

网络化多传感器系统的序贯式融合滤波——基于噪声估计方法

徐立中¹,冯肖亮^{1,2},文成林^{2,3}

(1.河海大学计算机与信息学院,江苏南京 211100;2.河南工业大学电气工程学院,河南郑州 450001;
3.杭州电子科技大学自动化学院系统科学与控制工程研究所,浙江杭州 310018)

摘 要: 在网络化多传感器系统中,由于各传感器采集到的量测信息在经网络向融合中心传递的过程中,常会出现各种随时间变化的延迟现象,而处理该类系统融合滤波问题的现有方法又大都难以实现滤波过程实时性与滤波精度最优性的共赢.为此,本文在线性最小均方误差意义下,利用不同时刻状态间的递推关系和噪声估计方法,提出了一种实时、递归、最优的序贯式融合滤波器.首先利用状态间的递推关系,将不同时刻得到的量测信息转化为当前状态的伪量测信息.其次,利用新提出的噪声估计方法求解伪量测方程中增益噪声的估计值和用于滤波器设计的增益矩阵.然后,基于转化后的伪量测信息和求取的滤波增益矩阵实现对系统状态的最优估计.以此方法依次处理该融合周期内到达融合中心的各量测信息,建立起一种实时、递归、最优的序贯式融合滤波器.最后,用计算机仿真来验证新方法的有效性.

关键词: 网络化多传感器系统;融合滤波;线性最小均方误差;噪声估计

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 0372-2112 (2014)01-0160-09

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn>

DOI: 10.3969/j.issn.0372-2112.2014.01.026

Sequential Fusion Filtering for Networked Multi-Sensor Systems Based on Noise Estimation

XU Li-zhong¹, FENG Xiao-liang^{1,2}, WEN Cheng-lin^{2,3}

(1. College of Computer and Information Engineering, Hohai University, Nanjing, Jiangsu 211100, China;

2. College of Electrical Engineering, Henan University of Technology, Zhengzhou, Henan 450001, China;

3. Institute of Systems Science and Control Engineering, School of Automation, Hangzhou Dianzi University, Hangzhou, Zhejiang 310018, China)

Abstract: In networked multi-sensor systems, the measurements sampled by sensors are transmitted to the fusion center through communication network with various time-varying delay phenomena. The existing methods on the filtering problems of these systems either lost the real time property of the filtering process or lost the optimality of the filtering accuracy. In this paper, a real-time recursive optimal sequential fusion filter is proposed in the sense of linear minimum mean square error (LMMSE), based on the relationship of system states at different sampled instants and a novel noise estimation method. Firstly, based on the relationship of system states at different sampled instants, the measurement received by the fusion center at different time, is re-modeled as a pseudo measurement of the current state. Secondly, a noise estimation method is presented to estimate the gain noises in the pseudo measurement and solve the filtering gain matrix in the filtering process. Thirdly, the optimal estimate of the current state is obtained based on the re-modeled pseudo measurement and the solved filtering gain matrix. A real-time recursive optimal sequential fusion filter is obtained to deal with all the received measurement in the current fusion period according to the above proposed method. Finally, a simulation example is exploited to show the effectiveness of the proposed method.

Key words: networked multi-sensor system; fusion filtering; linear minimum mean square error; noise estimation

1 引言

随着计算机与通信技术的发展,以传感器网络为基础的网络化系统被广泛应用于诸多工程领域:电力系统、环境工程、交通管理等^[1~4].传感器网络可以利用多

个同类或者异构的传感器在不同时空层面对同一事物实现更加全面的观测.观测信息在传感器节点采集之后,需要经过网络传输给处理中心(融合中心).由于网络自身物理特性(带宽、路由协议、节点能量等)的限制,量测信息在传输过程中常常会出现各种随时间变化的

延迟现象^[5].这就使得量测信息到达处理中心时会出现正常到达、顺序延迟到达、错序延迟到达甚至丢包等复杂场景.量测信息到达场景的复杂性增加了融合滤波器的设计难度.如何为网络化系统设计能够统一处理不同量测到达场景的融合滤波器已成为传感器网络领域研究的热点.

在现有文献中,延迟现象的描述方法主要有两种:一种是基于假定延迟率、丢包率的概率化描述方式,另外一种是基于延迟量测采样时戳的确定性描述方式.文献[6~17]基于延迟现象的概率化描述,分别研究了一步延迟、多步延迟以及丢包场景下的延迟量测滤波问题.文献[18,19]还对量测发生延迟时的滤波稳定性进行了分析.但是,在实际系统中,延迟现象的随机特性通常在短时间内是难以准确获取的.而且基于延迟现象的概率化描述将延迟信息与正常到达的信息进行统一处理的滤波方法,在一定程度上会降低正常到达信息的滤波精度.

在延迟现象确定性描述的基础上,文献[20~31]给出了一些有效的方法,按照延迟量测处理思想的不同主要包括以下几类:

(1)重新滤波的思想^[20].当融合中心接收到延迟量测时,将滤波器返回至该延迟量测的采集时刻,对各时刻的状态重新进行估计.该方法虽然能够取得最优的估计精度,但是,在延迟现象复杂的网络化系统中,大量重复的滤波过程会使得该方法难以满足系统的实时性需求.

(2)丢弃延迟量测的思想^[20].该方法虽然简单易行,但是由于丢弃了所有延迟量测,故滤波精度低.

(3)等价量测的思想.文献[21,22]将延迟量测延迟区间内所有已到达融合中心的量测信息等价表示为一个量测,将多步延迟量测滤波问题简化为一步延迟量测滤波问题.在等价量测转化的过程中会产生等价量测噪声与过程噪声之间的相关性,但其所得滤波方法没有充分考虑这一相关性,因而无法实现延迟量测的最优滤波.文献[23]在滤波过程中将错序延迟量测转化为当前状态的等价量测,但是忽略了由此带来的噪声相关性的影响,只给出了一类次优的延迟量测滤波方法.文献[24]将多传感器系统中的一步错序延迟量测转化为滤波时刻系统状态的伪量测后,利用“解相关”的方法给出了一类实时的递归的序贯式融合滤波方法,但是该方法仅能处理多传感器系统遭遇一步错序延迟量测时的融合滤波问题,难以直接推广到含有任意步延迟现象的网络化多传感器系统,且需要借助于高维矩阵运算.

(4)新息重构的思想.文献[25]将这类思想应用于多传感器系统的延迟量测融合滤波研究.但是该方法主要利用延迟量测在新的测量(新息)空间对历史状态进行估计

更新,而对当前时刻状态估计值的更新过程类似于重新滤波方法,因而在计算需求和实时性方面存在不足.

(5)文献[26,27]还提出了一种预测估计与新息补偿混合滤波的方法,该方法虽然能实时处理所有延迟量测,但是每次更新时,加权系数都需要重新计算,且在所有量测未全部达到时较难实现滤波精度的最优性.

(6)“近似平滑”的思想.当滤波器接收到错序延迟量测时,文献[28,29]提出了一种近似平滑的思想来处理单传感器系统的错序延迟量测滤波问题.近年来,朱允民教授又进一步将这一思想推广到含有任意步错序延迟量测的多传感器系统^[30].这种方法可以取得 LMMSE 意义下最优的滤波精度,但该方法是在假设当前滤波时刻之前没有延迟量测到达融合中心的基础上进行设计的.在延迟现象复杂的网络化多传感器系统中,不同延迟量测的延迟区间重叠时,该类方法在“近似平滑”的过程中会因忽略部分延迟量测而丧失最优性.而且并行式的融合策略大大降低了滤波过程的实时性.

此外,文献[31]还在分布式框架下,讨论了“错序延迟航迹”的融合滤波问题.由于延迟航迹之间复杂相关性的存在,作者在加权融合过程中忽略了部分航迹相关性的影响,因而所得的融合滤波方法是次优的.

综上所述,滤波过程的实时性、滤波精度的最优性、延迟场景的一般性是衡量延迟量测滤波算法的重要方面.然而,现有方法在滤波过程的实时性与滤波精度的最优性方面难以实现共赢,且大都是针对特定延迟场景进行设计.更具一般性的网络化系统融合滤波方法仍有待于进一步研究.

为此,本文以一类网络化多传感器系统为对象,利用不同时刻系统状态间的递推关系和噪声估计方法,提出一种实时、递归、最优的序贯融合滤波方法.首先,将融合中心接收到的量测信息重新建模为当前时刻系统状态的伪量测信息.重新建模过程使延迟测量噪声增加了延迟区间累积的过程噪声作为增益噪声,由此得到的伪测量噪声之间可能存在一定的耦合性,使得融合中心利用伪量测信息对当前系统状态进行估计时,较难得到最优的滤波增益和估计值.为此,本文借鉴 Kalman 滤波器状态估计的过程,利用条件期望递推关系对伪测量噪声进行估计,并在 LMMSE 意义下求解相应的滤波增益矩阵,进而实现该量测的最优滤波.然后,依据该方法依次处理当前融合周期内到达融合中心的各量测信息,得到一种能够实时、递归、最优地处理不同时变延迟现象的序贯式融合滤波器.

