文章编号: 1001-0920(2017)12-2162-07 DOI: 10.13195/j.kzyjc.2016.1312

通信受限下网络化多传感器系统序贯卡尔曼滤波加权融合

张冬梅†, 茹安狄, 程 善

(浙江工业大学 理学院,杭州 310023)

摘 要: 针对通信受限下网络化多传感器系统难以实时滤波的问题,提出实时序贯滤波融合方法和故障诊断方法. 首先基于周期性分组传输通信策略,采用序贯卡尔曼滤波方法,对当前时刻访问融合中心的传感器组进行局部滤波,并导出剩余传感器组的最优局部估计,进而得到线性最小方差意义下的最优融合估计. 利用残差加权平方和方法对发生故障的传感器进行定位,仿真结果验证了所提出算法的有效性.

关键词: 信息融合;通信受限;序贯滤波算法;故障诊断

中图分类号: TP273 **文献标志码:** A

Sequential Kalman filter weighted fusion for networked multi-sensor systems with communication constraints

ZHANG Dong-mei†, RU An-di, CHENG Shan

(College of Science, Zhejiang University of Technology, Hangzhou 310023, China)

Abstract: A real-time sequential filtering fusion algorithm and a fault diagnosis method are proposed for the networked multi-sensor systems with communication constraints. Firstly, the local optimal filter is obtained for the sensors which have access to the filter center. The Kalman predictor is used for the sensors left to obtain the local optimal prediction according to the latest measurement. The optimal fusion estimation is derived from the fusion criterion weighted by matrices. The corresponding fault diagnosis method is used to locate the fault sensors. Finally, a target tracking example is given to illustrate the effectiveness of the proposed method.

Keywords: information fusion; communication constraints; sequential filter algorithm; fault diagnosis

0 引 言

多传感器信息融合是对来自多个传感器的数据进行优化组合,以获得系统参数或状态的更精确估计[1]. 随着工业化进程现代化、自动化水平的不断提高,多种信息融合估计算法不断涌现并在目标跟踪与定位、制导、智能交通、医疗诊断等领域得到广泛应用[2-7]. 与传统的多传感器同步融合相比,网络化多传感器系统更多地采用异步模式,进而产生了异步融合问题,即将不同时刻的状态推算到同一时刻,再进行同步融合. 由于通信网络带宽有限、节点能量有限,不可避免地产生了诱导时延[8]、介质访问受限[9]、丢包[10] 等现象,从而影响了估计的性能. 目前,如何解决通信受限下网络化多传感器信息融合问题已成为研究的热点.

由于无线传感器网络系统带宽有限,在每个采样周期内往往只有部分测量信息能通过网络信道传输到融合中心并用于融合估计. 文献[11]将具有通信受限的网络化系统建模为等价的离散时间切换系统,通过李亚普诺夫稳定性理论推导出保证系统鲁棒稳定的充分条件,并给出量化反馈控制器的设计方法. 文献[12]提出了一种周期性分组传输策略,对每个子系统分别进行卡尔曼滤波,得到最优局部估计,再通过矩阵加权得到线性最小方差意义下的最优融合估计. 注意到,无论是集中式融合滤波还是分布式融合滤波,都需要获取全部测量信息,难以满足实时性要求. 此外,由于集中式融合滤波器没有故障诊断功能,在某个子系统出现故障时,滤波器容易发散,容错性较差.

针对上述问题,文献[13]给出了序贯滤波融合算法,实现了滤波过程的实时化和滤波精度的最优

收稿日期: 2016-10-18; **修回日期:** 2017-01-18.

基金项目: 浙江省自然科学基金项目(LY14F030010).

作者简介: 张冬梅(1973−), 女, 教授, 从事时滞系统、传感器网络系统信息融合等研究; 茹安狄(1992−), 男, 硕士生, 从事传感器网络系统信息融合的研究.

†通讯作者. E-mail: meidzh@zjut.edu.cn

化. 文献[14-16]将该算法用于异步融合系统、非线性目标跟踪系统等. 文献[3]利用Hilbert空间二次型的稳定性与Krein空间正交投影之间的对应关系,给出了有限时域序贯滤波融合算法. 针对通信受限下的网络化多传感器系统,同时考虑滤波的实时性和最优性的序贯滤波方法研究相对较少.

本文针对介质访问受限下同步采样网络化多传感器系统,提出一种实时、递推、最优的序贯融合估计方法. 首先,采用周期性的通信策略[12],对当前时刻传输到融合中心的子系统测量信息进行序贯处理,得到最优局部滤波. 结合故障诊断方法,实时定位发生故障的传感器. 针对剩余子系统设置预报器,推导出估计互协方差的递推形式,进而通过矩阵加权得到线性最小方差意义下的最优融合估计. 与异步融合相比,融合中心只需根据每组传感器上有限个传输时刻的测量信息即可得到当前时刻的最优融合估计. 最后通过一个目标跟踪例子验证了所提出方法的有效性.

