

基于异步多传感器采样量测的最优状态融合估计

邱爱兵¹, 文成林², 姜斌¹

(1. 南京航空航天大学自动化学院, 江苏南京 210016; 2. 杭州电子科技大学信息与控制所, 浙江杭州 310018)

摘 要: 针对一类异步多传感器采样系统, 在对量测方程形式统一描述的基础上, 给出以采样量测顺序为基准的序贯滤波算法的基本思想; 为了避免现有右同步提升技术所可能引发的系统非因果这一重要问题, 选择将融合周期内所有异步采样量测进行左同步提升, 并发展了一种集中式最优状态融合估计算法, 同时从理论上严格证明了基于左、右同步提升技术的融合估计算法在精度上的等价性; 将三种融合估计算法对两个多速率采样系统进行仿真比较, 在验证三种算法估计精度相同的同时, 还对三种算法计算代价进行了分析和比较. 相关结论对异步多传感器各最优状态估计融合算法的实际应用具有一定指导意义.

关键词: 异步多传感器; 数据融合; 同步提升; Kalman 滤波器

中图分类号: TN911.72

文献标识码: A

文章编号: 0372-2112 (2010) 07-1483-06

Optimal State Fusion Estimate Based on Asynchronous Multisensor Sampled Measurements

QIU Ai-bing¹, WEN Cheng-lin², JIANG Bin¹

(1. College of Automation Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing, Jiangsu 210016, China;

2. Institute of Information and Control, Hangzhou Dianzi University, Hangzhou, Zhejiang 310018, China)

Abstract: Optimal state fusion estimate for a class of asynchronous multisensor sampled systems is considered. A unified description of measurement equations is formally completed and the idea of sequential filtering algorithm based on the order of sampled measurements is given. All asynchronous sampled measurements in one fusion cycle are left synchronously lifted, based on this, an optimal centralized state fusion estimate algorithm which can avoid the drawback of non-causality of the right synchronously lifted system is proposed. The equivalence of estimation accuracy for the two algorithms based on right and left synchronous lifting techniques is proved. Simulation results of two multirate sampled systems are presented to verify the equivalence of estimation accuracy and to analyze the computational cost of the three algorithms. The conclusions have certain guiding significance on the practical engineering application of asynchronous multisensor optimal fusion estimation algorithms.

Key words: a asynchronous multisensor; data fusion; synchronous lifting; Kalman filter

1 引言

由于多传感器数据融合技术能够克服单一传感器给系统带来的误报风险大、可靠性和容错性差等缺陷, 近年来多传感器数据融合技术得以迅速发展, 并在许多领域得到了广泛的应用^[1,2].

在现有多传感器数据融合理论中, 大量的研究成果是关于同步数据融合^[2,3,10]. 而实际过程中, 由于传感器自身性能等条件约束, 各传感器可能具有不同采样速率. 进一步地, 由于网络带宽等原因, 常产生通信延迟等现象, 这些都会使得多传感器信息不同步到达融合中

心, 即异步问题产生. 例如在机器人导航应用中, 视觉传感器采样速率较慢, 而惯性传感器采样速率较快^[4]. 因此如何有效利用传感器产生的异步信息来进行融合与互补就显得十分重要, 然而异步信息需要统一到融合中心同一时刻上, 这给数据融合带来了困难. 所以, 开展异步多传感器的融合估计算法研究具有重要意义. 异步多传感器数据融合方法主要有 Alouani 等人提出的量测与模型噪声统计独立情况下的最优异步融合算法、数据平滑后的等距和不等间距内插等多种算法^[5,6]; 另外, 文献[7]基于多尺度系统理论研究了一类特殊的多速率异步传感器系统的状态融合估计算法. 然而上述算法都忽

