

# 基于反馈机制的异步环境跟踪算法\*

刘智, 巫茜, 张金荣

(重庆理工大学 计算机科学与工程学院, 重庆 400054)

**摘要:** 多传感器目标跟踪系统中, 各传感器量测周期的不同导致局部量测或估计到达融合中心的时间不同步。使用航迹融合和卡尔曼滤波方法, 各局部传感器在共享融合中心数据的基础上进行独立滤波估计, 融合中心根据各局部航迹插值对准进行融合, 提出了一种适合于任意多传感器速率构成的异步环境跟踪的方法。实验仿真结果表明, 该方法能够很好地完成异步环境的目标跟踪任务, 跟踪效果明显好于各局部传感器。

**关键词:** 多传感器; 异步环境; 反馈机制; 目标跟踪; 信息融合

中图分类号: TP132

文献标志码: A

文章编号: 1672-6693(2012)06-0054-05

由于通信延迟、坐标转换以及传感器速率等因素, 同步系统的要求在现实环境中基本难以满足, 因而研究者对异步数据融合的关注日益强烈。Alouani 和 Rice 一直从事异步融合技术的研究, 做了大量的基础工作, 提出了基于量测与模型噪声相互独立假设的最优异步融合算法、数据平滑预处理等距和不等距内插融合算法<sup>[1-3]</sup>, 其局限性是没有考虑到在对异步数据进行同步化时所导致的噪声相关。王浩等人<sup>[4]</sup>对文献[1]中的算法进行改进, 通过对线性连续时间系统进行异步离散化, 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, 从而实现对目标状态的跟踪和估计。文献[4]考虑了各量测间噪声的相关性, 但计算量大, 而且文献[1]和[4]中的算法并没有获取每个测量点的状态估计, 实质上是同步融合的变体, 实时性得不到体现。结合小波多分辨率的特点, 基于卡尔曼滤波技术, Long 等人<sup>[5]</sup>提出了一种基于 haar 小波变换的异步多传感器融合算法, 通过将高采样和低采样速率的观测互相变换进行确认融合, 不仅计算复杂性高, 而且要求跟踪系统中各传感器分辨率呈 2 的指数方增长。Zhang 等人<sup>[6]</sup>通过小波变换用状态的细粒度信号模拟粗粒度信号, 通

过扩充状态方程变量及量测变量的参数构建了一个动态模型对系统进行跟踪。针对小波技术实时性差的特点, Yan 等人<sup>[7-8]</sup>提出了一种实时性异步融合方法, 但它要求各传感器速率间呈倍数关系, 这一苛刻条件在大多数实际系统中得不到保证。通过扩展量测方程的方法, Hu<sup>[9]</sup>实现了最小均方误差准则意义下的异步融合, 但它假定状态估计间是独立的。Wen<sup>[10]</sup>在异步融合的方法中引入了反馈机制, 让局部传感器能够共享融合中心的成果。Shi<sup>[11]</sup>使用卡尔曼滤波和正交投影理论实现了多传感器跟踪的异步融合, 其优化标准为线性最小方差, 实验仿真取得了较好效果。

总的看来, 上述研究对多传感器的周期有一定的限制, 传感器量测周期需要满足一定的比例关系, 而现实环境中的很多跟踪系统都很难满足该要求。本文针对多传感器跟踪系统中, 各传感器采样周期呈任意比例的环境, 结合航迹级融合计算量小的特点<sup>[12]</sup>, 采用协方差交叉方法<sup>[13]</sup>处理噪声相关, 提出了一种基于反馈机制的异步环境跟踪算法 (A fusion algorithm in asynchronous tracking based on feedback, FAATF)。

## 1 基于反馈机制的异步环境跟踪算法

在 FAATF 系统中, 每个传感器都有自己的局部

\* 收稿日期 2012-03-20 修回日期 2012-04-06 网络出版时间 2012-11-12 16:42:01

资助项目: 重庆市教委科学技术研究项目( No. KJ110805 ); 重庆理工大学青年基金计划项目( No. 2011ZQ9 ); 重庆理工大学科研启动项目( No. 03-60-30 )

