

多传感器异步数据融合算法

郭徽东 章新华 宋元 陆强强

(海军大连舰艇学院信号与信息技术研究中心 大连 116018)

摘要 由于传感器的采样速率和通信延迟,传感器的不同步问题大大降低了多传感器系统数据融合的精度。研究多传感器异步融合比同步数据融合更为迫切。该文利用误差协方差阵的迹最小准则建立了多传感器异步融合模型,给出了具有普遍意义的多传感器异步融合模型,弥补了目前多传感器异步数据融合仅限于两两传感器的局限性,并从理论上对多传感器异步融合的性能进行了分析。仿真结果表明该异步融合模型是有效的,能够对多传感器的异步数据进行优化处理,并且优于单一传感器的性能。

关键词 多传感器,异步,数据融合,迹

中图分类号: TN391

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2006)09-1546-04

Asynchronous Multisensor Data Fusion

Guo Hui-dong Zhang Xin-hua Song Yuan Lu Qiang-qiang

(Signal and Information Research Center, Dalian Naval Academy, Dalian 116018, China)

Abstract Due to the reasons of sensors in itself and the communication delays, the research of the asynchronous multisensor data fusion problem is more practical than that of synchronous one. Based on minimizing the trace of the fusion error covariance matrix, the asynchronous multisensor data fusion algorithm is presented. The multisensor track fusion is valid for asynchronous sensors as well as synchronous sensors. The algorithm makes up for the drawback that asynchronous fusion is limited to one-one sensors fusion. Significantly, the extensive multisensor asynchronous sensor fusion model is established. The analyse of algorithm in the theoretical deduction is presented. The format of algorithm is concise and applicable. Finally, simulation results show the asynchronous multisensor fusion is effective and the performance of the model is superior to that of single sensor.

Key words Multisensor, Asynchronous, Data fusion, Trace

1 引言

在多传感器融合理论中,一般研究的是同步数据融合,即假设各传感器同步对目标进行测量,并且同步传送到融合中心。而实际过程中,传感器系统存在不同观测时间和数据传输延迟,人们将传感器系统分为同步传感器系统(SSTF)和异步传感器系统(ASTF)。在同步传感器系统中,对来自不同传感器的数据进行融合和噪声平滑再送往融合中心,在异步多传感器系统中,需要将不同时刻的数据统一到融合中心同一时刻上,再对量测数据进行优化、融合。对异步传感器数据融合的方法主要有Alouani^[1,2]提出的基于量测和模型噪声相互独立的最优异步融合算法, Blair^[3]的最小二乘数据压缩法以及文献[4]的异步航迹融合方法等。文献[1,2]算法复杂,不容易工程实现,文献[3]模型需要大量数据,无法满足实时、在线计算的要求,文献[4]引用文献[5]中同步最优融合的加权方法,未构成误差协方差迹最小的异步融合。并且,目前异步融合最主要的局限性在于各种算法都只能适用于两两传感器之间的异步融合,对来自于多个传感器的异步数据无法进行有效处理。本文在分布式多传感器系统中,假设各传感器形成本地目标航迹和目标关联的前提下,利用融合中心误

差协方差阵的迹最小的准则建立了多传感器异步融合模型,给出普遍意义下的多传感器异步融合的矩阵系数和融合模型,并从理论上分析了多传感器异步融合的性能。

2 状态描述

假设目标的状态由下述随机线性方程描述:

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

$$E[W(t)W^T(t)] = q(t)\delta(t-\tau) \quad (2)$$

不同步的传感器的量测方程为

$$Z_i = H_i X(t_k) + V_i(k), \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (3)$$

相应的离散时间过程为

$$X(k+1) = \Phi(k+1, k)X(k) + W(k) \quad (4)$$

$$\Phi(k+1, k) = \exp(AT) \quad (5)$$

$$W(k) = \int_k^{k+1} \Phi(k+1, \tau)G\bar{W}(\tau)d\tau \quad (6)$$

$$E[W(k)W^T(l)] = Q(k)\delta_{kl} \quad (7)$$

$$E[V_i(k)V_i^T(l)] = R_i(k)\delta_{kl} \quad (8)$$

$$Q(k+1, k) = \int_k^{k+1} \Phi(k+1, \tau)Gq(\tau)G^T\Phi^T(k+1, \tau)d\tau \quad (9)$$