略了异步采样给系统带来了噪声相关性问题,因此为次优算法。

对于异步多传感器状态融合估计问题,常见的最优算法有基于有理数倍采样的融合估计算法^[3],基于同步提升的融合估计算法^[8]。文献[3]应用序贯滤波思想研究了基于有理数倍采样的异步数据融合算法,该算法是最直观的最优算法,但由于需要对融合周期内所有量测点系统状态进行估计或预测,这导致该算法计算量较大。文献[8]应用同步提升的思想研究了异步数据最优融合估计问题,通过对连续时间系统在融合中心和各采样点分别进行离散化处理,得到彼此相关的量测数据,并给出相关噪声情况下的集中式最优异步融合估计算法。然而异步量测值是被同步提升到融合周期结束时刻,即右同步提升,这不同与在周期系统分析和综合中将量测同步提升到周期起始时刻,即左同步提升。进一步分析可以发现,右同步提升会因引入矩阵求逆而增加计算量,并可能引发提升系统的非因果性问题,从而不能保证融合算法的实时性。

针对上述问题,本文将选择应用左同步提升技术对异步多传感器系统重新建模,相应地获得具有噪声相关性的量测数据;基于此给出一步预测算法来进行集中式融合估计。进一步的,从理论上严格证明基于左、右同步提升技术建立的融合估计算法在精度上的等价性,利用计算机仿真验证序贯滤波融合算法与左、右同步提升技术建立的融合估计算法在精度上的等价性,并对三类算法的计算复杂度进行分析比较。这一工作将对异步多传感器最优融合估计算法的实际应用提供一些选择依据。

2 系统描述

考虑如下连续时间线性随机动态系统

$$\dot{x}(t) = Ax(t) + w(t) \quad (1)$$

其中, $x(t) \in R^{n \times 1}$ 为系统状态变量, $A \in R^{n \times n}$ 为系统矩阵, $w(t) \in R^{n \times 1}$ 为零均值白噪声过程满足

$$E\{w(t)w^T(\tau)\} = W(t)\delta(t-\tau) \quad (2)$$

令 T 为融合周期,对式(1)进行离散化可得

$$x(k+1) = Fx(k) + w(k+1, k) \quad (3)$$

这里 $x(k) \triangleq x(kT)$, $F = \exp(AT)$, $w(k+1, k) = \int_0^T e^{A(T-\tau)} w(kT+\tau) d\tau$ 为零均值白噪声序列,且满足

$$E\{w(k+1, k)w^T(l+1, l)\} = Q(k+1, k)\delta_{kl} \quad (4)$$

式中, $Q(k+1, k) = \int_0^T e^{A(T-\tau)} W(kT+\tau) e^{A^T(T-\tau)} d\tau$ 。

系统初始状态 $x(0)$ 是均值为 x_0 、方差为 P_0 的随机变量,统计独立于 $w(k)$ 。

设有 m 个传感器对系统状态分别进行独立量测。不失一般性,假定传感器采样周期不大于融合周期,即在 $[kT, (k+1)T]$ 周期内,传感器 j 将获得 $n_k^j (n_k^j \geq 1)$ 个量测值;因此,该周期内 m 个传感器获得的总量测数应为

$$M_k = \sum_{j=1}^m n_k^j \quad (5)$$

在各量测值按采样顺序传送到融合中心后,均会获得对应的时戳标记 $kT + h_k^i (i=1, \dots, M_k)$, 且满足

$$0 \leq h_k^1 \leq h_k^2 \leq h_k^3 \leq \dots \leq h_k^{M_k} \leq T \quad (6)$$

因此,由 m 个传感器综合成的量测方程可表示为

$$z_i(kT + h_k^i) = C_i x(kT + h_k^i) + v_i(h_k^i), i=1, \dots, M_k \quad (7)$$

其中, $C_i \in R^{m \times n}$ 是第 i 个量测对应于某一个传感器的量测矩阵; $v_i(h_k^i)$ 是均值为零、方差为 R_k^i 的白噪声序列,统计独立于 $x(0)$, $w(k)$ 。