1　问题描述

符号说明: I 表示适当维数的单位矩阵; $\mathrm{diag}\{\cdot\}$ 表示对角矩阵; X^{T}、X^{-1} 表示矩阵 X 的转置和逆; $\mathrm{E}\{\cdot\}$ 表示均值; $\mathrm{card}(\cdot)$, $\Delta(\cdot)$ 分别表示相应集合中元素的个数; $t \bmod N$ 表示 t 除以 N 的余数.

假设传感器节点观测对象对应的状态空间模型为

$$\begin{cases} x(t+1) = Ax(t) + B\omega(t), \\ y_i(t) = C_i x(t) + v_i(t),\ i = 1,2,\cdots,m. \end{cases} \tag{1}$$

其中: $x(t) \in R^n$ 为系统状态; $y_i(t) \in R^{q_i}(i = 1,2,\cdots,m)$ 为测量输出; A、B、C_i 为具有适当维数的矩阵; $\omega(t) \in R^m$ 和 $v_i(t) \in R^{q_i}$ 为零均值不相关的白噪声,满足

$$\mathrm{E}\{[\omega(k), v_i(k), v_j(k)]^{\mathrm{T}}[\omega(t), v_i(t), v_j(t)]\} = \mathrm{diag}\{Q, R_i, R_j\}\delta_{kt},\ i,j = 1,2,\cdots,m, i \neq j. \tag{2}$$

当 $k = t$ 时, $\delta_{kt} = 1$, 当 $k \neq t$ 时, $\delta_{kt} = 0$. $x(0)$ 与 $\omega(t), v_i(t)$ 不相关, $\mathrm{E}[x(0)] = \mu_0$. 由于介质访问受限,每个时刻系统的融合中心最多只能收到 $a(a < m)$ 个传感器节点的测量信息. 基于此,采用如下分布式通信策略:将全部 m 个传感器依次进行编号,用点集 $s \triangleq \{s_1, s_2, \cdots, s_m\}$ 表示. 将这些传感器节点分成互不相关的 $N(N < m)$ 组,用 $s_h \triangleq \{s_{h_1}, s_{h_2}, \cdots, s_{h_{\Delta(h)}}\}(h \in Z \triangleq \{1,2,\cdots,N\})$ 表示第 h 组传感器,每组传感器中节点个数是固定的,节点集 s 和 s_h 满足

$$s = s_1 \bigcup s_2 \bigcup \cdots \bigcup s_N,\ s_i \bigcap s_j = \varnothing,\ i \neq j, \tag{3}$$

$$\sum_{h=1}^{N} \Delta(h) = m,\ \max[\mathrm{card}(s_h)] = a. \tag{4}$$

每个采样时刻只允许一组传感器通过网络通道将测量信息发送到融合中心,每组传感器有一个固定的传输周期 $T_1 = NT_0$, 其中 T_0 为系统的采样周期. 没有获得访问权限的传感器组将该时刻的测量信息储存在缓存区里,当获得访问权限时,再将缓存区内的信息依次传输到融合中心. 该传输方式可以充分利用由于访问受限而不得不丢弃的数据,并且能够实时滤波,有效提高融合估计性能. 设 $y_{h_1}(t), y_{h_2}(t), \cdots, y_{h_{\Delta(h)}}(t)$ 为第 h 组传感器在 t 时刻的测量信息. 若 t 时刻第 h 组传感器获得了访问权限,则该组传感器按照 $y_{h_1}(t-N+1), y_{h_2}(t-N+1), \cdots, y_{h_{\Delta(h)}}(t-N+1), y_{h_1}(t-N+2), y_{h_2}(t-N+2), \cdots, y_{h_{\Delta(h)}}(t-N+2), y_{h_1}(t), y_{h_2}(t), \cdots, y_{h_{\Delta(h)}}(t)$ 的传输顺序依次将 $t-N+1$ 时刻到 t 时刻的测量信息传输到融合中心,融合中心基于序贯卡尔曼滤波方法,得到第 h 组传感器在 t 时刻的最优局部滤波 $\hat{x}_h(t|t)$. 以第 $s(s \neq h)$ 组传感器为例,设该组传感器在 $t-\bar{j}(\bar{j} \in \bar{Z} \triangleq \{1,2,\cdots,N-1\})$ 时刻访问融合中心,融合中心在 t 时刻没有收到该组传感器的最新测量信息,故以该组传感器最优 $\bar{j}$ 步预报 $\hat{x}_s(t|t-\bar{j})$ 作为 t 时刻的估计. 周期性分组传输策略如图1所示.

