

# 基于有理数倍采样的异步数据融合算法研究

葛泉波<sup>1,2</sup>, 汪国安<sup>3</sup>, 汤天浩<sup>1</sup>, 文成林<sup>2,3</sup>

(1. 上海海事大学电气自动化系, 上海 200135 2. 杭州电子科技大学, 浙江杭州 310018  
3. 河南大学计算机与信息工程学院, 河南开封 475001)

**摘 要:** 本文研究了一类具有不同采样率的分布式多传感器动态系统的数据融合问题, 针对一类采样率呈有理数倍关系的动态系统, 提出一种基于多源异步采样数据的新融合算法. 新算法首先是来自各个传感器的测量值在融合中心的坐标系中和时钟下进行映射统一; 其次, 以对目标状态下一时刻的预测值与目标在该时刻状态的估计值之差为基础, 建立起描述该融合周期内各个观测点处的目标状态向量之间的动态模型; 然后, 以该时刻目标状态基于全局信息的估计值为条件, 结合建立的新模型和传统的 Kalman 滤波器, 利用本周期内按序到达的各传感器观测值, 依次对各个观测点处目标的状态进行估计和更新; 最后, 在顺序得到本周期内各个观测点处目标估计值的同时, 也将获得下一时刻目标状态基于全局信息的估计值或预测估计值. 文中在给出新算法基本思想的同时, 也较为详细地对融合算法进行了推导, 并通过计算机仿真的方法, 将新算法与基于时间校准的算法在估计精确度上进行了比较, 从而验证了新算法的有效性.

**关键词:** 多传感器系统; 有理倍数采样; 异步数据融合; 建模

**中图分类号:** TN911.72 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2006) 03-0543-06

## The Research on Asynchronous Data Fusion Algorithm Based on Sampling of Rational Number Times

GE Quan-bo<sup>1,2</sup>, WANG Guo-an<sup>3</sup>, TANG Tian-hao<sup>1</sup>, WEN Cheng-lin<sup>2,3</sup>

(1. Dept of Electrical Automation, Shanghai Maritime University, Shanghai 200135, China 2. College of Automation, Hangzhou Dianzi University, Hangzhou Zhejiang 310018, China 3. College of Computer and Information Engineering Henan University, Kaifeng Henan 475001, China)

**Abstract** This paper explores data fusion of distributed multisensor dynamic systems these sensors hold different sampling rates For the proportion between them is usually rational a new fusion algorithm based on asynchronous sampling data is proposed Firstly the new algorithm maps and unifies all measurements in the reference frame and clock with fusion centre Secondly using the difference between predict value to object state of next time and state estimate value of this time we establish the dynamic model between object state vector of every sampling point in the fusion period Thirdly combining the new established model with traditional Kalman filter every state in this period can be estimated and updated by obtaining orderly measures Finally the next state estimate or predicted estimate may be got by global information after all state estimates relative to all observation point in this period have been obtained in turn With introducing the basic idea of the new algorithm the processes to win it are presented step by step Using of computer simulation in terms of comparing the results utilizing the new algorithm with those based on time calibrated method via estimate accuracy the good performance arising from this new approach has been effectively validated

**Key words** multisensor system; rational rates asynchronous data fusion; modeling

## 1 引言

数据融合是信息科学领域内的一项新技术, 它是利用多信息源或多个传感器进行的信息获取、处理及综合的过程, 以达到获得更为精确的、更为完全的估计和判决之目的<sup>[1,2]</sup>. 自八十年代以来, 随着现代化大生产的发展和科学技术的不断进步, 大型设备的结构越来越复杂, 功能越来越完善, 利用不同采样速率或不同类型的多传感器观测目标对象将是客观存在的; 因此, 在被测量 (或被识别) 的目

标具有多种属性或多种不确定因素干扰的情况下, 使用多种传感器协同完成共同的检测任务便是必然的选择. 在众多科学工作者的共同努力下, 在多传感器数据融合理论和应用两方面都已经取得了众多的研究成果, 其中已有不少成果在军用和民用领域得到了成功的应用, 从而又进一步推动此领域的研究与发展<sup>[1-7,12-15]</sup>.

融合系统的信息结构是指: 因时间标准的差异和通信延迟等因素而引起的融合中心利用信息方式的不同. 系统的信息结构通常分为两种: ①同步信息结构, 它的特征是

收稿日期: 2005-01-23 修回日期: 2005-10-25

基金项目: 国家自然科学基金 (No 60434020 No 60572051); 教育部科学技术研究项目 (No 205092); 河南省国际合作项目 (No 0446650006)