3 异步多传感器最优集中式融合估计

3.1 序贯滤波融合估计算法

文献[3]中基于有理数倍采样的异步量测序贯滤波融合估计算法,可以简单推广到上述一般异步采样系统中,下面给出其基本思想:在 $[kT, (k+1)T]$ 融合周期内,将式(1)在各量测时刻进行离散化,然后基于量测方程(7)对各量测时刻系统状态 $x(kT + h_k^i)$ 依次进行滤波,至到该周期内最后量测时刻系统状态估计 $x(kT + h_k^{M_k})$ 后再对 $x(k+1)$ 进行预测估计。由于篇幅,此处省略具体算法过程。

3.2 基于右同步提升的融合估计算法

本小节介绍基于右同步提升的融合估计算法^[8],所谓右同步提升是指将 $[kT, (k+1)T]$ 内的量测值同步到融合周期结束时刻 $(k+1)T$,即将本周期的 M_k 个量测值均视为 $x(k+1)$ 的伪观测值。根据式(1),量测方程(7)可重写如下

$$z_i(kT + h_k^i) = C_i e^{A(h_k^i - T)} x(k+1) + v_i(h_k^i) - C_i \int_{h_k^i}^T e^{A(h_k^i - \tau)} w(kT + \tau) d\tau \quad (8)$$

记

$$z_{\pi}(k+1) \triangleq z_i(kT + h_k^i), H_{\pi}(k+1) \triangleq C_i e^{A(h_k^i - T)} \quad (9)$$

$$v_{\pi}(k+1) \triangleq v_i(h_k^i) - C_i \int_{h_k^i}^T e^{A(h_k^i - \tau)} w(kT + \tau) d\tau \quad (10)$$

则有

$$z_{\pi}(k+1) = H_{\pi}(k+1)x(k+1) + v_{\pi}(k+1) \quad (11)$$

由式(4)和(10)可知,尽管原始系统过程噪声与量测噪声以及量测噪声之间统计独立,但由于同步,使得过程噪声 $w(k+1, k)$ 与新量测噪声 $v_{\pi}(k+1)$ 共同包含

了区间 $[kT + h_k^i, (k+1)T]$ 内的原始系统过程噪声, 这造成了过程噪声与新量测噪声之间相关. 进一步地, 对于新量测噪声 $v_{ri}(k+1)$ 和 $v_{rj}(k+1)$ ($j > i$) 而言, 也都包含了区间 $[kT + h_k^i, kT + h_k^j]$ 内的原始系统过程噪声, 这使得新量测噪声之间也相关. 式(3), (11)的噪声有如下统计特性:

$$\begin{aligned} E\{v_{ri}(k+1)v_{rj}^T(k+1)\} \\ \triangleq R_r^{ij}(k+1) \\ = C_i e^{A(h_k^i - h_k^j)} \int_{h_k^i}^T e^{A(h_k^j - \tau)} W(kT + \tau) e^{A^T(h_k^j - \tau)} d\tau C_j^T + R_{\delta}^{ij} S_{\delta} \\ E\{w(k, k-1)v_{ri}^T(k+1)\} \\ \triangleq S_{ri}(k, k+1) \\ = -e^{A(T-h_k^i)} \int_{h_k^i}^T e^{A(h_k^i - \tau)} W(kT + \tau) e^{A^T(h_k^i - \tau)} d\tau C_i^T \end{aligned}$$

令

$$\begin{aligned} z_r(k+1) &= [z_{r1}^T(k+1), \dots, z_{rM_k}^T(k+1)]^T \\ H_r(k+1) &= [H_{r1}^T(k+1), \dots, H_{rM_k}^T(k+1)]^T \\ v_r(k+1) &= [v_{r1}^T(k+1), \dots, v_{rM_k}^T(k+1)]^T \end{aligned}$$

则式(11)可综合为

$$z_r(k+1) = H_r(k+1)x(k+1) + v_r(k+1) \quad (12)$$

因此, 对于右同步提升系统(3), (12), 其噪声相关性如下:

$$E\{v_r(k+1)v_r^T(k+1)\} \triangleq R_r(k+1) = \begin{bmatrix} R_r^{11} & \dots & R_r^{1M_k} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ (R_r^{1M_k})^T & \dots & R_r^{M_k M_k} \end{bmatrix} \quad (13)$$

$$\begin{aligned} E\{w(k+1, k)v_r^T(k+1)\} &\triangleq S_r(k, k+1) \\ &= [S_r^1(k, k+1), \dots, S_r^{M_k}(k, k+1)] \end{aligned} \quad (14)$$

注意到由于区间 $[kT, (k+1)T]$ 内的所有量测都向“右”同步提升, 因此 $v_r(k+1)$ 又被看成 $(k+1)T$ 时刻的量测噪声, 另外, $w(k+1, k)$ 通常被视为 kT 时刻的过程噪声, 这就意味着右同步提升导致过程噪声与量测噪声一步相关^[2].