2 问题描述

考虑如下线性离散系统:

$$\mathbf{x}(k+1) = \mathbf{F}(k+1, k)\mathbf{x}(k) + \mathbf{w}(k+1, k) \quad (1)$$

其中, $\mathbf{x}(k)$ 为 k 时刻的系统状态, $\mathbf{F}(k+1, k)$ 为状态转移矩阵, 过程噪声 $\mathbf{w}(k+1, k)$ 为零均值高斯噪声.

在系统中有 N 个传感器, 对目标的运行状态进行观测, 假设其测量方程为:

$$\mathbf{y}_i(k) = \mathbf{H}_i(k)\mathbf{x}(k) + \mathbf{v}_i(k) \quad (i=1, 2, \dots, N) \quad (2)$$

其中, $\mathbf{y}_i(k)$ 为第 i 个传感器在 k 时刻的量测信息, $\mathbf{H}_i(k)$ 为相应的测量矩阵, $\mathbf{v}_i(k)$ 为零均值高斯噪声.

假设 1 过程噪声 $\mathbf{w}(k+1, k)$ 与测量噪声 $\mathbf{v}_i(k)$ 满足如下统计特性:

$$\begin{aligned} E\left\{\begin{pmatrix} \mathbf{w}(k+1, k) \\ \mathbf{v}_i(k) \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \mathbf{w}^T(k+1, k) & \mathbf{v}_j^T(k) \end{pmatrix}\right\} \\ = \begin{bmatrix} \mathbf{Q}(k+1, k) & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{R}_i(k)\delta_{i,j} \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (3)$$

假设 2 初始估计 $\hat{\mathbf{x}}(0|0)$ 与任意时刻的过程噪声 $\mathbf{w}(k+1, k)$ 、测量噪声 $\mathbf{v}_i(k)$ 互不相关, 且初始估计误差协方差为 $\mathbf{P}(0|0)$.

在网络化多传感器系统中, 量测信息到达融合中心时不可避免地会出现各种时变的延迟现象. 这就造成了在同一融合周期内, 到达融合中心的量测可能只有一个, 也可能有多个, 还有可能没有量测到达融合中心. 假设在融合时刻 k 共有 β_k 个量测到达融合中心. 并记融合中心接收到的第 i 个量测为 $\mathbf{y}_{\gamma_i^k}^k(\alpha_i^k)$, 其中 α_i^k 表示该量测的采样时刻, γ_i^k 表示该量测是由第 γ_i^k 个传感器采样得到的.

3 算法介绍

3.1 伪量测转化

假设融合周期 $[k, k+1)$ 中, 一个可能到达融合中心的量测为 $\mathbf{y}_i(j)$ ($i=1, 2, \dots, N; 0 < j \leq k$), 建立其与系统状态之间的关系式为:

$$\begin{aligned} \mathbf{y}_i(j) &= \mathbf{H}_i(j)\mathbf{F}(j, k)\mathbf{x}(k) - \mathbf{H}_i(j)\mathbf{F}(j, k)\mathbf{w}(k, j) + \mathbf{v}_i(j) \\ &=: \mathbf{H}_i^*(j)\mathbf{x}(k) + \mathbf{v}_i^*(j) \end{aligned} \quad (4)$$

式中

$$\mathbf{H}_i^*(j) = \mathbf{H}_i(j)\mathbf{F}(j, k), \quad (5)$$

$$\mathbf{v}_i^*(j) = -\mathbf{H}_i^*(j)\mathbf{w}(k, j) + \mathbf{v}_i(j)$$

$$\begin{cases} \mathbf{F}(j, k) = \mathbf{F}^{-1}(k, j) \\ \mathbf{F}(k, j) = \mathbf{F}(k, k-1) * \mathbf{F}(k-1, k-2) * \dots * \mathbf{F}(j+1, j) \\ \mathbf{F}(k, k) = \mathbf{I} \end{cases} \quad (6)$$

$$\begin{cases} \mathbf{w}(k, j) = \mathbf{F}(k, k)\mathbf{w}(k, k-1) + \mathbf{F}(k, k-1)\mathbf{w}(k-1, k-2) \\ \quad + \dots + \mathbf{F}(k, j+1)\mathbf{w}(j+1, j) \\ \mathbf{w}(k, k) = \mathbf{0} \end{cases} \quad (7)$$

这样就将传感器 i 在 j 时刻采集到的测量值 $\mathbf{y}_i(j)$

转化为 k 时刻的伪量测信息, 由式(5)可知, 伪测量噪声 $\mathbf{v}^*(i)$ 中的增益部分 $-\mathbf{H}_i^*(j)\mathbf{w}(k, j)$ 与过程噪声 $\mathbf{w}(j+1, j), \dots, \mathbf{w}(k, k-1)$ 均相关. 因而, 在利用延迟量测 $\mathbf{y}_i(j)$ 对当前时刻的系统状态进行更新时, 需要充分考虑该噪声相关性的影响.

注 1 当 $j=k$ 时, $\mathbf{y}_i(j)$ 为第 i 个传感器在 k 时刻采集的量测且及时到达融合中心, 那么 $\mathbf{H}_i^*(j) = \mathbf{H}_i(k)$, $\mathbf{v}_i^*(j) = \mathbf{v}_i(k)$. 此时, $\mathbf{v}_i^*(k)$ 不再与上述过程噪声相关.

3.2 噪声估计

将 k 时刻之前到达融合中心的量测组成的集合记为 $\mathbf{Y}(k-1)$, 记噪声 $\mathbf{w}(k, j)$ 基于 $\mathbf{Y}(k-1)$ 的估计值为 $E\{\mathbf{w}(k, j) | \mathbf{Y}(k-1)\}$, 那么当 k 时刻的量测 $\mathbf{y}_p(k)$ 到来时, 噪声 $\mathbf{w}(k, j)$ 的估计值为:

$$\begin{aligned} E\{\mathbf{w}(k, j) | \mathbf{Y}(k-1), \mathbf{y}_p(k)\} \\ = E\{\mathbf{w}(k, j) | \mathbf{Y}(k-1)\} + E\{\mathbf{w}(k, j)\tilde{\mathbf{y}}_p^T(k|k-1)\} \\ \times (E\{\tilde{\mathbf{y}}_p(k|k-1)\tilde{\mathbf{y}}_p^T(k|k-1)\})^{-1}\tilde{\mathbf{y}}_p(k|k-1) \end{aligned} \quad (8)$$

其中 $\tilde{\mathbf{y}}_p(k|k-1) = \mathbf{y}_p(k) - E\{\mathbf{y}_p(k) | \mathbf{Y}(k-1)\}$, $E\{\mathbf{y}_p(k) | \mathbf{Y}(k-1)\}$ 为 $\mathbf{y}_p(k)$ 基于 $\mathbf{Y}(k-1)$ 的估计值.

那么式(5)中的伪测量噪声 $\mathbf{v}_i^*(j)$ 基于量测集合 $\{\mathbf{Y}(k-1), \mathbf{y}_p(k)\}$ 的估计值:

$$\begin{aligned} E\{\mathbf{v}_i^*(j) | \mathbf{Y}(k-1), \mathbf{y}_p(k)\} \\ = -\mathbf{H}_i^*(j)E\{\mathbf{w}(k, j) | \mathbf{Y}(k-1), \mathbf{y}_p(k)\} \\ + E\{\mathbf{v}_i(j) | \mathbf{Y}(k-1), \mathbf{y}_p(k)\} \\ = -\mathbf{H}_i^*(j)E\{\mathbf{w}(k, j) | \mathbf{Y}(k-1), \mathbf{y}_p(k)\} + \hat{\mathbf{v}}_{p,i}(j|k) \end{aligned} \quad (9)$$

其中, $\hat{\mathbf{v}}_{p,i}(j|k)$ 表示 $\mathbf{v}_i(j)$ 基于 $\{\mathbf{Y}(k-1), \mathbf{y}_p(k)\}$ 的估计值. 由于 $\mathbf{y}_i(j)$ 是在区间 $[k, k+1)$ 内到达的延迟量测, 从式(3)可知 $\mathbf{v}_i(j)$ 与已到达滤波器的所有测量值的测量噪声均不相关, 故其估计值为零; $\mathbf{w}(k, j)$ 的估计值可由式(8)求得; 由此基于已到达滤波器的量测可求得伪测量噪声 $\mathbf{v}_i^*(j)$ 的估计值. 显然, 当 $j=k$ 时, $E\{\mathbf{v}_i^*(j) | \mathbf{Y}(k-1), \mathbf{y}_p(k)\} = 0$.

3.3 滤波器设计

在这一小节, 我们将以 k 时刻作为滤波时刻来介绍一种新的网络化多传感器实时融合滤波方法. 假设系统状态在 $k-1$ 时刻的估计值为 $\hat{\mathbf{x}}(k-1|k-1)$, 估计误差协方差阵为 $\mathbf{P}(k-1|k-1)$.

