

多传感器网络系统基于无序估计的分布式信息融合

葛泉波 文成林

(杭州电子科技大学自动化学院 杭州 310018)

摘要: 无线传感器网络的局部节点往融合中心传输信息时, 不确定的随机延迟易使得信息无序现象频繁发生, 从而导致传统信息融合方法的应用面临诸多难题和挑战。该文以带有任意随机延迟的多传感器同步采样系统为对象, 研究无序估计 (“Out-Of-Sequence” Estimate, OOSE) 信息系统的最优分布式融合问题, 最终建立一种新型的通用最优 OOSE 融合算法。与现有基于集中式框架的无序量测融合方法相比, 新算法在融合精度和算法复杂度上均具有显著优势。算法分析和计算机仿真验证了新算法的有效性和优越性。

关键词: 数据融合; 传感器网络; 延迟; 无序量测; 无序估计

中图分类号: TP393; TP391

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2010)07-1614-07

DOI: 10.3724/SP.J.1146.2009.01374

Distributed Information Fusion with “Out-Of-Sequence” Estimates for Multisensor Network System

Ge Quan-bo Wen Cheng-lin

(College of Automation, Hangzhou Dianzi University, Hangzhou 310018, China)

Abstract: Uncertain time-delay for transmitted information is often induced from local sensors to fusion node across wireless sensor networks with network constraints, and it easily results in the out-of-sequence phenomenon. Accordingly, the conventional information fusion methods are faced with difficulties and challenges. In this paper, the optimal distributed fusion for the “Out-Of-Sequence” Estimate (OOSE) information systems is studied for multisensor systems with synchronous samples and arbitrary random delay. As a result, a novel universal optimal OOSEs fusion algorithm is presented. Compared to the current “Out-Of-Sequence” Measurement (OOSM) fusion methods under the centralized estimate frame, the proposed OOSEs fusion algorithm has the outstanding advantages on fusion precision, algorithm complexity and computational efficiency etc... Brief analysis and simulations both show its validity and superiority.

Key words: Data fusion; Sensor network; Delay; Out-Of-Sequence Measurement(OOSM); Out-Of-Sequence Estimate(OOSE)

1 引言

在基于无线传感器网络(WSN)的多传感器目标跟踪系统中, 融合系统在进行信息搜集和综合处理时, 不可避免地受限于诸多与网络系统有关的约束条件, 如有限的通信带宽和节点能量、存储和计算约束、动态网络拓扑以及路由协议等, 从而导致传统信息融合理论和技术无法有效地满足日益增长的网络化工程需求, 并使得基于传感器网络的信息融合(简称网络融合)研究面临着诸多新的难题和挑战^[1,2]。各种网络约束的共同存在使得信息经传感器

网络传输后, 其定常性、因果性和序惯性易受破坏, 若将丢包视为无限的延迟, 则上述约束条件对网络融合系统的影响集中体现于局部传感器信息传输具有随机延迟。而延迟的随机性必然导致有序采样的局部信息到达融合中心时呈现无序现象, 即后发的信息可能先到, 先发的信息可能后到, 称为无序信息 (“Out-Of-Sequence” Information, OOSI)。因此, 传统基于信息有序到达的融合方法将无法直接有效地应用于无序信息系统, 故无序信息的融合已成为网络融合理论研究的热点和重要内容之一。

目前, 无序信息系统的融合算法研究大都基于集中式估计框架, 即局部传感器向融合中心或汇聚节点传送的是传感器原始量测信息, 称为无序量测(OOSM)融合^[2-6]。对于带有两个传感器的一步延迟目标跟踪系统, 最优无序量测更新 A1 算法被

2009-10-22 收到, 2010-04-06 改回

国家自然科学基金项目(60934009, 60804064), 浙江省科技厅科技计划项目(2009C34016)和浙江省研究生创新科研项目(YK2008061)资助课题

通信作者: 文成林 wencil@hdu.edu.cn

Bar-Shalom 给出^[3], 并且不同离散化下 A1 算法的最优性问题也已被讨论^[4]; 针对具有多个无序量测传感器的目标跟踪系统, 文献[5]采用噪声解相关技术解决了多传感器一步无序量测系统的最优递推更新估计, 从而完美地实现跟踪估计的最优性和高实时性。针对单个无序量测多步延迟的估计问题, 研究者们也提出了一些次优和最优的算法^[6-12]。但是, 上述无序量测更新算法在估计精度、计算复杂度、运行效率和实时性等性能指标上均存在诸多难以克服的不足之处, 因而导致无序量测融合方法的应用受到了极大的限制。

众所周知, 与集中式框架相比, 分布式估计框架在综合估计性能和实时性上具有明显的优势。因此, 文献[13]在分布式估计框架下提出了无序估计(OOSE)概念, 并以 A1 算法为比较对象研究一类典型异步采样系统的一步无序估计系统的融合问题。初步研究结果表明, 无序估计具有比无序量测方法更好的潜在估计性能。本质上, OOSM 和 OOSE 是两个相辅相成的概念, 对应于传统融合理论中的集中式和分布式估计。由于 Kalman 滤波估计所具有的信息继承特性, 即当前时刻的最优滤波估计总是包含之前所有时刻的量测信息, 使得无序信息系统中采用 OOSE 概念的算法在设计复杂度、估计精度和实用性上总是优于集中式无序量测更新融合方法。