对于右同步提升系统(3), (12), 考虑到噪声一步相关, 相应的 Kalman 滤波算法如下:

(1) 假设 kT 时刻, 已知状态估计 $\hat{x}_r(k|k)$, 估计误差协方差 $P_r(k|k)$, 则对 $(k+1)T$ 时刻一步提前预测及预测误差协方差阵分别为

$$\begin{aligned} \hat{x}_r(k+1|k) &= F\hat{x}_r(k|k) \\ P_r(k+1|k) &= FP_r(k|k)F^T + Q(k+1, k) \end{aligned} \quad (15)$$

(2) 在 $(k+1)T$ 时刻, 融合中心得到量测值 $z_r(k+1)$ 后对 $\hat{x}_r(k+1|k)$ 进行修正

$$\begin{aligned} \hat{x}_r(k+1|k+1) \\ = \hat{x}_r(k+1|k) + K_r(k+1)(z_r(k+1) - H_r\hat{x}_r(k+1|k)) \end{aligned} \quad (16)$$

$$\begin{aligned} P_r(k+1|k+1) &= P_r(k+1|k) - K_r(k+1)(P_r(k+1|k)H_r^T \\ &\quad + S_r(k+1, k))^T \end{aligned} \quad (17)$$

其中

$$\begin{aligned} K_r(k+1) &= (P_r(k+1|k)H_r^T + S_r(k+1, k)) \\ &\quad \cdot [H_r P_r(k+1|k)H_r^T + H_r S_r(k+1, k) \\ &\quad + S_r^T(k+1, k)H_r^T + R_r(k+1)]^{-1} \end{aligned}$$

注 1 右同步提升是将采样区间各量测值同步到融合周期结束时刻处, 实质上是建立了各量测值与将来状态之间的关系. 而对于还有控制项的系统, 在对其离散化时, 右同步提升假设各采样间隔 $(kT, (k+1)T]$ 内控制项在右端点处保持常值, 这导致右同步提升系统为非因果的, 而能够实时执行 Kalman 滤波的系统必须满足因果性^[9], 因此基于右同步提升的融合估计算法在应用于含有控制项的系统时, 实时性得不到保证.

3.3 基于左同步提升的融合估计算法

针对右同步提升所引发的问题, 本节给出另外一种量测同步化方法: 左同步提升, 与右同步提升相对应, 左同步提升是指将 $[kT, (k+1)T]$ 内的量测值同步提升到融合周期起始时刻 kT , 即将本周期获得的 M_k 个量测值视为对 $x(k)$ 的观测. 根据式(1), 重写式(7)有

$$\begin{aligned} z_i(kT + h_k^i) &= C_i e^{A h_k^i} x(k) + v_i(h_k^i) \\ &\quad + C_i \int_0^{h_k^i} e^{A(h_k^i - \tau)} w(kT + \tau) d\tau \end{aligned} \quad (18)$$

为了与离散方程的一般形式保持一致, 记

$$z_{li}(k) \triangleq z_i(kT + h_k^i), H_{li}(k) \triangleq C_i e^{A h_k^i} \quad (19)$$

$$v_{li}(k) \triangleq v_i(h_k^i) + C_i \int_0^{h_k^i} e^{A(h_k^i - \tau)} w(kT + \tau) d\tau \quad (20)$$