作者简介: 刘智, 男, 博士, 副教授, 研究方向为多源信息融合、视觉跟踪、数据库与知识工程。

网络出版地址: [http://www.cnki.net/kcms/detail/50.1165.N.20121112.1642.201206.54\\_013.html](http://www.cnki.net/kcms/detail/50.1165.N.20121112.1642.201206.54_013.html)

滤波器,融合中心根据各局部滤波器所得到的航迹进行交互融合。多传感器全异步融合结构如图 1 所示,其中  $K_i$  表示来自于传感器  $i$  的一次观测,  $T_i$  表示传感器  $i$  的观测周期,  $T_{FC}$  为融合中心周期。图 1 给出了跟踪系统中参与融合的各组件及简单过程。在对运动目标的跟踪时,首先由各传感器单独滤波形成自己的航迹,然后融合中心再对收到的各局部航迹进行融合,计算复杂性小。其次,各局部滤波器和融合中心之间实行数据共享机制,各局部滤波器能接收融合中心的最优估计反馈,从而充分利用融合中心的高质量估计对局部估计进行修正;再次,由于各传感器单独滤波,观测一旦到达就执行滤波过程,不但能充分利用每一个观测数据,而且具有实时性的特点。

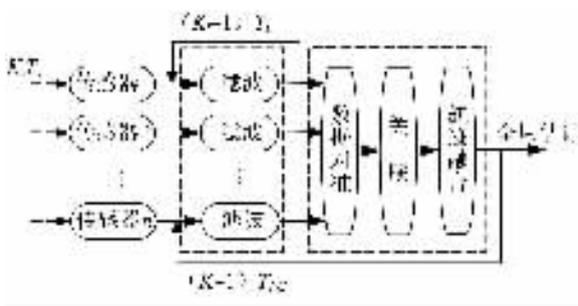


图 1 多传感器异步融合系统结构图

1.1 系统描述

在线性系统,通常用卡尔曼滤波来估计目标的位置、速度和加速度。为了简化,假定状态及量测坐标均为笛卡儿坐标系,目标状态遵循(1)式所示的线性随机差分方程,各传感器遵循(2)式所示的量测方程。

$$X(t) = AX(t) + G\bar{W}(t) \quad (1)$$

其中  $E(W(t)W^T(t)) = Q(t)\delta(t - \tau)$ 。

$$Z_i^m = H^m X(t) + V^m(t) \quad m = 1, 2, \dots, n \quad (2)$$

线性离散化后得迭代公式为

$$X(k+1) = \varphi(k+1, k)X(k) + Q(k+1, k)W(k)$$

其中  $\varphi(k+1, k) = \exp(AT)$ 。

$$E(W(k)W^T(l)) = Q(k)\delta_{kl}$$

$$E(V^i(k)V^{iT}(l)) = R^i(k)\delta_{kl}$$

$$Q(k+1, k) = \int_k^{k+1} \varphi(k+1, \tau)Gq(\tau)G^T\varphi^T(k+1, \tau) d\tau$$

$$X(k|k) = \varphi(k, k-1)X(k|k-1) + K(k) \cdot [Z(k) - HX(k|k-1)]$$

$$P(k|k-1) = \varphi(k, k-1)P(k-1|k-1) \cdot \varphi^T(k, k-1) + Q(k, k-1)$$

$$K(k) = P(k|k-1)H^T[HP(k|k-1)H^T + R(k)]^{-1}$$

$$P(k|k) = [I - K(k)H]P(k|k-1)$$

1.2 跟踪系统采样描述

图 2 给出了 3 个异步传感器跟踪系统中的观测和融合中心的时间线图,其中  $T_i$  为传感器  $i$  的观测周期,  $T_{FC}$  为融合中心的融合周期,  $k_i^{k_i}$  为来自传感器  $i$  的第  $k_i$  次观测,  $X_i(k_i|k_i)$  为传感器  $i$  在  $k_i T_i$  时刻的状态估计,  $X(k|k)$  为融合中心在  $k T_{FC}$  时刻对状态的融合估计,融合中心在  $k T_{FC}$  时刻与各传感器最近观测之间的时间用  $\Delta T_i^k$  表示,各传感器的观测周期分别为 1、3、4 s,中心融合周期为 2 s,各传感器量测周期及融合周期期间没有特殊的固定比例关系。

