文章编号: 1000−8152(2011)10−1451−04

基于伪测量的分布式最优单步延迟航迹融合估计

金学波, 杜晶晶, 鲍 佳
(浙江理工大学 信息电子学院, 杭州 浙江 310018)

摘要: 融合中心如何处理无序局部数据, 对分布式多传感器系统的运行品质至关重要. 本文将系统中的局部估计转化为伪测量, 将分布式融合估计转化为二级集中式融合估计. 将所得的伪测量兼分布式融合估计算法与单步延迟的无序测量数据(out-of-sequence measurements, OOSM)最优滤波—A1算法进行组合, 得出了分布式多传感器系统的最优单步延迟无序航迹(out-of-sequence tracks, OOST)估计算法，适用于航迹无序局部数据融合估计．该算法具有最优估计性能.

关键词: 局部估计; 融合中心; 无序测量数据(OOSM); 无序航迹(OOST); 分布式融合估计
中图分类号: TP13 **文献标识码**: A

Distributed optimal one-step-lag estimation for out-of-sequence track fusion based on pseudo-measurement for multi-sensor system

JIN Xue-bo, DU Jing-jing, BAO Jia
(College of Informatics and Electronics, Zhejiang Sci-Tech University, Hangzhou Zhejiang 310018, China)

Abstract: The local processing of out-of-sequence data is crucial to the operation quality of the distributed multisensor system. We treat the estimation in local nodes as the pseudo-measurement, and convert the distributed estimation to a two-level centralized fusion estimation. By combining the pseudo-measurement-distributed fusion estimation algorithm obtained above with the optimal one-step-lag out-of-sequence measurement(OOSM) filter, we develop the optimal one-step-lag out-of-sequence track(OOST) estimation algorithm. This algorithm can be applied to the fusion estimation of out-of-sequence data of tracks with optimal estimation performances.

Key words: local fusion estimation; fusion center; out-of-sequence measurement(OOSM); out-of-sequence track(OOST); distributed fusion estimation

1 引言(Introduction)

与集中式多传感器融合估计算法相比, 分布式融合估计算法具有通信量少、抗干扰能力强、冗余性强等优点. 但在实际分布式系统中, 由于各个传感器的测量特性不同, 使用卡尔曼滤波器得到的估计状态所需时间往往不同, 存在不同的时延, 经常出现来自同一目标的估计状态(航迹)无序地到达融合中心的现象.

关于无序测量数据(out-of-sequence measurements, OOSM)的估计问题已经受到了广泛的关注, 自从Bar-Shalom提出了著名的A1算法[1]以来, 已经取得了很多成果[2~8]. 这些成果大多基于无序的“测量数据”, 适用于集中式多传感器系统. 随着OOSM算法的不断深入和渐渐成熟, 近年来分布式系统中无序航迹(out-of-sequence tracks, OOST)融合估计问题已经引起了研究者的关注[9~12]. 但到目前为止, 处理分布式传感器系统的无序数据融合估计问题的研究还不多.

与OOSM问题相比, 实际分布式系统的难点在于: 1) 要融合估计的数据的性质很可能不同, 可能包括测量数据和估计状态; 2) 分布式系统中的待估计数据可能存在相关性; 3) 除了无序数据外, 分布式系统中的待估计数据还可能存在异步、采样周期不同等多种复杂时序关系. 由于这些时序关系在分布式多传感器系统中不可避免, 研究分布式系统复杂时序数据估计问题具有极大的实际应用意义和理论意义.

作为上述问题的基础研究, 本文研究分布式多传感器系统复杂时序局部估计的融合问题. 假设系统各传感器工作同步, 且采样周期相同, 而且融合中心的待融合数据只有局部状态的估计值.

2 问题描述(Problem description)

设离散系统的过程状态方程如下:

$x(k+1) =$

收稿日期: 2010−07−05; 收修改稿日期: 2010−11−08.
基金项目: 国家自然科学基金资助项目(60971119); 浙江省科技厅面上项目资助项目(2009C34017).

$$A(k+1,k)x(k)+B(k+1,k)v(k+1,k), \quad (1)$$

其中: $x(k)\in\mathbb{R}^n$是k时刻系统状态, $A(k+1,k)\in\mathbb{R}^{n,n}$为状态转移矩阵, $B(k+1,k)\in\mathbb{R}^{n,h}$是过程噪声分布矩阵, $v(k+1,k)\in\mathbb{R}^h$是过程噪声.