各检测点数据采样严格同步,融合中心严格按每步获得的信息进行融合估计;②异步信息结构,它的特征是各检测点数据采样异步进行,融合中心按异步获得的信息进行融合估计.在多传感器数据融合理论中,研究较多的是第一种信息结构,即同步问题,并已取得了大量的研究成果.而在实际应用中,经常遇到的却都是异步问题,它们通常是由来自具有不同采样速率传感器的观测数据、传感器固有的延迟与通信延迟等原因而造成的.例如,在一个由多个声纳组成的深海反潜网中,由于受到海洋水环境的影响以及作战任务的需要,有些声纳扫描时间较长,有些声纳扫描时间较短,从而导致系统中各声纳数据采集具有不同的采样速率.因此,能有效地利用这些不同传感器在不同时刻获得的观测数据进行融合或互补就显得十分重要,同时也是比较困难的.所以,开展具有不同采样率的多传感器动态系统数据融合理论与方法的研究将具有十分重要意义.研究多源异步数据融合的关键是模型的设计和融合的算法建立.近年来, A buani和 Rice等学者一直从事异步融合技术的研究,并提出了基于量测与模型噪声相互独立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融合算法<sup>[8-11]</sup>.中国西安交通大学的韩崇昭教授在进行这类问题的研究时,是在对多传感器测量的线性连续时间系统进行异步离散化,即各传感器采样频率不同时的离散化的基础上,利用各局部传感器采样点处的目标状态值与融合中心坐标系统所描述的目标状态值之间的关系,将每个局部传感器测量值同融合中心的状态值建立联系后重写测量方程,得到一系列融合中心的“伪测量值”,最后采用集中式算法将这些“伪测量值”融合,从而实现目标状态的跟踪和估计<sup>[12]</sup>.然而,由于上述工作是将异步问题近似地表示成同步问题后再加以处理的,因此,不但没能很好地解决因系统结构等原因造成的异步问题,并且因解决问题时所采用的近似表示而在系统中引入新的误差和不确定性,从而影响了融合结果的精度.

针对异步采样系统研究存在的上述问题,本文将以一类拥有非等采样率非同时采样的多传感器动态系统为研究对象,在系统模型确定的情况下,提出一类新的多传感器异步融合算法.由于新算法是在离散时间上对目标运动的状态进行建模,因此避免了连续系统离散化所可能产生的诸多问题.文中对该类动态系统的异步采样情况进行详细的分析,给出了算法详细的推导过程,并通过计算机仿真将新算法与基于时间校准的算法在对目标状态的估计精确度上进行了比较,从而显示新算法的有效性.

## 2 问题描述

### 2.1 采样描述

考虑一类由  $N$  个传感器组成的分布式多传感器动态系统,各传感器以不同的采样速率  $1/T_i$  对同一个目标特征进行观测.其中  $T_i$  是传感器  $i$  ( $i = 1, 2, \dots, N$ ) 的采样周期,

$$\text{并假设有 } T_1 \geq T_2 \geq \dots \geq T_{N-1} \geq T_N > 0 \quad (1)$$

$$T_i/T_j = c_{ij}, \quad i, j = 1, 2, \dots, N \text{ 且 } i < j \quad (2)$$

其中  $c_{ij}$  可以是一个整数,也可以是一个最简化的分数,即各传感器的采样周期成有理数倍关系.则该类多传感器系统的采样如图 1 所示.

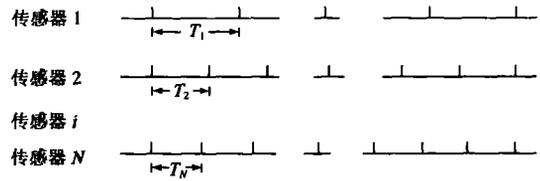


图 1 有理数倍采样的异步多传感器系统采样示意图

### 2.2 系统描述

如图 1 所示,每个传感器的采样周期各不相同,因此需要构造系统的融合周期.本文以各传感器采样周期的最小公倍数作为系统的融合周期.即若假定  $T_1, T_2, \dots, T_N$  的最小公倍数为  $T$ ,则  $T$  就是系统的融合周期.

记  $M_i$  ( $i = 1, 2, \dots, N$ ) 为各传感器在融合周期  $T$  内采样的数目,则  $M_i = T/T_i, \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (3)$  那么一个融合周期  $T$  内的测量值总数为

$$M = \sum_{i=1}^N M_i, \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (4)$$

则在离散时间上建立的系统周期期间的状态方程为

$$x(kT) = \Phi(kT, (k-1)T)x((k-1)T) + \omega((k-1)T) \quad (5)$$

相应的测量方程为

$$z_i(l_iT_i) = H_i(l_iT_i)x(l_iT_i) + v_i(l_iT_i), \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (6)$$

其中,整数  $k \geq 0$  它表示时间  $kT$ ,其中  $T$  为融合周期; $x(kT) \in R^{n \times 1}$  为目标状态向量,  $\Phi(kT, (k-1)T) \in R^{n \times n}$  是状态转移矩阵;过程噪声  $w((k-1)T) \in R^{n \times 1}$  为一高斯白噪声序列,且满足

$$E\{w((k-1)T)\} = 0 \quad (7)$$

$$E\{w((k-1)T)w^T((j-1)T)\} = Q((k-1)T)\delta_{(k-1)(j-1)}, \quad k-1, j-1 \geq 0 \quad (8)$$