3.3.1 当 $\beta_k=0$ 时

这就意味着在区间 $[k, k+1)$ 内没有量测到达融合中心. 那么基于 $\hat{\mathbf{x}}(k-1|k-1)$ 及 $\mathbf{P}(k-1|k-1)$ 对 k 时刻的系统状态进行一步预测, 并将所得预测值作为该时刻的状态估计值. 即

$$\hat{\mathbf{x}}(k|k-1) = \mathbf{F}(k, k-1)\hat{\mathbf{x}}(k-1|k-1) \quad (10)$$

$$\mathbf{P}(k|k-1) = \mathbf{F}(k, k-1) \mathbf{P}(k-1|k-1) \mathbf{F}^T(k, k-1) + \mathbf{Q}(k, k-1) \quad (11)$$

$$\hat{\mathbf{x}}(k|k) = \hat{\mathbf{x}}_0(k|k) = \hat{\mathbf{x}}(k|k-1) \quad (12a)$$

$$\mathbf{P}(k|k) = \mathbf{P}_0(k|k) = \mathbf{P}(k|k-1) \quad (12b)$$

3.3.2 当 $\beta_k = 1$ 时

在区间 $[k, k+1)$ 内有一个量测到达融合中心, 记其为 $\mathbf{y}_{\gamma_1^k}(\alpha_1^k)$, 则其对应的伪量测方程为:

$$\mathbf{y}_{\gamma_1^k}(\alpha_1^k) = \mathbf{H}_{\gamma_1^k}^*(\alpha_1^k) \mathbf{x}(k) + \mathbf{v}_{\gamma_1^k}^*(\alpha_1^k) \quad (13)$$

伪测量噪声 $\mathbf{v}_{\gamma_1^k}^*(\alpha_1^k)$ 的方差

$$\mathbf{R}_{\gamma_1^k}^*(\alpha_1^k) = \mathbf{H}_{\gamma_1^k}^*(\alpha_1^k) \mathbf{Q}(k, \alpha_1^k) (\mathbf{H}_{\gamma_1^k}^*(\alpha_1^k))^T + \mathbf{R}(\alpha_1^k)$$

当 $\alpha_1^k = k$ 时, $\mathbf{Q}(k, k) = \mathbf{0}$;

当 $\alpha_1^k < k$ 时,

$$\mathbf{Q}(k, \alpha_1^k) = \mathbf{F}(k, k) \mathbf{Q}(k, k-1) \mathbf{F}^T(k, k) + \dots + \mathbf{F}(k, \alpha_1^k + 1) \mathbf{Q}(\alpha_1^k + 1, \alpha_1^k) \mathbf{F}^T(k, \alpha_1^k + 1).$$

在线性最小均方误差意义下推导, 得知

$$\hat{\mathbf{x}}_1(k|k) = \hat{\mathbf{x}}_0(k|k) + \mathbf{K}_{\gamma_1^k}(\alpha_1^k) (\mathbf{y}_{\gamma_1^k}(\alpha_1^k) - \hat{\mathbf{y}}_{\gamma_1^k}(\alpha_1^k|k-1)) \quad (14)$$

$$\mathbf{P}_1(k|k) = \mathbf{P}_0(k|k) - \mathbf{K}_{\gamma_1^k}(\alpha_1^k) \mathbf{P}_{\gamma_1^k}^T(\alpha_1^k|k-1) \quad (15)$$

在式(14) ~ (15)中

$$\hat{\mathbf{y}}_{\gamma_1^k}(\alpha_1^k|k-1) = \mathbf{H}_{\gamma_1^k}^*(\alpha_1^k) \hat{\mathbf{x}}_0(k|k) + \hat{\mathbf{v}}_{\gamma_1^k}^*(\alpha_1^k|k-1) \quad (16)$$

$$\hat{\mathbf{v}}_{\gamma_1^k}^*(\alpha_1^k|k-1) = -\mathbf{H}_{\gamma_1^k}^*(\alpha_1^k) \hat{\mathbf{w}}_1(k, \alpha_1^k|k-1) \quad (17)$$

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{w}}_1(k, \alpha_1^k|k-1) &= \hat{\mathbf{w}}_0(k, \alpha_1^k|k) \\ &= \mathbf{F}(k, k-1) \hat{\mathbf{w}}_{\beta_{k-1}}(k-1, \alpha_1^k|k-1) \end{aligned} \quad (18)$$

$$\mathbf{K}_{\gamma_1^k}(\alpha_1^k) = \mathbf{P}_{\gamma_1^k, xy}(\alpha_1^k|k-1) (\mathbf{P}_{\gamma_1^k, yy}(\alpha_1^k|k-1))^{-1} \quad (19)$$

$$\begin{aligned} \mathbf{P}_{\gamma_1^k, xy}(\alpha_1^k|k-1) &= \mathbf{P}_0(k|k) [\mathbf{H}_{\gamma_1^k}^*(\alpha_1^k)]^T + \mathbf{P}_{\gamma_1^k, xv}^*(\alpha_1^k|k-1) \\ &= \mathbf{P}_0(k|k) [\mathbf{H}_{\gamma_1^k}^*(\alpha_1^k)]^T + \mathbf{P}_{\gamma_1^k, xv}^*(\alpha_1^k|k-1) \end{aligned} \quad (20)$$

$$\begin{aligned} \mathbf{P}_{\gamma_1^k, yy}(\alpha_1^k|k-1) &= \mathbf{H}_{\gamma_1^k}^*(\alpha_1^k) \mathbf{P}_0(k|k) [\mathbf{H}_{\gamma_1^k}^*(\alpha_1^k)]^T \\ &+ \mathbf{H}_{\gamma_1^k}^*(\alpha_1^k) \mathbf{P}_{\gamma_1^k, xv}^*(\alpha_1^k|k-1) + \mathbf{P}_{\gamma_1^k, xv}^{T*}(\alpha_1^k|k-1) \\ &\times [\mathbf{H}_{\gamma_1^k}^*(\alpha_1^k)]^T + \mathbf{R}_{\gamma_1^k}^*(\alpha_1^k) - \mathbf{P}_{\gamma_1^k, v^*v^*}(\alpha_1^k|k-1) \end{aligned} \quad (21)$$

$$\begin{aligned} \mathbf{P}_{\gamma_1^k, xv}^*(\alpha_1^k|k-1) &= E\{\hat{\mathbf{x}}_0(k|k) [\mathbf{v}_{\gamma_1^k}^*(\alpha_1^k)]^T\} \\ &= -\mathbf{P}_{\gamma_1^k, xv}^*(k, \alpha_1^k|k-1) [\mathbf{H}_{\gamma_1^k}^*(\alpha_1^k)]^T \end{aligned} \quad (22)$$

$$\begin{aligned} \mathbf{P}_{\gamma_1^k, v^*v^*}(\alpha_1^k|k-1) &= E\{\mathbf{v}_{\gamma_1^k}^*(\alpha_1^k) [\hat{\mathbf{v}}_{\gamma_1^k}^*(\alpha_1^k|k-1)]^T\} \\ &= -\mathbf{H}_{\gamma_1^k}^*(\alpha_1^k) E\{\mathbf{w}(k, \alpha_1^k) [\hat{\mathbf{v}}_{\gamma_1^k}^*(\alpha_1^k|k-1)]^T\} \end{aligned} \quad (23)$$

$$\begin{aligned} E\{\mathbf{w}(k, \alpha_1^k) [\hat{\mathbf{v}}_{\gamma_1^k}^*(\alpha_1^k|k-1)]^T\} &= -E\{\mathbf{w}(k, \alpha_1^k) \hat{\mathbf{w}}_1^T(k, \alpha_1^k|k-1) [\mathbf{H}_{\gamma_1^k}^*(\alpha_1^k)]^T\} \\ &= -E\{\mathbf{w}(k, \alpha_1^k) \hat{\mathbf{w}}_1^T(k, \alpha_1^k|k-1) [\mathbf{H}_{\gamma_1^k}^*(\alpha_1^k)]^T\} \end{aligned} \quad (24)$$

$$\begin{aligned} \mathbf{P}_{\gamma_1^k, xv}^*(k, \alpha_1^k|k-1) &= E\{\hat{\mathbf{x}}_0(k|k) \mathbf{w}^T(k, \alpha_1^k)\} \\ &= \mathbf{F}(k, k-1) E\{\hat{\mathbf{x}}_{\beta_{k-1}}(k-1|k-1) \mathbf{w}^T(k-1, \alpha_1^k)\} \\ &\times \mathbf{F}^T(k, k-1) + \mathbf{Q}(k, k-1) \end{aligned} \quad (25)$$

由于在滤波时刻 $k-1$ 到达融合中心的各量测分别为: $\mathbf{y}_{\gamma_1^{k-1}}(\alpha_1^{k-1}), \mathbf{y}_{\gamma_2^{k-1}}(\alpha_2^{k-1}), \dots, \mathbf{y}_{\gamma_{\beta_{k-1}}^{k-1}}(\alpha_{\beta_{k-1}}^{k-1})$, 记式(25)