3 多传感器异步融合

融合中心的采样间隔 T 和相应的离散时间标记 k 不同

于传感器节点的采样间隔 T_i 和相应的离散时间标记 k_i , 如图 1 所示:

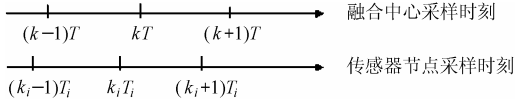


图 1 传感器异步采样
Fig.1 Asynchronous sensors

离散化后各传感器的滤波方程为

$$X_i(k_i|k_i) = \Phi(k_i, k_i - 1)X(k_i|k_i - 1) + K_i(k_i)[Z(k_i) - HX_i(k_i|k_i - 1)] \quad (10)$$

$$P_i(k_i|k_i - 1) = \Phi(k_i, k_i - 1)P_i(k_i - 1|k_i - 1)\Phi^T(k_i, k_i - 1) + Q(k_i, k_i - 1) \quad (11)$$

$$K_i(k_i) = P(k_i|k_i - 1)H^T[HP_i(k_i|k_i - 1)H^T + R_i(k_i)]^{-1} \quad (12)$$

$$P(k_i|k_i) = [I - K_i(k_i)H]P(k_i|k_i - 1) \quad (13)$$

我们可以假设融合中心的状态估计值可以由各传感器节点的状态估计值的线性组合来表示:

$$X_f(k|k) = D_1X_1(k_1|k_1) + D_2X_2(k_2|k_2) + \dots + D_iX_i(k_i|k_i) \quad (14)$$

对等式(14)两边求期望^[4]:

$$\begin{aligned} E\{X_f(k|k)\} &= D_1E\{X_1(k_1|k_1)\} + D_2E\{X_2(k_2|k_2)\} + \dots \\ &\quad + D_iE\{X_i(k_i|k_i)\} \\ &= D_1E\{X_1(k_1)\} + D_2E\{X_2(k_2)\} + \dots + D_iE\{X_i(k_i)\} \\ &= D_1\Phi^{-1}(k, k_1)E\{X(k)\} + D_2\Phi^{-1}(k, k_2)E\{X(k)\} \\ &\quad + \dots + D_i\Phi^{-1}(k, k_i)E\{X(k)\} \end{aligned} \quad (15)$$

由文献 [1] 知: 当 $D_1\Phi^{-1}(k, k_1) + D_2\Phi^{-1}(k, k_2) + \dots + D_i\Phi^{-1}(k, k_i) = I$ 时, X_f 是无偏的。

$$\text{令 } L_1 = D_1\Phi^{-1}(k, k_1), \quad L_2 = D_2\Phi^{-1}(k, k_2), \dots, \quad L_i = D_i\Phi^{-1}(k, k_i)$$

有

$$\begin{aligned} X_f(k|k) &= D_1X_1(k_1|k_1) + D_2X_2(k_2|k_2) + \dots + D_iX_i(k_i|k_i) \\ &= L_1\Phi(k, k_1)X(k_1|k_1) + L_2\Phi(k, k_2)X(k_2|k_2) + \dots \\ &\quad + L_i\Phi(k, k_i)X(k_i|k_i) \\ &= L_1X(k|k_1) + L_2X(k|k_2) + \dots + L_iX(k|k_i) \end{aligned}$$

设 $\tilde{X}_i(k|k_i) = X(k) - X_i(k|k_i)$, $P_i(k|k_i) = E\{\tilde{X}_i(k|k_i)\tilde{X}_i^T(k|k_i)\}$, $i = 1, 2, \dots, n$;

记误差 $\tilde{X}_f(k|k) = X(k) - X_f(k|k)$ 的方差阵为 $P_f(k)$, 则其估计为

$$\begin{aligned} P_f(k|k) &= E\{[X(k) - X_f(k|k)][X(k) - X_f(k|k)]^T\} \\ &= E\{[X(k) - L_1X(k|k_1) - L_2X(k|k_2) - \dots - L_iX(k|k_i)] \\ &\quad \cdot [X(k) - L_1X(k|k_1) - L_2X(k|k_2) - \dots - L_iX(k|k_i)]^T\} \end{aligned} \quad (16)$$