由图 1 及式 (6) 表明,有  $N$  个传感器以不同的采样速率对目标特征进行观测,且有

$$(k-1)T < l_iT_i \leq kT, \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (9)$$

$$l_i = (k-1)M_i + 1, \dots, kM_i$$

式 (6) 中的  $l_iT_i$  ( $i = 1, 2, \dots, N$ ) 是传感器的采样时间变量,它记录着传感器  $i$  的第  $l_i$  个采样时刻; $x(l_iT_i) \in R^{n \times 1}$  是系统在  $l_iT_i$  时刻的状态向量,  $z_i(l_iT_i) \in R^{p_i \times 1}$  ( $p_i \leq n$ ) 是传感器  $i$  在  $l_iT_i$  时刻对状态  $x(l_iT_i)$  的观测值,  $H_i(l_iT_i) \in R^{p_i \times n}$  是相应的测量矩阵,测量噪声  $v_i(l_iT_i) \in R^{p_i \times 1}$  是一高斯白噪声序列,并具有如下的统计特性

$$E\{v_i(l_iT_i)\} = 0 \quad (10)$$

$$E\{v_i(l_iT_i)v_j^T(l_jT_j)\} = R_i(l_iT_i)\delta_{ij}, \quad i, j = 1, 2, \dots, N \quad (11)$$

式 (11) 中的  $R_i(l_iT_i)$  为正定矩阵.系统过程噪声与各传感

器测量噪声是统计独立的, 即

$$E\{w((k-1)T) v_i^T(lT_i)\} = \mathbf{0}$$

$$(k-1)T, lT_i \geq 0 \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (12)$$

初始状态  $x(\mathbf{0})$  为一随机向量, 且满足

$$E\{x(\mathbf{0})\} = x_0 \quad (13)$$

$$E\{[x(\mathbf{0}) - x_0][x(\mathbf{0}) - x_0]^T\} = P_0 \quad (14)$$

假设  $x(\mathbf{0})$  与  $w((k-1)T), v_i(lT_i) (i = 1, 2, \dots, N)$  之间统计独立.

为了方便描述, 在本文中不妨假设多传感器系统融合周期为某个单位, 即  $T \triangleq 1$  (15)

### 2.3 测量值映射

假定时刻  $(k-1)$  和  $k$  之间为融合中心的一个采样周期或系统的一个融合周期, 也可称为系统的第  $k$  个融合周期. 那么根据采样时间的先后顺序可对融合周期内的  $M$  个传感器测量进行规则排序, 则采样时间标记可写为

$$k_1 \leq k_2 \leq \dots \leq k_{q-1} \leq k_q \leq k_{q+1} \leq \dots \leq k_{M-N+1} = \dots = k_M \quad (16)$$

其中  $k_q (q = 1, 2, \dots, M)$  表示系统在第  $q$  个融合周期中获得第  $q$  个传感器采样的时刻. 由于融合周期是各传感器采样周期的最小公倍数, 因此在融合时刻上每个传感器均存在有测量, 故上式中的“=”成立. 且式 (1) 和 (2) 表明, 系统中某些传感器间的采样率可能相等或成整数倍关系, 因此在融合周期中, 这些传感器在某些时刻可能同时进行采样, 故式 (16) 中的“ $\leq$ ”成立.

以融合中心的采样时间为基准, 将其他传感器的采样时刻映射到该基准轴上, 如图 2 所示.

则式 (6) 描述的测量方程可改写为

$$z_q(k_q) = H_q(k_q) x_q(k_q) + v_q(k_q), \quad q = 1, 2, \dots, M \quad (17)$$

其中  $k_q (q = 1, 2, \dots, M)$  记录着第  $k$  个融合周期内传感器系统获得第  $q$  个采样的时刻;  $x(k_q) \in R^{n \times 1}$  是系统在  $k_q$  时刻的状态向量;  $z_q(k_q) \in R^{p_q \times 1} (p_q \leq n)$  是相应的传感器在  $k_q$  时刻对状态  $x(k_q)$  的观测值;  $H_q(k_q) \in R^{p_q \times n}$  是相应的测量矩阵; 测量噪声  $v_q(k_q) \in R^{p_q \times 1}$  是一高斯白噪声序列, 有

$$E\{v_q(k_q)\} = \mathbf{0} \quad (18)$$

$$E\{v_q(k_q) v_m^T(k_m)\} = R_q(k_q) \delta_{qm}, \quad q, m = 1, 2, \dots, M \quad (19)$$

式 (19) 中的  $R_q(k_q)$  为正定矩阵. 系统过程噪声与各传感器测量噪声是统计独立的, 即

$$E\{w(k-1) v_q^T(k_q)\} = \mathbf{0} \quad k-1, k_q \geq 0, \quad q = 1, 2, \dots, M \quad (20)$$

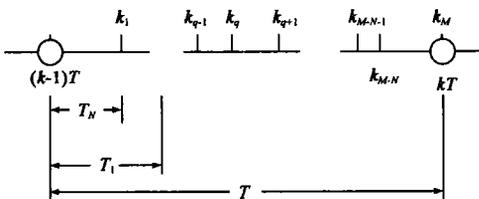


图 2 映射后的传感器系统采样示意图

在经过测量值映射后产生了如下两个问题: ①原先各传感器有规律的采样顺序被打乱, 且无法直接判断第  $q(q$

$= 1, 2, \dots, M)$  个观测值对应于哪个传感器; ②每个采样时刻可能存在多个传感器的测量值. 上述问题均可通过设定专门的寄存器组来解决.