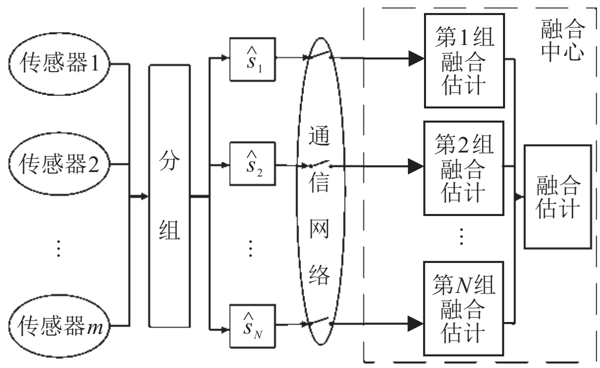


图1　周期性分组传输通信策略

以一个简单的例子描述上述通信过程. 设 $m = 6$, $a = 2$, 将节点集 $s = s_1, s_2, s_3, s_4, s_5, s_6$ 分成3组,分别为 $\hat{s}_1 = \{s_1, s_2\}$, $\hat{s}_2 = \{s_3, s_4\}$, $\hat{s}_3 = \{s_5, s_6\}$, 如图2所示,显然节点的传输周期为3. 当 $t = 1$ 时,融合中心收到 $\hat{s}_1$ 当前时刻的信息,将其依次序贯滤波,作为当前时刻 $\hat{s}_1$ 的最优估计. 当 $t = 2$ 时,融合中心收到 $\hat{s}_2$ 在 $t = 1,2$ 时刻的信息,序贯滤波后得到 $\hat{s}_2$ 的最优局部滤波,并与 $\hat{s}_1$ 的一步最优预报值加权融合得到线性最小方差意义下 $t = 2$ 时刻的最优融合估计. 当 $t = 3,6,\cdots$ 时,融合中心依次收到 $\hat{s}_3$

在$t-2, t-1, t$时刻的信息,通过序贯滤波器得到最优局部估计,并与$\hat{s}_1$、$\hat{s}_2$的最优预报值加权融合得到线性最小方差意义下的最优融合估计. 类似地,当$t=5, 8\cdots$时,融合中心依次收到$\hat{s}_2$在$t-2, t-1, t$时刻信息,进行序贯滤波得到最优局部估计,并与$\hat{s}_1$、$\hat{s}_3$的最优预报值加权融合得到线性最小方差意义下的最优融合估计.

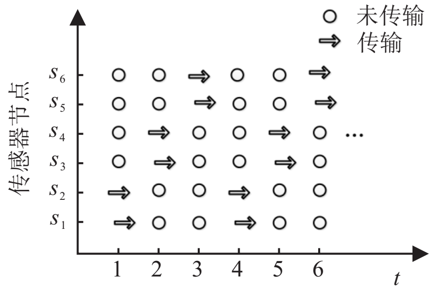


图 2 实时周期性分组传输过程$(m=6, a=2)$

本文针对一类具有通信受限的网络化多传感器系统,采用上述通信策略,对具有访问权限的传感器组得到最优局部序贯卡尔曼滤波值$\hat{x}_h(t|t)$,并推导出其余$N-1$组传感器的最优预报值$\hat{x}_h(t|t-\bar{j})(\bar{j}\in\bar{Z}\triangleq\{1,2,\cdots,N-1\})$,在线性最小方差意义下按矩阵加权融合得到最优无偏融合估计$\hat{x}_0(t)$,满足

$$\min_{\hat{x}_0(t)}\{\mathrm{E}[(x(t)-\hat{x}_0(t))^{\mathrm{T}}(x(t)-\hat{x}_0(t))]\}. \tag{5}$$

2 卡尔曼序贯融合滤波器设计

2.1 序贯滤波算法

由上述通信策略,对节点进行相应的分组,每组子系统对应的状态空间模型和第h_j个传感器的观测模型为

$$\begin{cases} x(t+1)=Ax(t)+B\omega(t), \\ y_{h_j}(t)=C_{h_j}x(t)+v_{h_j}(t),\ j=1,2,\cdots,\Delta(h). \end{cases} \tag{6}$$

该模型的噪声统计特性由式(2)给出,序贯卡尔曼滤波器为

$$\hat{x}_h(t|t-1)=A\hat{x}_h(t-1|t-1), \tag{7}$$

$$P_h(t|t-1)=AP_h(t-1|t-1)A^{\mathrm{T}}+BQB^{\mathrm{T}}, \tag{8}$$

$$\hat{x}_{h_1}(t|t)=\hat{x}_h(t|t-1)+K_{h_1}(t)[y_{h_1}(t)-C_{h_1}\hat{x}_h(t|t-1)], \tag{9}$$

$$K_{h_1}(t)=P_h(t|t-1)C_{h_1}^{\mathrm{T}}[C_{h_1}P_h(t|t-1)C_{h_1}^{\mathrm{T}}+R_{h_1}]^{-1}, \tag{10}$$

$$P_{h_1}(t|t)=[I_n-K_{h_1}(t)C_{h_1}]P_h(t|t-1), \tag{11}$$

$$\vdots$$

$$\hat{x}_{h_j}(t|t)=\hat{x}_{h_{j-1}}(t|t)+K_{h_j}(t)[y_{h_j}(t)-C_{h_j}\hat{x}_{h_{j-1}}(t|t)], \tag{12}$$

$$K_{h_j}(t)=P_{h_{j-1}}(t|t)C_{h_j}^{\mathrm{T}}[C_{h_j}P_{h_{j-1}}(t|t)C_{h_j}^{\mathrm{T}}+R_{h_j}(t)]^{-1}, \tag{13}$$

$$P_{h_j}(t|t)=[I_n-K_{h_j}(t)C_{h_j}]P_{h_{j-1}}(t|t), \tag{14}$$

$$\hat{x}_h(t|t)=\hat{x}_{h_{\Delta(h)}}(t|t), \tag{15}$$

$$P_h(t|t)=P_{h_{\Delta(h)}}(t|t). \tag{16}$$

其中:$\hat{x}_h(0|0)=\mu_0$为初始估计值,$K_{h_j}(t)$为t时刻h组传感器组的第j个增益矩阵,$P_h(0|0)=P_0$为初始估计误差方差阵,$P_h(t|t)$为滤波误差协方差阵,$P_h(t|t-1)$为一步预报误差互协方差阵. 算法结构如图3所示.

