

不确定无序量测系统的最优网络化状态估计

葛泉波^{1,2}, 冯肖亮³, 徐廷梁³

(1. 杭州电子科技大学信息与控制研究所, 浙江杭州 310018; 2. 浙江大学工业控制技术国家重点实验室, 浙江杭州 310027;
3. 河海大学计算机与信息工程学院, 江苏南京 210098)

摘 要: 本文以线性时不变或系统参数预先确定的单传感器系统为对象, 研究带有不确定随机无序量测约束下的最优网络化估计问题. 基于线性时不变或参数预先确定系统的滤波器系数矩阵离线计算和线性最小方差估计的线性加权求和特性, 首先介绍传统 Kalman 滤波的等价测量值加权求和形式. 然后, 以该测量值加权求和滤波器为基础, 结合布尔二值开关和无序量测直接求和补偿技术, 针对两种典型无序量测跟踪系统分别设计全局最优网络化 Kalman 滤波器. 最后, 四个仿真例子验证了本文算法的有效性和优越性.

关键词: 线性时不变系统; 不确定延迟; 无序量测; 线性最小均方误差估计; Kalman 滤波

中图分类号: TP393; TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2011) 3A-007-07

Optimal Networked State Estimation for Out-of-Sequence Measurement System with Uncertain Delay

GE Quan-bo^{1,2}, FENG Xiao-liang³, XU Ting-liang¹

(1. Institute of Information and Control, Hangzhou Dianzi University, Hangzhou, Zhejiang 310018, China;
2. State Key Laboratory of Industrial Control Technology, Institute of Industrial Process Control, Zhejiang University, Hangzhou, Zhejiang 310027, China;
3. College of Computer and Information Engineering, Hohai University, Nanjing, Jiangsu 210098, China)

Abstract: We study the optimal networked estimation of a kind of Linear Time Invariant (LTI) or determinate parameters systems with uncertain “Out-Of-Sequence” Measurement (OOSM) induced by random communication delays. Both available properties, which are off-line computation of filter’s parameters for these systems and linear weighted combination for the Linear Minimum Mean Square Error (LMMSE) estimate, are fully used to present the weighted summation form of the Kalman filter (KF). Afterward, two optimal delayed filters for different uncertain OOSM systems are proposed on the basis of the linear weighted summation filter. At last, four simulation examples are demonstrated to validate the effectiveness and superiority of the proposed networked estimators.

Key words: linear time invariant system; uncertain delay; out-of-sequence measurement; LMMSE; Kalman filter

1 引言

随着传感器网络的快速发展和广泛应用, 网络化滤波和状态估计逐渐成为信号处理和目标跟踪领域的研究热点和难点之一. 网络中的信息传输往往将遭遇诸多约束条件, 如有限的带宽和能量, 时变网络拓扑和随机的路由等^[1,20]. 其中信息传输延迟的随机不确定是这些网络约束共同作用而产生的主要表征现象, 并易使后发送的数据先于早发送的数据到达处理中心的无序量测 (“Out-Of-Sequence” Measurements, OOSMs) 现象频繁发生^[2]. 因此, 无序量测系统的最优滤波融合算法设计是

网络化控制系统(NCS)研究中的一个重要内容.

由于无序量测现象打破了传统 Kalman 滤波要求测量值顺序采样并顺序到达的假设, 因此带有随机时延的网络化估计器需要被重新设计. 目前在现有 Kalman 滤波递推更新框架下能保证无序量测滤波器获得良好实时性的直接更新法得到了广泛使用^[2-16]. 分析可知, 基于传统 Kalman 递推更新机制的 OOSMs 融合更新方法并不具备针对一般性时滞系统的通用性潜能, 并且存在如下主要问题:

(1) 最优无序量测更新估计的通用性问题. 在直接更新框架下, 基于传统 Kalman 滤波递推更新公式的无

序量测估计器仅能用于一些特殊时滞情况下的最优估计问题,还无法适用于一般性的无序网络化系统.尤其是,完好解决一般性多传感器无序量测系统最优估计潜能明显不足.

(2)高计算量和差的 LMMSE 最优性.由于现有直接更新框架下的 OOSMs 估计器在更新过程中均要涉及后向预测和更新操作,必然会导致人为噪声相关性的产生^[2,7~10,15].为了处理这部分相关性,需要付出诸多额外的计算量.而且,由于网络中时延的随机性必然导致这类人为噪声相关性的无规则性和复杂性,从而导致后向预测和等价量测更新过程中有关交叉相关项的解析解很难获得,故该类方法的 LMMSE 最优性很难实现^[19].