本文以多传感器同步采样但带有任意随机延迟的网络跟踪系统为对象, 首先利用无序估计概念解决单传感器混合无序系统的最优估计问题, 然后基于多步最优 Kalman 预测并结合最小化融合估计误差方差阵迹意义的分布式加权融合技术, 建立一类能适用于一般性任意无序信息网络跟踪系统的最优“无序估计”融合算法。与现有集中式无序量测方法相比, 该方法具有明显的综合性能优势。

2 问题描述

2.1 系统描述

考虑如下一类多传感器线性时不变动态估计系统:

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

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

其中式(1)可根据连续线性时不变系统的离散化获得^[3]。 $k \geq 0$ 是离散的时间变量; $\mathbf{x}(k-1) \in R^{n \times 1}$ 是系统的状态向量, $\Phi(k, k-1) \in R^{n \times n}$ 为状态转移矩阵; 该网络系统中, 有 N 个同质传感器以相同的采样速率对移动目标的状态进行同步测量。其中, $\mathbf{z}_i(k) \in R^{p_i \times 1}$ 是传感器 i 对状态 $\mathbf{x}(k)$ 的观测向量,

$\mathbf{H}_i(k) \in R^{p_i \times n}$ 为相应的观测矩阵; $\mathbf{w}(k, k-1)$ 和 $\mathbf{v}_i(k)$ 是零均值的高斯白噪声向量, 且满足

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

其中 $ij = 1, 2, \dots, N$; $k, l > 0$ 。初始状态 $\mathbf{x}(0)$ 为一随机向量, 与 $\mathbf{w}(k, k-1)$ 和 $\mathbf{v}_i(k)$ 相互独立, 且满足

$$E\{\mathbf{x}(0)\} = \mathbf{x}_0, \quad E\{[\mathbf{x}(0) - \mathbf{x}_0][\mathbf{x}(0) - \mathbf{x}_0]^T\} = \mathbf{P}_0 \quad (4)$$

2.2 问题描述

受网络数据传输不确定性的影响, 跟踪系统中各局部信息通过网络传输到达融合中心时往往呈无序的状态, 即原先采样的顺序被随机打乱。因此, 对于该类系统而言, 虽然网络中局部传感器的采样具有固定次序, 但数据延迟的随机性导致了无序信息现象的频繁发生。故在分布式估计框架下, 到达融合中心的局部传感器估计信息可认为是任意随机的, 并且不可预知, 即传输延迟可能是短延迟、一步延迟和多步延迟等随机交替出现^[2]。则该类带有无序估计的信息融合系统如图 1 所示。

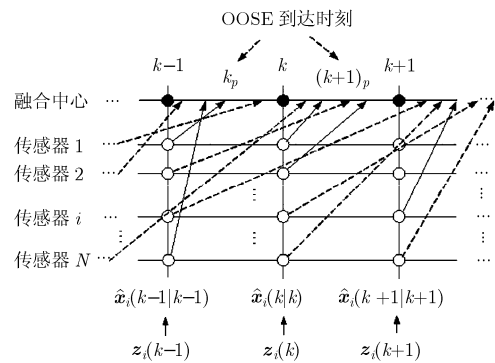


图 1 多传感器同步采样的任意混合 OOSE 系统

图中 k_p ($i = 1, 2, \dots, N; 0 \leq p \leq m_k$) 表示融合周期 $(k-1, k]$ 内传感器 i ($i = 1, 2, \dots, N$) 的局部 Kalman 估计到达融合中心的时刻。 m_k 为周期 $(k-1, k]$ 内融合中心获得的无序估计总数目

$$m_k = \sum_{i=1}^N m_{k,i} \quad (5)$$

式(5)中, $m_{k,i}$ 表示周期内融合中心获得的传感器 i ($i = 1, 2, \dots, N$) 的局部估计值个数。那么, 根据到达融合中心的先后顺序, 该 m_k 个无序估计可顺序标记为

$$\hat{\mathbf{x}}_{k-1}^k(d) = \{\hat{\mathbf{x}}_d(k_1 | k_1), \hat{\mathbf{x}}_d(k_2 | k_2), \dots, \hat{\mathbf{x}}_d(k_p | k_p), \dots, \hat{\mathbf{x}}_d(k_{m_k} | k_{m_k})\} \quad (6)$$

其中 $\hat{\mathbf{x}}_d(k_p | k_p)$ ($p = 0, 1, 2, \dots, m_k$) 表示周期内到达融合中心的第 p 个无序估计, 其真实时间戳为 $r_{k,i}^p$ ($1 \leq i \leq N; 1 \leq r_{k,i}^p \leq k-1$), 那么对应的实际估计值可表示为 $\hat{\mathbf{x}}_i(r_{k,i}^p | r_{k,i}^p)$ 。

记传感器 i 在 $[1, k-1]$ 内获得的局部估计集合为

$$\hat{\mathbf{x}}_1^{k-1}(i) = \{\hat{\mathbf{x}}_i(1|1), \hat{\mathbf{x}}_i(2|2), \dots, \hat{\mathbf{x}}_i(k-1|k-1)\} \quad (7)$$

则 $[1, k-1]$ 内所有传感器获得的局部估计集合为

$$\hat{\mathbf{x}}_1^{k-1} = \{\hat{\mathbf{x}}_1^{k-1}(1), \hat{\mathbf{x}}_1^{k-1}(2), \dots, \hat{\mathbf{x}}_1^{k-1}(i)\} \quad (8)$$

那么, 有

$$\hat{\mathbf{x}}_d(k_p | k_p) \in \hat{\mathbf{x}}_1^{k-1}, \quad 0 \leq p \leq m_k \quad (9)$$