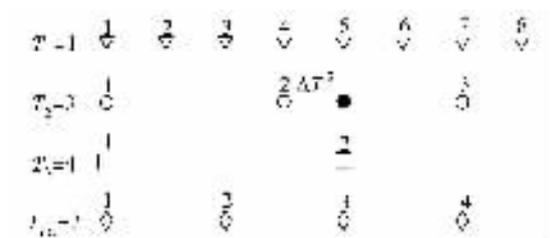


图 2 多传感器及融合中心异步时序示意图

1.3 全异步跟踪融合算法

卡尔曼滤波最优性的前提之一是固定时间间隔滤波。多传感器异步目标跟踪的关键在于各局部传感器既要满足卡尔曼滤波的最优性条件,又能很好地共享融合中心的融合估计。FAATF 算法中,设定各局部滤波器只能在某些特定情况才能接收融合中心的反馈信息,不但满足卡尔曼滤波固定时间间隔的最优前提,而且局部滤波器能够有效共享融合中心估计,从而提高局部传感器的估计准确度。

规则 1:一般情况下,各局部传感器直接根据上一时刻的估计使用卡尔曼滤波单独进行滤波估计。但当  $(k_i - 1)T_i = (k - 1)T_{FC}$  时,即某个局部滤波估计和融合中心估计在时间刻度上能够对准时,局部传感器接收融合中心的状态和方差反馈信息,接收的反馈信息用于该局部传感器的下一时刻的滤波估计。

如图 2 中传感器 3 中,当第 2 个观测 ( $k_3 = 2$ ) 到来时,由于该传感器当前滤波估计时间和融合中心滤波估计 ( $k = 3$ ) 时刻在时间上保持一致,因此融合中心该时刻的状态及方差信息可以反馈给局部传感器 3,接收的反馈信息直接参与传感器 3 的下一时刻 ( $k_3 = 3$ ) 的滤波估计。

规则 2:对于融合中心的每一融合时刻,如果局部传感器在该时刻有相应的估计,则该局部估计直

接参与融合,否则,利用卡尔曼预测方程对当前融合时刻进行插值估计后再参与融合(参考规则3)。

规则3:当融合时刻 $(k-1)T_{FC}$ 与传感器当前估计时刻 $(k_i-1)T_i$ 不同步时,假设其差值为 $\Delta T_i^k$ ,则使用状态预测(3)式和状态协方差预测(4)式对传感器 $i$ 在 $(k-1)T_{FC}$ 时刻的值进行预测插值估计,再进行融合。

$$X(t+\Delta t|t) = \varphi(\Delta t)X(t) \quad (3)$$

$$P(t+\Delta t|t) = \varphi(\Delta t)P(t|\Delta t)\varphi^T(\Delta t) + Q(\Delta t) \quad (4)$$

如图2中,当融合中心时刻 $k=3$ 时,由于传感器2在该时刻没有相应的局部估计,因此只能根据最近时刻 $(k_2=2)$ 的估计值进行插值估计。

中心融合的任务是将插值对准后的各局部航迹进行融合,关键是如何确定各局部航迹估计对该次融合的贡献权值,因此需要得出每个局部航迹在融合点估计的正确性程度,其中最广泛使用的方法是通过状态协方差来计算参与融合的权值。状态协方差可通过卡尔曼滤波迭代过程求解,然而卡尔曼滤波最小均方误差估计的前提是知道各信息源之间的协方差。因此为了获得航迹融合的最优估计,融合中心还必须得到各传感器在融合时刻估计的协方差(相关性)<sup>[12]</sup>,但协方差的计算由于通讯和计算开销大而不现实。文献[14]指出系统离散化造成的直接影响是导致量测噪声和过程噪声间以及各传感器量测噪声之间的相关,并提出了一种协方差交叉方法,不但可以有效考虑各传感器对融合估计的贡献,而且证明了跟踪的收敛性问题,因此本文直接使用协方差交叉方法来进行状态融合和协方差计算。