(3)线性时不变或系统参数预先确定系统特性的利用.大多数线性网络化目标跟踪和状态估计系统是时不变或系统参数可预先确定的,因此 Kalman 滤波器的系数矩阵 $P(k|k-1)$, $P(k|k)$ 和 $K(k)$ 可离线计算.从而通过离线计算和使用这些系数矩阵肯定能起到降低算法实时计算量的效果.遗憾的是,现有 OOSMs 融合估计方法大都采用传统 Kalman 滤波的递推更新公式,滤波器系数矩阵的离线计算特性很少被使用.

(4)LMMSE 估计器的本质特性应用.线性最小均方误差估计基本原理明确显示 LMMSE 估计本质上是初始状态估计和各个时刻量测的线性加权和.而对于滤波器系数矩阵可离线计算的系统而言,LMMSE 各个加权系数矩阵均是由滤波器系数矩阵组合表示,故亦可离线计算,从而 OOSMs 更新融合中有效简化算法设计和降低算法实时计算量成为可能.遗憾的是,现有基于传统 Kalman 滤波递推更新公式的直接 OOSMs 更新估计方法没有很好的利用该特性.

(5)重新滤波方法的使用问题.在传统 Kalman 递推更新和滤波器系数矩阵不采用离线计算的情况下,重新滤波思想确实难以避免计算时间过长和实时性差等问题.但在基于滤波器系数矩阵离线计算和测量值线性加权和思想的情形下,提高重新滤波方法实时性以达到实际应用性能需求成为可能.

因此,基于线性时不变或参数预先确定系统的滤波器系数矩阵离线计算和 LMMSE 线性加权和特性,文献[16]给出了传统 Kalman 递推更新公式的一个等价测量值加权和滤波器 MSF-KF,该滤波器的系数矩阵可离线计算和应用.同时,采用测量值预测代替和无序量测的新息补偿机制讨论了一些典型无序量测系统的状态估计问题,且该类估计器是完全依赖离线计算的滤波器系数矩阵;紧接着,针对一般性的无序量测系统,我们将文献[16]的工作进一步推广,建立了该类无序量测更新估计器的一个通用解^[17].分析可知,虽然该通用无

序量测方法具有较高的实时性和潜在的高精度性能,但依然存在不足之处.即在进行时延量测替代操作时会导致所获得的实时估计与所离线使用的估计误差协方差矩阵不能一一对应,或者说相对于实时估计值而言所使用的协方差矩阵不是最优的.从而,一旦当前时刻之前有一个或部分量测没有及时到达中心处理器,该 LMMSE 估计器就是次优的,只有当所有量测都到来时所获得的估计才是最优的.故该算法是有条件最优,我们称之为部分最优,这也是我们急需解决的问题.

本文以 MSF-KF 为基础,采用布尔二值开关技术、无序量测直接求和补偿方法和基于 MSF-KF 的重新滤波思想,以两类典型的无序量测系统为对象,分别讨论全局最优网络化 Kalman 滤波器的设计问题.从滤波器系数角度而言,该类网络化估计器由分别带有实时和离线最优滤波器参数矩阵的 Kalman 滤波器组成.与测量预测替代和测量新息补偿的局部最优无序量测滤波相比,新方法能获得更好的全局最优特性.

2 问题描述

2.1 系统描述

考虑如下离散的目标跟踪系统:

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

$$\mathbf{z}(k) = \mathbf{H}(k)\mathbf{x}(k) + \mathbf{v}(k) \quad (2)$$

其中 $\mathbf{x}(k)$ 是 k 时刻的目标状态向量; $\Phi(k, k-1)$ 是系统状态转移矩阵; $\mathbf{z}(k)$ 是 k 时刻对状态 k 的测量值, $\mathbf{H}(k)$ 是相应的测量矩阵; $\mathbf{v}(k)$ 和 $\mathbf{w}(k, k-1)$ 是不相关的零均值高斯白噪声序列,协方差阵分别为 $\mathbf{R}(k)$ 和 $\mathbf{Q}(k, k-1)$.初始状态估计为 $\hat{\mathbf{x}}(0|0)$ 和估计方差为 $\mathbf{P}(0|0)$,并且与 $\mathbf{v}(k)$ 和 $\mathbf{w}(k, k-1)$ 不相关.本文中假设该类系统的参数 $\Phi(k, k-1)$ 、 $\mathbf{H}(k)$ 、 $\mathbf{R}(k)$ 和 $\mathbf{Q}(k, k-1)$ 可预先确定或是线性时不变的.