中 $E\{\hat{\mathbf{x}}_{\beta_{k-1}}(k-1|k-1) \mathbf{w}^T(k-1, \alpha_1^k)\}$ 为 $\mathbf{C}_{\beta_{k-1}}(k-1, \alpha_1^k)$, 表示 $k-1$ 时刻利用 β_{k-1} 个量测更新后的互协方差. 当 $\alpha_1^k < k-1$ 时, $\mathbf{C}_j(k-1, \alpha_1^k) \neq 0 (j=1, 2, \dots, \beta_{k-1})$, 否则 $\mathbf{C}_j(k-1, \alpha_1^k) = 0$. 则式(25)为

$$\begin{aligned} \mathbf{P}_{x,w}(k, \alpha_1^k|k-1) &= \mathbf{C}_0(k, \alpha_1^k) \\ &= \mathbf{F}(k, k-1) \mathbf{C}_{\beta_{k-1}}(k-1, \alpha_1^k) \mathbf{F}^T(k, k-1) + \mathbf{Q}(k, k-1) \end{aligned} \quad (26)$$

若 $\alpha_1^k < k-1$, 则 $\mathbf{C}_{\beta_{k-1}}(k-1, \alpha_1^k)$ 可由下列关系式迭代求得.

$$\begin{aligned} (1) \text{ 当 } \beta_{k-1} = 0 \text{ 时,} \\ \mathbf{C}_0(k-1, \alpha_1^k) &= \mathbf{F}(k-1, k-2) \mathbf{C}_{\beta_{k-2}}(k-2, \alpha_1^k) \\ &\times \mathbf{F}^T(k-1, k-2) + \mathbf{Q}(k-1, k-2) \end{aligned} \quad (27)$$

$$\begin{aligned} (2) \text{ 当 } \beta_{k-1} = 1, \text{ 且 } \alpha_{\beta_{k-1}}^{k-1} = k-1 \text{ 时,} \\ \mathbf{C}_{\beta_{k-1}}(k-1, \alpha_1^k) &= [\mathbf{I} - \mathbf{K}_{\gamma_1^{k-1}}(k-1) \mathbf{H}_{\gamma_1^{k-1}}^*(k-1)] \\ &\times [\mathbf{F}(k-1, k-2) \mathbf{C}_{\beta_{k-2}}(k-2, \alpha_1^k) \mathbf{F}^T(k-1, k-2) \\ &+ \mathbf{Q}(k-1, k-2)] \end{aligned} \quad (28)$$

$$\begin{aligned} (3) \text{ 当 } \beta_{k-1} = 1, \text{ 且 } \alpha_{\beta_{k-1}}^{k-1} < k-1 \text{ 时,} \\ \mathbf{C}_{\beta_{k-1}}(k-1, \alpha_1^k) &= [\mathbf{I} - \mathbf{K}_{\gamma_1^{k-1}}(\alpha_{\beta_{k-1}}^{k-1}) \mathbf{H}_{\gamma_1^{k-1}}^*(\alpha_{\beta_{k-1}}^{k-1})] [\mathbf{F}(k-1, k-2) \\ &\times \mathbf{C}_{\beta_{k-2}}(k-2, \alpha_1^k) \mathbf{F}^T(k-1, k-2) + \mathbf{Q}(k-1, k-2)] \\ &- \mathbf{K}_{\gamma_1^{k-1}}(\alpha_{\beta_{k-1}}^{k-1}) E\{\mathbf{v}_{\gamma_1^{k-1}}^*(\alpha_{\beta_{k-1}}^{k-1}) \mathbf{w}^T(k-1, \alpha_1^k)\} \\ &+ \mathbf{K}_{\gamma_1^{k-1}}(\alpha_{\beta_{k-1}}^{k-1}) E\{\hat{\mathbf{v}}_{\gamma_1^{k-1}}^*(\alpha_{\beta_{k-1}}^{k-1}|k-2) \mathbf{w}^T(k-1, \alpha_1^k)\} \end{aligned} \quad (29)$$

(4) 当 $\beta_{k-1} > 1$ 时, 若 $k-1$ 时刻采样的量测在 $k-1$ 时刻到达, 不妨记 $\alpha_q^{k-1} = k-1$ 且 $q \neq j$, 则

$$\mathbf{C}_q(k-1, \alpha_1^k) = [\mathbf{I} - \mathbf{K}_{\gamma_q^{k-1}}(\alpha_q^{k-1}) \mathbf{H}_{\gamma_q^{k-1}}^*(\alpha_q^{k-1})] \mathbf{C}_{q-1}(k-1, \alpha_1^k) \quad (30)$$

$$\begin{aligned} \mathbf{C}_j(k-1, \alpha_1^k) &= [\mathbf{I} - \mathbf{K}_{\gamma_j^{k-1}}(\alpha_j^{k-1}) \mathbf{H}_{\gamma_j^{k-1}}^*(\alpha_j^{k-1})] \mathbf{C}_{j-1}(k-1, \alpha_1^k) \\ &- \mathbf{K}_{\gamma_j^{k-1}}(\alpha_j^{k-1}) E\{\mathbf{v}_{\gamma_j^{k-1}}^*(\alpha_j^{k-1}) \mathbf{w}^T(k-1, \alpha_1^k)\} \\ &+ \mathbf{K}_{\gamma_j^{k-1}}(\alpha_j^{k-1}) E\{\hat{\mathbf{v}}_{\gamma_j^{k-1}}^*(\alpha_j^{k-1}|k-1) \mathbf{w}^T(k-1, \alpha_1^k)\} \end{aligned} \quad (31)$$

其中

$$\begin{cases} E\{\mathbf{v}_{\gamma_j^{k-1}}^*(\alpha_j^{k-1}) \mathbf{w}^T(k-1, \alpha_1^k)\} \\ = -\mathbf{H}_{\gamma_j^{k-1}}^*(\alpha_j^{k-1}) \mathbf{Q}(k-1, \alpha_j^{k-1}, \alpha_1^k) \\ \mathbf{Q}(k-1, \alpha_j^{k-1}, \alpha_1^k) = \begin{cases} \mathbf{Q}(k-1, \alpha_j^{k-1}), & \alpha_1^k < \alpha_j^{k-1} \\ \mathbf{Q}(k-1, \alpha_1^k), & \alpha_1^k \geq \alpha_j^{k-1} \end{cases} \\ E\{\hat{\mathbf{v}}_{\gamma_j^{k-1}}^*(\alpha_j^{k-1}|k-1) \mathbf{w}^T(k-1, \alpha_1^k)\} \\ = -\mathbf{H}_{\gamma_j^{k-1}}^*(\alpha_j^{k-1}) E\{\hat{\mathbf{w}}_{j-1}(k-1, \alpha_j^{k-1}|k-1) \mathbf{w}^T(k-1, \alpha_1^k)\} \end{cases} \quad (32)$$

由 3.2 节介绍的噪声估计方法可知:

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{w}}_j(k-1, \alpha_1^k | k-1) &= \hat{\mathbf{w}}_{j-1}(k-1, \alpha_1^k | k-1) \\ &+ E\{\mathbf{w}(k-1, \alpha_1^k) \tilde{\mathbf{y}}_{j-1}^{\text{T}k-1}(\alpha_j^{k-1} | k-2)\} \\ &\times P_{j-1}^{-1}(\alpha_j^{k-1} | k-2) \tilde{\mathbf{y}}_{j-1}^k(\alpha_j^{k-1} | k-2), j \leq \beta_{k-1} \quad (33) \\ \tilde{\mathbf{y}}_{j-1}^{k-1}(\alpha_j^{k-1} | k-2) &= \mathbf{y}_{j-1}^{k-1}(\alpha_j^{k-1}) - \hat{\mathbf{y}}_{j-1}^k(\alpha_j^{k-1} | k-2) \\ &= \mathbf{H}_{j-1}^k(\alpha_j^{k-1}) \tilde{\mathbf{x}}_{j-1}(k-1 | k-1) + \mathbf{v}_{j-1}^k(\alpha_j^{k-1}) \\ &- \hat{\mathbf{v}}_{j-1}^k(\alpha_j^{k-1} | k-2) \quad (34) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} E\{\mathbf{w}(k-1, \alpha_1^k) \tilde{\mathbf{y}}_{j-1}^{\text{T}k-1}(\alpha_j^{k-1} | k-2)\} \\ &= E\{\mathbf{w}(k-1, \alpha_1^k) \tilde{\mathbf{x}}_{j-1}^{\text{T}}(k-1 | k-1)\} [\mathbf{H}_{j-1}^k(\alpha_j^{k-1})]^{\text{T}} \\ &+ E\{\mathbf{w}(k-1, \alpha_1^k) [\mathbf{v}_{j-1}^k(\alpha_j^{k-1})]^{\text{T}}\} \\ &- E\{\mathbf{w}(k-1, \alpha_1^k) [\hat{\mathbf{v}}_{j-1}^k(\alpha_j^{k-1} | k-2)]^{\text{T}}\} \quad (35) \end{aligned}$$