则有

$$z_{li}(k) = H_{li}x(k) + v_{li}(k), i = 1, \dots, M_k \quad (21)$$

由式(4)和(20)可知, 左同步提升同样使得新量测噪声 $v_{li}(k)$ 包含了原始系统过程噪声, 但与右同步提升不同的是, 过程噪声 $w(k+1, k)$ 与量测噪声 $v_{li}(k)$ 共同包含的是 $[kT, kT + h_k^i]$ 内的原始系统过程噪声, 并且 $v_{li}(k)$ 被看成 kT 时刻的噪声, 这使得 $v_{li}(k)$ 与 $w(k+1, k)$ 同 k 时刻相关. 同时各量测噪声之间相关. 因此, 式(3), (21)的噪声有如下统计特性:

$$\begin{aligned} E\{w(k)v_{li}^T(k)\} \\ \triangleq S_{li}^i = e^{A(T-h_k^i)} \int_0^{h_k^i} e^{A(h_k^i - \tau)} W(kT + \tau) e^{A^T(h_k^i - \tau)} d\tau \cdot C_i^T \\ E\{v_{li}(k)v_{lj}^T(k)\} \\ \triangleq R_{li}^{ij} = C_i \cdot \int_0^{h_k^i} e^{A(h_k^i - \tau)} W(kT + \tau) e^{A^T(h_k^i - \tau)} d\tau \\ \quad \cdot e^{A^T(h_k^j - h_k^i)} \cdot C_j^T + R_{\delta}^{ij} S_{\delta} \end{aligned}$$

$$\text{令 } z_{li}(k) = [z_{li1}^T(k), \dots, z_{liM_k}^T(k)]^T$$

$$H_l(k) = [H_{l1}^T(k), \dots, H_{lM_k}^T(k)]^T$$

$$v_l(k) = [v_{l1}^T(k), \dots, v_{lM_k}^T(k)]^T$$

则式(21)可综合为

$$z_l(k) = H_l(k)x(k) + v_l(k) \quad (22)$$

因此,对于左同步提升系统(3)和(22),其噪声相关性为

$$E\{w(k)v_l^T(k)\} \triangleq S_{lk} = [S_{lk}^1, \dots, S_{lk}^{M_k}] \quad (23)$$

$$E\{v_l(k)v_l^T(k)\} \triangleq R_{lk} = \begin{bmatrix} R_{lk}^{11} & \dots & R_{lk}^{1M_k} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ (R_{lk}^{1M_k})^T & \dots & R_{lk}^{M_k M_k} \end{bmatrix} \quad (24)$$

注意到,左同步提升建立的是各量测值与融合周期起始时刻系统状态 $x(k)$ 之间的关系,当系统含有确定控制项时,左同步提升假设控制项保持左端点处常值,因此,左同步提升系统是因果的,这保证了融合估计算法的实时性。

对于左同步提升系统(3)和(22),在得到量测值 $z_l(k)$ 后,为了估计 $(k+1)T$ 时刻的状态可应用如下的一步预测融合估计算法:

(1) 假设 kT 时刻,已知系统状态估计为 $\hat{x}_l(k|k-1)$, 估计误差协方差为 $\hat{P}_l(k|k-1)$

(2) 在得到 $z_l(k)$ 后,对 $x(k+1)$ 进行预测

$$\begin{aligned} \hat{x}_l(k+1|k) &= F\hat{x}_l(k|k-1) + K_l(k) \\ &\quad \cdot [z_l(k) - H_l(k)\hat{x}_l(k|k-1)] \end{aligned} \quad (25)$$

其中

$$\begin{aligned} K_l(k) &= [FP_l(k|k-1)H_l^T(k) + S_{lk}] \\ &\quad \cdot [H_l(k)P_l(k|k-1)H_l^T(k) + R_{lk}]^{-1} \end{aligned} \quad (26)$$

相应的误差协方差阵为

$$\begin{aligned} P_l(k+1|k) &= FP_l(k|k-1)F^T - K_l(k) \\ &\quad \cdot [FP_l(k|k-1)H_l^T(k) + S_{lk}]^T \\ &\quad + Q(k+1, k) \end{aligned} \quad (27)$$