2.2 问题描述

传统 Kalman 滤波递推更新公式为

$$\hat{\mathbf{x}}(k|k) = \hat{\mathbf{x}}(k|k-1) + \mathbf{K}(k)[\mathbf{z}(k) - \mathbf{H}(k)\hat{\mathbf{x}}(k|k-1)] \quad (3)$$

$$\mathbf{P}(k|k) = [\mathbf{I} - \mathbf{K}(k)\mathbf{H}(k)]\mathbf{P}(k|k-1) \quad (4)$$

且

$$\mathbf{K}(k) = \mathbf{P}(k|k-1)\mathbf{H}^T(k) \cdot [\mathbf{H}(k)\mathbf{P}(k|k-1)\mathbf{H}^T(k) + \mathbf{R}(k)]^{-1} \quad (5)$$

$$\hat{\mathbf{x}}(k|k-1) = \Phi(k, k-1)\hat{\mathbf{x}}(k-1|k-1) \quad (6)$$

$$\mathbf{P}(k|k-1) = \Phi(k, k-1)\mathbf{P}(k-1|k-1)\Phi^T(k, k-1) + \mathbf{Q}(k, k-1) \quad (7)$$

鉴于文献[17]算法存在的有条件局部最优问题,接下来以 WSF-KF 为基础,开展全局最优无序量测滤波算法研究,进一步明确和推进 WSF-KF 方法在最优无序量测估计融合中的应用.

3 测量值加权求和 Kalman 滤波 (WSF-KF)

根据传统线性 Kalman 滤波的本质,有如下引理.

引理^[16] 最优 Kalman 滤波估计 $\hat{\mathbf{x}}(k|k)$ 可如下表示:

$$\hat{\mathbf{x}}(k|k) = \mathbf{B}(k,1)\hat{\mathbf{x}}(0|0) + \sum_{i=1}^k \mathbf{A}(k,i)\mathbf{z}(i) \quad (8)$$

其中

$$\begin{cases} \mathbf{B}(k,i) = \prod_{j=i}^k \mathbf{b}(k+i-j) = \mathbf{b}(k)\mathbf{B}(k,i+1) \\ \mathbf{b}(k+i-j) = \mathbf{M}(k+i-j)\boldsymbol{\Phi}(k+i-j, k+i-j-1) \\ \mathbf{M}(k+i-j) = \mathbf{I} - \mathbf{K}(k+i-j)\mathbf{H}(k+i-j) \\ \mathbf{B}(k, k+1) = \mathbf{I} \end{cases} \quad (9)$$

$$\begin{cases} \mathbf{A}(k,i) = \mathbf{B}(k,i+1) \times \mathbf{K}(i), i=1, \dots, k-1 \\ \mathbf{A}(k,k) = \mathbf{K}(k) \end{cases} \quad (10)$$

$$\begin{cases} \mathbf{P}(i|i-1) = \boldsymbol{\Phi}(i,i-1)\mathbf{P}(i-1|i-1)\boldsymbol{\Phi}^T(i,i-1) \\ \quad + \mathbf{Q}(i,i-1) \\ \mathbf{K}(i) = \mathbf{P}(i|i-1)\mathbf{H}^T(i) \\ \quad \times [\mathbf{H}(i)\mathbf{P}(i|i-1)\mathbf{H}^T(i) + \mathbf{R}(i)]^{-1} \\ \mathbf{P}(i|i) = [\mathbf{I} - \mathbf{K}(i)\mathbf{H}(i)]\mathbf{P}(i|i-1) \end{cases} \quad (11)$$

上述测量值加权 Kalman 滤波器的关键是加权系数矩阵 $\mathbf{A}(k,i)$ 和 $\mathbf{B}(k,1)$.

4 基于 WSF-KF 的最优无序量测滤波器

为了清晰描述基于测量值加权和 Kalman 滤波的最优无序量测估计器设计原理,本节以两类典型的无序量测系统(单 OOSM 多步延迟和多 OOSMs 多步延迟)为对象开展最优无序量测估计算法的设计.

4.1 单 OOSM 多步延迟的最优滤波器

传统 OOSM 估计研究大都基于单个无序量测带有步延迟的跟踪系统,如图 1 所示^[4-9].

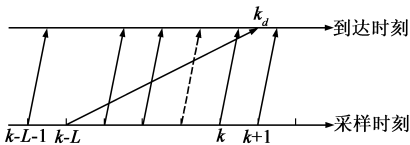


图1 单OOSM带有步延迟的系统

假设 1 在 $k-L-1$ 时刻的全局最优 LMMSE 估计 $\hat{\mathbf{x}}(k-L-1|k-L-1)$ 已经获得,而且 $\mathbf{z}(k-L)$ 是在 $\mathbf{z}(k)$ 之后到达中心处理器.