设系统共有N个传感器, 测量方程为

$$y_n(k)=C_n(k)x(k)+w_n(k), \quad (2)$$

其中: $n=1,2,3,\cdots,N$, $y_n(k)\in\mathbb{R}^m$是第n个传感器的测量向量, $C_n(k)$是相应的测量矩阵, $w_n(k)\in\mathbb{R}^m$为测量噪声. 同时假设:

1) $\{v(k+1,k),k\geqslant 0\}$和$\{w_n(k),k\geqslant 0\}$为零均值高斯白噪声且互不相关, 方差分别为对称半正定矩阵$\mathrm{E}[v(j,k)\ \ v^{\mathrm{T}}(j,k)]=Q(j,k)$及对称正定矩阵$R_n(k)$.

2) 初始状态$x(0)$是具有某一已知概率分布的高斯随机向量, 其均值及方差已知, 分别为$\mathrm{E}\{x(0)\}=x_0$, $\mathrm{E}\{(x(0)-x_0)(x(0)-x_0)^{\mathrm{T}}\}=P_0$.

3) $\{v(k),k\geqslant 0\}$和$\{w_n(k),k\geqslant 0\}$均与初始状态独立.

4) $w_n(k)$相互独立.

已知基于各传感器的测量$y_n(k)$, $n=1,2,3,\cdots,N$. 在融合中心, 当第$i(i\in[1,2,3,\cdots,N])$个传感器的局部估计$\hat{x}_i(k_i|k_i)$延时到达(设其测量时刻为t_{k_i}, $t_{k-1}<t_{k_i}<t_k$), 在融合中心估计$\hat{x}(k|k)$的基础上, 利用$\hat{x}_i(k_i|k_i)$更新$\hat{x}(k|k)$得到$\hat{x}(k|k_i)$.

3 基于伪测量的分布式融合估计算法 (OOST based on pseudo-measurement)

融合中心的伪测量方程为[13]

$$z_n(k)=H_n(k)x(k)+\bar{w}_n(k), \quad (3)$$

其中:

$$\begin{cases} z_n(k)=\hat{x}_n(k|k)-U_n(k),\\ H_n(k)=W_n(k)C_n(k),\\ \bar{w}_n(k)=W_n(k)w_n(k),\\ U_n(k)=[I-W_n(k)C_n(k)]\hat{x}_n(k|k-1). \end{cases} \quad (4)$$

伪测量方差$\{\bar{w}_n(k),k\geqslant 0\}$为零均值高斯白噪声且互不相关, 方差对称正定矩阵为

$$\bar{R}_n(k)=W_n(k)R_n(k)W_n^{\mathrm{T}}(k). \quad (5)$$

为推导方便, 将基于伪测量的分布式多传感器系统模型(1)和(3)重写为

$$x(k+1)=$$
$$A(k+1,k)x(k)+B(k+1,k)v(k+1,k), \quad (6)$$
$$z_i(k)=H_i(k)x(k)+\bar{w}_i(k). \quad (7)$$

其中测量方差如式(5)所示. 假设系统已经基于伪测量的分布式融合估计算法得到分布式估计 $\widehat{x}(k|k)\triangleq\mathrm{E}(x(k)|Z^k)$ 及其估计方差 $p(k|k)\triangleq\mathrm{cov}(x(k)|Z^k)$.

第i个传感器的测量时刻为$t_{k-1}<t_{k_i}<t_k$, 但在t_k时刻到达. $x(k)$和$x(k_i)$满足如下关系:

$$x(k_i)=A(k_i,k)[x(k)-B(k,k_i)v(k,k_i)], \quad (8)$$

其中$A(k_i,k)=A^{-1}(k,k_i)$. 在k_i时刻第i个传感器的测量为$y_i(k_i)=C_i(k_i)x(k_i)+w_i(k_i)$, 设由该测量得到局部估计为$\widehat{x}_i(k_i|k_i)$, 进而得到伪测量

$$z_i(k_i)=H_i(k_i)x(k_i)+\bar{w}_i(k_i). \quad (9)$$

融合中心将利用伪测量$z_i(k_i)$更新估计状态$\widehat{x}(k|k)$, 即

$$\widehat{x}(k|k_i)\triangleq\mathrm{E}(x(k)|Z^{k_i}),\ p(k|k_i)\triangleq\mathrm{cov}(x(k)|Z^{k_i}),$$

其中: $Z^{k_i}\triangleq\{Z^k,z(k_i)\}$, $Z^k\triangleq\{z(i)\}_{i=1}^k$.