3.4 算法性能分析

文献[3]和[8]分别证明了序贯滤波和基于右提升的融合估计算法是异步量测融合估计的最优算法。本节将通过证明基于左、右提升的集中式融合算法的等价性来论证新算法的最优性。

定理 1 对于异步多传感器系统(1)和(7),基于左同步提升的集中式一步预测融合估计算法的精度与基于右同步提升的集中式滤波融合估计算法相同,即对于任意时刻 k ,有

$$\hat{x}_l(k+1|k) = \hat{x}_r(k+1|k+1)$$

$$P_l(k+1|k) = P_r(k+1|k+1)$$

证明 已知系统初始状态 $x(0)$ 是均值 x_0 , 方差 P_0 的随机变量,则两种融合算法初始条件为

$$\hat{x}_l(0|0_-) = \hat{x}_r(0|0) = x_0$$

$$P_l(0|0_-) = P_r(0|0) = P_0$$

假设在 kT 时刻两融合算法估计结果相同,即

$$\hat{x}_l(k|k-1) = \hat{x}_r(k|k), P_l(k|k-1) = P_r(k|k).$$

接下来要证明

$$\hat{x}_l(k+1|k) = \hat{x}_r(k+1|k+1),$$

$$P_l(k+1|k) = P_r(k+1|k+1).$$

因为 $Z_l(k) = Z_r(k+1)$ 且 $H_l(k) = H_r(k+1)F$, 有 $[Z_l(k) - H_l\hat{x}_l(k|k-1)] = [Z_r(k+1) - H_rF\hat{x}_r(k|k)]$

因此,只需证明 $K_l(k) = K_r(k+1)$. 因为

$$\begin{aligned} Q(k+1, k)H_n^T + S_n(k+1, k) \\ = \int_0^{k_k} e^{A(T-\tau)} W(kT+\tau) e^{A^T(k_k-\tau)} d\tau \cdot C_i^T \\ = S_{ii}(k) \end{aligned}$$

有

$$\begin{aligned} P_r(k+1|k)H_r^T(k+1) + S_r(k+1, k) \\ = FP_r(k|k)F^TH_r^T + Q(k+1, k)H_r^T + S_r(k+1, k) \\ = FP_l(k|k-1)H_l^T(k) + H_l^T(k) \end{aligned}$$

又

$$\begin{aligned} R_{ii} &= H_n(k+1)QH_n^T(k+1) + H_n(k+1) \\ &\quad \cdot S_{ij}(k+1, k) + S_n^T(k+1, k)H_n^T(k+1) + R_{jj} \end{aligned}$$

则

$$\begin{aligned} H_l(k)P_l(k|k-1)H_l^T(k) + R_{lk} \\ = H_rP_r(k+1|k)H_r^T + H_rS_r(k+1, k) \\ + S_r^T(k+1, k)H_r^T + R_r(k+1) \end{aligned}$$

因此有 $K_l(k) = K_r(k+1)$, 相应的 $\hat{x}_l(k+1|k) = \hat{x}_r(k+1|k+1)$. 最后

$$\begin{aligned} P_r(k+1|k+1) &= FP_r(k|k)F^T + Q - K_r(k+1) \\ &\quad \cdot [(FP_r(k|k)F^T + Q)H_r^T + S_r(k+1, k)]^T = P_l(k+1|k) \end{aligned}$$

4 仿真

本节将上节三种异步多传感器最优集中式融合估计算法通过两个多速率采样系统的例子来进行验证和分析。

例 1 考虑两传感器观测的一维匀速运动,其参数为

$$A = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}, W = \begin{bmatrix} 0.1 & 0.01 \\ 0.01 & 0.1 \end{bmatrix},$$

$$C_1 = [1 \ 0], C_2 = [0 \ 1], R = 0.1$$

假设融合周期 $T=1.2$, 传感器采样周期分别为 0.4 和 0.6. 系统初始状态为 $x_0 = [1 \ 1]^T$, $P_0 = \text{diag}\{1, 1\}$. 图 1 给出了状态故障误差曲线,可以看出三种算法具有同样的估计精度。