那么,图 1 所示系统的最优滤波估计 (WI) 可由两部分组成:(1)基于二值(0,1)技术和加权系数在线计算的实时测量值求和 Kalman 滤波;(2)运行带有离线加权系数的正常测量值加权求和 Kalman 滤波.如下:

Step 1 带有二值开关的最优滤波

记 $\gamma(k)$ 为一二值(0,1)开关变量,用来表示测量值

$\mathbf{z}(k)$ 是否到达估计中心.即当 $\gamma(k) = 1$ 时表示 $\mathbf{z}(k)$ 按时到达,而 $\gamma(k) = 0$ 意味着量测具有时延.那么,通过联合加权求和 Kalman 滤波,可以得到带有二值开关量的最优实时估计器^[18].

定理 1 带有二值开关量的最优实时估计器为

$$\hat{\mathbf{x}}(i|i) = \mathbf{B}^\circ(i,i)\hat{\mathbf{x}}(i-1|i-1) + \mathbf{A}^\circ(i,i)\mathbf{z}(i) \quad (12)$$

其中 $k-L \leq i \leq k$, 且

$$\begin{aligned} \mathbf{A}^\circ(i,i) &= \mathbf{K}^\circ(i), \mathbf{B}^\circ(i,i) \\ &= [\mathbf{I} - \mathbf{K}^\circ(i)\mathbf{H}(i)]\boldsymbol{\Phi}(i,i-1) \end{aligned} \quad (13)$$

$$\begin{cases} \mathbf{P}^\circ(i|i-1) = \boldsymbol{\Phi}(i,i-1)\mathbf{P}(i-1|i-1)\boldsymbol{\Phi}^T(i,i-1) \\ \quad + \mathbf{Q}(i,i-1) \\ \mathbf{K}^\circ(i) = \gamma(i)\mathbf{P}^\circ(i|i-1)\mathbf{H}^T(i) \\ \quad \cdot [\mathbf{H}(i)\mathbf{P}^\circ(i|i-1)\mathbf{H}^T(i) + \mathbf{R}(i)]^{-1} \\ \mathbf{P}^\circ(i|i) = [\mathbf{I} - \mathbf{K}^\circ(i)\mathbf{H}(i)]\mathbf{P}^\circ(i|i-1) \end{cases} \quad (14)$$

注意到此处只有 $\gamma(k-L) = 0$, 其它均为 1.

Proof. 结合 WSF-KF 和二值开关量原理可得.

事实上,若 $\gamma(i) = 1$ 且 $1 \leq i \leq k$, 那么上述定理所示的估计器就是正常的 WSF-KF 递推计算公式^[17].

Step 2 最优无序量测更新

当估计器在 k_d 时刻获得 $\mathbf{z}(k-L)$ 后,意味着从 $k-L$ 到 k 时刻传感器的所有量测都已获得.因此,我们只要使用正常带有离线加权系数的 WSF-KF 就可得到 k 时刻的最优更新估计.因此,有如下定理.

定理 2 最优 OOSM 估计可由如下公式计算:

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{x}}_d(k|k, k-L) &= \mathbf{B}(k, k-L)\hat{\mathbf{x}}(k-L-1|k-L-1) \\ &+ \sum_{i=k-L}^k \mathbf{A}(k,i)\mathbf{z}(i) \end{aligned} \quad (15)$$

其中

$$\begin{cases} \mathbf{B}(k, k-L) = \prod_{j=k-L}^k \mathbf{b}(2k-L-j) \\ \mathbf{A}(k,i) = \left[\prod_{j=i+1}^k \mathbf{b}(k+i+1-j) \right] \mathbf{K}(i) \end{cases} \quad (16)$$

且 $\mathbf{b}(i)$ 和 $\mathbf{K}(i)$ ($k-L \leq i \leq k$) 可根据式(13)和式(14)预先计算.从而,最后滤波器估计为

$$\hat{\mathbf{x}}(k|k) = \hat{\mathbf{x}}_d(k|k, k-L) \quad (17)$$

Proof. 根据引理可得,故略.

4.2 带有两个重叠无序量测的最优滤波

本小节讨论带有两个重叠无序量测系统的最优实时滤波器的设计,系统如图 2 所示.其中第一个时延量测 (OOSM) $\mathbf{z}(k-L_1)$ ($L_2 < L_1$) 在 k_{d1} ($k < k_{d1} < k+1$) 到达估计中心,第二个无序量测 $\mathbf{z}(k-L_2)$ 到达的时刻为 k_{d2} ($k_{d1} < k_{d2} < k$), 且两者在时间上有重叠.同时,依旧假设所有量测 $\mathbf{z}(j)$ ($0 < j \leq k-L-1$) 在 $k-L_1$ 时刻之前到达.最优滤波算法 MWZ 可由如下三部分组成:

Step 1 从 $k - L_1 - 1$ 到 k 时刻是带有二值开关量的最优实时顺序滤波,即 $z(k - L_1)$ 和 $z(k - L_2)$ 为延迟量测,通过二值开关量 $\gamma(k - L_1) = \gamma(k - L_2) = 0$ 来辨识.这步的滤波过程类似于 WI 算法的 step1.