式(9)中下标“ d ”表示延迟的估计。

因而, 多传感器同步采样系统的混合 OOSE 预测融合估计定义为

$$\left. \begin{aligned} \hat{\mathbf{x}}_E(k|k) &= E\{\mathbf{x}(k) | \hat{\mathbf{x}}_E(k-1|k-1), \hat{\mathbf{x}}_{k-1}^k(d)\} \\ \mathbf{P}_E(k|k) &= E\{[\mathbf{x}(k) - \hat{\mathbf{x}}_E(k|k)][\mathbf{x}(k) - \hat{\mathbf{x}}_E(k|k)]^T\} \end{aligned} \right\} \quad (10)$$

3 无序估计系统的分布式融合

3.1 局部传感器估计

无序估计信息融合系统是将局部传感器的 Kalman 滤波估计传输到中心处理器进行融合, 根据标准 Kalman 滤波可得局部传感器估计为

$$\left. \begin{aligned} \hat{\mathbf{x}}_i(k|k) &= \hat{\mathbf{x}}_i(k|k-1) \\ &\quad + \mathbf{K}_i(k)[z_i(k) - \mathbf{H}_i(k)\hat{\mathbf{x}}_i(k|k-1)] \\ \mathbf{P}_i(k|k) &= [\mathbf{I} - \mathbf{K}_i(k)\mathbf{H}_i(k)]\mathbf{P}_i(k|k-1) \end{aligned} \right\} \quad (11)$$

其中

$$\left. \begin{aligned} \hat{\mathbf{x}}_i(k|k-1) &= \Phi(k, k-1)\hat{\mathbf{x}}_i(k-1|k-1) \\ \mathbf{P}_i(k|k-1) &= \Phi(k, k-1)\mathbf{P}_i(k-1|k-1) \\ &\quad \cdot \Phi^T(k, k-1) + \mathbf{Q}(k, k-1) \end{aligned} \right\} \quad (12)$$

$$\left. \begin{aligned} \mathbf{K}_i(k) &= \mathbf{P}_i(k|k-1)\mathbf{H}_i^T(k) \\ &\quad \cdot [\mathbf{H}_i(k)\mathbf{P}_i(k|k-1)\mathbf{H}_i^T(k) + \mathbf{R}_i(k)]^{-1} \end{aligned} \right\} \quad (13)$$

3.2 多传感器最优混合 OOSE 融合算法

对于无序量测方法而言, 所有周期内到达融合中心的无序量测信息都要参与中心处理器的融合操作, 因此将会产生一系列的问题, 如高的计算负荷和处理时间过长等。而对于无序估计方法, 是否也要求到达中心处理器的所有无序估计都参与系统的融合过程呢? 答案是否定的。这是因为 Kalman 滤波估计的递推计算特性, 使得新的局部估计值总是包含了该传感器先前所有局部估计的信息, 即

$$\mathbf{Info}\{\hat{\mathbf{x}}_i(k|k)\} \supset \mathbf{Info}\{\hat{\mathbf{x}}_i(k'|k')\}, \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (14)$$

式(14)中, $\mathbf{Info}\{\hat{\mathbf{x}}_i(*)\}$ 表示 $\hat{\mathbf{x}}_i(*)$ 中包含的信息, 且

$k > k', k' = 1, 2, \dots, k-1$ 。

因此, 对于 OOSE 系统而言, 在计算最终估计之前可通过判断哪一个无序估计是该传感器最新可利用的局部估计(Newest Available Local Estimate, NALE)来减少数据的处理量。从而, OOSE 方法只需利用这些最新可利用的局部估计便可实现最终的时滞融合估计。但对 NALEs 的使用方式是随着对周期内获得的无序估计的处理方法不同而变化的, 包括整体融合(当周期内所有无序估计到达中心处理器后再进行融合)和递推融合(来一个无序估计便执行 OOSE 融合一次)两种。根据实际需要, 本文采用整体融合方式的 NALE 判别机制。不失一般性, 文中单个传感器整体融合的 NALE 判别机制如下:

在 NALE 的整体判别机制中, 需要寄存器变量 $\vartheta_i(k)$ ($i = 1, 2, \dots, N$) 用来存储最新可利用的局部估计的时间戳和一个数组变量 $B_i[L]$ ($L = 2$)。则判别方法的具体步骤如下:

(1) 首先, 假设到时刻 $(k-1)$ 为止, 融合中心已经获得的最新可利用局部估计值 NALE 为 $\hat{\mathbf{x}}_i(\bar{\kappa} | \bar{\kappa})$ ($\bar{\kappa} < k-1$), 则可令初始化操作 $\vartheta_i(k) = \bar{\kappa}$ 和 $p_i = 0$ 。此外, 假设全局最优一步 OOSE 预测 $\hat{\mathbf{x}}_E(k|k-1)$ 和预测误差协方差阵 $\mathbf{P}_E(k|k-1)$ 已经被获得, 即有

$$\left. \begin{aligned} \hat{\mathbf{x}}_E(k|k-1) &= \Phi(k, k-1)\hat{\mathbf{x}}_E(k-1|k-1) \\ \mathbf{P}_E(k|k-1) &= \Phi(k, k-1)\mathbf{P}_E(k-1|k-1) \\ &\quad \cdot \Phi^T(k, k-1) + \mathbf{Q}(k, k-1) \end{aligned} \right\} \quad (15)$$