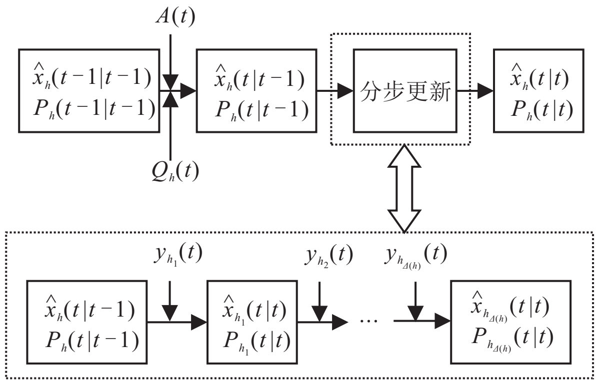


图 3 序贯方法结构

2.2 故障诊断

序贯卡尔曼滤波是一种分布式滤波算法,每个传感器都是一个局部子系统,可以结合故障诊断方法判断子系统是否发生故障,提高系统的容错率. 下面采用WSSR(weighted sum-squared residual)[17]方法对传感器进行故障诊断. 对于子系统模型(6),序贯卡尔曼滤波器的残差$\gamma_{h_j}(t)$满足

$$\gamma_{h_j}(t)=\begin{cases} y_{h_1}-C_{h_1}\hat{x}_h(t|t-1),\ j=1; \\ y_{h_j}-C_{h_j}\hat{x}_{h_{j-1}}(t|t),\ j\neq 1. \end{cases} \tag{17}$$

残差误差互协方差阵为

$$V_{h_j}(t)=\begin{cases} C_{h_1}P_h(t|t-1)C_{h_1}^{\mathrm{T}}+R_{h_1},\ j=1; \\ C_{h_j}P_{h_{j-1}}(t|t)C_{h_j}^{\mathrm{T}}+R_{h_j},\ j\neq 1. \end{cases} \tag{18}$$

其中$\gamma_{h_j}(t)$是一组零均值的高斯白噪声. 由WSSR方法,定义一个服从χ^2分布且自由度为T的随机量$\mathrm{wssr}_{h_j}(t)$满足

$$\mathrm{wssr}_{h_j}(t)=\sum_{i=t-T+1}^{t}\gamma_{h_j}^{\mathrm{T}}(i)V_{h_j}^{-1}(i)\gamma_{h_j}(i). \tag{19}$$

当$\mathrm{wssr}_{h_j}(t)$超出门限值λ时,传感器发生故障. 由此可以对发生故障的传感器进行定位,再对相应的传感器进行重组.

2.3 加权融合

超前$k>1$步卡尔曼预报器为

$$\hat{x}_h(t|t-k)=A^{k-1}\hat{x}_h(t-k+1|t-k),\ k>1. \tag{20}$$

相应的k步预报误差$\tilde{x}_h(t|t-k)=x(t)-\hat{x}_h(t|t-k)$的方差阵为

$$\begin{aligned}&P_h(t|t-k)=\mathrm{E}[\tilde{x}_h(t|t-k)\tilde{x}_h^{\mathrm{T}}(t|t-k)]=\\&A^{k-1}P_h(t-k+1|t-k)(A^{k-1})^{\mathrm{T}}+\\&\sum_{j=2}^{k}A^{k-j}BQB^{\mathrm{T}}(A^{k-j})^{\mathrm{T}}.\end{aligned} \tag{21}$$

由式(7)、(15)和(20)可以计算t时刻N组传感器对状态向量$x(t)\in R^n$的N个无偏估计$\hat{x}_h(t)(h\in Z)$,进而通过矩阵加权得到最优无偏融合估计$\hat{x}_0(t)$. 这里给出如下引理和定理.

引理1[1] 设t时刻N组传感器对状态向量$x(t)\in R^n$的N个无偏估计为$\hat{x}_h(t)(h\in Z\triangleq 1,2,\cdots,N)$,估计误差为$\tilde{x}_h(t)=x(t)-\hat{x}_h(t)$,估计误差互协方差阵为$P_{rm}(t)=\mathrm{E}[\tilde{x}_r(t)\tilde{x}_m(t)^{\mathrm{T}}]$,则状态$x(t)$按矩阵加权的最优融合估计为

$$\hat{x}_0(t)=\sum_{i=1}^{N}A_i(t)\hat{x}_i(t). \tag{22}$$

最优加权阵由下式给出:

$$\begin{aligned}&[A_1(t),A_2(t),\cdots,A_N(t)]=\\&(e^{\mathrm{T}}P^{-1}(t)e)^{-1}e^{\mathrm{T}}P^{-1}(t).\end{aligned} \tag{23}$$

其中: $e=[I_n,\cdots,I_n]^{\mathrm{T}}$, $I_n\in R^{n\times n}$为单位矩阵, $P(t)=[P_{rm}(t)](r,m\in Z\triangleq\{1,2,\cdots,N\})$为$nN\times nN$对称矩阵. 最优融合估计误差方差阵为

$$P_0(t)=[e^{\mathrm{T}}P^{-1}(t)e]^{-1}, \tag{24}$$

且$P_0(t)\leqslant P_{rr}(t),\ r\in Z\triangleq\{1,2,\cdots,N\}$.