下面推导基于伪测量的最优单步延迟的融合估计算法. 根据最小二乘估计方法(估计=预测+修正增益*新息)可得到的估计公式基本形式为

$$\widehat{x}(k|k_i)=$$
$$\widehat{x}(k|k)+W(k,k_i)[z_i(k_i)-H(k_i)\widehat{x}(k_i|k)]. \quad (10)$$

由式(9)可知

$$\mathrm{E}(x(k_i)|Z^k)=A(k_i,k)[\widehat{x}(k|k)-\widehat{v}(k,k_i|k)]. \quad (11)$$

定义$y(k)\triangleq\begin{bmatrix}x(k_i)\\ v(k,k_i)\end{bmatrix}$, 则最小二乘估计及其方差分别为

$$\widehat{y}(k|k)=$$
$$\widehat{y}(k|k-1)+\mathrm{cov}\{y(k),z(k)|Z^{k-1}\}\times$$
$$[\mathrm{cov}\{z(k)|Z^{k-1}\}]^{-1}[z(k)-\widehat{z}(k|k-1)], \quad (12)$$
$$\mathrm{cov}\{y(k)|Z^k\}=$$
$$\mathrm{cov}\{y(k)|Z^{k-1}\}-\mathrm{cov}\{y(k),z(k)|Z^{k-1}\}\times$$
$$[\mathrm{cov}\{z(k)|Z^{k-1}\}]^{-1}\mathrm{cov}\{y(k),z(k)|Z^{k-1}\}^{\mathrm{T}}. \quad (13)$$

由于基于伪测量的分布式融合估计与集中式融合估计等价[13], 因此可得

$$\mathrm{cov}\{z(k)|Z^{k-1}\}\triangleq S(k)=$$
$$H(k)P(k|k-1)H(k)^{\mathrm{T}}+R(k), \quad (14)$$

其中:

$$H(k)=[H_1^{\mathrm{T}}(k)\ \ H_2^{\mathrm{T}}(k)\ \ \cdots\ \ H_N^{\mathrm{T}}(k)]^{\mathrm{T}},$$
$$R(k)=\mathrm{diag}\{\bar{R}_1(k),\bar{R}_2(k),\cdots,\bar{R}_N(k)\}.$$

还可得到

$$\mathrm{cov}\{v(k,k_i),z(k)|Z^{k-1}\}=$$
$$\mathrm{E}\{v(k,k_i)[z(k)-\widehat{z}(k|k-1)^{\mathrm{T}}|Z^{k-1}]\}=$$
$$\mathrm{E}\{v(k,k_i)[H(k)[A(k,k_i)x(k_i)+v(k,k_i)]+$$

$$\begin{aligned}&w(k)-\widehat{z}(k|k-1)^{\mathrm{T}}|Z^{k-1}]\}=\\&\mathrm{E}\{v(k,k_i)v(k,k_i)^{\mathrm{T}}|Z^{k-1}\}H(k)^{\mathrm{T}}=\\&Q(k,k_i)H(k)^{\mathrm{T}},\end{aligned}\tag{15}$$

$$\mathrm{cov}\{x(k)v(k,k_i)|Z^{k-1}\}=Q(k,k_i),\tag{16}$$

$$\begin{aligned}&\mathrm{cov}\{y(k),z(k)|Z^{k-1}\}=\\&\begin{bmatrix}\mathrm{cov}\{x(k),z(k)|Z^{k-1}\}\\\mathrm{cov}\{v(k,k_i),z(k)|Z^{k-1}\}\end{bmatrix}=\\&\begin{bmatrix}P(k|k-1)H(k)^{\mathrm{T}}\\Q(k,k_i)H(k)^{\mathrm{T}}\end{bmatrix},\end{aligned}\tag{17}$$

