t|t) + A_2 \hat{x}_2(t|t). \quad (17)$$

其中最优加权阵为

$$A_1 = (P_2 - P_{21})(P_1 + P_2 - P_{12} - P_{21})^{-1}, \quad (18)$$

$$A_2 = (P_1 - P_{12})(P_1 + P_2 - P_{12} - P_{21})^{-1}. \quad (19)$$

这里: $P_{21} = P_{12}^T$, 且最优融合误差方差阵为^[10]

$$\begin{aligned} P_0 = & P_1 - (P_1 - P_{12}) \times \\ & (P_1 + P_2 - P_{12} - P_{21})^{-1} (P_1 - P_{12})^T, \end{aligned} \quad (20)$$

$$\begin{aligned} P_0 = & P_2 - (P_2 - P_{21}) \times \\ & (P_1 + P_2 - P_{12} - P_{21})^{-1} (P_2 - P_{21})^T. \end{aligned} \quad (21)$$

3.2 CI 融合鲁棒 Kalman 滤波器

当 P_1 和 P_2 已知, 但互协方差 P_{12} 未知时, 应用协方差交叉 (CI) 融合方法^[4-8], 本文提出 CI 融合稳态 Kalman 滤波器为

$$\hat{x}_{CI}(t|t) = P_{CI} [\omega P_1^{-1} \hat{x}_1(t|t) + (1 - \omega) P_2^{-1} \hat{x}_2(t|t)], \quad (22)$$

$$P_{CI} = [\omega P_1^{-1} + (1 - \omega) P_2^{-1}]^{-1}. \quad (23)$$

其中: $\omega \in [0, 1]$, 且极小化性能指标

$$\min_{\omega} \text{tr} P_{CI} = \min_{\omega \in [0, 1]} \text{tr} \{ [\omega P_1^{-1} + (1 - \omega) P_2^{-1}]^{-1} \}, \quad (24)$$

记号 tr 表示矩阵的迹. 对于非线性最优化问题 (24), 最优权系数 ω 可用 0.618 法或 Fibonacci 法^[13] 快速搜索得到.

记 CI 融合 Kalman 滤波器的实际滤波误差方差为 \bar{P}_{CI} , 当 P_1 和 P_2 精确已知, 但 P_{12} 未知时, 文献^[4, 6, 8] 证明了: 由式 (23) 和 (24) 定义的理论融合方差阵 P_{CI} 给出 \bar{P}_{CI} 的一个上界, 即

$$\bar{P}_{CI} \leq P_{CI}. \quad (25)$$

这里对称矩阵 $A \leq B$ 定义为 $B - A \geq 0$, 即 $B - A$ 为非负定矩阵. 由式 (23) 引出关系

$$x(t) = P_{CI} [\omega P_1^{-1} x(t) + (1 - \omega) P_2^{-1} x(t)]. \quad (26)$$

式 (26) 减 (22) 引出实际滤波误差

$$\tilde{x}_{CI}(t|t) = P_{CI}[\omega P_1^{-1}\tilde{x}_1(t|t) + (1-\omega)P_2^{-1}\tilde{x}_2(t|t)]. \quad (27)$$

从而得到实际融合滤波误差方差为

$$\begin{aligned} \bar{P}_{CI} &= E[\tilde{x}_{CI}(t|t)\tilde{x}_{CI}^T(t|t)] = \\ &P_{CI}[\omega^2 P_1^{-1} + \omega(1-\omega)P_1^{-1}P_{12}P_2^{-1} + \\ &\omega(1-\omega)P_2^{-1}P_{21}P_1^{-1} + (1-\omega)^2 P_2^{-1}]P_{CI}. \end{aligned} \quad (28)$$

因 P_{12} 未知, 故实际 \bar{P}_{CI} 也是未知的. 但在仿真中为了将 \bar{P}_{CI} 与最优融合误差方差 P_0 比较, P_{12} 的精确值可通过式 (8) 或 (15) 计算得到, 因而 \bar{P}_{CI} 是可求得的.

注 1 当传感器采样数据不同步时, 可用文献 [11] 介绍的异步融合算法和文献 [12] 提出的带观测滞后系统融合算法求得局部 Kalman 滤波器及误差方差 P_1, P_2 .