Step 2 当 $z(k - L_1)$ 到达估计中心后,最优滤波分两个阶段进行.第一阶段是从 $k - L_1$ 到 $k - L_2 - 1$ 时刻运行带有离线加权系数的正常测量值加权求和 Kalman 估计,如定理 2;然后,从 $k - L_2$ 到 k 时刻执行如定理 1 带有二值开关量的最优 Kalman 滤波.

Step 3 一旦 $z(k - L_2)$ 到达中心处理器,最后的最优网络化估计可在 $k - L_2$ 到 k 时刻之间运行带有离线加权系数矩阵的 WSF-KF 得到.

从上述滤波过程可知,最优 MWI 算法由两个基本操作组成,分别是带有二值开关量的实时最优滤波和采用带有离线加权系数的正常求和 Kalman 滤波估计.实际上,这两个过程也是采用 WSF-KF 方法解决带有更加复杂无序量测情形的最优网络化滤波估计的核心.

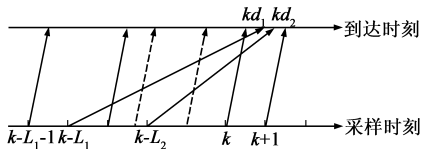


图2 带有两个重叠无序量测的时延系统

5 简要分析

与现有的 OOSMs 估计更新方法相比, LTI 系统或者系统参数可预先确定系统和 LMMSE 估计的本质特性使得本文提出的最优 OOSMs 估计器具有如下优势:

(1) 更好的计算效率. 滤波器参数的离线计算使得 WSF-KF 方法的加权系数也能被预先离线获得和存储,从而极大的减少计算复杂度和提高滤波算法的速度.

(2) LMMSE 最优性. 由于直接 LMMSE 更新机制会导致无序量测更新过程中诸多复杂运算的产生,因此难以获得最优估计器的解析解.事实上,通过两种不同的基本滤波操作的组合,基于 WSF-KF 的无序量测估计器较容易实现其 LMMSE 最优性.

(3) 简洁的算法结构和良好的拓展性能. 由于采用 WSF-KF 的无序量测系统最优滤波解是由两种核心的滤波过程组合而成,滤波器的结构比较简洁并易于理解.此外,由于 WSF-KF 的使用,使得现有 OOSMs 更新方法中复杂的人为相关性被有效避免.并且基于 WSF-KF 的 OOSMs 估计方法更易推广到一般的 OOSMs 系统中.

6 仿真例子

本节用四个计算机仿真例子来验证本文提出算法的有效性和优越性,所有的结果均是 1000 次 Monte-Car-

lo 仿真的均值,且均采用 CV 模型,采样周期 $T = 0.1s$ 且 $q = 1m^2/s^3$,其他参数如下:

$$\Phi(k, k-1) = \begin{bmatrix} 1 & T \\ 0 & 1 \end{bmatrix}, Q(k, k-1) = \begin{bmatrix} T^3/3 & T^2/2 \\ T^2/2 & T \end{bmatrix} \cdot q,$$

$$H(k) = [0.5, 0], R(k) = 10m^2$$

其中,初始状态估计和协方差阵为:

$$x_0 = [0 \quad 1]^T, P_0 = \begin{bmatrix} R(k) & R(k)/T \\ R(k)/T & R(k) \end{bmatrix}$$

6.1 WSF-KF 和传统 Kalman 滤波的比较

本例在正常时序下比较 WSF-KF (Filter 1) 和传统 Kalman 滤波递推公式 (Filter 2) 的性能优劣,如表 1 示.

表 1 两个滤波器估计性能的统计结果

算法		Filter 1	Filter 2
运行时间(s)		0.0011	0.0017
MSE	位移(m)	0.0636	0.0636
	速度(m/s)	0.0425	0.0425

从仿真结果可知,两个滤波器有着同样的估计精度,但 Filter 1 的运行时间要比 Filter 2 减少 35.3%,这是一个很充分的改进.

6.2 与 A1 算法比较

本例用来比较 WI 算法 ($L = 1$) (Filter 3) 和改进的带有全局反馈的 A1 算法 (Filter 4)^[2,14] 的性能. 仿真时刻为 100, 其中偶数时刻表示正常量测,其它量测经过一步延迟到达估计中心.那么,无序量测更新在偶数时刻进行.仿真结果如表 2 所示,且只给出 50 个偶数时刻 (OOSM 更新) 的滤波估计.