则将式(14)和式(17)带入式(13)可得估计方差为

$$\begin{aligned}&\mathrm{cov}\left\{\begin{bmatrix}x(k)\\v(k,k_i)\end{bmatrix}|Z^k\right\}=\\&\begin{bmatrix}P(k|k-1)&Q(k,k_i)\\Q(k,k_i)&Q(k,k_i)\end{bmatrix}-\\&\begin{bmatrix}P(k|k-1)H(k)^{\mathrm{T}}\\Q(k,k_i)H(k)^{\mathrm{T}}\end{bmatrix}S(k)^{-1}\begin{bmatrix}P(k|k-1)H(k)^{\mathrm{T}}\\Q(k,k_i)H(k)^{\mathrm{T}}\end{bmatrix}.\end{aligned}\tag{18}$$

又设$V(k)\triangleq z(k)-\widehat{z}(k,k-1)$, 注意式(13)的第1项为0, 由式(12)矩阵的第2行得出$\hat{v}(k,k_i|k)=Q(k,k_i)H(k)^{\mathrm{T}}S(k)^{-1}V(k)$, 将其带入式(11), 即可得到预测

$$\begin{aligned}&\widehat{x}(k_i|k)=\\&A(k_i,k)[\widehat{x}(k|k)-Q(k,k_i)H(k)^{\mathrm{T}}S(k)^{-1}V(k)].\end{aligned}\tag{19}$$

式(10)的修正增益为$W(k,k_i)\triangleq P_{xz}(k,k_i|k)S(k_i)^{-1}$, 其中$P_{xz}(k,k_i|k)$定义为

$$\begin{aligned}&P_{xz}(k,k_i|k)\triangleq\mathrm{cov}\{x(k),z_i(k_i)|Z^k\}=\\&\mathrm{cov}\{x(k),H_i(k_i)A(k_i,k)[x(k)-\\&v(k,k_i)]+w_i(k_i)|Z^k\}=\\&[P(k|k)-P_{xv}(k,k_i|k)]A^{\mathrm{T}}(k_i,k)H_i^{\mathrm{T}}(k_i).\end{aligned}\tag{20}$$

注意上式中$x(k)$与(k,k_i)相关, 因此, $P_{xv}(k,k_i|k)$不为零, 整理式(18)矩阵的第1行、第2列即可得

$$\begin{aligned}&P_{xv}(k,k_i|k)\triangleq\mathrm{cov}\{x(k),v(k,k_i)|Z^k\}=\\&Q(k,k_i)-P(k|k-1)H(k)^{\mathrm{T}}S(k)^{-1}H(k)Q(k,k_i).\end{aligned}\tag{21}$$

又

$$\begin{aligned}&P(k|k_i)=\\&P(k|k)-P_{xz}(k,k_i|k)S(k_i)^{-1}P_{xz}(k,k_i|k)^{\mathrm{T}},\end{aligned}\tag{22}$$

$P(k|k)$为卡尔曼滤波器的估计方差, 满足

$$\begin{aligned}&P^{-1}(k|k)=\\&P^{-1}(k|k-1)+\sum_{n=1}^{N}H_n^{\mathrm{T}}(k)\bar{R}_n^{-1}(k)H_n(k).\end{aligned}$$

又由卡尔曼滤波器可知$S(k_i)$的定义为

$$S(k_i)=H_i(k_i)P(k_i|k)H_i(k_i)^{\mathrm{T}}+\bar{R}(k_i),\tag{23}$$

$P(k_i|k)$方差为

$$\begin{aligned}&P(k_i|k)=\\&A(k_i,k)[P(k|k)+P_{vv}(k,k_i|k)-\\&P_{xv}(k,k_i|k)-P_{xv}(k,k_i|k)^{\mathrm{T}}]A(k_i,k)^{\mathrm{T}}.\end{aligned}\tag{24}$$

上式中$P(k|k)$由式

$$\begin{aligned}&P^{-1}(k|k)=\\&P^{-1}(k|k-1)+\sum_{n=1}^{N}H_n^{\mathrm{T}}(k)\bar{R}_n^{-1}(k)H_n(k)\end{aligned}$$