$$E\{\mathbf{w}(k-1, \alpha_1^k) \tilde{\mathbf{x}}_{j-1}^{\text{T}}(k-1 | k-1)\} = \mathbf{C}_{j-1}^{\text{T}}(k-1, \alpha_1^k) \quad (36)$$

$$\begin{aligned} E\{\mathbf{w}(k-1, \alpha_1^k) [\mathbf{v}_{j-1}^k(\alpha_j^{k-1})]^{\text{T}}\} \\ &= -\mathbf{Q}(k-1, \alpha_j^{k-1}, \alpha_1^k) [\mathbf{H}_{j-1}^k(\alpha_j^{k-1})]^{\text{T}} \quad (37) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} E\{\mathbf{w}(k-1, \alpha_1^k) [\hat{\mathbf{v}}_{j-1}^k(\alpha_j^{k-1} | k-2)]^{\text{T}}\} &= -E\{\mathbf{w}(k-1, \alpha_1^k) \\ &\times \hat{\mathbf{w}}_{j-1}^{\text{T}}(k-1, \alpha_j^{k-1} | k-1)\} [\mathbf{H}_{j-1}^k(\alpha_j^{k-1})]^{\text{T}} \quad (38) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} E\{\mathbf{w}(k-1, \alpha_1^k) \hat{\mathbf{w}}_{j-1}^{\text{T}}(k-1, \alpha_j^{k-1} | k-1)\} \\ &= E\{\mathbf{w}(k-1, \alpha_1^k) \hat{\mathbf{w}}_{j-2}^{\text{T}}(k-1, \alpha_j^{k-1} | k-1)\} \\ &+ E\{\mathbf{w}(k-1, \alpha_1^k) \tilde{\mathbf{y}}_{j-1}^{\text{T}k-1}(\alpha_j^{k-1} | k-2)\} \mathbf{P}_{j-1}^{-1}(\alpha_j^{k-1} | k-2) \\ &\times (E\{\mathbf{w}(k-1, \alpha_j^{k-1}) \tilde{\mathbf{y}}_{j-1}^{\text{T}k-1}(\alpha_j^{k-1} | k-2)\})^{\text{T}} \quad (39) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} E\{\mathbf{w}(k, \alpha_1^k) \hat{\mathbf{w}}_1^{\text{T}}(k, \alpha_1^k | k-1)\} &= \mathbf{F}(k, k-1) \\ &\times E\{\mathbf{w}(k-1, \alpha_1^k) \hat{\mathbf{w}}_{\beta_{k-1}}^{\text{T}}(k-1, \alpha_1^k | k-1)\} \mathbf{F}^{\text{T}}(k, k-1) \quad (40) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} E\{\mathbf{w}(k-1, \alpha_1^k) \hat{\mathbf{w}}_{\beta_{k-1}}^{\text{T}}(k-1, \alpha_1^k | k-1)\} \\ &= E\{\mathbf{w}(k-1, \alpha_1^k) \hat{\mathbf{w}}_{\beta_{k-1}-1}^{\text{T}}(k-1, \alpha_1^k | k-1)\} \\ &+ E\{\mathbf{w}(k-1, \alpha_1^k) \tilde{\mathbf{y}}_{\beta_{k-1}}^{\text{T}k-1}(\alpha_{\beta_{k-1}}^{k-1} | k-2)\} \mathbf{P}_{\beta_{k-1}}^{-1}(\alpha_{\beta_{k-1}}^{k-1} | k-2) \\ &\times (E\{\mathbf{w}(k-1, \alpha_1^k) \tilde{\mathbf{y}}_{\beta_{k-1}}^{\text{T}k-1}(\alpha_{\beta_{k-1}}^{k-1} | k-2)\})^{\text{T}} \quad (41) \end{aligned}$$

当 $j \leq i$ 时, $\hat{\mathbf{w}}_{\beta_j}(k-1, i | j) = \mathbf{0}$; $\mathbf{C}_{\beta_j}(j, \alpha_1^k) = \mathbf{0}$;

$$E\{\mathbf{w}(i, j) \hat{\mathbf{w}}^{\text{T}}(i, j | j)\} = \mathbf{0}; \hat{\mathbf{w}}(i, j | j) = \mathbf{0}.$$

由上式可迭代求得式(14)~(15)所需参数,进而实现 $\mathbf{y}_{j-1}^k(\alpha_1^k)$ 对 k 时刻系统状态预测值的更新.

注 2 当 $\alpha_1^k = k$ 时,该算法过程可简化为标准的 Kalman 滤波过程.

3.3.3 当 $\beta_k > 1$ 时

在第一个量测到达时,该滤波场景与 $\beta_k = 1$ 时的场景相同,可采用相同的处理方法.当有新的量测到来时,若该量测的采样时刻为当前滤波时刻,即该量测为正常到达量测时,可根据传统的序贯式 Kalman 融合滤波方法利用该量测对前一步所得的估计值进行更新.若该量测为延迟量测,则先将其转化为 $\mathbf{x}(k)$ 的伪量测,然后根据序贯滤波的思想,记 $\hat{\mathbf{x}}_{j+1}(k | k-1) = \hat{\mathbf{x}}_j(k$

$|k)$; $\mathbf{P}_{j+1}(k | k-1) = \mathbf{P}_j(k | k)$. 类似于式(14)~(25)所示过程,即可实现该量测对系统状态的估计更新.

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{x}}_{j+1}(k | k) &= \hat{\mathbf{x}}_j(k | k) \\ &+ \mathbf{K}_{j+1}^k(\alpha_{j+1}^k)(\mathbf{y}_{j+1}^k(\alpha_{j+1}^k) - \hat{\mathbf{y}}_{j+1}^k(\alpha_{j+1}^k | k-1)) \quad (42) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \mathbf{P}_{j+1}(k | k) &= \mathbf{P}_j(k | k) - \mathbf{K}_{j+1}^k(\alpha_{j+1}^k) \mathbf{P}_{j+1}^{\text{T}k}(\alpha_{j+1}^k | k-1) \\ &\quad (43) \end{aligned}$$

在式(42)~(43)中

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{y}}_{j+1}^k(\alpha_{j+1}^k | k-1) &= \mathbf{H}_{j+1}^k(\alpha_{j+1}^k) \hat{\mathbf{x}}_j(k | k) + \hat{\mathbf{v}}_{j+1}^k(\alpha_{j+1}^k | k-1) \\ &\quad (44) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{v}}_{j+1}^k(\alpha_{j+1}^k | k-1) &= -\mathbf{H}_{j+1}^k(\alpha_{j+1}^k) \hat{\mathbf{w}}_{j+1}(k, \alpha_{j+1}^k | k-1) \\ &\quad (45) \end{aligned}$$

$$\hat{\mathbf{w}}_{j+1}(k, \alpha_{j+1}^k | k-1) = \hat{\mathbf{w}}_j(k, \alpha_{j+1}^k | k) \quad (46)$$

$$\begin{aligned} \mathbf{K}_{j+1}^k(\alpha_{j+1}^k) &= \mathbf{P}_{j+1}^k(\alpha_{j+1}^k | k-1) (\mathbf{P}_{j+1}^{\text{T}k}(\alpha_{j+1}^k | k-1))^{-1} \\ &\quad (47) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \mathbf{P}_{j+1}^k(\alpha_{j+1}^k | k-1) \\ &= \mathbf{P}_j(k | k) [\mathbf{H}_{j+1}^k(\alpha_{j+1}^k)]^{\text{T}} + \mathbf{P}_{j+1}^k(\alpha_{j+1}^k | k-1) \quad (48) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \mathbf{P}_{j+1}^k(\alpha_{j+1}^k | k-1) \\ &= \mathbf{H}_{j+1}^k(\alpha_{j+1}^k) \mathbf{P}_j(k | k) [\mathbf{H}_{j+1}^k(\alpha_{j+1}^k)]^{\text{T}} \\ &+ \mathbf{H}_{j+1}^k(\alpha_1^k) \mathbf{P}_{j+1}^k(\alpha_{j+1}^k | k-1) \\ &+ \mathbf{P}_{j+1}^{\text{T}k}(\alpha_{j+1}^k | k-1) [\mathbf{H}_{j+1}^k(\alpha_{j+1}^k)]^{\text{T}} \\ &+ \mathbf{R}_{j+1}^k(\alpha_{j+1}^k) - \mathbf{P}_{j+1}^k(\alpha_{j+1}^k | k-1) \quad (49) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \mathbf{P}_{j+1}^k(\alpha_{j+1}^k | k-1) &= E\{\tilde{\mathbf{x}}_j(k | k) [\mathbf{v}_{j+1}^k(\alpha_{j+1}^k)]^{\text{T}}\} \\ &= -\mathbf{C}_j(k, \alpha_{j+1}^k) [\mathbf{H}_{j+1}^k(\alpha_{j+1}^k)]^{\text{T}} \quad (50) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \mathbf{P}_{j+1}^k(\alpha_{j+1}^k | k-1) \\ &= E\{\mathbf{v}_{j+1}^k(\alpha_1^k) [\hat{\mathbf{v}}_{j+1}^k(\alpha_{j+1}^k | k-1)]^{\text{T}}\} \\ &= -\mathbf{H}_{j+1}^k(\alpha_{j+1}^k) E\{\mathbf{w}(k, \alpha_{j+1}^k) [\hat{\mathbf{v}}_{j+1}^k(\alpha_{j+1}^k | k-1)]^{\text{T}}\} \quad (51) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} E\{\mathbf{w}(k, \alpha_{j+1}^k) [\hat{\mathbf{v}}_{j+1}^k(\alpha_1^k | k-1)]^{\text{T}}\} \\ &= -E\{\mathbf{w}(k, \alpha_{j+1}^k) \hat{\mathbf{w}}_{j+1}^{\text{T}}(k, \alpha_{j+1}^k | k-1) [\mathbf{H}_{j+1}^k(\alpha_{j+1}^k)]^{\text{T}}\} \quad (52) \end{aligned}$$

上述过程中的参数,可类似式(26)~(41)求得.