注1 由引理1可知,最优融合估计$\hat{x}_0(t)$的计算需要知道$P(t)=[P_{rm}(t)]$. 当$r=m$时,估计误差方差阵$P_{rr}(t)$可由式(16)得到;当$r\neq m$时,需要计算两组传感器估计的误差互协方差阵,即第r组传感器的最优滤波误差和第m组传感器的k步预报误差互协方差阵

$$\begin{aligned}&P_{rm}(t|t,t-k)\triangleq\mathrm{E}[\tilde{x}_r(t|t)\tilde{x}_m^{\mathrm{T}}(t|t-k)],\\&k\in\bar{Z}\triangleq\{1,2,\cdots,N-1\}.\end{aligned} \tag{25}$$

第r组传感器的k_1步预报误差和第m组传感器的k_2步预报误差互协方差阵

$$\begin{aligned}&P_{rm}(t|t-k_1,t-k_2)\triangleq\mathrm{E}[\tilde{x}_r(t|t-k_1)\tilde{x}_m^{\mathrm{T}}(t|t-k_2)],\\&k_1<k_2\in\bar{Z}\triangleq\{1,2,\cdots,N-1\}.\end{aligned} \tag{26}$$

定理1 系统(6)的第r组传感器最优滤波误差和第m组传感器的k步预报误差互协方差阵满足如下递推公式:

$$\begin{aligned}&P_{rm}(t|t,t-k)=\\&[R_r(t)A\cdots R_r(t-k+1)A]\times\\&P_{rm}(t-k|t-k)\left[A^k\right]^{\mathrm{T}}+\\&\sum_{q=1}^{k}[R_r(t)A\cdots R_r(t-q+1)A]BQ[A^{q-1}B]^{\mathrm{T}},\\&R_r(t)=\\&[I_n-K_{r_{\Delta(r)}}(t)C_{r_{\Delta(r)}}]\cdots[I_n-K_{r_1}(t)C_{r_1}].\end{aligned} \tag{27}$$

其中$P_{rm}(t-k|t-k)$为$t-k$时刻第r组传感器最优滤波误差和第m组传感器的最优滤波误差互协方差阵, $P_{rm}(0|0)=P_0'$.

证明 由式(6)、(7)、(12)可得t时刻第r组传感器的第i个滤波误差为

$$\begin{aligned}&\tilde{x}_{r_i}(t|t)=\\&[I_n-K_{r_i}(t)C_{r_i}]\tilde{x}_{r_{i-1}}(t|t)-K_{r_i}(t)v_{r_i}(t).\end{aligned} \tag{28}$$

递推得到t时刻第r组传感器的滤波误差为

$$\begin{aligned}&\tilde{x}_r(t|t)=\\&R_r(t)A\tilde{x}_r(t-1|t-1)+R_r(t)B\omega(t-1)-\\&\sum_{p=1}^{\Delta(r)}\{[I_n-K_{r_{\Delta(r)}}(t)C_{r_{\Delta(r)}}]\cdots[I_n-\\&K_{r_{p+1}}(t)C_{r_{p+1}}]\}K_{r_p}(t)v_{r_p}(t).\end{aligned} \tag{29}$$

由此得到t时刻第r组传感器最优滤波误差和第m组传感器最优滤波误差的互协方差阵

$$\begin{aligned}P_{rm}(t|t)=&[R_r(t)A]P_{rm}(t-1|t-1)[R_m(t)A]^{\mathrm{T}}+\\&[R_r(t)B]Q[R_m(t)B]^{\mathrm{T}}.\end{aligned} \tag{30}$$

将式(29)迭代$k-1$步得到

$$\begin{aligned}&\tilde{x}_r(t|t)=\\&[R_r(t)A\cdots R_r(t-k+1)A]\tilde{x}_r(t-k|t-k)+\\&\sum_{q=1}^{k}[R_r(t)A\cdots R_r(t-q+2)A]\times\\&R_r(t-q+1)B\omega(t-q)-\sum_{j=0}^{k-1}\sum_{p=1}^{\Delta(r)}[R_r(t)A\cdots\\&R_r(t-j+1)A]\{[I_n-K_{r_{\Delta(r)}}(t-j)C_{r_{\Delta(r)}}]\cdots\\&[I_n-K_{r_{p+1}}(t-j)C_{r_{p+1}}]\}K_{r_p}(t-j)v_{r_p}(t-j).\end{aligned} \tag{31}$$