## 3 有理数倍采样的异步融合算法 (A synchronous Fusion Algorithm Based on Sampling of Rational Number Times 简记 AFASRNT)

### 3.1 算法描述

记第  $k$  个融合周期内得到  $M$  个观测值为

$$z(k) = [z^T(k_1), \dots, z^T(k_q), \dots, z^T(k_M)]^T \quad (21)$$

前  $k$  个采样周期内系统的  $kM$  个观测值为

$$z_k^k = [z^T(1), z^T(2), \dots, z^T(k)] \quad (22)$$

基于有理数倍采样的融合算法的基本思想为: 若已获得第  $k-1$  个融合时刻状态  $x(k-1)$  基于全局的估计值  $\hat{x}(k-1|k-1)$  及相应的估计误差协方差  $P(k-1|k-1)$ , 在第  $k$  融合周期内, 以融合中心相邻两个时刻的预测增量值是对相应状态增量的预测估计值为基础, 对融合周期内各点的状态和预测估计值进行建模. 然后利用 Kalman 滤波器和第  $k$  个融合周期内顺序到来的  $M$  个观测值依次对目标状态进行估计, 最后可得到状态  $x(k)$  基于全局信息的估计值  $\hat{x}(k|k)$  和相应的估计误差协方差阵  $P(k|k)$ .

在第  $k-1$  个融合周期内, 若记状态  $x((k-1)_q) (q = 1, 2, \dots, M)$  基于全局信息的估计值和相应的估计误差协方差阵分别为

$$\hat{x}((k-1)_q | (k-1)_q) = E\{x((k-1)_q) | z^{k-1}\}, \quad (23)$$

$$z((k-1)_1), \dots, z((k-1)_q)\}$$

$$P((k-1)_q | (k-1)_q) = E\{\tilde{x} \cdot ((k-1)_q | (k-1)_q) \tilde{x}^T \cdot ((k-1)_q | (k-1)_q)\} \quad (24)$$

那么, 在第  $k$  个融合周期内, 目标在  $k$  时刻的状态  $x(k)$  基于前  $k-1$  个融合周期中系统的全局信息的一步预测估计值  $\hat{x}(k|k-1)$  和预测误差协方差阵  $P(k|k-1)$  分别为

$$\hat{x}(k|k-1) = \Phi(k, k-1) \hat{x}(k-1|k-1) \quad (25)$$

$$P(k|k-1) = \Phi(k, k-1) P(k-1|k-1) \Phi^T(k, k-1) + Q(k-1) \quad (26)$$

若记  $\Delta x(k, k-1) = x(k) - x(k-1) \quad (27)$

$$\Delta \hat{x}(k|k-1) = \hat{x}(k|k-1) - \hat{x}(k-1|k-1) \quad (28)$$

那么  $\Delta x(k, k-1)$  就表示时刻  $k-1$  到时刻  $k$  状态向量的增量值,  $\Delta \hat{x}(k|k-1)$  是相应的预测估计值, 而它们应是状态向量在各段上增量值累加贡献的结果, 即

$$\Delta x(k, k-1) = \sum_{q=1}^M [x(k_q) - x(k_{q-1})]$$

$$= \sum_{q=1}^M [\Delta x(k_q, k_{q-1})] \quad (29)$$

$$\Delta \hat{x}(k|k-1) \approx \sum_{q=1}^M [\hat{x}(k_q | k_{q-1}) - \hat{x}(k_{q-1} | k_{q-1})]$$

$$= \sum_{q=1}^M [\Delta \hat{x}(k_q | k_{q-1})] \quad (30)$$

下面问题的关键就在于如何描述时刻  $k_q$  的状态向量  $\mathbf{x}(k_q)$  ( $q=1, 2, \dots, M$ ) 和如何给出相应的预测估计值  $\hat{\mathbf{x}}(k_q|k_{q-1})$ .

事实上,若假设在各段时间间隔  $[k_{q-1}, k_q]$  ( $q=1, 2, \dots, M$ ) 内状态增量的累加速率  $\xi(k_q, k_{q-1})$  以及预测增量的累加速率  $\zeta(k_q, k_{q-1})$  分别为

$$\xi(k_q, k_{q-1}) = [\Delta \mathbf{x}(k, k-1)]/T \quad (31)$$

$$\zeta(k_q, k_{q-1}) = [\Delta \hat{\mathbf{x}}(k|k-1)]/T \quad (32)$$

则  $k_q$  时刻的状态向量  $\mathbf{x}(k_q)$  和相应的预测值  $\hat{\mathbf{x}}(k_q|k_{q-1})$  应分别为

$$\begin{aligned} \mathbf{x}(k_q) &= \mathbf{x}(k_{q-1}) + (k_q - k_{q-1})\xi(k_q, k_{q-1}) \\ &= \mathbf{x}(k_{q-1}) + (k_q - k_{q-1})\Delta \mathbf{x}(k, k-1) \end{aligned} \quad (33)$$

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{x}}(k_q|k_{q-1}) &\approx \hat{\mathbf{x}}(k_{q-1}|k_{q-1}) + (k_q - k_{q-1})\zeta(k_q, k_{q-1}) \\ &= \hat{\mathbf{x}}(k_{q-1}|k_{q-1}) + (k_q - k_{q-1})\Delta \hat{\mathbf{x}}(k|k-1) \end{aligned} \quad (34)$$