当融合周期内再没有新的量测到达时,融合中心即得到系统状态最终估计值及估计误差协方差阵分别为: $\hat{\mathbf{x}}(k | k) = \hat{\mathbf{x}}_{\beta_k}(k | k)$; $\mathbf{P}(k | k) = \mathbf{P}_{\beta_k}(k | k)$.

4 算法分析

本文针对网络化多传感器系统的时变延迟现象,给出一类序贯式融合滤波方法.与现有延迟量测融合滤波方法相比,本文算法有如下特点:

(1) 本文方法建立在延迟量测确定性描述的基础之上,采用了序贯式的融合策略,不仅能够保证滤波过程的实时性,而且能够有效处理网络化系统中的丢包现象.

(2) 本文方法是在 LMMSE 意义下严格推导得到的, 因而具有较高的滤波精度. 当延迟量测全部到达时, 可以获得与所有量测全部正常到达场景下的序贯式 Kalman 滤波器相同的精度. 因而, 它是一种最优的融合滤波方法^[30]. 下一节的仿真结果验证了本文算法的最优性.

(3) 文献[30]假设当前滤波时刻之前没有延迟量测到达融合中心, 并在其基础上推导得到了一类最优的并行式融合滤波算法. 若将该类算法应用于延迟场景复杂的网络化量测系统, 常会因为不能充分利用延迟量测, 而难以获得 LMMSE 意义下最优的融合估计结果. 假设当前滤波时刻为 k , $y_1(k-3)$, $y_2(k-2)$ 均为延迟量测, 分别在 $k-1$ 时刻、 k 时刻到达滤波器, 其余量测及时到达, 如图 1 所示.

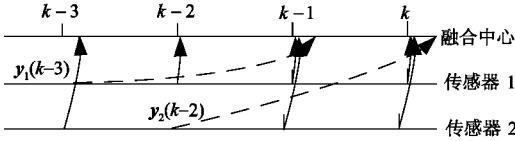


图1 延迟量测示意图

表 1 在 $k-3, \dots, k$ 时刻融合中心可利用的信息

融合时刻	融合中心可利用信息
$k-3$	$\hat{x}(k-4 k-4), y_2(k-3)$
$k-2$	$\hat{x}(k-4 k-4), y_2(k-3), y_1(k-2)$
$k-1$	$\hat{x}(k-4 k-4), y_2(k-3), y_1(k-2), y_1(k-1), y_2(k-1), y_1(k-3)$
k	$\hat{x}(k-4 k-4), y_2(k-3), y_1(k-2), y_1(k-1), y_2(k-1), y_1(k-3), y_1(k), y_2(k), y_2(k-2)$

记 $\hat{x}(k-4|k-4) = E\{x(k-4)|\hat{x}(0|0), y_1(1), y_2(1), y_1(2), y_2(2), \dots, y_1(k-4), y_2(k-4)\}$,

在 $y_2(k-2)$ 到达融合中心时

(I) 按照文献[30]的方法, 有

$$\begin{aligned} & E\{x(k)|\hat{x}^-(k|k), y_2(k-2)\} \\ &= \hat{x}^-(k|k) + W(k; k-2)[y_2(k-2) \\ & - H_2(k-2)\hat{x}^-(k-2|k)] \end{aligned} \quad (53)$$

在式(53)中, 状态预测

$$\begin{aligned} \hat{x}^-(k|k) &= E\{x(k)|\hat{x}(k-4|k-4), y_2(k-3), \\ & y_1(k-2), y_1(k-1), y_2(k-1), \\ & y_1(k-3), y_1(k), y_2(k)\} \end{aligned} \quad (54)$$

而更新过程中的“近似平滑”为:

$$\begin{aligned} \hat{x}^-(k-2|k) &= E\{x(k-2)|\hat{x}(k-4|k-4), y_2(k-3), \\ & y_1(k-2), y_1(k-1), y_2(k-1), y_1(k), y_2(k)\} \end{aligned} \quad (55)$$

显然, 两者利用的信息量不一致. 因而该算法难以

获得 LMMSE 意义下的最优估计.

注 信息量一致时, 该“近似平滑”应该为:

$$\begin{aligned} \hat{x}^*(k-2|k) &= E\{x(k-2)|\hat{x}(k-4|k-4), y_2(k-3), \\ & y_1(k-2), y_1(k-1), y_2(k-1), \\ & y_1(k-3), y_1(k), y_2(k)\} \end{aligned} \quad (56)$$

且

$$\begin{aligned} \hat{x}^*(k-2|k) &= \hat{x}^-(k-2|k) \\ &+ R_{x,y}(k-3|k)R_{y,y}^{-1}(k-3|k)[y_1(k-3) \\ &- \hat{y}_1(k-3|k)] \end{aligned} \quad (57)$$

$$\begin{cases} \hat{y}_1(k-3|k) = E\{y_1(k-3)|\hat{x}(k-4|k-4), y_2(k-3), \\ y_1(k-2), y_1(k-1), y_2(k-1), y_1(k), y_2(k)\} \\ R_{x,y}(k-3|k) = E\{x(k-2), y_1(k-3)|\hat{x}(k-4|k-4), \\ y_2(k-3), y_1(k-2), y_1(k-1), y_2(k-1), y_1(k), y_2(k)\} \\ R_{y,y}(k-3|k) = E\{y_1(k-3), y_1(k-3)|\hat{x}(k-4|k-4), \\ y_2(k-3), y_1(k-2), y_1(k-1), y_2(k-1), y_1(k), y_2(k)\} \end{cases}$$

(II) 按照本文方法, 延迟量测到达时, 首先将其转化为当前时刻系统状态的伪量测, 则

$$\begin{cases} y_1(k-3) = H_1^*(k-3)x(k-1) + v_1^*(k-3) \\ y_2(k-2) = H_2^*(k-2)x(k) + v_2^*(k-2) \end{cases}$$

利用 $y_2(k-2)$ 的更新过程为:

$$\begin{aligned} & E\{x(k)|\hat{x}^-(k|k), y_2(k-2)\} \\ &= \hat{x}^-(k|k) + K_{\gamma_3^k}(\alpha_3^k)(y_{\gamma_3^k}(\alpha_3^k) - \hat{y}_{\gamma_3^k}(\alpha_3^k|k-1)) \end{aligned} \quad (58)$$

$$\hat{y}_{\gamma_3^k}(\alpha_3^k|k-1) = H_{\gamma_3^k}^*(\alpha_3^k)\hat{x}^-(k|k) + \hat{v}_{\gamma_3^k}^*(\alpha_3^k|k-1) \quad (59)$$

在这里, γ_3^k 记录的是 2, α_3^k 记录的是 $k-2$.

$$\begin{aligned} \hat{v}_{\gamma_3^k}^*(\alpha_3^k|k-1) &= E\{v_{\gamma_3^k}^*(\alpha_3^k)|\hat{x}(k-4|k-4), y_2(k-3), \\ & y_1(k-2), y_1(k-1), y_2(k-1), y_1(k-3), y_1(k), y_2(k)\} \\ &= -H_{\gamma_3^k}^*(\alpha_3^k)\hat{w}_3(k, \alpha_3^k|k-1) \\ &= -H_{\gamma_3^k}^*(\alpha_3^k)\hat{w}_2(k, \alpha_3^k|k) \end{aligned} \quad (60)$$