假设传感器之间相互独立, 根据协方差矩阵迹最小原则^[1,5]则有下式成立:

$$\left. \begin{aligned} \min \text{tr}(P_f) \\ \frac{\partial \text{tr}(P_f)}{\partial L_1} = 0 \\ \vdots \\ \frac{\partial \text{tr}(P_f)}{\partial L_{n-1}} = 0 \end{aligned} \right\} \quad (17)$$

并且, 有无偏条件: $L_1 + \dots + L_n = I$ 。在式(17)中, $n-1$ 项一阶微分式可更换 $i=1, 2, \dots, n$ 中任意一项, 如去掉 $\partial \text{tr}(P_f) / \partial L_1 = 0$, 更换为 $\partial \text{tr}(P_f) / \partial L_2 = 0$ 。

对于两两配准的传感器, 在下一式成立:

$$P_f(k|k) = L_1P_1(k|k_1)L_1^T + L_2P_2(k|k_2)L_2^T \quad (18)$$

于是由式(17)得:

$$\begin{aligned} L_1[P_1(k|k_1) + P_1^T(k|k_1)] - P_2(k|k_2) \\ - P_2^T(k|k_2) + L_1[P_2(k|k_2) + P_2^T(k|k_2)] = 0 \end{aligned}$$

令

$$A_1 = P_1(k|k_1) + P_1^T(k|k_1) \quad (19)$$

$$A_2 = P_2(k|k_2) + P_2^T(k|k_2) \quad (20)$$

则有

$$L_1 = A_2(A_1 + A_2)^{-1} \quad (21)$$

$$L_2 = A_1(A_1 + A_2)^{-1} \quad (22)$$

对于多传感器系统, 假设有 n 个传感器, 设 L_n 为未知系数(注意无偏条件), 有

$$\begin{aligned} P_f &= L_1P(k|k_1)L_1^T + L_2P_2(k|k_2)L_2^T + \dots + L_{n-1}P_{n-1}(k|k_{n-1})L_{n-1}^T \\ &\quad + [I - L_1 - L_2 - \dots - L_{n-1}]P_n(k|k_n)[I - L_1 - L_2 - \dots - L_{n-1}]^T \end{aligned} \quad (23)$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial \text{tr}\{P_f\}}{\partial L_1} &= L_1[P_1(k|k_1) + P_1^T(k|k_1)] + L_1[P_n(k|k_1) + P_n^T(k|k_1)] \\ &\quad - P_n(k|k_n) - P_n^T(k|k_n) + L_2[P_n(k|k_n) + P_n^T(k|k_n)] \\ &\quad + L_3[P_n(k|k_n) + P_n^T(k|k_n)] + \dots \\ &\quad + L_{n-1}[P_n(k|k_n) + P_n^T(k|k_n)] \end{aligned} \quad (24)$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial \text{tr}\{P_f\}}{\partial L_2} &= L_2[P_2(k|k_2) + P_2^T(k|k_2)] + L_2[P_n(k|k_1) + P_n^T(k|k_1)] \\ &\quad - P_n(k|k_n) - P_n^T(k|k_n) + L_1[P_n(k|k_n) + P_n^T(k|k_n)] \\ &\quad + L_3[P_n(k|k_n) + P_n^T(k|k_n)] + \dots \\ &\quad + L_{n-1}[P_n(k|k_n) + P_n^T(k|k_n)] \\ &\quad \vdots \end{aligned} \quad (25)$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial \text{tr}\{P_f\}}{\partial L_{n-1}} &= L_{n-1}[P_{n-1}(k|k_{n-1}) + P_{n-1}^T(k|k_{n-1})] \\ &\quad + L_{n-1}[P_n(k|k_1) + P_n^T(k|k_1)] - P_n(k|k_n) - P_n^T(k|k_n) \\ &\quad + L_1[P_n(k|k_1) + P_n^T(k|k_1)] + L_2[P_n(k|k_n) + P_n^T(k|k_n)] \\ &\quad + \dots + L_{n-1}[P_n(k|k_n) + P_n^T(k|k_n)] \end{aligned} \quad (26)$$

令

$$A_1 = P_1^T(k|k_1) + P_1(k|k_1)$$

\vdots

$$A_n = P_n^T(k|k_n) + P_n(k|k_n)$$

则有

$$\left. \begin{aligned} L_1[A_1 + A_n] - A_n + L_2A_n + \dots + L_{n-1}A_n &= 0 \\ L_2[A_2 + A_n] - A_n + L_1A_n + L_3A_n \dots + L_{n-1}A_n &= 0 \\ &\vdots \\ L_{n-1}[A_{n-1} + A_n] - A_n + L_1A_n + \dots + L_{n-2}A_n &= 0 \end{aligned} \right\} (27)$$