但在实际中,若考虑各段增量中的不确定性,我们可用一个零均值的白噪声来对该不确定性进行建模,那么,式(33)可改写为

$$\begin{aligned} \mathbf{x}(k_q) &= \mathbf{x}(k_{q-1}) + (k_q - k_{q-1})\Delta \mathbf{x}(k, k-1) \\ &\quad + \mathbf{v}_1(k_{q-1}) \cdot \sigma_{(k_{q-1}, \mathbf{x}(k_q))}, q=1, 2, \dots, M \end{aligned} \quad (35)$$

其中  $\mathbf{v}_1(k_{q-1}) \in \mathbf{R}^{n \times 1}$  为零均值的白噪声,并满足

$$E\{\mathbf{v}_1(k_{q-1})\} = 0 \quad (36)$$

$$\begin{aligned} E\{\mathbf{v}_1(k_{q-1})\mathbf{v}_1^T(k_{m-1})\} &= \mathbf{r}_1(k_{q-1})\delta_{(q-1)(m-1)}, \\ &\quad q, m=1, 2, \dots, M \end{aligned} \quad (37)$$

$$\sigma_{(k_{q-1}, \mathbf{x}(k_q))} = \begin{cases} 1, & k_{q-1} \neq k_q \\ 0, & k_{q-1} = k_q \end{cases} \quad (38)$$

$$\mathbf{x}(k_0) = \mathbf{x}((k-1)_M) = \mathbf{x}(k-1) \quad (39)$$

由于式(16)表明系统在某些时刻可能存在有多个测量值,即  $k_q = k_{q-1}$ ,  $q=2, \dots, M$  (40)

成立.但在多传感器系统中某一确定时刻的目标状态是唯一的,因此需要在式(35)中的噪声项  $\mathbf{v}_1(k_{q-1})$  后乘上函数  $\sigma_{(k_{q-1}, \mathbf{x}(k_q))}$ . 同理,式(34)可改写为

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{x}}(k_q|k_{q-1}) &\approx \hat{\mathbf{x}}(k_{q-1}|k_{q-1}) + (k_q - k_{q-1})\Delta \hat{\mathbf{x}}(k|k-1) \\ &\quad + \mathbf{v}_2(k_{q-1}) \cdot \sigma_{(k_{q-1}, \hat{\mathbf{x}}(k_q|k_{q-1}))} \end{aligned} \quad (41)$$

这里,  $\mathbf{v}_2(k_{q-1})$  为一零均值的白噪声序列,并满足

$$E\{\mathbf{v}_2(k_{q-1})\} = 0 \quad (42)$$

$$\begin{aligned} E\{\mathbf{v}_2(k_{q-1})\mathbf{v}_2^T(k_{m-1})\} &= \mathbf{r}_2(k_{q-1})\delta_{(q-1)(m-1)}, \\ &\quad q, m=1, 2, \dots, M-1 \end{aligned} \quad (43)$$

$$\hat{\mathbf{x}}(k_0|k_0) = \hat{\mathbf{x}}(k-1|k-1) \quad (44)$$

式(41)中乘上  $\sigma_{(k_{q-1}, \hat{\mathbf{x}}(k_q|k_{q-1}))}$  是为了保证两个相邻时刻间状态预测值的唯一性.并且式(37)中的  $\mathbf{r}_1(k_{q-1})$  和式(43)中的  $\mathbf{r}_2(k_{q-1})$  可采用经验以及在线调整方法进行选择.若记

$$\tilde{\mathbf{x}}(k_q|k_{q-1}) = \mathbf{x}(k_q) - \hat{\mathbf{x}}(k_q|k_{q-1}) \quad (45)$$

那么,相应的预测误差协方差阵为

$$\mathbf{P}(k_q|k_{q-1}) = E\{\tilde{\mathbf{x}}(k_q|k_{q-1})\tilde{\mathbf{x}}^T(k_q|k_{q-1})\} \quad (46)$$

为了方便算法描述,我们先只考虑融合周期期间的采样不重叠的情况,即

$$k_1 < k_2 < \dots < k_{q-1} < k_q < k_{q+1} < \dots < k_{N-M+1} = \dots = k_M \quad (47)$$

当融合周期内的某些采样重叠即式(40)成立时,可直接调用文献[4]中的分步式滤波算法进行融合. AFASRNT 算法是一个连续更新的过程,具体步骤如下:

①在获得第  $(k-1)$  个周期内各个点的状态基于全局信息的估计值和相应的估计误差协方差阵的条件下,由式(25)和(26)分别计算出第  $k$  个周期内的状态全局预测值  $\hat{\mathbf{x}}(k|k-1)$  和相应的预测误差协方差阵  $\mathbf{P}(k|k-1)$ .