规则4:融合中心,各时刻的状态及协方差的融合按(5)式和(6)式进行。

$$P_{fc}^{-1} = \sum_{i=1}^N \alpha_i P_i^{-1}, \sum_{i=1}^N \alpha_i = 1 \quad (5)$$

$$P_{fc}^{-1} X_f = \sum_{i=1}^N \alpha_i P_i^{-1} X_i, \sum_{i=1}^N \alpha_i = 1 \quad (6)$$

其中 $P_{fc}$ 为融合后的状态协方差矩阵, $P_i$ 为各传感器在融合时刻的状态协方差矩阵, $\alpha_i$ 为融合加权系数,本文中取 $\alpha_i = 1/N$ ,其中 $N$ 为参与融合的传感器的个数。

## 2 实验仿真与结果分析

以图2所示的3个传感器构成的多传感器跟踪单个目标为例,对FAATF系统进行了仿真模拟实验。假设目标以笛卡儿坐标中位置(50 m,100 m)为起点, $X$ 方向初始速度及加速度分别为10 m/s和 $-0.025 \text{ m/s}^2$ , $Y$ 方向初始速度及加速度分别为

15 m/s和 $0.075 \text{ m/s}^2$ ,笛卡儿坐标系中目标动态方程如(7)式所示。其中状态 $X(t) = [x_i \dot{x}_i y_i \dot{y}_i]^T$ ,其中 $x_i, \dot{x}_i, y_i, \dot{y}_i$ 分别为 $X$ 方向和 $Y$ 方向的方位和速度。各传感器在 $X, Y$ 方向过程噪声均为 $Q = 0.01$ ,动态方程系数矩阵分别如(8)式和(9)式所示。

$$X(t+\Delta t) = \varphi(\Delta t)X(t) + W(t) \quad (7)$$

$$\varphi(\Delta t) = \begin{pmatrix} 1 & \Delta t & 0 & 0 & \Delta t^2/2 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & \Delta t & 0 \\ 0 & 0 & 1 & \Delta t & 0 & \Delta t^2/2 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & \Delta t \end{pmatrix} \quad (8)$$

$$Q(\Delta t) = \begin{pmatrix} \Delta t^2/4 & 0 \\ \Delta t/2 & 0 \\ 0 & \Delta t^2/4 \\ 0 & \Delta t/2 \end{pmatrix} \quad (9)$$

3个雷达传感器扫描周期分别为 $T_1 = 1 \text{ s}$ , $T_2 = 3 \text{ s}$ , $T_3 = 4 \text{ s}$ ,它们同时对动目标进行观测,假设各传感器观测数据已经转换成同一参考坐标中,并且忽略各传感器与融合中心的时间延迟,并假定传感器 $i$ 遵循(10)式所示的量测方程。

$$Z_i^k = H_i X(t) + V_i(t) \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (10)$$

其中各传感器量测矩阵均为 $H$ ,如式(11)所示。

$$H = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{pmatrix} \quad (11)$$

量测噪声 $V_i(t)$ 为零均值方差为 $R(i)$ ,并且独立于同样为高斯的过程噪声 $W(t)$ , $R(1) = \text{diag}[25, 25]$ , $R(2) = \text{diag}[36, 36]$ , $R(3) = \text{diag}[25, 25]$ 。融合中心周期 $T_{FC} = 2 \text{ s}$ ,如图2所示。