可以推得

$$\begin{aligned} L_2 &= L_1A_1A_2^{-1} \\ &\vdots \\ L_{n-1} &= L_1A_1A_{n-1}^{-1} \end{aligned}$$

同理，在式(23)中将 L_2 作为未知系数进行替换，可以得到

$$L_n = L_1A_1A_n^{-1}$$

$n=3$ 时，有

$$\begin{aligned} L_1 &= A_3(A_1 + A_1A_2^{-1}A_3 + A_3)^{-1} \\ L_2 &= A_3(A_1 + A_1A_2^{-1}A_3 + A_3)^{-1}A_1A_2^{-1} \\ L_3 &= I - L_1 - L_2 \end{aligned}$$

同理， $n=N$ 时

$$L_1 = A_N \left(A_1 + A_N + \sum_{i=2}^{N-1} A_i A_i^{-1} A_N \right)^{-1} \quad (28)$$

$$L_2 = L_1 A_1 A_2^{-1} \quad (29)$$

\vdots

$$L_N = L_1 A_1 A_N^{-1} \quad (30)$$

由于各传感器的误差协方差阵为对称阵，在实际运算中可有 $A_i = P_i(k|k_i)$ 。

4 性能分析

对于同步模式下多传感器融合系统来说，应该有^[6]

$$P_i(k|k) \geq P_f(k|k) \quad (31)$$

同理，对于异步模式下多传感器融合系统则有

$$P_i(k|k_i) \geq P_f(k|k) \quad (32)$$

式(32)证明见附录，从上式中我们可以看出异步模式下多传感器融合的性能优于单传感器的性能。

5 仿真

考虑 5 个传感器跟踪同一个目标，目标作匀速运动，状态噪声为相互独立的零均值的白高斯噪声，各坐标轴方向的标准偏差为 $q_x(k) = 0.01\dot{x}(k)$, $q_y(k) = 0.01\dot{y}(k)$, 各传感器的测距误差为 $\sigma_{r1} = 5; \sigma_{r2} = 4.5; \sigma_{r3} = 4.5; \sigma_{r4} = 4.5; \sigma_{r5} = 5.5; \delta_{\theta1} = 0.002\text{rad}; \delta_{\theta2} = 0.002\text{rad}; \delta_{\theta3} = 0.003\text{rad}; \delta_{\theta4} = 0.003\text{rad}; \delta_{\theta5} = 0.003\text{rad}$; 采样周期 $T_1=4.5, T_2=5, T_3=4, T_4=6, T_5=5, T=3$; 采样 100 个点。

$$\Phi(k) = \begin{bmatrix} 1 & 0 & T & 0 \\ 0 & 1 & 0 & T \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad G(k) = \begin{bmatrix} T/2 & 0 \\ 0 & T/2 \\ 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix},$$

$$Q(k) = \begin{bmatrix} q_x^2(k) & 0 \\ 0 & q_y^2(k) \end{bmatrix}, \quad R = \begin{bmatrix} \delta_r^2 & 0 \\ 0 & \delta_\theta^2 \end{bmatrix}$$

为简单起见，只给出 X 轴的仿真结果；为便于比较，仿真中采用了两种算法，算法 1 为文献[7]中基于同步模式的有反馈的多传感器数据融合方法；算法 2 为本文算法。同时，为便于说明，在下文中，两个传感器融合即为传感器 1 和传感器 2 融合。3 个传感器融合即为传感器 1、传感器 2 和传感器 3 融合；依次类推。异步融合算法根据各传感器节点传送的状态估计和误差协方差阵，可进行在线计算，满足实时性的要求。