②当  $k_q$  ( $1 \leq q \leq M$ ) 时刻的测量值到来后,根据先来先服务的原则,依次利用  $z_q(k_q)$  对  $\hat{\mathbf{x}}(k_q|k_{q-1})$  进行更新,得到状态  $\mathbf{x}(k_q)$  基于  $\mathbf{z}_1^{k-1}$  和  $\mathbf{z}_1(k_1), \dots, \mathbf{z}_q(k_q)$  的估计值及相应的估计误差协方差阵

$$\hat{\mathbf{x}}(k_q|k_q) = E[\mathbf{x}(k_q) | \mathbf{z}_1^{k-1}, \mathbf{z}_1(k_1), \dots, \mathbf{z}_q(k_q)] \quad (48)$$

$$\mathbf{P}(k_q|k_q) = E[\tilde{\mathbf{x}}(k_q|k_q)\tilde{\mathbf{x}}^T(k_q|k_q)]$$

③最终在第  $k$  个周期内将得到状态  $\mathbf{x}(k_q)$  ( $q=1, 2, \dots, M$ ) 在各个时刻基于全局信息的估计值  $\hat{\mathbf{x}}(k_q|k_q)$  和相应的估计误差协方差阵  $\mathbf{P}(k_q|k_q)$ , 且

$$\hat{\mathbf{x}}(k|k) = \hat{\mathbf{x}}(k_M|k_M) \quad (49)$$

$$\mathbf{P}(k|k) = \mathbf{P}(k_M|k_M) \quad (50)$$

其中式(48)中的  $\tilde{\mathbf{x}}(k_q|k_q)$  为

$$\tilde{\mathbf{x}}(k_q|k_q) = \mathbf{x}(k_q) - \hat{\mathbf{x}}(k_q|k_q), 1 \leq q \leq M \quad (51)$$

### 3.2 异步融合算法的理论推导

下面将用正交投影的方法给出算法的推证过程(这里只给出算法推导的简要步骤):

(1)先利用式(25)和(26)计算出全局一步预测值  $\hat{\mathbf{x}}(k|k-1)$  和相应的预测误差协方差  $\mathbf{P}(k|k-1)$ , 再用式(27)和(28)计算出状态增量值和预测估计增量值  $\Delta \hat{\mathbf{x}}(k|k-1)$ ;

(2)当  $k_q$  ( $1 \leq q \leq M$ ) 时刻的测量到来时,用  $z_q(k_q)$  依次对  $\hat{\mathbf{x}}(k_q|k_{q-1})$  进行更新,可顺序得到预测估计值和相应的预测误差协方差阵分别为

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{x}}(k_q|k_{q-1}) &= \hat{\mathbf{x}}(k_{q-1}|k_{q-1}) + (k_q - k_{q-1})\Delta \hat{\mathbf{x}}(k|k-1) \\ &\quad + \mathbf{v}_2(k_{q-1}) \end{aligned} \quad (52)$$

$$\begin{aligned} \mathbf{P}(k_q|k_{q-1}) &= \mathbf{P}(k_{q-1}|k_{q-1}) + (k_q - k_{q-1})^2 \cdot \Omega(k) \\ &\quad + [\mathbf{r}_1(k_{q-1}) + \mathbf{r}_2(k_{q-1})] + (k_q - k_{q-1}) \\ &\quad \cdot \{\Psi_q(k_q) \cdot \mathbf{F}^T(k) + \mathbf{F}(k) \cdot \phi_q(k_q)\} \end{aligned} \quad (53)$$

其中  $\Omega(k) = \mathbf{P}(k|k-1) - \Phi(k|k-1)\mathbf{P}(k-1|k-1) - \mathbf{H}(k-1|k-1)\mathbf{F}^T(k)$

$$\begin{aligned} \Psi_q(k_q) &= \{\prod_{j=1}^q \mathbf{L}_{l-j}(k_{l-j}) + \sum_{l=1}^{q-1} [\prod_{j=1}^{q-1} \mathbf{L}_{q-j}(k_{q-j}) \times (k_l - k_{l-1}) \\ &\quad \cdot \mathbf{F}(k)]\} \mathbf{P}(k-1|k-1) \end{aligned} \quad (54)$$

$$\begin{aligned} \phi_q(k_q) &= \mathbf{P}(k-1|k-1) \{\prod_{j=1}^q \mathbf{L}_{j-1}^T(k_{j-1}) + \sum_{l=1}^{q-1} [(k_l - k_{l-1}) \\ &\quad \cdot \mathbf{F}^T(k) \cdot \prod_{j=1}^{q-1} \mathbf{L}_j^T(k_j)]\} \end{aligned} \quad (55)$$

$$\mathbf{L}_{q-1}(k_{q-1}) = \mathbf{I} - \mathbf{K}_{q-1}(k_{q-1})\mathbf{H}_{q-1}(k_{q-1}), \mathbf{L}_0(k_0) = \mathbf{I},$$

$$F(k) = \Phi(k, k-1) - I \quad (56)$$

$$\hat{x}(k_0 | k_0) = \hat{x}(k-1 | k-1), P(k_0 | k_0) = P(k-1 | k-1) \quad (57)$$

则状态  $x(k_q)$  ( $1 \leq q \leq M$ ) 基于  $k_q^{-1}$  和  $z_1(k_1), \dots, z_1(k_q)$  的估计值及相应的估计误差协方差阵分别为

$$\hat{x}(k_q | k_q) = \hat{x}(k_q | k_{q-1}) + K_q(k_q) [z_1(k_q) - H_q(k_q) \hat{x}(k_q | k_{q-1})] \quad (58)$$

$$P(k_q | k_q) = [I - K_q(k_q)H_q(k_q)]P(k_q | k_{q-1}) \quad (59)$$

其中

$$K_q(k_q) = P(k_q | k_{q-1})H_q^T(k_q) [H_q(k_q)P(k_q | k_{q-1})H_q^T(k_q) + R_q(k_q)]^{-1} \quad (60)$$

(3) 当  $q=M$  时, 根据式 (49) 和 (50) 可获得目标状态  $x(k)$  基于全局信息  $k$  的估计值  $\hat{x}(k|k)$  和相应的估计误差协方差阵  $P(k|k)$ .