例 2 考虑四传感器观测的二维匀速运动,其参数为

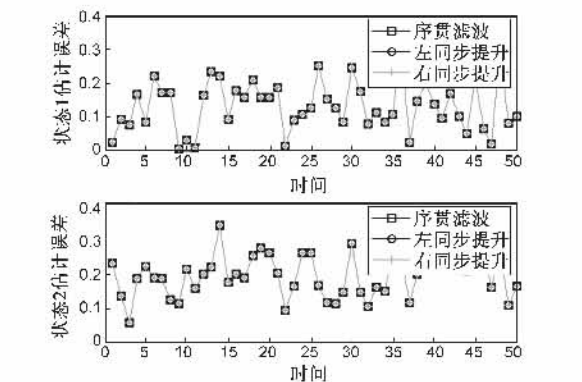


图1 状态故障误差曲线(例1)

$$A = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}, W = \begin{bmatrix} 0.01 & 0.01 & 0 & 0 \\ 0.01 & 0.01 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0.1 & 0.01 \\ 0 & 0 & 0.01 & 0.1 \end{bmatrix}$$
$$C_1 = [1 \ 0 \ 0.1 \ 0], C_2 = [0 \ 1 \ 0 \ 0]$$
$$C_3 = [0.1 \ 0 \ 1 \ 0], C_4 = [0 \ 0 \ 0 \ 1]$$

测量噪声方差 $R = 0.1$. 传感器采样周期分别为 0.2, 0.3, 0.4, 0.3. 初始状态为 $x_0 = [1 \ 1 \ 0 \ 1.5]^T$. $P_0 = \text{diag}\{1, 1, 1, 1\}$. 图 2 给出了状态故障误差曲线. 进一步可以看出三种算法具有同样的估计精度.

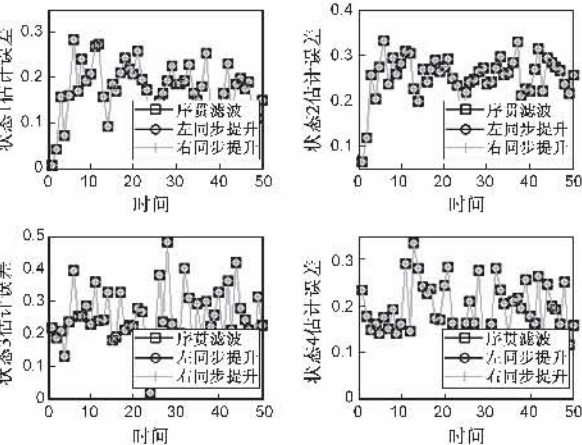


图2 状态故障误差曲线(例2)

序贯滤波方法由于需要对周期内的所有采样点的状态进行估计,其计算量较大.而基于同步提升的融合估计算法由于协方差阵维数较高,其计算量也非常高.接下来我们将尝试对这三种融合估计算法在不同情况下的计算复杂度进行分析比较.表 1 给出了例 1 和例 2 三种算法的运行时间.可以看出,无论量测数多少,两种基于提升的估计融合算法运行时间几乎相同.另外,例 1 中量测数为 5,此时序贯滤波算法运行时间大于基于提升的融合估计算法,而例 2 中量测数为 17,序贯滤波算法运行时间又小于提升算法.表 1 在一定程度上说明了随着融合周期内量测数的增加,三种融合估计算

法计算代价都相应增加.而基于同步提升的融合估计算法由于存在大维矩阵求逆运算等因素影响,其计算代价的增加幅度要比序贯滤波算法大.

表 1 融合周期内量测数与三种算法运行时间

算法运行时间 周期量测数	序贯滤波	左同步提升	右同步提升
例 1(量测数 5)	0.062 s	0.030 s	0.031 s
例 2(量测数 17)	0.188 s	0.266 s	0.266 s

5 结论

本文研究了实际多传感器动态系统中常见的异步最优融合估计问题.在扩展和分析已有集中式最优估计融合算法特点的基础上提出了应用左同步提升技术对异步多传感器系统进行重新建模,在考虑噪声相关性的基础上发展集中式 Kalman 一步预测算法来进行融合估计.同时与基于右同步提升的融合估计算法进行了比较,证明了该算法的最优性.最后通过计算机仿真对三种算法的估计精度和计算代价进行了验证和分析.