由式(6)、(7)、(15)、(20)可得第m组传感器k步预报误差为

$$\tilde{x}_m(t|t-k)=$$
$$A^k\tilde{x}_m(t-k|t-k)+\sum_{q=1}^{k}A^{q-1}B\omega(t-q). \qquad (32)$$

将式(31)和(32)代入(25)得到(27). □

定理2[12] 系统(6)中第r组传感器的k_1步预报误差和第m组传感器的k_2步预报误差互协方差阵满足如下递推关系:

$$P_{rm}(t|t-k_1,t-k_2)=$$
$$A^{k_1}P_{rm}(t-k_1|t-k_1,t-k_2)(A^{k_1})^{\mathrm{T}}+$$
$$\sum_{q=1}^{k_1}(A^{q-1}B)Q([A^{q-1}B)^{\mathrm{T}}. \qquad (33)$$

其中$r\neq m,\ k_1<k_2\in\bar{Z}\triangleq\{1,2,\cdots,N-1\}$.

证明 由式(6)、(7)、(15)、(20)可得第r组传感器的k_1步预报误差递推表达式为

$$\tilde{x}_r(t|t-k_1)=$$
$$A^{k_1}\tilde{x}_r(t-k_1|t-k_1)+\sum_{q=1}^{k_1}A^{q-1}B\omega(t-q). \qquad (34)$$

同理可得第m组传感器的k_2步预报误差递推表达式为

$$\tilde{x}_m(t|t-k_2)=$$
$$A^{k_2}\tilde{x}_m(t-k_2|t-k_2)+\sum_{q=1}^{k_2}A^{q-1}B\omega(t-q). \qquad (35)$$

将式(34)和(35)代入(26)得到(33). □

注2 定理2中, $P_{rm}(t|t-k_1,t-k_2)$的计算要求$k_1<k_2$, 由式(26)可知

$$P_{rm}(t|t-k_1,t-k_2)=P_{mr}^{\mathrm{T}}(t|t-k_2,t-k_1),$$

则当$k_1>k_2$时, 只需计算$P_{mr}(t|t-k_2,t-k_1)$即可.

根据引理1, 定理1和定理2, 最优融合估计$\hat{x}_0(t)$的计算如图4所示.

Step 1: 根据网络访问限制量a和数据包传输过程中一次可包含的测量信息量, 对传感器节点进行合理分组, 并制定按周期性分组传输的通信策略: 第1组传感器在1时刻访问融合中心, $\cdots$, 第N组传感器在N时刻访问融合中心.

Step 2: 计算各组传感器的无偏估计$\hat{x}_h(t), h\in Z$. 若$t \bmod N=s$, 则第s组传感器获得访问权限, 通过序贯滤波方法得到s组传感器的无偏估计$\hat{x}_s(t|t)$, 同时通过WSSR故障诊断方法定位发生故障的传感器, 再基于其余各组传感器的最新测量信息得到无偏估计$\hat{x}_h(t|t-k),\ k\in\bar{Z}$.

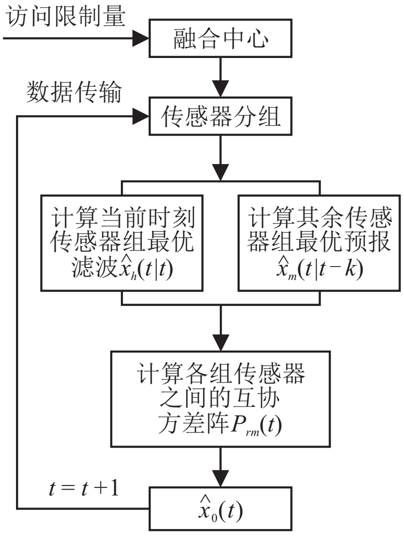


图4 算法步骤

Step 3: 由式(16)、(21)分别计算各组传感器的误差方差阵

$P_{11}(t|t-s+1),\cdots,P_{(r-1)(r-1)}(t|t-1),$

$P_{rr}(t|t),P_{(r+1)(r+1)}(t|t-N+1),\cdots,P_{NN}(t|t-s),$

再由式(27)、(33)计算各组传感器之间的误差互协方差阵$P_{rm}(t),\ r\neq m$.

Step 4: 将Step 3的计算结果代入式(23), 将Step 2的计算结果代入式(22), 得到$\hat{x}_0(t)$.

Step 5: 返回Step 2, 计算下一时刻的最优融合估计.