表 2 两个滤波器估计的统计结果

算法		Filter 3	Filter 4
运行时间(s)		0.0041	0.0190
MSE	位移(m)	0.9804	0.9804
	速度(m/s)	0.8938	0.8938

仿真结果显示,本文 Filter 3 的估计精度与 Filter 4 相同,但运行时间节省了近 78.4%.这是因为,由于无序量测的后向预测和更新,使得 Filter 4 的估计误差方差和增益阵是时变的,即随着 OOSMs 的发生而动态变化的,故导致算法复杂性增加.

6.3 与 DDME、A11、B11 和 ZI 算法的比较

本例用来比较本文提出的 MWI 算法 (Filter 5) 与文献[18]中 DDME 算法 (Filter 6)、ZI (Filter 7)、A11 (Filter 8) 和 B11 算法 (Filter 9) 的性能优劣.所有 100 个时刻被分成 20 个等区间,每个区间包括 5 个采样点,且被 5 除余 2 的点出现延迟,并先于能被 5 整除时刻的量测到达估计中心.仿真结果如下所示,可得如下结论:

(1) 算法估计精度的降序排列为: Filter 5 = Filter 7 > Filter 8 > Filter 9 > Filter 6.

(2)该五个估计器的运行时间优劣排序为:Filter 6 > Filter 5 > Filter 9 > Filter 8 > Filter 7.

(3)由于 Filter 5 采用 WSF-KF 而其它滤波器采用传统 Kalman 估计的递推形式,因此其用于处理正常量测所需的时间最少,而其它滤波器的时间相同.

(4)除 DDME 方法外,本文提出的 W1 算法用于计算 OOSM 估计的时间是最少的.这是因为 Filter 5 只需要利用带有参数离线计算的加权求和估计器计算 OOSM 估计,而其余三种方法采用传统 LMMSE 估计的直接更新机制,自然它们用于执行 OOSM 更新所需的时间要多.

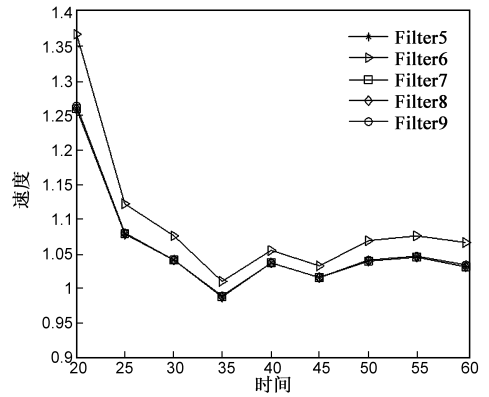


图6 被5整除点的绝对速度估计误差

表 3 五个滤波器的估计性能统计结果

算法	Filter5	Filter6	Filter7	Filter8	Filter9	
运行时间(s)	0.0080	0.0068	0.0203	0.0193	0.0179	
MSE	位移(m)	1.2439	1.4088	1.2439	1.2440	1.2457
	速度(m/s)	2.2364	3.0748	2.2364	2.2365	2.2401
处理正常量测的时间	0.0063	0.0068	0.0068	0.0068	0.0068	
处理 OOSM 的时间	0.0017	0	0.0135	0.0125	0.0111	