(2) 当中心处理器获得一个新的来自于传感器 i 的无序估计 $\hat{\mathbf{x}}_i(\alpha | \alpha)$ ($\alpha \leq k-1$) 时, 令 $p_i = p_i + 1$, 并记该无序估计为 $\hat{\mathbf{x}}_{i,d}(k_p | k_p)$;

(3) 若 $\alpha > \bar{\kappa}$, 则令 $\vartheta_i(k) = \alpha$, 并将 $\hat{\mathbf{x}}_i(\alpha | \alpha)$ 和 $\mathbf{P}_i(\alpha | \alpha)$ 存储到 $B_i[1]$ 和 $B_i[2]$; 否则丢弃 $\hat{\mathbf{x}}_i(\alpha | \alpha)$, 因为它是冗余的;

(4) 重复(2), 直到周期内所有无序估计被融合中心获得, 即 $p_i = m_{k,i}$;

(5) 最后, 在周期 $(k-1, k]$ 内融合中心收到的 NALE 是 $\hat{\mathbf{x}}_i(\vartheta_i(k) | \vartheta_i(k))$, 即

$$\hat{\mathbf{x}}_{k-1}^k(d) = \hat{\mathbf{x}}_d(k|k) = \hat{\mathbf{x}}(\vartheta_i(k) | \vartheta_i(k)) \quad (16)$$

若系统中只包含一个传感器, 则 $\hat{\mathbf{x}}_E(k|k-1)$ 和 $\mathbf{P}_E(k|k-1)$ 就是该传感器的最优一步预测。

记传感器 i ($1 \leq i \leq N$) 在 $(k-1, k]$ 内获得的最后 NALE 为 $\hat{\mathbf{x}}_i(\vartheta_i | \vartheta_i)$ ($1 \leq \vartheta_i \leq k-1$), 则单传感器的最优 OOSE 估计为

$$\left. \begin{aligned} \hat{\mathbf{x}}_i(k | \vartheta_i) &= \Phi(k, \vartheta_i)\hat{\mathbf{x}}(\vartheta_i | \vartheta_i) \\ \mathbf{P}_i(k | \vartheta_i) &= \Phi(k, \vartheta_i)\hat{\mathbf{x}}(\vartheta_i | \vartheta_i)\Phi^T(k, \vartheta_i) + \mathbf{Q}(k, \vartheta_i) \end{aligned} \right\} \quad (17)$$

式(17)中, 为描述简便记 $\vartheta_i = \vartheta_i(k)$ 。很明显, 上述

OOSE 估计是 Kalman 多步预测, 易知在线性最小均方误差意义下是最优的, 称该单传感器最优 OOSE 算法为 E11 算法。

那么, 多传感器系统带有任意随机延迟的无序估计融合(M_E11)算法的具体思想是: 融合中心接收到新的无序估计时, 根据不同的传感器进行最新可利用局部估计(NALE)的判别。当 k 时刻到来时, 利用顺序递推加权的方式将这 N 个传感器的最后 NALEs 进行融合。这里需要注意的是, 由于各传感器送达融合中心的 NALEs 很难保证处于同一时刻, 因此在进行分布式融合时需要对这些局部估计进行对准, 即利用式(17)计算最近下一个融合时刻的多步最优预测。

从而, 式(10)可等价写为

$$\left. \begin{aligned} \hat{\mathbf{x}}_E(k|k) &= E\{\mathbf{x}(k) | \hat{\mathbf{x}}_E(k-1|k-1), \hat{\mathbf{x}}_1(\vartheta_1 | \vartheta_1), \\ &\quad \hat{\mathbf{x}}_2(\vartheta_2 | \vartheta_2), \dots, \hat{\mathbf{x}}_N(\vartheta_N | \vartheta_N)\} \\ \mathbf{P}_E(k|k) &= E\left\{[\mathbf{x}(k) - \hat{\mathbf{x}}_E(k|k)][\mathbf{x}(k) - \hat{\mathbf{x}}_E(k|k)]^T\right\} \end{aligned} \right\} \quad (18)$$

由于集合 $\{\hat{\mathbf{x}}_i(\vartheta_i | \vartheta_i)\}$ 表示的是融合中心在 $(k-1, k]$ 内获得的各传感器最新局部估计信息的总体, 故从信息量角度分析有

$$\begin{aligned} \mathbf{Info}\{\hat{\mathbf{x}}_1(k|k), \hat{\mathbf{x}}_2(k|k), \dots, \hat{\mathbf{x}}_N(k|k)\} \\ \supseteq \mathbf{Info}\{\hat{\mathbf{x}}_E(k-1|k-1)\} \end{aligned} \quad (19)$$

式(19)中, 若各传感器均没有新局部估计到达融合中心时等号成立。从而, 式(18)可改写为

$$\left. \begin{aligned} \hat{\mathbf{x}}_E(k|k) &= E\{\mathbf{x}(k) | \hat{\mathbf{x}}_1(\vartheta_1 | \vartheta_1), \hat{\mathbf{x}}_2(\vartheta_2 | \vartheta_2), \dots, \\ &\quad \hat{\mathbf{x}}_N(\vartheta_N | \vartheta_N)\} \\ \mathbf{P}_E(k|k) &= E\left\{[\mathbf{x}(k) - \hat{\mathbf{x}}_E(k|k)][\mathbf{x}(k) - \hat{\mathbf{x}}_E(k|k)]^T\right\} \end{aligned} \right\} \quad (20)$$