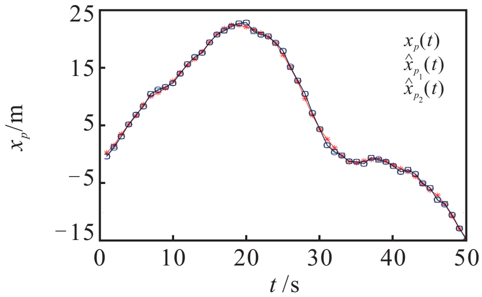
3 数值例子

考虑如下目标跟踪系统[18]:

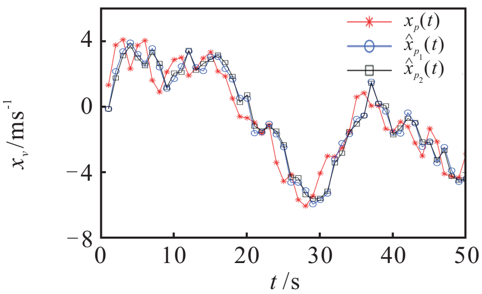
$$\begin{cases}x(t+1)=\begin{bmatrix}1&0\\h_p&1\end{bmatrix}x(t)+\sqrt{10}\begin{bmatrix}\dfrac{h_p^2}{2}\\h_p\end{bmatrix}\omega(t),\\ y_i(t)=C_ix(t)+v_i(t),\ i=1,2,\cdots,m.\end{cases}$$

其中: 状态$x(t)=[x_p^{\mathrm{T}}(t)\ \ x_v^{\mathrm{T}}(t)]^{\mathrm{T}}$, $x_p(t)$、$x_v(t)$分别表示目标的实际位置和速度; h_p为采样周期. 在仿真中取$h_p=0.5\,\mathrm{s}$, $m=6$, 即布置6个传感器节点对目标进行监测. 假设在一个采样周期内最多只允许2个节点访问融合中心, $a=2$, $C_1=C_2=C_3=C_4=C_5=C_6=[1\ \ 0]$. $\omega(t)$, $v_i(t)(i=1,2,\cdots,6)$为零均值互不相关的白噪声, 方差为$Q=0.5$, $R_1=0.9$, $R_2=0.2$, $R_3=0.3$, $R_4=0.5$, $R_5=0.3$, $R_6=0.4$. 利用周期性分组传输通信策略, 将传感器节点分成3组, 分别为$\hat{s}_1=\{s_1,s_2\}$, $\hat{s}_2=\{s_3,s_4\}$, $\hat{s}_3=\{s_5,s_6\}$. 按照图2所示的分组传输过程传输节点测量信息, 利用图4的计算步骤, 计算得到目标跟踪系统的状态轨迹曲线, 如图5所示. 其中: $x_{p_1}(t)$, $x_{v_1}(t)$

为序贯融合后的目标位置和速度; $x_{p_2}(t), x_{v_2}(t)$ 为目标序贯滤波位置和速度. 取获得访问权限的传感器组序贯滤波值为当前时刻目标估计值, 如果用 $\mathrm{tr}(P_0)$, $\mathrm{tr}(P_h)$ 分别表示序贯方法下融合估计和序贯滤波的误差方差阵的迹, 则由图6可以看出, 融合估计后, 估计误差方差阵的迹明显小于各组传感器序贯滤波的误差方法阵的迹, 表明融合后系统整体的估计性能显著提高. 序贯最优融合估计相比序贯滤波具有更好的跟踪效果.



(a)　目标位置



(b)　目标速度

图 5　目标位置和速度轨迹

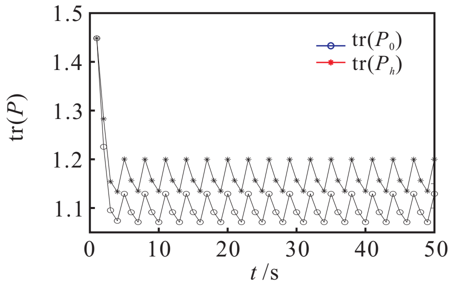


图 6　误差方差阵迹的比较

为进一步验证算法的有效性, 对上述过程重复进行 $\rho = 5\,000$ 次Monte Carlo实验, 定义估计均方误差

$$\mathrm{MSE}_i(t) = \frac{1}{\rho}\sum_{j=1}^{\rho}[(x(t) - \hat{x}_i(t))^{\mathrm{T}}(x(t) - \hat{x}_i(t))]_j,$$
$$i = 0, h, \tag{36}$$

其中 $\hat{x}_0(t)$、$\hat{x}_h(t)$ 分别表示状态向量 $x(t)$ 的序贯融合估计和序贯滤波值(取当前时刻与融合中心通信的传感器组的序贯滤波值). 相应的估计误差的迹分别用 $\mathrm{MSE}_0(\hat{x}_0(t))$ 和 $\mathrm{MSE}_h(\hat{x}_h(t))$ 表示, 如图7所示. 可以看出, 按矩阵加权融合后估计精度有了显著提高.

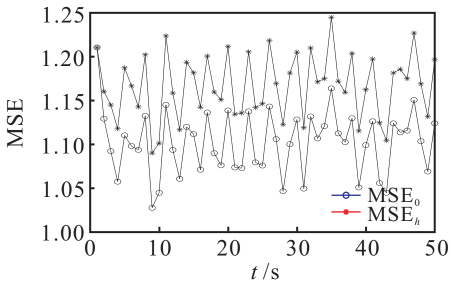


图 7　序贯融合估计和序贯滤波均方误差的迹

表 1　10个采样周期内的故障诊断情况

t	t									
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
wssr1	–	–	–	1.4010	–	–	0.8669	–	–	1.2712
wssr2	–	–	–	0.0897	–	–	0.3678	–	–	0.8966
wssr3	–	0.0242	–	–	0.2629	–	–	0.1317	–	–
wssr4	–	0.1146	–	–	6.1289	–	–	0.0985	–	–
wssr5	–	–	0.1242	–	–	0.5384	–	–	1.1522	–
wssr6	–	–	1.1815	–	–	1.5422	–	–	3.3316	–

仿真中假设传感器发生故障的概率是0.25, 由卡方分布表可得临界值为 $\lambda = 4.11$, 表1给出了10个采样周期内每组传感器的wssr值. 可知当 $t = 5$ 时, wssr 4 $= 6.1289 > 4.11$, 即 s_4 传感器发生故障.