3.3 滤波精度关系的几何解释——协方差椭圆

为了给出局部和融合滤波精度关系的几何解释, 以 $n=2$ 为例, 方差阵 P 的协方差椭圆定义为所有点 $\{x : x^T P^{-1} x = c\}$ 构成的轨迹, 其中 c 为一个常数. 下面不失一般性取 $c=1$. 文献 [7, 11] 已证明如下事实: $P_1 \leq P_2$ 等价于 P_2 的协方差椭圆包含 P_1 的协方差椭圆. P_{CI} 的协方差椭圆包含由 P_1 和 P_2 生成的协方差椭圆相交的区域, 且通过 P_1 和 P_2 的协方差椭圆的 4 个交点. 当 P_{12} 已知时, P_0 的协方差椭圆位于由 P_1 和 P_2 生成的协方差椭圆相交区域之内. 这是因为由式 (20) 和 (21) 可得 $P_0 \leq P_1$ 且 $P_0 \leq P_2$. 此外, 由式 (25) 知由 P_{CI} 生成的协方差椭圆包含了由 \bar{P}_{CI} 生成的协方差椭圆. 上述关系如图 1 所示.

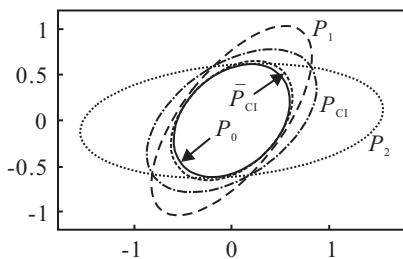


图 1 P_0, P_1, P_2, P_{CI} 和 \bar{P}_{CI} 的协方差椭圆之间的关系

4 CI 融合 Kalman 滤波器的精度分析

4.1 基于方差阵的精度分析

定理 1 局部和融合 Kalman 滤波器有如下精度关系:

$$P_0 \leq \bar{P}_{CI} \leq P_{CI}, \quad (29)$$

$$P_0 \leq P_i, \quad i=1, 2. \quad (30)$$

证明 由局部估计 $\hat{x}_i(t|t)$ 的无偏性^[15] 引出融合估计 $\hat{x}_0(t|t)$ 和 $\hat{x}_{CI}(t|t)$ 也是无偏的. 因为按矩阵加权线性最小方差无偏融合估计式 (17) 有如下性质^[15]:

它的误差方差阵小于或等于任何其他的按矩阵加权线性无偏估计的误差方差, 而 CI 融合器式 (22) 是一种按矩阵加权线性无偏估计, 所以式 (29) 的第 1 个不等式成立. 文献 [4, 6] 证明了一致性, 即式 (29) 的第 2 个不等式成立. 在式 (17) 中取 $A_1 = I_n, A_2 = 0$, 则 $\hat{x}_1(t|t)$ 也可看成是一种按矩阵加权线性无偏融合估计, 故有 $P_0 \leq P_1$. 同理 $P_0 \leq P_2$, 从而可知式 (30) 成立. \square

4.2 基于方差阵的迹的精度分析

定理 2 局部和融合 Kalman 滤波器有如下精度关系:

$$\text{tr} P_0 \leq \text{tr} \bar{P}_{CI} \leq \text{tr} P_{CI} \leq \text{tr} P_i, \quad i=1, 2. \quad (31)$$

证明 由式 (24), 取 $\omega=0$ 有 $\text{tr} P_{CI} = \text{tr} P_2$, 取 $\omega=1$ 有 $\text{tr} P_{CI} = \text{tr} P_1$, 因而最优权系数 ω 使 $\text{tr} P_{CI} \leq \text{tr} P_i, i=1, 2$. 对式 (29) 取矩阵迹运算引出式 (31) 的前两个不等式成立. \square

上述两传感器 CI 融合算法可推广到任意的 $L > 2$ 的情形. 已知局部稳态 Kalman 滤波估值 $\hat{x}_i(t|t)$ 及其误差方差阵 $P_i, i=1, 2, \dots, L$, 当局部滤波误差互协方差 P_{ij} 未知时, 应用文献 [6] 给出的 $L > 2$ 的 CI 融合算法, 可定义多传感器 CI 融合稳态 Kalman 滤波器 $\hat{x}_{CI}(t|t)$ 为

$$P_{CI}^{-1} = \sum_{i=1}^L \omega_i P_i^{-1}, \quad (32)$$

$$P_{CI}^{-1} \hat{x}_{CI}(t|t) = \sum_{i=1}^L \omega_i P_i^{-1} \hat{x}_i(t|t). \quad (33)$$

其中权系数 $\omega_i \geq 0$ 满足约束条件

$$\omega_1 + \omega_2 + \dots + \omega_L = 1, \quad (34)$$

且极小化性能指标

$$\min \text{tr} P_{CI} = \min \text{tr} \left\{ \left[\sum_{i=1}^L \omega_i P_i^{-1} \right]^{-1} \right\}. \quad (35)$$