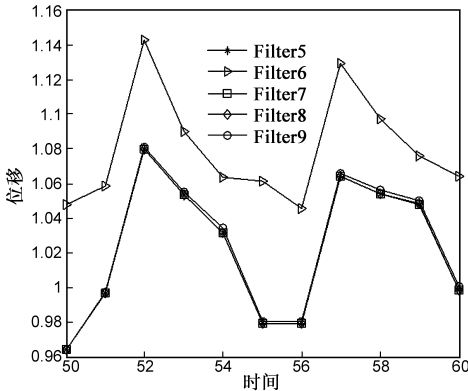


图3 50到60时刻间位移估计误差的绝对值

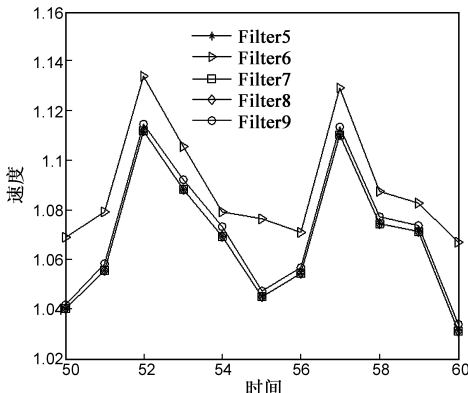


图4 50到60时刻间速度估计误差的绝对值

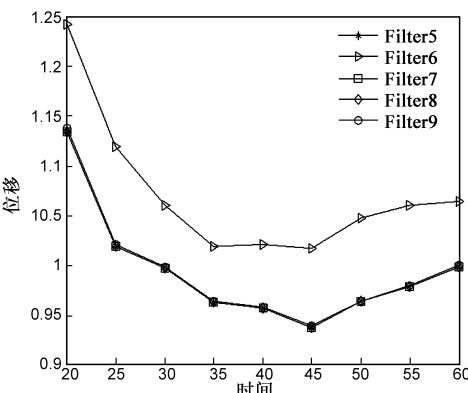


图5 被5整除点的绝对位移估计误差

6.4 带有两个重叠 OOSMs 的时延系统

本例仿真仅用于显示对于图 2 所示系统 MWI 算法 (Filter10) 的有效性. 仿真设置如下:被 5 除余 2 和 4 时刻的量测分别出现三步和一步延迟. 即 $L_1 = 3$ 和 $L_2 = 1$, 且 $z(k - L_2)$ 在 $z(k - L_1)$ 之后到达估计中心. 仿真结果如下所示.

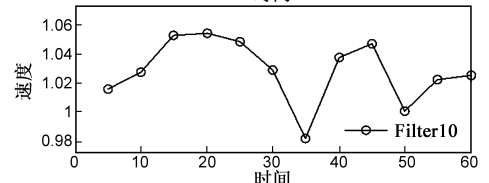
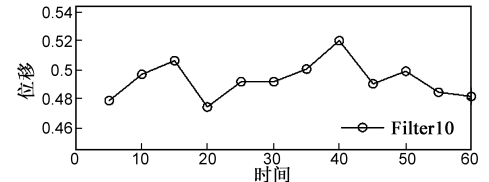


图7 被5整除时刻的估计误差曲线

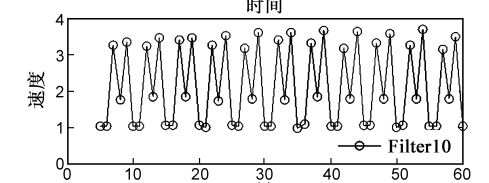
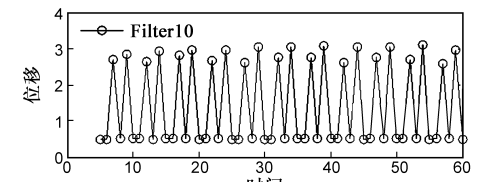


图8 2到60时刻的估计误差曲线

从仿真结果可知,本文建立的 MWI 算法能有效地处理复杂的网络化时延估计问题,并且关于估计精度和运行时间的统计数据也显示其在综合性能上的优越性。

表 4 MWI 算法运行的统计结果

算法		Filter10
运行时间(s)		0.0088
MSE	位移(m)	1.4411
	速度(m/s)	2.1471
处理正常量测的时间		0.0053
处理无序量测的时间		0.0035

总之,从上述四个仿真例子可知,本文建立的基于测量值加权求和 Kalman 滤波的最优 OOSM 估计方法在综合性能上要优于现有的直接更新方法,并且在运行时间上具有明显的优势.而且,它们还具备最优和完美解决更一般性无序量测滤波更新的良好潜力。

7 结论和展望

本文以传统 Kalman 滤波的测量值加权求和形式为基础,结合二值开关量技术和基于重新滤波计算的无序量测直接求和补偿技术,研究两类典型无序量测系统的最优滤波更新方法设计.所建立的最优无序量测滤波方法由两个基本的滤波操作组成,分别是带有二值开关技术的实时 Kalman 滤波和带有离线加权系数的测量值加权求和估计的计算.与现有方法不同的是,本文建立的最优无序量测更新估计器并行采用两套不同形式滤波器,即实时滤波器系数和离线滤波器系数,并能获得更好的估计精度和实时综合性能.分析可知,这类滤波器的设计方法能较容易的推广到更一般无序量测滤波估计系统中.当然,这仍然是一个尝试性和基础性的研究.在未来的研究工作中,我们将会把本文的结果推广到更一般的无序量测滤波中,并致力于研究多传感器无序量测系统的最优融合估计解。