对目标200 s运动轨迹进行50次蒙特卡罗仿真,结果分别如图3~图5所示。图3给出了传感器3的观测、局部估计和融合中心估计对比情况,传感器1和传感器2获得了同样的估计效果。从图3可以看出,本文提出的算法能够很好的对运动目标进行跟踪。图4(a),(b)分别给出了各局部估计及融合估计的位置均方根误差,图5给出了各局部估计及融合中心估计 $XY$ 方向综合的位置均方根误差。

从图4和图5可以看出,无论是 $X, Y$ 方向,还是综合了 $X, Y$ 方向的均方根误差,中心融合的误差都要小于各传感器的局部估计误差。为了检验FAATF方法的有效性,将第三个传感器量测周期改为 $T_3 = 5 \text{ s}$ ,其他数据均保持不变,然后进行仿真

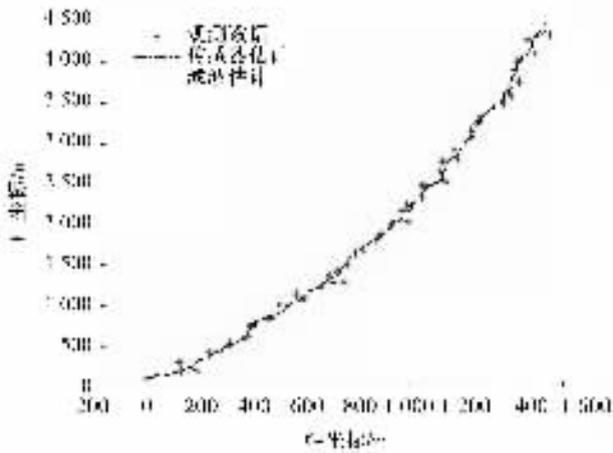


图3 传感器3的观测、估计及融合中心估计

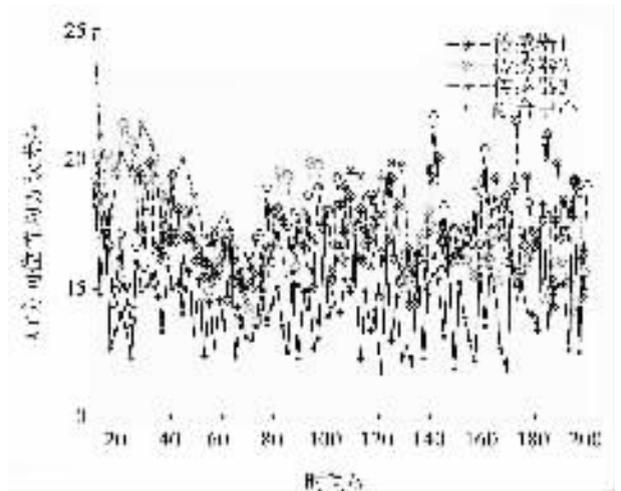


图5 各局部估计与融合中心估计的均方根误差

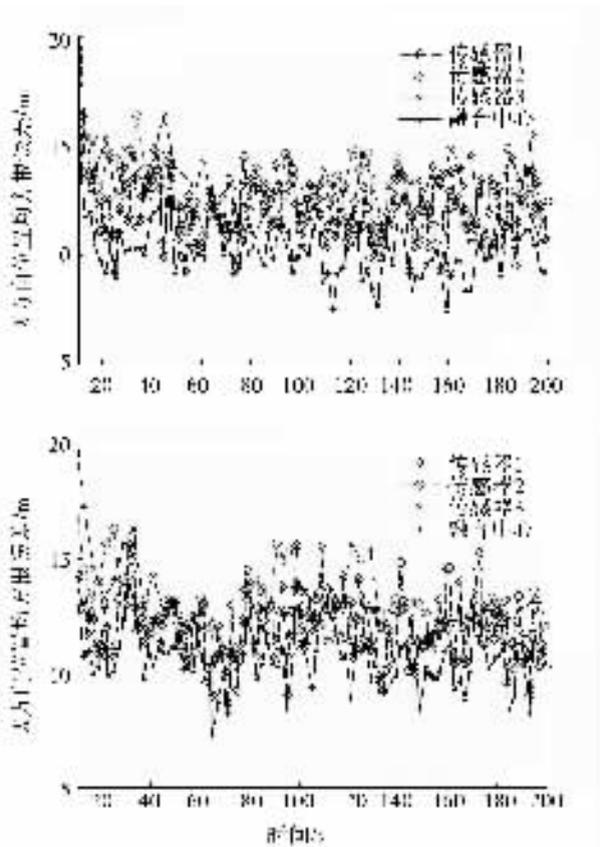


图4 各局部估计与融合中心估计的位置均方根误差