最终, 多传感器同步系统的混合 OOSE 融合问题就转化为如何将对 k 时刻的 NALE 预测估计值 $\hat{\mathbf{x}}_1(k|k), \hat{\mathbf{x}}_2(k|k), \dots, \hat{\mathbf{x}}_N(k|k)$ 执行分布式加权融合问题, 即求解

$$\left. \begin{aligned} \hat{\mathbf{x}}_E(k|k) &= E\{\mathbf{x}(k) | \hat{\mathbf{x}}_1(k|k), \hat{\mathbf{x}}_2(k|k), \dots, \\ &\quad \hat{\mathbf{x}}_N(k|k)\} \\ \mathbf{P}_E(k|k) &= E\left\{[\mathbf{x}(k) - \hat{\mathbf{x}}_E(k|k)][\mathbf{x}(k) - \hat{\mathbf{x}}_E(k|k)]^T\right\} \end{aligned} \right\} \quad (21)$$

为了获得最优的分布式加权融合系数矩阵, 如下引理是需要的。

引理 1

$$\begin{aligned} \mathbf{P}_{\mathbf{w}(k, \vartheta_i) \hat{\mathbf{x}}_j} &= E\left\{\mathbf{w}(k, \vartheta_i) \hat{\mathbf{x}}_j^T(\vartheta_j | \vartheta_j)\right\} \\ &= \begin{cases} \mathbf{0}, & \vartheta_i \geq \vartheta_j \\ \left[\begin{array}{c} \sum_{t=\vartheta_i+2}^{\vartheta_j+1} \mathbf{Q}(kt, \vartheta_i t) \left[\prod_{s=t}^{\vartheta_j} \Phi^T(s, s-1) \right] \\ - \sum_{l=\vartheta_i+1}^{\vartheta_j} \sum_{r=\vartheta_i+2}^{l+1} \mathbf{Q}(kr, \vartheta_i r) \Theta_j(\vartheta_j, l, r) \end{array} \right], & \vartheta_i < \vartheta_j \end{cases} \end{aligned} \quad (22)$$

其中 $\begin{pmatrix} \mathbf{E} \\ \mathbf{F} \end{pmatrix}$ 表示 $\mathbf{E} + \mathbf{F}$, 且

$$\left. \begin{aligned} \mathbf{Q}(kt, \vartheta_i t) &= E\left\{\mathbf{w}(k, \vartheta_i) \mathbf{w}^T(t-1, t-2)\right\}, \\ &\quad kt = \min(k, t-1), \vartheta_i t = \max(\vartheta_i, t-2) \\ \mathbf{Q}(kr, \vartheta_i r) &= E\left\{\mathbf{w}(k, \vartheta_i) \mathbf{w}^T(r-1, r-2)\right\}, \\ &\quad kr = \min(k, r-1), \vartheta_i r = \max(\vartheta_i, r-2) \end{aligned} \right\} \quad (23)$$

$$\Theta_j(\vartheta_j, l, r) = \left[\prod_{s=r}^l \Phi^T(s, s-1) \right] \mathbf{H}_j^T(l) \mathbf{A}_j^T(\vartheta_j, l) \quad (24)$$

证明 采用文献[14]中线性 Kalman 滤波器的测量值加权公式推导可得。

定理 1 记 $\tilde{\mathbf{x}}_i(k | \vartheta_i) = \mathbf{x}(k) - \hat{\mathbf{x}}_i(k | \vartheta_i)$ ($i=1, 2, \dots, N$), 结合引理 1 可得各传感器局部预测误差 $\tilde{\mathbf{x}}_i(k | \vartheta_i)$ 和 $\tilde{\mathbf{x}}_j(k | \vartheta_j)$ ($i \neq j$) 之间的协方差矩阵为

$$\begin{aligned} \mathbf{P}_{ij}(k | \vartheta_i, \vartheta_j) &= E\left\{\tilde{\mathbf{x}}_i(k | \vartheta_i) \tilde{\mathbf{x}}_j^T(k | \vartheta_j)\right\} \\ &= \begin{cases} \Phi(k, \vartheta_i) \mathbf{P}_{ij}(\vartheta_i, \vartheta_j) \Phi^T(k, \vartheta_i) + \mathbf{Q}(k, \vartheta_j) \\ \quad + \mathbf{P}_{\mathbf{w}(k, \vartheta_i) \hat{\mathbf{x}}_j} \Phi^T(k, \vartheta_j), & \vartheta_i < \vartheta_j \\ \mathbf{0}, & \vartheta_i = \vartheta_j \\ \Phi(k, \vartheta_i) \mathbf{P}_{ij}(\vartheta_i, \vartheta_j) \Phi^T(k, \vartheta_i) + \mathbf{Q}(k, \vartheta_j) \\ \quad + \Phi(k, \vartheta_i) \left(\mathbf{P}_{\mathbf{w}(k, \vartheta_j) \hat{\mathbf{x}}_i} \right), & \vartheta_i > \vartheta_j \end{cases} \end{aligned} \quad (25)$$

其中 $\mathbf{P}_{\mathbf{w}(k, \vartheta_i) \hat{\mathbf{x}}_j}$ 和 $\mathbf{P}_{\mathbf{w}(k, \vartheta_j) \hat{\mathbf{x}}_i}$ 可根据引理 1 计算, 且

$$\begin{aligned} \mathbf{P}_{ij}(\vartheta_i, \vartheta_j) &= \mathbf{M}_i(\vartheta_i) [\Phi(\vartheta_i, \vartheta_i - 1) \mathbf{P}_{ij}(\vartheta_i - 1, \vartheta_j - 1) \\ &\quad \cdot \Phi^T(\vartheta_j, \vartheta_j - 1) + \mathbf{Q}^*(\vartheta_j, \vartheta_j - 1)] (\mathbf{M}_j(\vartheta_j))^T, \\ \mathbf{Q}^*(\vartheta_j, \vartheta_j - 1) &= \begin{cases} \mathbf{Q}(\vartheta_j, \vartheta_j - 1), & \vartheta_i = \vartheta_j \\ \mathbf{0}, & \vartheta_i < \vartheta_j \end{cases} \end{aligned} \quad (26)$$