类似于式 (27) 和 (28) 的推导, 易知 $\hat{x}_{CI}(t|t)$ 的实际误差方差阵为

$$\bar{P}_{CI} = P_{CI} \left[\sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^L \omega_i \omega_j P_i^{-1} P_{ij} P_j^{-1} \right] P_{CI}. \quad (36)$$

注意, 当互协方差 P_{ij} 已知时, 按矩阵加权最优融合 Kalman 滤波器 $\hat{x}_0(t|t)$ 及其误差方差阵 P_0 为^[3, 9]

$$\hat{x}_0(t|t) = \sum_{i=1}^L \Omega_i \hat{x}_i(t|t), \quad (37)$$

$$[\Omega_1, \dots, \Omega_L] = (e^T P^{-1} e)^{-1} e^T P^{-1}. \quad (38)$$

其中

$$P = (P_{ij}), \quad P_0 = (e^T P^{-1} e)^{-1}, \quad e^T = [I_n, \dots, I_n]. \quad (39)$$

定理 3 记由式 (32)~(35) 给出的 CI 融合估计

的实际误差方差阵 \bar{P}_{CI} 与当互协方差阵 P_{ij} 已知时的按矩阵加权最优融合估计的误差方差阵为 P_0 , 有矩阵不等式精度关系

$$P_0 \leq \bar{P}_{CI} \leq P_{CI}. \quad (40)$$

特别地, 它的精度低于最优融合器的精度, 高于每个局部估计的精度, 即

$$\text{tr}P_0 \leq \text{tr}\bar{P}_{CI} \leq \text{tr}P_{CI} \leq \text{tr}P_i, \quad i = 1, 2, \dots, L. \quad (41)$$

证明 因 $\hat{x}_0(t|t)$ 是线性无偏最小方差估计, 而由式(33), $\hat{x}_{CI}(t|t)$ 是线性无偏估计, 故式(40)的第1个不等式成立. 式(40)的第2个不等式是融合估计的一致性, 其证明见文献[14]. 对式(40)取矩阵迹运算可得出式(41)的前两个不等式. 取 $\omega_i = 1, \omega_j = 0, j \neq i$, 则由式(35)可引出 $\text{tr}P_{CI} = \text{tr}P_i, i = 1, 2, \dots, L$. 进而引出最优权系数使 $\text{tr}P_{CI} \leq \text{tr}P_i$. 于是式(41)成立. \square

注2 对于多传感器 $L > 2$ 的情形, 要求在 L 维空间 R^L 上进行优化搜索最优权系数 $\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_L$, 当 L 较大时, 计算量较大. 当状态维数 n 较高时, 要求计算 $n \times n$ 高维矩阵的逆矩阵. 在工程应用上, 可用 Matlab 工具包计算逆矩阵, 并用 Matlab 工具包中的“fmincon”求解上述多维非线性约束最优化问题.

注3 滤波误差方差阵的迹反映了滤波精度, 因为它是状态的每个分量滤波误差方差之和. 式(31)表明最优加权融合器的精度高于 CI 融合器的实际精度, 而 CI 融合器的实际精度又高于每个局部滤波器的精度. 注意, 这里 P_{CI} 只是实际 CI 融合器的误差方差 \bar{P}_{CI} 的一个上界, 因而 P_{CI} 不代表 CI 融合器的误差方差大小.

注4 由图1看到, 式(29)和(30)意味着 P_{CI} 的协方差椭圆包含 \bar{P}_{CI} 的协方差椭圆. \bar{P}_{CI} 的协方差椭圆包含 P_0 的协方差椭圆, 且 P_1 和 P_2 的协方差椭圆包含 P_0 的协方差椭圆. 而 P_1, P_2, P_{CI} 之间或 P_1, P_2, \bar{P}_{CI} 之间没有必然的相互包含关系, 即这些矩阵之间通常无大小比较.