文中仅通过仿真验证了基于同步提升的融合估计算法与序贯滤波算法在精度上的等价性,而从理论上严格证明该等价性仍需进一步研究.另外,接下来的工作还包括针对三种异步多传感器融合估计算法,研究量测数与计算代价之间的关系的定量关系以及简化计算量的方法.

参考文献:

[1] 文成林.多尺度动态建模理论及其应用[M].北京:科学出版社,2008.
Wen Cheng-lin. Theory and Applications of Multiscale Dynamic Modeling[M]. Beijing: Science Press. 2008. (in Chinese)

[2] Shalom Y B, Li X R, Kirubarajam T. Estimation with Application to Tracking and Navigation[M]. New York: John Wiley & Sons, INC, 2001.

[3] 葛泉波,汪国安,汤天浩,文成林.基于有理数倍采样的异步数据融合算法研究[J].电子学报,2006,34(3): 221 - 223.
Ge Quan-bo, Wang Guo-an, Tang Tian-Hao, Wen Cheng-lin. The research on asynchronous data fusion algorithm based on sampling of rational number times[J]. Acta Electronica Sinica, 2006, 34(3): 543 - 548. (in Chinese)

[4] Arnesto L, Tornero J, Vincze M. On multi-rate fusion for non-linear sampled data systems: Application to a 6D tracking system[J]. Robotics and Autonomous Systems, 2008, 56: 706 - 715.

[5] Alouani A T, Rice T R. On optimal synchronous and asyn-

chronous data fusion[J]. Optical Engineering, 1998, 37(2): 427 - 433.

- [6] Alouani A T, Rice T R. Performance analysis of an asynchronous track fusion and architecture[A]. Proc of SPIE[C]. Orlando, 1997. 194 - 205.

- [7] Yan L P, Liu B S, Zhou D H. The modeling and estimation of asynchronous multirate multisensor dynamics systems [J]. Aerospace Science and Technology, 2006, 10: 63 - 71.

- [8] 王洁, 韩崇昭, 李晓榕. 异步多传感器数据融合[J]. 控制与决策, 2001, 17(6): 877 - 881.

Wang Jie, Han Chong-zhao, Li Xiao-rong. Asynchronous multi-sensor data fusion[J]. Control and Decision, 2001, 17(6): 876 - 881. (in Chinese)

- [9] Lee D J, Tomizuka M. Multirate optimal state estimation with sensor fusion[A]. Proc. of American Control Conference[C]. Denver, Colorado, 2003. 2887 - 2892.

- [10] 赵晋, 张建秋, 高羽. 迭代异方差估计及其在多传感器数据融合中的应用[J]. 电子学报, 2008, 38(10): 1937 - 1943.

Zhao Jin, Zhang Jian-qiu, Gao Yu. Iterative hetero-edastic variance estimation with its applications for multisensor data fusion[J]. Acta Electronica Sinica. 2008, 36(10): 1937 - 1943. (in Chinese)

作者简介:



邱爱兵 男, 1982 年生, 南京航空航天大学自动化学院博士研究生, 研究方向为多传感器信息融合, 采样数据系统故障诊断.

E-mail: aibqiu@hdu.edu.cn



文成林 男, 1963 年生, 博士(后), 教授, 博士生导师. 2002 年清华大学控制科学与工程博士后流动站出站. 主要研究方向为: 多源信息融合技术, 系统安全检测、监控与故障诊断技术.

E-mail: wenc1@hdu.edu.cn



姜 斌 男, 1966 年生, 博士, 教授, 博士生导师. 1995 年于东北大学自动控制专业获得博士学位. 主要研究方向为: 动态系统故障诊断与容错控制, 非线性控制, 飞行控制.

E-mail: binjiang@nuaa.edu.cn