求得, $P_{xv}(k,k_i|k)$由式(21)求得, 由式(18)整理即可求出$P_{vv}(k,k_i|k)$:

$$\begin{aligned}&P_{vv}(k,k_i|k)=\\&Q(k,k_i)-Q(k,k_i)H(k)^{\mathrm{T}}S(k)^{-1}H(k)Q(k,k_i).\end{aligned}\tag{25}$$

4 结论(Conclusions)

本文通过伪测量的概念将分布式融合估计算法推导为集中式融合算法的形式, 并将该基于伪测量的最优分布式融合估计算法与解决OOSM问题的A1[1]相结合, 提出了基于伪测量的分布式最优单步延迟航迹融合估计算法. 理论推导表明, 该算法与A1算法具有完全相同的估计性能. 由于该算法的分布式构架, 可以用于A1算法无法适用的分布式多传感器系统中.

参考文献(References):

[1] BAR-SHALOM Y. Update with out-of-sequence measurements in tracking: exact solution[J]. *IEEE Transactions on Aerospace Electron System*, 2002, 38(3): 769 – 777.

[2] KOCH W. On accumulated state densities with applications to out-of-sequence measurement processing[C] //*International Conference on Information Fusion*. Los Alamitos: IEEE Computer Society, 2009, 7: 2204 – 2208.

[3] 周文辉, 李琳, 陈国海, 等. 单步延迟无序量测滤波算法的最优性分析[J]. 中国科学(E辑): 信息科学, 2007, 37(4): 564 – 580.
(ZHOU Wenhui, LI Lin, CHEN Guohai, et al. Optimality analysis of one-step OOSM filtering algorithms in target tracking[J]. *Science in China(Series E): Information Sciences*, 2007, 37(4): 564 – 580.)

[4] ZHANG K S, LI X R, ZHU Y M. Optimal update with out-of-sequence measurements[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2005, 53(6): 1992 – 2004.

[5] ORTON M, MARRS A. Particle filters for tracking with out-of-sequence measurements[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2005, 41(2): 693 – 702.

[6] JIA Z, BALASURIYA A, CHALLA S. Sensor fusion-based visual target tracking for autonomous vehicles with the out-of-sequence

measurements solution[J]. *Robotics and Autonomous Systems*, 2008, 56(1): 157 – 176.

[7] SHEN X J, ZHU Y M, SONG E B, et al. Optimal centralized update with multiple local out-of-sequence measurements[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2009, 57(4): 1551 – 1562.

[8] BAR-SHALOM Y, CHEN H M. Removal of out-of-sequence measurements from tracks[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2009, 45(2): 612 – 619.

[9] GE Q B, WEN C L. Optimal distributed fusion algorithm with one-step out-of-sequence estimates[J]. *Journal of Electronics(China)*, 2008, 25(4): 529 – 538.

[10] GE Q B, WEN C L. Decentralized fusion with relative measurements for delayed sensor networks[C] //*International Conference on Mechatronics and Automation*. Piscataway, NJ: IEEE, 2007, 8: 366 – 371.

[11] HASU V, KOIVO H. Decentralized Kalman filter in wireless sensor networks-case studies[C] //*Advances in Computer, Information, Systems Sciences, and Engineering*. Berlin: Springer, 2006, 8: 61 – 68.

[12] SHEN X J, SONG E B, ZHU Y M, et al. Globally optimal distributed Kalman fusion with local out-of-sequence-measurement updates[J]. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2009, 54(8): 1928 – 1934.

[13] JIN X B, DU J J, WANG L L. Distributed fusion estimation based on pseudo-measurement for multi-sensor system[C] //*Proceedings of the International Conference on Computational Intelligence and Natural Computing*. Los Alamitos: IEEE Computer Society, 2009, 6: 297 – 300.

作者简介:

金学波 (1972—), 女, 博士, 副教授, 目前研究方向为信息融合、状态估计、鲁棒控制等, E-mail: xuebojin@gmail.com;

杜晶晶 (1977—), 女, 硕士, 讲师, 目前研究方向为信号处理、状态估计、FPGA系统实现等, E-mail: jingjingdu@gmail.com;

鲍 佳 (1978—), 女, 硕士, 讲师, 目前研究方向为DSP、电子系统设计、信号处理等, E-mail: baojia@zstu.edu.cn.