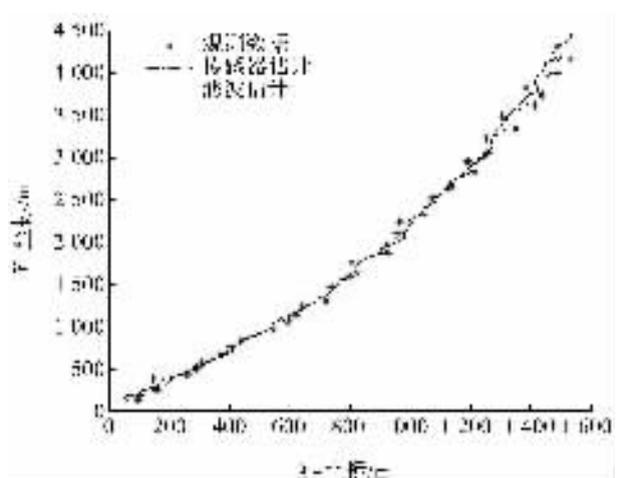


图6 传感器3的观测、估计及融合中心估计( $T_3 = 5\text{ s}$ )

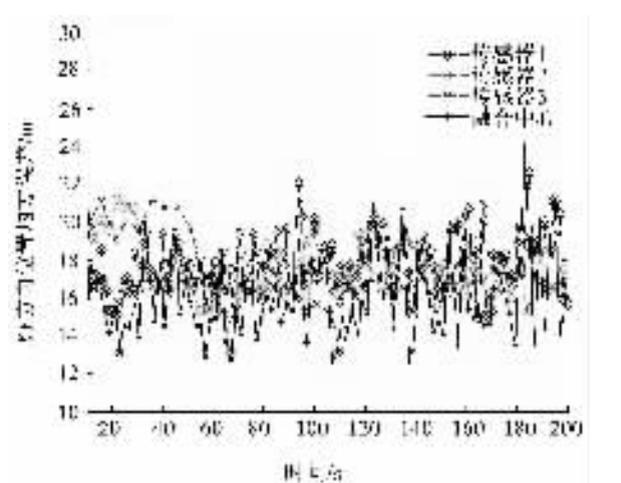


图7 各局部估计与融合中心估计的均方根误差( $T_3 = 5\text{ s}$ )

实验,得到的轨迹跟踪示意图及均方根误差对比示意图如图6和图7所示。图6和图7得到了和前文相似的实验结果,这表明FAATF方法支持任意周期传感器组成的跟踪系统,融合方法的有效性从仿真实验上得到了验证。并且当各传感器量测周期和融合周期一致时,该方法即可支持同步融合的情景。

### 3 结束语

针对跟踪系统中各传感器周期完全不同步的跟

踪场景,提出了一种基于反馈机制的航迹融合方法FAATF。该方法充分利用现有的卡尔曼滤波技术,通过对来自于局部滤波器的航迹进行插值对准,使用协方差交叉方法进行状态向量和协方差矩阵进行融合。算法考虑了各传感器间的相关性,能够收敛。

各传感器观测激发滤波的机制保证了跟踪的实时性,航迹融合的使用使得计算开销变得更加现实。同时,当各传感器扫描周期相同时,FAATF 成为一般的同步融合方法。实验仿真结果表明了该方法得有效性。