参考文献

- [1] Huijun Gao, Tongwen Chen. H^∞ estimation for uncertain systems with limited communication capacity[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2007, 52(11): 2070 – 2084.
- [2] Bar-Shalom Y. Update with out-of-sequence measurements in tracking: Exact solution[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2002, 38(3): 769 – 778.
- [3] Kalman RE. A new approach to linear filtering and prediction problems[J]. Transactions of ASME-Journal of Basic Engineering (Series D), 1960, (82): 35 – 45.
- [4] 韩崇昭, 朱宏艳, 段战胜. 多源信息融合[M]. 北京: 清华大学出版社, 2006. 29 – 40, 338 – 363.
Han Cong-zhao, Zhu hong-yan, Duan zhan-sheng. Multi-source Information Fusion[M]. Beijing, Tsinghua University Press, 2006. 29 – 40, 338 – 363.
- [5] Wang H, Kirubarajan T, Bar-Shalom Y. Precision large scale air traffic surveillance using IMM/assignment estimators[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 1999, 35(1): 255 – 266.
- [6] Zhen Jia, Arjuna Balasuriya and Subhash Challa. Sensor fusion-based visual target tracking for autonomous vehicles with the out-of-sequence measurements solution[J]. Robotics and Autonomous Systems, 2008. 56(2): 157 – 176.
- [7] Wenhui Zhou, Lin Li, Guohai Chen, Anxi Yu. Optimality analysis of one-step OOSM filtering algorithms in target tracking[J]. Science in China Series F: Information Sciences, 2007, 50(2): 170 – 180.
- [8] Mallick M, Marrs A. Comparison of the KF and particle filter based on Out-of-sequence measurement filtering algorithms[A]. Proceedings of the 6th International Conference on Information Fusion[C]. USA, IEEE, 2003. 422 – 429.
- [9] Bar-Shalom Y, Chen H, Mallick M. 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.
- [10] Rheume F, Benaskeur A R. Forward prediction-based approach to target-tracking with out-of-sequence measurements[A]. Proceedings of 47th IEEE Conference on Decision and Control[C]. Cancún, México, 9-11 Dec. 2008. 1326 – 1333.
- [11] Keshu Zhang, X. Rong Li, Yunmin Zhu. Optimal update with out-of-sequence measurements[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2005, 53(6): 1992 – 2004.
- [12] Anxi Yu, Diannong Lian, Weidong Hu, Dong Zhen. A unified out-of-sequence measurements filter[A]. 2005 IEEE International Radar Conference, Arlington[C]. USA, 2005. 453 – 458.
- [13] Challa S, Evans R J, Wang X. A bayesian solution and its approximation to out-of-sequence measurement problems[J]. Journal of Information Fusion, 2003, 4(3): 185 – 199.
- [14] 葛泉波. 无序新息系统的网络融合及其在船舶组合导航中的应用[D]. 博士学位论文, 上海海事大学, 2008.
Ge Quanbo. Networked fusion with out-of-sequence information and its application in ship integrated navigation[D]. Shanghai Maritime University, 2008. (in Chinese)
- [15] Chenglin Wen, Quanbo Ge. Batch fusion estimator based on relative measurements for sensor network with arbitrary time lags[A]. Proceedings of the Sixth International Conference on Machine Learning and Cybernetics[C]. Hong Kong, 19 – 22 August, 2007. 3588 – 3593.
- [16] Chenglin Wen, Quanbo Ge, Xiaoliang Feng. Hybrid filter with predict-estimator and compensator for the linear time invariant delayed system[J]. Journal of Electronics (China), 2009, 26

(5):666 – 672.

- [17] Ge Quanbo, Xu Tiangliang, Feng Xiaoliang, Wen Chenglin. Universal delayed Kalman filter with measurement weighted Summation for the Linear Time Invariant System[J]. Chinese Journal of Electronics, 2010, 20(1): 67 – 72.
- [18] Bruno Sinopoli, Luca Schenato, Massimo Franceschetti, Kameshwar Poolla, Michael I Jordan, Shankar S Sastry. Kalman filtering with intermittent observations [J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2005, 49(9): 1453 – 1464.
- [19] 余安喜, 杨宏文, 胡卫东, 郁文贤. 无序量测的次优递推滤波器[J]. 电子学报, 2004, 32(06): 960 – 964.
Yu Anxi, Yang Hongwen, Hu Weidong, Yu Wenxian. A sub-optimal recursive filter for out of sequence measurements[J]. Acta Electronica Sinica, 2004, 32(06): 960 – 964. (in Chinese)
- [20] 梁俊斌, 王建新, 陈建二. 在传感器网络中构造延迟限定的最大化生命周期树[J]. 电子学报, 2010, 38(2): 345 – 351.
Liang Junbin, Wang Jianxin, Chen Jianer. On the construction of a delay constrained maximum lifetime tree in wireless sensor networks[J]. Acta Electronica Sinica, 2010, 38(2): 345 – 351. (in Chinese)

作者简介



葛泉波 男, 1980 年生, 博士(后), 现为杭州电子科技大学副教授. 主要研究方向为网络化信息融合、目标跟踪、海上智能交通系统的关键技术和智能消防安全监控技术等.

E-mail: qbge@ieec.org



冯肖亮 男, 1984 年生, 河海大学在读博士研究生, 研究方向为多源信息融合和智能水调度.

E-mail: ioptmyloving@163.com



徐廷梁 男, 1986 年生, 现为杭州电子科技大学在读硕士研究生. 研究方向为基于时延和带宽受限的网络化信息融合.

E-mail: xutingliang1986@163.com