4　结　论

本文给出了一种介质访问受限下网络化多传感器系统的序贯卡尔曼滤波融合算法. 采用周期性分组有序通信策略, 实现了对传感器信息的有

序处理,避免了高维矩阵逆的计算,能够有效降低计算复杂度,有助于故障诊断,加强了系统的容错能力.在实际的网络化多传感器系统中,通信受限往往是多样的,进一步提高融合估计的精度将是本文后继研究工作的重点.

参考文献(References)

[1] Deng Z L. Information fusion estimation and application[M]. Beijing: Science Press, 2012: 207-210.

[2] Ge Q B, Li W B, Sun R Y, et al. Centralized fusion algorithms based on EKF for multisensor non-linear system[J]. Acta Automatica Sinica, 2012, 39(6): 816-825.

[3] 冯肖亮, 文成林, 刘伟峰, 等. 基于多传感器的序贯式融合有限域 H_∞ 滤波方法[J]. 自动化学报, 2013, 39(9): 1523-1532.
(Feng X L, Wen C L, Liu W F, et al. Sequential fusion finite horizon H_∞ filtering for multisensor system[J]. Acta Automatica Sinica, 2015, 39(9): 1523-1532.)

[4] 闫莉萍, 汪斌, 吕锋. 基于Kalman滤波的多尺度融合估计新算法[J]. 河南大学学报, 2002, 32(2): 36-39.
(Yan L P, Wang B, Lv F. A new algorithm of multiscale fusion based on kalman filtering[J]. J of He'nan University, 2002, 32(2): 36-39.)

[5] Wang H B, Chen Z, Wang X. Random finite sets based UPF-CPHD multi-object tracking[J]. J on Communication, 2012, 33(12): 147-153.

[6] Guo W Y, Han C Z, Lian F. Multiple-sensor fusion traking based on square-root unscented Kalman filter[J]. J of System Simulation, 2008, 20(12): 3237-3240.

[7] Wang Y F, Nguyen B M, Fujimoto H, et al. Multirate estimation and control of body slip angle for electric vehicles based on onboard vision system[J]. IEEE Trans on Industrial Electronics, 2014, 61(2): 1133-1143.

[8] Martine E C, Jota F G. Design of networked control systems with explicit compensation for time-delay variations[J]. IEEE Trans on Systems, Man, and Cybernetics: Part C, 2010, 40(3): 308-318.

[9] Brockett R W.Stabilization of motor networks[C]. IEEE Conf on Decision and Control. IEEE, 1996, 2:1484-1488.

[10] Xu H, Jagannathan S, Lewis F l. Stochastic optimal control of unknown linear networked control system in the presence of random delays and packet losses[J]. Automatica, 2012, 48(6): 1017-1030.

[11] 祝超群, 郭戈. 具有通信受限的网络控制系统量化反馈控制[J]. 中国科学, 2014, 44(5): 633-646.
(Zhu C Q, Guo G. Quantized feedback control of networked systems with constrained communication capacity[J]. Science China, 2014, 44(5): 633-646.)

[12] 薛东国, 陈博, 张文安, 等. 通信受限下网络化多传感器系统的Kalman融合估计[J]. 自动化学报, 2015, 41(1): 203-208.
(Xue D G, Chen B, Zhang W A, et al. Kalman fusion estimation for networked multi-sensor fusion systems with communication constraints[J]. Acta Automatica Sinica, 2015, 41(1): 203-208.)

[13] 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 C L, Lv B, Ge Q B. A data fusion algorithm based on filtering step by step[J]. Acta Electronica Sinica, 2004, 32(8): 1264-1267.)

[14] Ge Q B, Xu T L, Feng X L. A novel data fusion method based on measurements summation for multisensor system[C]. Intelligent Control and Automation. 2010: 6757-6761.

[15] Deng Z L, Zhang P, Qi W J, et al. Sequential covariance intersection fusion kalman filter[J]. Information Sciences, 2012, 189(7): 293-309.

[16] Wen C B, Cai Y Z, Wen C L, et al. Optimal sequential kalman filtering with cross-correlated measurement noises[J]. Aerospace Science and Technology, 2013, 26(1): 153-159.

[17] Willsky A S. A survey of design method for failure detection in dynamic systems[J]. Automatica, 1976, 12(6): 601-611.

[18] Zhang W A, Gao F, Yu L. Multi-rate distributed fusion estimation for sensor networks with packets losses[J]. Automatica, 2012, 48(9): 2016-2028.

（责任编辑：郑晓蕾）