### 参考文献:

- [ 1 ] Alouani A T ,Rice T R. On asynchronous data fusion[ C ]// Proceedings of the annual southeastern symposium on system theory. Athens ,OH ,USA :IEEE ,1994 :143-146.
- [ 2 ] Alouani A T ,Rice T R. On optimal asynchronous tracking fusion [ J ]. Optical Engineering ,1998 ,37( 2 ) :427-433.
- [ 3 ] Alouani A T ,Rice T R. Performance analysis of asynchronous track fusion and architecture[ C ]//Proceedings of SPIE 3068 signal processing ,sensor fusion ,and target recognition VI. Orlando ,FL ,USA :SPIE ,1997 :194-205.
- [ 4 ] 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.
- [ 5 ] Hong L. Multiresolutional filtering using wavelet transform [ J ]. IEEE Transactions on Aerospace Electronics and Systems ,1993 ,29( 4 ) :1244-1251.
- [ 6 ] Zhang L ,Wu X L ,Pan Q ,et al. Multiresolution modeling and estimation of multisensor data[ J ]. IEEE Transactions on Signal Process 2004 ,52( 11 ) :3170-3182.
- [ 7 ] Yan L P ,Liu B S ,Zhou D H. The modeling and estimation of asynchronous multirate multisensor dynamic systems [ J ]. Aerospace Science and Technology 2006 ,10( 1 ) :63-71.
- [ 8 ] Yan L P ,Liu B S ,Zhou D H. Asynchronous multirate multi-sensor information fusion algorithm [ J ]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems ,2007 ,43( 3 ) :1135-1146.
- [ 9 ] Hu Y Y ,Duan Z S ,Zhou D H. Estimation fusion with general asynchronous multi-rate sensors [ J ]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems ,2010 ,46( 4 ) :2090-2102.
- [ 10 ] Wen C L ,Liu S J ,Ge Q B. Asynchronous track fusion with global feedback [ C ]//Third international conference on communications and networking in China. Hangzhou : IEEE 2008 :182-186.
- [ 11 ] Shi H ,Yan L P ,Liu B S. A sequential asynchronous multi-rate multisensor data fusion algorithm for state estimation [ J ]. Chinese Journal of Electronics ,2008 ,17( 4 ) :630-632.
- [ 12 ] Shi Y ,Dong Y H ,Shan X M. Asynchronous track fusion in a multi-scale sensor environment [ C ]//The 10th Asia-Pacific conference on communications and 5th international symposium on multi-dimensional mobile communications. Beijing :IEEE 2004 ,1 :323-327.
- [ 13 ] Julier S J ,Uhlman J K. Non-divergent estimation algorithm in the presence of unknown correlations [ C ]//Proceedings of the American control conference. Albuquerque ,NM ,USA :IEEE ,1997 ,4 :2369-2373.
- [ 14 ] 李学军 ,李萍 ,褚福磊. 基于相关函数的多振动信号数据融合方法 [ J ]. 振动、测试与诊断 2009 ,29( 2 ) :179-183.

## A Fusion Algorithm in Asynchronous Tracking Based on Feedback

LIU Zhi , WU Qian , ZHANG Jin-rong

( College of Computer Science and Engineering , Chongqing University of Technology , Chongqing 400054 , China )

**Abstract** :Owning to different measurement rates , measurements or local estimates arrive at fusion center asynchronously in most multi-sensor tracking systems. Combining track-level fusion and kalman filter , an asynchronous tracking algorithm was proposed in this paper. In the algorithm , local sensor takes the estimate independently on basis of sharing data from fusion center , and fusion center fusion estimates from local sensors by interpolation and carlibration. We provide an extensive set of experimental evidences with a comparative performance analysis with tracking methods representative of the principal approaches. Results show that the method proposed is effective in asynchronous tracking and the accuracy of center is obviously better than local estimates.

**Key words** : multi-sensor ; asynchronous environment ; feedback mechanism ; object tracking ; information fusion

( 责任编辑 方 兴 )