证明 略。

基于 $\mathbf{P}_{ij}(k | \vartheta_i, \vartheta_j)$ 的解析计算公式, 利用最小方差阵迹意义下的最优分布式加权方法对各传感器的异步 NALE 预测估计进行融合。因此, 可建立如下线性最小均方误差意义下的最优分布式递推顺序加

权融合算法。

假设 $k-1$ 时刻的全局估计 $\hat{\mathbf{x}}_E(k-1|k-1)$ 和估计误差协方差矩阵 $\mathbf{P}_E(k-1|k-1)$ 已经获得, 同时各传感器在 k 时刻的 NALE 预测 $\hat{\mathbf{x}}_i(k|\vartheta_i)$ 和相应的方差阵 $\mathbf{P}_i(k|\vartheta_i)$ 也已被计算出来。按照先来先处理的融合规则, 在性能指标 $\min(\text{trace}[\mathbf{P}_E(k|k)])$ 下, 可得全局融合最优递推估计器为

(1) 当 $i=1$ 时, 有 $\hat{\mathbf{x}}_E(k|k) = \hat{\mathbf{x}}_E^1(k|k) = \hat{\mathbf{x}}_1(k|\vartheta_1)$, $\mathbf{P}_E(k|k) = \mathbf{P}_E^1(k|k) = \mathbf{P}_1(k|\vartheta_1)$;

(2) 当 $i=2$, 有

$$\left. \begin{aligned} \hat{\mathbf{x}}_E(k|k) &= \hat{\mathbf{x}}_E^2(k|k) = \hat{\mathbf{x}}_E^1(k|k) \\ &\quad + \mathbf{S}^1(\hat{\mathbf{x}}_2(k|\vartheta_2) - \hat{\mathbf{x}}_1(k|\vartheta_1)) \\ \mathbf{P}_E(k|k) &= \mathbf{P}_E^2(k|k) = \mathbf{P}_E^1(k|k) \\ &\quad - \mathbf{S}^1(\mathbf{P}_1(k|\vartheta_1) - \mathbf{P}_{12}^T(\vartheta_1, \vartheta_2)) \end{aligned} \right\} \quad (27)$$

$$\begin{aligned} \mathbf{S}^1 &= (\mathbf{P}_1(k|\vartheta_1) - \mathbf{P}_{12}(\vartheta_1, \vartheta_2)) \\ &\quad \cdot (\mathbf{P}_1(k|\vartheta_1) + \mathbf{P}_2(k|\vartheta_2) - \mathbf{P}_{12}(\vartheta_1, \vartheta_2) - \mathbf{P}_{12}^T(\vartheta_1, \vartheta_2)) \end{aligned} \quad (28)$$

(3) 当 $2 \leq i \leq N$ 时, 有

$$\left. \begin{aligned} \hat{\mathbf{x}}_E^i(k|k) &= \hat{\mathbf{x}}_E^{i-1}(k|k) + \mathbf{S}^{i-1}(\hat{\mathbf{x}}_i(k|\vartheta_i) - \hat{\mathbf{x}}_E^{i-1}(k|k)) \\ \mathbf{P}_E^i(k|k) &= \mathbf{P}_E^{i-1}(k|k) - \mathbf{S}^{i-1}(\mathbf{P}_E^{i-1}(k|k) - \mathbf{\Xi}_{i-1}^T) \end{aligned} \right\} \quad (29)$$

式(29)中

$$\begin{aligned} \mathbf{S}^{i-1} &= (\mathbf{P}_E^{i-1}(k|k) - \mathbf{\Xi}_{i-1}) \\ &\quad \cdot (\mathbf{P}_E^{i-1}(k|k) + \mathbf{P}_i(k|\vartheta_i) - \mathbf{\Xi}_{i-1} - \mathbf{\Xi}_{i-1}^T) \end{aligned} \quad (30)$$

$$\mathbf{\Xi}_{i-1} = \mathbf{\Xi}_{i-1}^{i-1}, \mathbf{\Xi}_{i-1}^i = (\mathbf{I} - \mathbf{S}^{i-1})\mathbf{\Xi}_{i-1}^{i-1} + \mathbf{S}^{i-1}\mathbf{P}_i(\vartheta_i, \vartheta_i) \quad (31)$$

其中 $\mathbf{\Xi}_{i-1}^1 = \mathbf{P}_{1i}(\vartheta_1, \vartheta_i)$, $\mathbf{\Xi}_1^1 = \mathbf{P}_{12}(\vartheta_1, \vartheta_2)$ 。

(4) 所有传感器的 NALEs 预测被用来递推加权融合后, 可得最后无序估计融合为

$$\hat{\mathbf{x}}_E(k|k) = \hat{\mathbf{x}}_E^N(k|k), \quad \mathbf{P}_E(k|k) = \mathbf{P}_E^N(k|k) \quad (32)$$

称定理 1 的算法为 M_E1 算法, 它在 LMMSE 意义下是最优的。根据式(10)可知, 该算法实际上是一个预测估计。对于实际目标跟踪系统而言, 其平滑估计也是需要的, 见推论 1。