其中 $\hat{w}_2(k, \alpha_3^k|k)$ 可由各融合周期内到达的量测序贯式迭代求得:

$$\begin{aligned} \hat{w}_2(k, \alpha_3^k|k) &= \hat{w}_1(k, k-2|k) \\ &+ E\{w(k, k-2)\tilde{y}_2^T(k|k-1)\}P_{2,yy}^{-1}(k|k-1)\tilde{y}_2(k|k-1) \end{aligned} \quad (61)$$

$$\begin{aligned} \hat{w}_1(k, k-2|k) &= \hat{w}_0(k, k-2|k) \\ &+ E\{w(k, k-2)\tilde{y}_1^T(k|k-1)\}P_{1,yy}^{-1}(k|k-1)\tilde{y}_1(k|k-1) \end{aligned} \quad (62)$$

$$\begin{aligned} \hat{w}_0(k, k-2|k) &= F(k, k-1)\hat{w}_{\beta_{k-1}}(k-1, k-2|k-1) \\ &= F(k, k-1)\hat{w}_3(k-1, k-2|k-1) \\ &= \hat{w}_3(k-1, k-2|k-1) \end{aligned} \quad (63)$$

$$\begin{aligned} &= \hat{\boldsymbol{w}}_2(k-1, k-2|k-1) \\ &+ E\{\boldsymbol{w}(k-1, \alpha_3^k) \tilde{\boldsymbol{y}}_{\gamma_3}^{\text{T}^k-1}(\alpha_3^{k-1}|k-1)\} \\ &\times \boldsymbol{P}_{\gamma_3}^{-1}(\alpha_3^{k-1}|k-1) [\boldsymbol{y}_{\gamma_3}^{k-1}(\alpha_3^{k-1}) \\ &- \hat{\boldsymbol{y}}_{\gamma_3}^{k-1}(\alpha_3^{k-1}|k-2)] \end{aligned} \tag{64}$$

$$\begin{aligned} &\hat{\boldsymbol{w}}_2(k-1, k-2|k-1) \\ &= \hat{\boldsymbol{w}}_1(k-1, k-2|k-1) \\ &+ E\{\boldsymbol{w}(k-1, k-2) \tilde{\boldsymbol{y}}_2^{\text{T}}(k-1|k-2)\} \\ &\times \boldsymbol{P}_{2, \gamma\gamma}^{-1}(k-1|k-2) \tilde{\boldsymbol{y}}_2(k-1|k-2) \end{aligned} \tag{65}$$

$$\begin{aligned} &\hat{\boldsymbol{w}}_1(k-1, k-2|k-1) \\ &= \hat{\boldsymbol{w}}_0(k-1, k-2|k-1) \\ &+ E\{\boldsymbol{w}(k-1, k-2) \tilde{\boldsymbol{y}}_1^{\text{T}}(k-1|k-2)\} \\ &\times \boldsymbol{P}_{1, \gamma\gamma}^{-1}(k-1|k-2) \tilde{\boldsymbol{y}}_1(k-1|k-2) \end{aligned} \tag{66}$$

由于 $\hat{\boldsymbol{w}}_0(k-1, k-2|k-1) = 0$, 由上述过程可得 $\hat{\boldsymbol{y}}_{\gamma_3}^k(\alpha_3^k|k-1)$. 其中 $\boldsymbol{y}_{\gamma_3}^{k-1}(\alpha_3^{k-1}) = \boldsymbol{y}_1(k-3)$. 由于式(58)~(66)是在 LMMSE 意义下严格推导得到的, 故能得到 LMMSE 意义下的最优估计值. 该过程也表明本文算法在伪量测噪声的迭代估计过程可以充分利用融合中心得到的所有测量信息包括延迟量测(如, $\boldsymbol{y}_1(k-3)$).

5 计算机仿真

考虑线性系统: $\boldsymbol{x}(k+1) = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \boldsymbol{x}(k) + \boldsymbol{w}(k+1, k)$ 有两个传感器对该系统的状态进行监测, 其测量方程为: $\boldsymbol{y}_i(k) = \boldsymbol{H}_i \boldsymbol{x}(k) + \boldsymbol{v}_i(k), i = 1, 2$. 其中, $\begin{cases} \boldsymbol{H}_1 = [0.8, 0.2] \\ \boldsymbol{H}_2 = [0.75, 1] \end{cases}, \boldsymbol{Q}(k+1, k) = \begin{bmatrix} 1/3 & 1/2 \\ 1/2 & 1 \end{bmatrix}, \begin{cases} \boldsymbol{R}_1(k) = 1 \\ \boldsymbol{R}_2(k) = 9 \end{cases}$. 初始值为 $\boldsymbol{x}_0 = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix}, \boldsymbol{P}_0 = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 1 & 2 \end{bmatrix}$.

仿真场景 假设以 3 个时刻为一个周期, 在每个周期内, 第 1 个传感器在第 1 个时刻采样的量测延迟一步到达融合中心, 第 2 个传感器在第 2 个时刻采样的量测延迟一步到达, 其余量测均准时到达融合中心, 如图 2 所示. 在仿真中比较了文献[30]提出的融合滤波方法、本文方法以及假设所有量测均正常到达时的序贯式 Kalman 融合滤波算法.

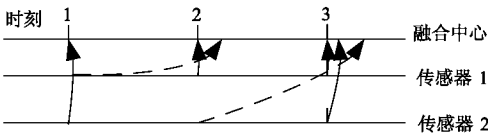


图2 一个周期内的仿真场景示意图

图 3~4 体现了本文方法的有效性. 由图 5~6 及表 2 所示结果可知, 当量测信息全部到达时(标号整除 3 的时刻), 利用 Filter 2 能取得与 Filter 3 相同的估计结果, 这是因为 Filter 2 与 Filter 3 均是在 LMMSE 意义下严

格推导得到的. 利用 Filter 1 进行仿真时, 在每个仿真周期内, 融合中心在对第 2 个传感器在第 2 个时刻采样的延迟测量信息进行“近似平滑”的时候, 忽略了第 1 个传感器在第 1 个时刻采样的量测信息, 因而, 不能充分利用延迟量测信息, 所得的估计结果不再是最优估计, 如图 5~6 及表 2 所示.

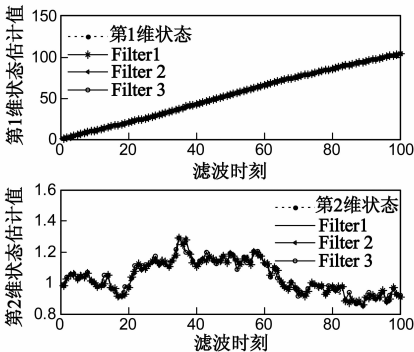


图3 所有时刻的状态的估计曲线

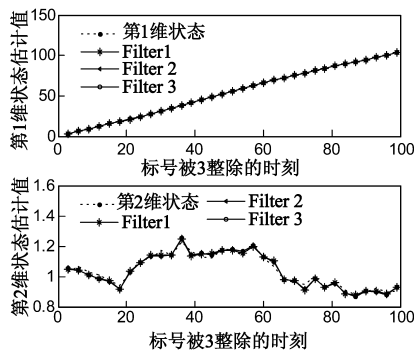


图4 标号被3整除时刻状态的估计曲线

算法	文献[30]的融合滤波方法	本文方法	正常时序的序贯式 Kalman 滤波
	Filter1	Filter2	Filter3
绝对估计误差均值	$\begin{bmatrix} 0.5216 \\ 0.4805 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 0.5055 \\ 0.4668 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 0.5055 \\ 0.4668 \end{bmatrix}$

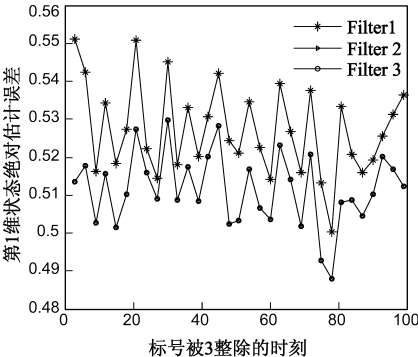


图5 被3整除时刻第1维状态绝对估计误差曲线

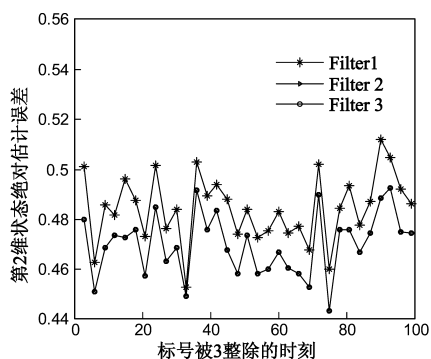


图6 被3整除时刻第2维状态绝对估计误差曲线

6 结论

在网络化多传感器系统中,量测信息到达融合中心时不可避免地会出现各种延迟现象。针对该类系统的融合滤波方法大都难以同时满足滤波过程的实时性与滤波精度的最优性。为此,本文借助于不同时刻系统状态间的递推关系和噪声估计方法,提出了一种实时、递归、最优的序贯式融合滤波器,以处理一般性网络化多传感器系统的融合滤波问题。本文的主要贡献可以归纳为如下几点:(1)针对伪测量噪声之间的相关性,给出了一种噪声估计的方法来估计伪测量噪声的增益部分,这就为在 LMMSE 意义下最优地预测伪量测信息和计算滤波增益矩阵提供了必要的基础;(2)基于噪声估计方法,在 LMMSE 意义下推导得到了一种新的延迟量测滤波方法,该方法能够统一处理一般性的延迟量测滤波问题,无论该量测是正常到达量测、顺序延迟量测还是错序延迟量测;(3)采用序贯式的策略来融合处理融合中心接收到的各量测信息,不仅能够保证滤波过程的实时性,而且能够有效处理网络化系统中出现的丢包现象。最后的数值仿真将本文方法与文献[30]给出的融合滤波算法进行比较,仿真结果验证了本文方法的最优性与有效性。

值得注意的是,在仿真过程中,我们发现延迟量测的延迟时间越长,对系统的滤波效果贡献越小。例如,Filter 1 虽然忽略了延迟量测,但是仍然能够取得近似最优的滤波效果,如图 3 所示。因此,研究延迟量测的延迟时间与滤波器性能之间的关系也是非常有意义的。

参考文献

- [1] 钱志鸿,王义君.物联网技术与应用研究[J].电子学报,2012,40(5):1023-1029.
Qian Zhi-hong, Wang Yi-jun. Iot technology and application [J]. Acta Electronica Sinica, 2012, 40(5): 1023-1029. (in Chinese)
- [2] 王慧斌,陈哲,王鑫,等.基于随机有限集的 UPF-CPHD 多目标跟踪[J].通信学报,2012,33(12):147-153.