5 仿真例子

考虑带两传感器的跟踪系统

$$x(t+1) = \Phi x(t) + \Gamma w(t), \quad (42)$$

$$y_i(t) = H_i x(t) + v_i(t), \quad i = 1, 2, \quad (43)$$

$$\Phi = \begin{bmatrix} 1 & T_0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad \Gamma = \begin{bmatrix} 0.5T_0^2 \\ T_0 \end{bmatrix}, \quad (44)$$

$$H_1 = [1 \quad 0], \quad H_2 = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}. \quad (45)$$

其中: T_0 为采样周期, $x(t) = [x_1(t) \quad x_2(t)]^T$ 为目标在时刻 tT_0 处状态, $x_1(t)$ 和 $x_2(t)$ 分别为目标的位置和速度, $w(t)$ 和 $v_i(t)$ 为零均值、方差各为 Q 和 R_i 的

互不相关高斯白噪声. 取 $T_0 = 1, Q = 4, R_1 = 0.81, R_2 = \text{diag}(4, 0.64)$. 用稳态 Kalman 滤波算法可求得 P_1, P_2 及 P_{12} . 用 0.618 法快速搜索最优加权系数. 为了验证本文理论结果的正确性, 进行了 $N = 200$ 次 Monte-Carlo 仿真实验, 在时刻 t 处局部和融合 Kalman 滤波器均方误差 (MSE) 值定义为

$$\text{MSE}_i(t) = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N (x^{(j)}(t) - \hat{x}_i^{(j)}(t|t))^T \times (x^{(j)}(t) - \hat{x}_i^{(j)}(t|t)), \quad i = 0, 1, 2, CI. \quad (46)$$

其中: $j = 1, \dots, 200, t = 1, \dots, 300, \hat{x}_i^{(j)}(t|t)$ 或 $x^{(j)}(t)$ 分别为 $\hat{x}_i(t|t)$ 或 $x(t)$ 的第 j 个实现. 根据采样相关函数的遍历性, 有

$$\text{MSE}_i(t) \rightarrow \text{tr}P_i, \quad \text{MSE}_{CI}(t) \rightarrow \text{tr}\bar{P}_{CI}, \quad N \rightarrow \infty, \quad t \rightarrow \infty, \quad i = 0, 1, 2. \quad (47)$$

仿真结果如表1和图2所示.

表1 局部和融合稳态 Kalman 滤波器精度比较

| $\text{tr}P_1$ | $\text{tr}P_2$ | $\text{tr}P_{CI}$ | $\text{tr}\bar{P}_{CI}$ | $\text{tr}P_0$ |
|----------------|----------------|-------------------|-------------------------|----------------|
| 2.9922 | 1.7529 | 1.6147 | 0.9812 | 0.9099 |

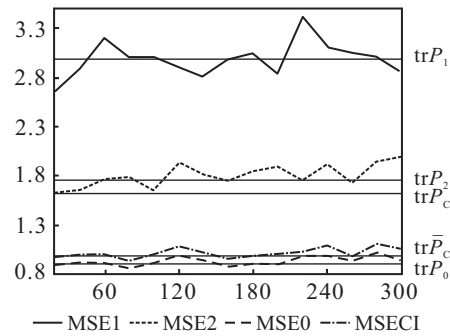


图2 局部和融合 Kalman 滤波器 $\text{MSE}_{i(t)}$ 曲线与 $\text{tr}P_i$ 比较

由图2看到遍历性(47)成立, 且精度关系式(31)成立. 这验证了理论结果的正确性.

注5 由表1看到 CI 融合器的实际精度与最优融合器精度相近, 因为 $\text{tr}\bar{P}_{CI} = 0.9812, \text{tr}P_0 = 0.9099$. 由图2看到相应的 $\text{MSE}_{CI}(t)$ 与 $\text{MSE}_0(t)$ 曲线是相贴近的, 这进一步说明 CI 融合器的实际精度不仅显著高于每个局部估计的精度, 而且接近于最优融合器精度, 具有优良的性能.

6 结论

对于带未知互协方差的两传感器和多传感器定常线性离散随机系统, 本文提出了一种 CI 融合鲁棒稳态 Kalman 滤波器. 它的实际误差方差具有一个与未知互协方差无关的公共上界, 因而它是鲁棒的. 理论上严格证明了其实际精度高于每个局部滤波器的精度, 且低于带已知互协方差的最优融合稳态

Kalman 滤波器的精度, 并且 Monte-Carlo 仿真结果表明其实际精度接近于最优融合器的精度, 且远高于于每个局部滤波器的精度, 因而其性能优良。

参考文献(References)