推论 1 M_E1 算法的平滑估计可由下式计算:

$$\left. \begin{aligned} \hat{\mathbf{x}}_{E,S}(k-1|k-1) \\ &= E\{\mathbf{x}(k-1) | \hat{\mathbf{x}}_{E,S}(k-2|k-2), \hat{\mathbf{x}}_{k-1}^k(d)\} \\ \mathbf{P}_{E,S}(k-1|k-1) \\ &= E\{[\mathbf{x}(k-1) - \hat{\mathbf{x}}_{E,S}(k-1|k-1)] \\ &\quad \cdot [\mathbf{x}(k) - \hat{\mathbf{x}}_{E,S}(k-1|k-1)]^T\} \end{aligned} \right\} \quad (33)$$

证明 具体求解过程类似于 M_E1 算法的预测形式, 故略。

4 简要分析

本文 $E1$, M_E1 算法是在分布式估计框架下建立的, 与集中式框架下的 $G1$, M_G1 算法^[2]相比, 具有如下优势:

(1) $E1$ 和 M_E1 算法具有较高的估计精度。

(2) 有效的信息继承特性。对于无序估计方法而言, 由于后面时刻的局部 Kalman 滤波估计总是包含该时刻之前该传感器的所有量测信息。从而, 当信息无序现象发生时, 后采样但先达到的滤波估计总是继承了先采样但目前尚未到达的量测信息。

(3) 融合估计的 LMMSE 最优性。从整个算法的推导过程可知, 没有采取任何近似计算, 每一步均是按照条件期望和最小方差阵迹准则严格推导, 故所建立的无序估计融合算法是 LMMSE 最优的。

(4) 简洁的算法结构。 M_E1 算法过程仅包括 NALE 判别、预测和加权融合, 因此相对于 M_G1 算法而言, M_E1d 的结构要简单许多。

(5) 更少的计算量。 $G1$ 和 M_G1 算法要对周期内所有到达融合中心的无序量测进行融合, 而 $E1$ 和 M_E1 算法只需对各传感器最后的 NALEs 进行处理, 且中间的 NALE 判别操作所涉及的计算量非常少。因而, $E1$ 和 M_E1 算法计算量要分别小于 $G1$ 和 M_G1 算法。

(6) 良好的递推计算特性。由于多传感器融合时采用了顺序递推加权融合思想, 因此建立的无序估计融合方法具有良好的实时递推计算性能, 能较好地满足实际系统的运行需求。

综上分析可知, 本文在分布式框架下建立的单/多传感器无序估计融合算法不仅能适用于大多数一般性带有无序信息的网络跟踪与估计系统, 并且比集中式框架下的无序量测融合估计算法具有更高的精度和更好的应用性能。本质上, 这也反映了无序估计方法要优于无序量测方法的跟踪性能。

5 计算机仿真

本小节通过一个仿真例子来显示 M_E1 算法对于任意、随机的延迟系统估计的有效性, 同时与基于 OOSM 的 M_G1 算法的集中式形式进行比较, 所有结果均是 100 次 Monte-Carlo 仿真的均值。假设目标作匀速直线运动, CV 模型参数选取为^[15]

$$\Phi(k, k-1) = \begin{bmatrix} 1 & T \\ 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad \mathbf{Q}(k, k-1) = \begin{bmatrix} \frac{T^3}{3} & \frac{T^2}{2} \\ \frac{T^2}{2} & T \end{bmatrix} \times 0.5$$

目标跟踪系统由 4 个同质传感器组成, 采样周期和融合周期均为 $T = 1 \text{ s}$, 测量参数为

$$\mathbf{H}_i(k) = [1 \ 0], \quad \mathbf{R}_i(k) = 10 \text{ m}^2 \quad (i = 1, 2, \dots, 4)$$

初始状态 $\mathbf{x}_0 = [10 \ 1]^T$, $\mathbf{P}_0 = [10, 0; 0, 1]$

则仿真结果如图 2、图 3 和表 1 所示, 其中延迟的随机无序根据如下程序产生, 其最大延迟上限 $\text{limit}=6$ 。

BEGIN

(a) Set up respectively the maximum simulation time $L=100$ and delay steps limit.

(b) For $k=1$ to L , set up the initial value, for example $\text{delay}(k) = 8$;

(c) for $k=1: L$

while $(\text{delay}(k) > \text{limit}) | (\text{delay}(k) < 1)$

$\text{delay}(k) = \text{ceil}(10 * \text{randn}(1));$

end

end

END

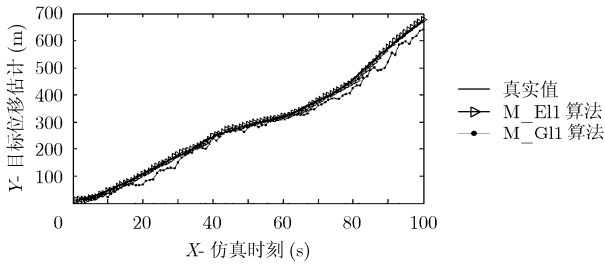


图 2 两种算法的位移估计曲线

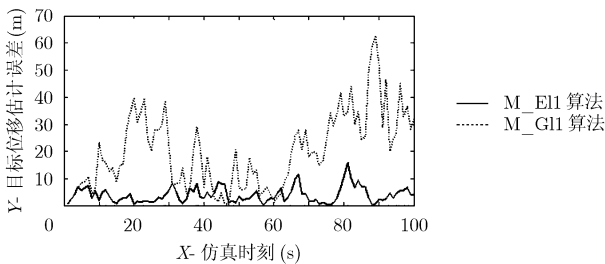


图 3 两种算法的估计误差绝对值曲线

表 1 两种方法位移估计的绝对误差均值

算法	M_GI1 算法	M_EI1 算法	精度改进
绝对误差均值 (m)	16.8403	5.9116	64.90%

从仿真结果可知, M_EI1 算法的估计精度和估计误差的稳定性均要优于 M_GI1 算法。这是由于局部估计具有的信息继承特性, 使得局部传感器信息传输过程发生丢失现象时, OOSE 方法也能获得