综上所述, AFASRNT 算法的流程如图 3 所示, 其中图 3(b) 表示融合周期内连续更新的过程.

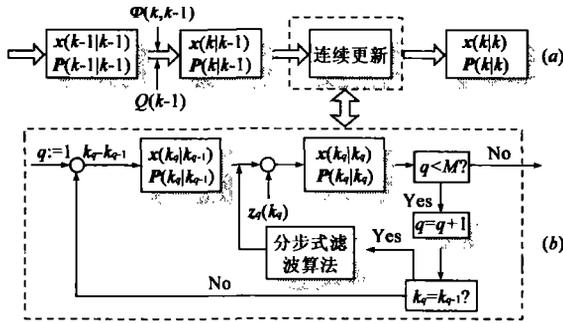


图 3 AFASRNT 算法的流程框图

从图 3 以及算法的描述和推导过程可知, AFASRNT 算法同文献 [4] 中的算法存在密切的关系. 当系统中的某些传感器在同一时刻均对目标状态进行测量时, 可调用分步式滤波算法进行融合. 特别地, 当各传感器的采样周期相同时, 即

$$T_1 = T_2 = \dots = T_N \quad (61)$$

则式 (16) 变为

$$k_1 = k_2 = \dots = k_{q-1} = k_q = k_{q+1} = \dots = k_{N-M+1} = \dots = k_M \quad (62)$$

此时 AFASRNT 算法就是文献 [4] 中的分步式滤波算法.

### 4 计算机仿真

下面用计算机仿真来检验异步采样系统分析的正确性以及建立的 AFASRNT 算法的有效性, 并同文献 [15] 中基于时间校准的融合算法对目标状态的估计精度进行了比较. 各仿真结果都是 100 次 Monte Carlo 仿真的均值.

#### 例 1 异步采样系统分析正确性检验

考虑一个由 3 个传感器组成的采样系统, 其中传感器 1、2、3 的采样周期分别为  $T_1 = 4s$ ,  $T_2 = 2s$ , 以及  $T_3 = 1s$ , 则系统的融合周期  $T = 4s$ ,  $M = 7$ . 系统融合周期内采样的仿真结果如图 4 所示.

为了将坐标轴上的数字标号区分开, 图 4 中用带圈

数字符号来标记采样点数, 其意义同圈内的数字相同. 从图中可以看出各传感器采样成整数倍关系, 其中  $q = [①, ②, ③, ④, ⑤, ⑥, ⑦]$ , 且  $k_1 < k_2 = k_3 < k_4 < k_5 = k_6 = k_7$ , 这与理论分析是一致的.

#### 例 2 算法有效性检验

考虑例 1 所示的多传感器采样系统, 取  $\Phi(k, k-1) = 0.93$ ,  $Q(k-1) = 0.2$ ,  $H_q(k_q) = 0.98$ ,  $R_q(k_q) = r_1(k_{q-1}) = r_2(k_{q-1}) = 0.01$  ( $q = 1, 2, \dots, 7$ ); 初始值  $x_0 = 10$ ,  $P_0 = 100$ .

仿真结果由图 5、6 给出. 两种算法的绝对误差均值由表 1 给出.

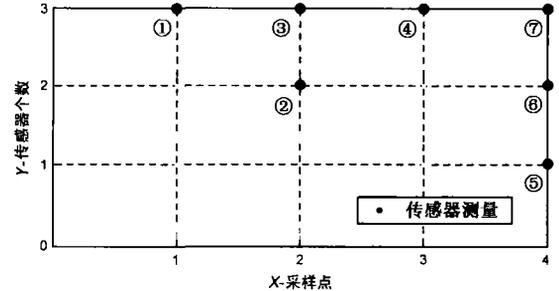


图 4 例 1 中多传感器系统异步采样示意图

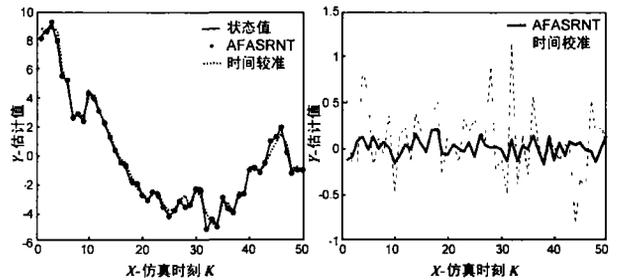


图 5 例 2 中两种算法的估计值曲线

图 6 例 2 中两种算法的估计误差曲线

表 1 例 2 中两种算法的绝对误差均值

算法	AFASRNT 算法	时间校准算法 [15]
绝对误差均值	0.0768	0.2970

图 5、图 6 及表 1 表明 AFASRNT 算法能对目标状态进行实时估计, 并与基于时间校准的融合算法相比对目标状态的估计精度提高了近 74.1%. 因此新算法在对目标状态的估计精确度上要优于基于时间校准的算法.