- [1] Bar-Shalom Y, Li X R. Estimation with applications to tracking and navigation[M]. New York: John Wiley & Sons, 2001: 1-533.
- [2] Li X R, Zhu Y M, Wang J, et al. Unified optimal linear estimation fusion, Part I: Unified fusion rules[J]. IEEE Trans on Information Theory, 2003, 49(9): 2192-2208.
- [3] Sun S L, Deng Z L. Multi-sensor optimal information fusion Kalman filter[J]. Automatica, 2004, 40(6): 1017-1023.
- [4] Julier S J, Uhlmann J K. Non-divergent estimation algorithm in the presence of unknown correlations[C]. Proc of 1997 IEEE American Control Conf. Albuquerque, 1997: 2369-2373.
- [5] Uhlmann J K. General data fusion for estimates with unknown cross covariances[C]. Proc of the SPIE Aerosence Conf. SPIE, 1996, 2755: 536-547.
- [6] Julier S, Uhlmann J K. General decentralized data fusion with covariance intersection in: Handbook of multisensor data fusion, theory and practice[M]. The 2nd ed. New York: Taylor & Francis Group, CRC Press, 2009: 319-342.
- [7] Chen L, Arambel P O, Mehra R K. Estimation under unknown correlation: Covariance intersection revisited[J]. IEEE Trans on Automatic Control, 2002, 47(11): 1879-1882.
- [8] Arambel P O, Rago C, Mehra R K. Covariance intersection algorithm for distributed spacecraft state estimation[C]. Proc of the American Control Conf. Arlington, 2001: 4398-4402.
- [9] 邓自立. 信息融合滤波理论及其应用[M]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学出版社, 2007: 305-318.
(Deng Z L. Information fusion filtering theory with applications[M]. Harbin: Harbin Institute of Technology Press, 2007: 305-318.)
- [10] Bar-Shalom Y, Campo L. The effect of the common noise on the two-sensor fused-track covariance[J]. IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems, 1986, 22(6): 803-805.
- [11] 韩崇昭, 朱洪艳, 段战胜. 多源信息融合[M]. 北京: 清华大学出版社, 2006: 338-361.
(Han C Z, Zhu H Y, Duan Z S. Multi-source information fusion[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2006: 338-361.)
- [12] Sun X J, Deng Z L. Information fusion Wiener filter for the multisensor multichannel ARMA signals with time-delayed measurements[J]. IET Signal Processing, 2009, 3(5): 403-415.
- [13] 袁亚湘, 孙文瑜. 最优化理论与方法[M]. 北京: 科学出版社, 2003: 69-74.
(Yuan Y X, Sun W Y. Optimization theory and methods[M]. Beijing: Science Press, 2003: 69-74.)
- [14] Niehsen W. Information fusion based on fast covariance intersection filtering[C]. Proc of the 5th Int Conf of Information Fusion. Annapolis, 2002: 901-905.
- [15] 付梦印, 邓志红, 张继伟. Kalman 滤波理论及其在导航系统中的应用[M]. 北京: 科学出版社, 2003: 16-30.
(Fu M Y, Deng Z H, Zhang J W. Kalman filtering theory and application in navigation system[M]. Beijing: Science Press, 2003: 16-30.)

(上接第898页)

- [7] 卫贵武, 王小容. 对方案有偏好的模糊多属性决策的 GRA 方法[J]. 系统工程与电子技术, 2008, 30(8): 1489-1492.
(Wei G W, Wang X R. Grey relational analysis method for triangular fuzzy number-based multiple attribute decision making with preference information on alternatives[J]. Systems Engineering and Electronics, 2008, 30(8): 1489-1492.)
- [8] 陈孝新, 刘思峰. 灰色多属性决策的模糊互补判断矩阵排序方法[J]. 系统工程与电子技术, 2008, 30(10): 1887-1889.
(Chen X X, Liu S F. Priority method of fuzzy complementary judgment matrix for grey multiple attribute decision-making[J]. Systems Engineering and Electronics, 2008, 30(10): 1887-1889.)
- [9] 杜俊慧, 魏法杰. 基于灰色理想解法的模糊多属性决策方法研究[J]. 中北大学学报: 自然科学版, 2008, 29(6): 510-514.
(Du J H, Wei F J. Study on the approach of fuzzy multi-attribute decision making based on degree of grey incidence and TOPSIS[J]. J of North University of China: Natural Science Edition, 2008, 29(6): 510-514.)
- [10] 申卯兴, 薛西锋, 张小水. 灰色关联分析中分辨系数的选取[J]. 空军工程大学学报: 自然科学版, 2003, 4(1): 68-70.
(Shen M X, Xue X F, Zhang X S. Determination of discrimination coefficient in grey incidence analysis[J]. J of Air Force Engineering University: Natural Science Edition, 2003, 4(1): 68-70.)