比 OOSM 方法更好的精度、收敛性和鲁棒性。同理, 对于单传感器系统和平滑算法亦有此结论。

6 结束语

本文以多传感器同步采样目标跟踪网络系统为对象, 在网络数据传输带有随机延迟的情况下, 研究无序估计系统的最优融合算法设计问题。该类算法采用分布式估计结构, 其完整的步骤包括局部传感器滤波估计、融合中心的 NALEs 判别、一步最优预测校准以及最优分布式加权融合等。该方法可不仅有效地避免了集中式框架下不必要的人为噪声相关性问题的, 并将极大地降低算法设计的复杂度。因此, 对于一般性的传感器网络目标跟踪系统而言, 本文针对一般性无序信息系统提出的 M_EI1 算法具有更好的实际应用性能。

本文未来的研究工作可包括如下几个方面, 如 OOSE 融合估计算法收敛性和稳定性等理论分析问题, 以及一般性异步采样系统的 OOSE 融合算法设计与性能分析等, 这些问题的解决有助于进一步完善分布式框架下的时滞融合方法, 并将有利地促进分布式无序估计融合方法在实际传感器网络跟踪系统中的应用。

参考文献

- [1] Shao Kai, Zhang Hong-wei, Liang Yan, Zhang Zhi-zhong, and Luo Jiang-tao. Data fusion in wireless sensor network: A survey [J]. *Journal of Chongqing University of Posts and Telecommunications (Nature Science)*, 2006, 18(1): 53-59.
- [2] 葛泉波. 无序信息的网络融合及在舰船组合导航中的应用[D]. [博士论文], 上海海事大学, 2008.
Ge Quan-bo. Networked fusion with out-of-Sequence information and its application in ship integrated navigation [D]. [Ph.D. dissertation], Shanghai Maritime University, 2008.
- [3] 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.
- [4] Zhou Wen-hui, Li Lin, Chen Guo-hai, and Yu An-xi. Optimality analysis of one-step OOSM filtering algorithms in target tracking [J]. *Science in China Series F: Information Sciences*, 2007, 50(2): 170-187.
- [5] Feng Xiao-liang, Ge Quan-bo, and Wen Cheng-lin. Optimal update with one step out-of-sequence measurements for wireless multisensor network [C]. *International Conference on Wavelet Analysis and Pattern Recognition*, Hong Kong, 2008: 826-831.
- [6] Mallick M and Marrs A. Comparison of the KF and particle filter based on Out-of-sequence measurement filtering algorithms[C]. *Proceedings of the 6th International*

- Conference on Information Fusion. USA, IEEE, 2003: 422-429.
- [7] Bar-Shalom Y, Chen H, and 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.
- [8] Bar-Shalom Y, Mallick M, and Chen H, Washburn R. One-step solution for the general Out-of-sequence measurements problem in tracking [C]. Proceedings of 2002 IEEE Aerospace Conference. USA, IEEE, 2002, (4): 1551-1559.
- [9] Zhang K S, Li X R, Chen H, and Mallick M. Multisensor multitarget tracking with Out-of-sequence measurements [C]. Proceedings of the 6th International Conference on Information Fusion. USA, IEEE, 2003: 672-679.
- [10] Zhang Ke-shu, Li X R, and Zhu Yun-min. Optimal update with out-of-sequence measurements [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2005, 53(6): 1992-2004.
- [11] Shen Xiao-jing, Zhu Yun-min, Song En-bin, and Luo Ying-ting. Optimal centralized update with multiple local out-of-sequence measurements [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2009, 54(7): 1551-1562.
- [12] Eva Besada-Portas, Lopez-Orozco J A, Besada J A, and De la Cruz J M. Multisensor out of sequence data fusion for estimating the state of discrete control systems [J]. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2009, 54(7): 1728-1732.
- [13] Ge Quan-bo and Wen Cheng-lin. Optimal Distributed Fusion with one step "out-of-sequence" estimates [J]. *Journal of Electronics (China)*, 2008, 25(4): 529-538.
- [14] Wen Cheng-lin, Ge Quan-bo, and 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.
- [15] 张希彬, 秦超英, 高蕊. 含无序量测的多传感器信息融合算法研究[J]. *传感技术学报*, 2006, 19(4): 1310-1312.
- Zhang Xi-bin, Qin Chao-ying, and Gao Rui. The research on multi-sensor information fusion with out-of-sequence measurements [J]. *Chinese Journal of Sensors and Actuators*, 2006, 19(4): 1310-1312.
- 葛泉波: 男, 1980 年生, 博士(后), 讲师, 研究方向为网络信息融合、目标跟踪、海上智能交通系统和智能消防安全监控技术等.
- 文成林: 男, 1963 年生, 博士(后), 教授, 博士生导师, 主要研究方向为多源信息融合与目标跟踪、基于随机集理论的不确定信息建模与处理、系统的安全检测、监控与故障诊断技术等.