### 5 结论

本文对拥有有理数倍采样的多传感器动态系统进行了研究. 在系统模型确定的情况下, 提出了一类新的多传感器动态系统异步数据融合算法, 并给出了算法的推导过程和计算机仿真结果. 新算法是根据先来先处理的原则, 利用 Kalman 滤波器和周期内按序到达的各传感器观测值依次对目标状态的估计值进行逐步向前更新. 若某些传感器在某些时刻同时采样, 则直接调用文献 [4] 中的分步式滤波算法进行融合, 从而在融合周期内得到该目标在各个采样时刻的状态基于全局信息的融合估计值. 并且当所有传感器的采样周期均相同时, AFASRNT 算法就是文献 [4]

中的分步式滤波算法。例 1 的仿真结果表明了文中对异步采样系统分析的正确性。例 2 的计算机仿真证明了 AFAS-RVT 算法对目标状态估计的有效性。

在实际多传感器动态系统中,常常出现以下情况:①各传感器采样起始时刻不同;②各传感器坐标需要校准;③线路通信存在延迟;④传输过程存在不确定性等,本文没有对这些情况进行讨论。并且参数  $\tau_1(k_{q-1})$  和  $\tau_2(k_{q-1})$  的选择在理论上还有待更深入的研究。对上述问题进行深入研究具有重要的理论和实际意义,这将是我們下一步要进行的工作。

#### 参考文献:

- [ 1 ] 何友,王国宏,等.多传感器信息融合及应用[M].北京:电子工业出版社,2000
- [ 2 ] 王明辉.多传感器数据融合跟踪算法研究[D].北京:清华大学,2003
- [ 3 ] 文成林,周东华.多尺度估计理论及其应用[M].北京:清华大学出版社,2002
- [ 4 ] 文成林,吕冰,葛泉波.一种基于分步式滤波的数据融合算法[J].电子学报,2004,32(8):1264-1267.  
WEN Cheng-lin LV Bing GE Quan-bo A data fusion algorithm based on filtering step by step[J]. Acta Electronica Sinica 2004 32(8): 126-1267 (in Chinese)
- [ 5 ] 何兵,毛士艺,张有为,李少洪.不同类型传感器的分层融合算法研究[J].电子学报,2000,28(6):4-7.  
HE Bing MAO Shi-yi et al Research on hierarchical fusion algorithm of different type sensors[J]. Acta Electronica Sinica 2000 28(6): 4-7. (in Chinese)
- [ 6 ] 黄晓瑞,崔平远.一种基于信息融合的滤波算法及其应用[J].电子学报,2001,29(9):1225-1227.  
HUANG Xiao-rui CUI Ping-yuan A new filtering algorithm based on information fusion and its application[J]. Acta Electronica Sinica 2001, 29(9): 1225-1227 (in Chinese)
- [ 7 ] 刘炯明.数据融合及应用[M].北京:国防工业出版社,1999
- [ 8 ] Alouani A T, Rice T R. On asynchronous data fusion [A]. Proc of the Annual Southeastern Symposium on System Theory[C]. Athens 1994 143-146

- [ 9 ] Alouani A T, Rice T R. Performance analysis of an asynchronous track fusion and architecture [A]. Proc of SPIE [C]. Orlando 1997, 194-205
- [ 10 ] Alouani A T, Rice T R. On asynchronous data fusion [A]. Proc of the Annual Southeastern Symposium on System Theory[C]. Athens 1994 143-146
- [ 11 ] Alouani A T, Rice T R. Performance analysis of an asynchronous track fusion and architecture [A]. Proc of SPIE [C]. Orlando 1997, 194-205
- [ 12 ] 王洁,韩崇昭,李晓榕.异步传感器数据融合[J].控制与决策,2001,16(6):877-881
- [ 13 ] 徐毓.雷达网数据融合问题研究[D].北京:清华大学,2003
- [ 14 ] Y Bar-shalom, X-Rong Li, Thiagaling K inbarajm. Estimation with Application to Tracking and Navigation[M]. New York: John Wiley & Sons, NC, 2001
- [ 15 ] 高立平.多传感器信号检测与目标跟踪理论及应用研究[D].西安:西北工业大学,1999

#### 作者简介:



葛泉波 男,1980年生,上海海事大学电气自动化系博士研究生,研究方向为基于网络的多传感器信息融合及故障诊断技术、多尺度估计理论及应用。  
E-mail qqb@hziee.edu.cn

汪国安 男,1957年生,1979年河南大学物理系毕业,近年来发表学术论文10余篇;主编和参编教材4部,主持省部级自然科学基金4项,主要研究方向:计算机控制,网络控制。

汤天浩 男,1955年生,博士、教授、博士生导师,1998年3月获上海大学电力电子与电力传动专业博士学位,已在国内外发表学术论文60余篇,主持完成省部级科研项目4项,主要研究方向为:电力传动控制系统,智能信息处理与智能控制,船舶与航运自动化。

文成林 男,1963年生,博士(后)、教授、博士生导师,1999年于西北工业大学自动控制系获博士学位,2002年清华大学控制科学与工程博士后流动站出站,近年来,已发表学术论文80余篇;出版学术专著1部,主持国家自然科学基金项目3项、河南省杰出青年科学基金项目1项,主要研究方向为:多源同步和异步信息的建模理论与融合技术,系统的安全检测、监控与故障诊断技术。