- Wang Huibin, Chen Zhe, Wang Xin, et al. Random finite sets based UPF-CPHD multi-object tracking [J]. Journal on Communications, 2012, 33(12): 147-153. (in Chinese)
- [3] 徐梦溪,徐枫,等.优化-最小求解的广义总变分图像复原[J].中国图象图形学报,2011,16(7):1317-1325.
Xu Mengxi, Xu Feng, et al. Image restoration using majorization-minimization algorithm based on generalized total variation [J]. Journal of Image and Graphics, 2011, 16(7): 1317-1325. (in Chinese)
- [4] Zhang Min, Wu Chunming, Hang Yue, et al. Robust dynamical virtual network provisioning [J]. Chinese Journal of Electronics, 2013, 22(1): 151-154.
- [5] Tan Guoping, Li Yueheng. An adaptive HEC scheme with variable packet size for wireless real-time reliable multicast [J]. Chinese Journal of Electronics, 2012, 21(2): 299-303.
- [6] Wen Chenglin, Liu Rongli, Chen Tongwen. Linear unbiased state estimation with random one-step sensor delay [J]. Circuits Systems Signal Processing, 2007, 26(4): 573-590.
- [7] E Yaz, A Ray. Linear unbiased state estimation under randomly varying bounded sensor delay [J]. Application Applied Mathematics Letters, 1998, 11(4): 27-32.
- [8] Su Chunlian, Lu Channan. Interconnected network state estimation using randomly delayed measurements [J]. IEEE Transaction on Power Systems, 2001, 16(4): 870-878.
- [9] 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, 17(5): 1945-1954.
- [10] Gao Huijun, Chen Tongwen. H^∞ estimation for uncertain systems with limited communication capacity [J]. IEEE Transaction on Automatic Control, 2007, 52(11): 2070-2084.
- [11] Song Hongbo, Yu Li, Zhang Wenan. H^∞ filtering of network-based systems with random delay [J]. Signal Processing, 2009, 89(4): 615-622.
- [12] Shen Bo, Wang Zidong, Shu Huisheng, Wei Guoliang. H^∞ filtering for nonlinear discrete-time stochastic systems with randomly varying sensor delays [J]. Automatica, 2009, 45(4): 1032-1037.
- [13] 刘金良.一类网络环境下的离散线性系统的可靠性滤波器设计研究[J].电子学报,2012,40(12):2557-2561.
Liu Jinliang. Networked-based reliable filter design for a class of discrete linear systems [J]. Acta Electronica Sinica, 2012, 40(12): 2557-2561. (in Chinese)
- [14] Liang Yan, Chen Tongwen, Pan Quan. Optimal linear state estimator with multiple packet dropouts [J]. IEEE Transaction on Automatic Control, 2010, 55(6): 1428-1433.
- [15] Sun Shuli, Xie Lihua, Xiao Wendong, Yeng Chai Soh. Optimal linear estimation for systems with multiple packet dropouts [J]. Automatica, 2008, 44(5): 1333-1342.

- [16] Mehrdad Sahebsara, Chen Tongwen, Sirish L Shah. Optimal H_∞ filtering in networked control systems with multiple packet dropouts [J]. Systems & Control letters, 2008, 57: 696 – 702.
- [17] Cai Yunze, Xu Li, et al. Study on Robust H_∞ filtering in networked environments [J]. International Journal of Automation and Computing, 2011, 8(4): 465 – 471.
- [18] B Sinopoli, L Schenato, et al. Kalman filtering with intermittent observations [J]. IEEE Transaction on Automatic Control, 2004, 49(9): 1453 – 1463.
- [19] Andrea Censi. Kalman filtering with intermittent observations: Convergence for semi-markov chains and an intrinsic performance measure [J]. IEEE Transaction on Automatic Control, 2011, 56(2): 376 – 381.
- [20] 韩崇昭, 朱洪艳, 段战胜. 多源信息融合(第二版) [M]. 北京: 清华大学出版社, 2010.
Han Chongzhao, Zhu Hongyan, Duan Shengan. Multi-sensor Information Fusion (Second Edition) [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2010. (in Chinese)
- [21] Bar-Shalom Yaakov, Mahendra Mallick, Huimin Chen, Robert Washburn. One-step solution for the general out-of-sequence-measurement problem in tracking [A]. Proceedings of 2002 IEEE Aerospace Conference [C]. Montana, USA: IEEE, 2002. 1551 – 1559.
- [22] Bar-Shalom Yaakov, Huimin Chen, Mahendra Mallick. One-step solution for the multistep out-of-sequence -measurement problem in tracking [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2004, 40(1): 27 – 37.
- [23] 余安喜, 杨宏文, 胡卫东, 等. 无序量测的次优递推滤波器[J]. 电子学报, 2004, 32(6): 960 – 964.
Yu Anxi, Yang Hongwen, Hu Weidong, et al. A suboptimal recursive filter for out-of-sequence measurements [J]. Acta Electronica Sinica, 2004, 32(6): 960 – 964. (in Chinese)
- [24] Feng Xiaoliang, Ge Quanbo, Wen Chenglin. Optimal update with one step out-of-sequence measurements for wireless multisensor network [A]. Proceedings of the 2008 International Conference on Wavelet Analysis and Pattern Recognition [C]. Hong Kong: [s. n.], 2008. 826 – 831.
- [25] Zhang Huanshui, Xie Lihua, et al. A reorganized innovation approach to linear estimation [J]. IEEE Transaction on Automatic Control, 2004, 49(10): 1810 – 1814.
- [26] Wen Cheng-lin, Ge Quan-bo, Feng Xiao-liang. Hybrid filter with predict-estimator and compensator for the linear time invariant delayed system [J]. Journal of Electronics (China), 2009, 26(5): 666 – 672.
- [27] Ge Quanbo, Xu Tingliang, Feng Xiaoliang, Wen Chenglin. Universal delayed Kalman filter with measurement weighted summation for the linear time invariant system [J]. Chinese Journal of Electronics, 2011, 20(1): 67 – 72.
- [28] Mallick Mahendra, Zhang Keshu. Optimal multiple-lag out-of-

sequence measurement algorithm based on generalized smoothing framework [A]. Proceedings of SPIE-Signal and Data Processing of Small Targets [C]. California, USA: SPIE, 2005, 5913: 591308.1 – 591308.13.

- [29] Zhang Keshu, Li X Rong, Zhu Yunmin. Optimal update with out-of-sequence measurements [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2005, 53(6): 1992 – 2004.
- [30] Shen X J, Zhu Y M, Song E B, et al. Optimal centralized update with multiple local out-of-sequence measurements [J]. IEEE Transaction on Signal Processing, 2009, 57(4): 1551 – 1562.
- [31] Ge Quanbo, Wen Chenglin. Optimal algorithm for out-of -sequence estimates with arbitrary communication delays [A]. Proceedings of the 3rd International Workshop on Signal Design and Its Applications in Communications [C]. Chengdu, China: [s. n.], 2007. 323 – 327.

作者简介



徐立中 男, 1958 年生, 博士、教授、博士生导师, 河海大学信息与通信工程一级学科博士学位点学科主任。主要研究方向: 多传感器系统与信息处理、遥感遥测技术、复杂系统建模与优化等。
E-mail: lzhu@hhu.edu.cn



冯肖亮 男, 1984 年生, 河海大学计算机与信息学院博士研究生。主要研究方向: 多源信息融合、滤波理论及水利量测。
E-mail: ioptmyloving@163.com



文成林 (通信作者) 男, 1963 年生, 博士(后)、教授、博士生导师。主要研究方向: 多源信息融合、系统安全检测、监控与故障诊断等。
E-mail: wenc@hdu.edu.cn