仿真图中横轴为以融合中心为基准的采样数，图 2 为算法 1 在异步模式下 X 轴的滤波噪声，其中分别有 3 个传感器、4 个传感器和 5 个传感器融合，以及传感器 1 的 X 轴滤波噪声。异步模式下的算法 1 不能有效滤除噪声。图 3 中有算法 1 在异步模式下 X 轴的滤波误差均方差，其中有 3 个传感器、4 个传感器和 5 个传感器的融合统计；以及算法 2 的 X 轴滤波误差均方差统计，其中有 2 个传感器和 3 个传感器的融合。两种算法对应的曲线见图 2 曲线说明。从图 3 中，算法 1 在异步模式下计算的融合精度明显差于算法 2 的融合精度。从图 2、图 3 中可知，进行异步融合是完全必要地，否则，在异步模式下进行同步融合会产生更大的噪声和偏差。图 4 为算法 2 的 X 轴滤波噪声，其中分别有 3 个传感器、4 个传感器和 5 个传感器融合，和传感器 1 的 X 轴噪声。图 5 主要为算法 2 的 X 轴滤波误差均方差统计，其中有 2 个传感器、3 个传感器、4 个传感器和 5 个传感器融合的 X 轴滤波误差均方差统计。图 4、图 5 表明了异步融合对于改善异步模式下多传感器融合精度的效果是明显的，但是随着传感器数目的继续增多，传感器数目大于 3 到 4 个后，系统的融合精度并没有得到明显改善，这与文献[7]中对融合节点中传感器数量的选择同系统性能和降低造价的结论是一致的。图 6 为算法 2 中融合中心的误差协方差的迹与各传感器节点的预测误差协方差阵的迹。图 6 中，融合中心的迹值明显小于各传感器节点的迹值，这与式(32)表明的含义是吻合的，说明了多传感器异步融合的性能优于单传感器的性能。

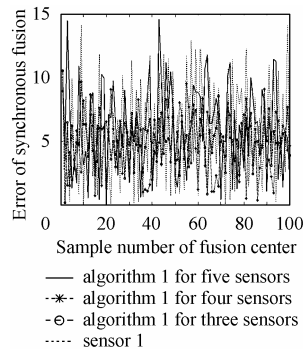


图 2 算法 1 的 X 轴滤波

Fig.2 Filtering error of X axis for algorithm 1

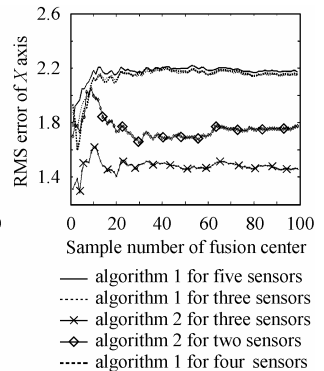


图 3 算法 1 与算法 2 的 X 轴滤波误差均方差比较

Fig.3 RMS of X axis for algorithm 1 and algorithm 2

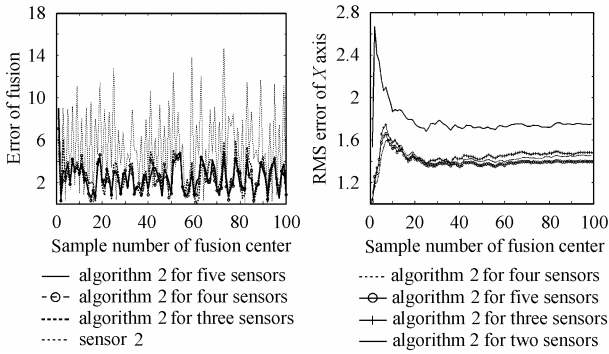


图4 算法2的X轴滤波
Fig.4 Filtering error of X axis for algorithm 2

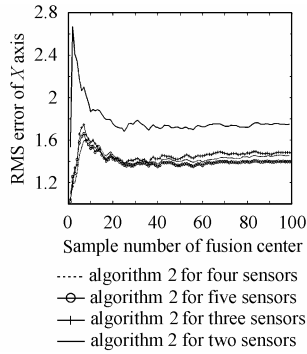


图5 算法2下多个传感器融合的X轴滤波误差均方差
Fig.5 RMS of X axis for algorithm 2

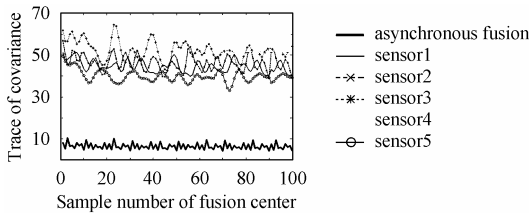


图6 算法2的融合中心、各传感器节点的误差协方差之迹
Fig.6 The trace of covariance for algorithm 2

6 结束语

本文基于状态误差协方差阵之迹最小的原则, 建立具有普遍意义的多传感器异步融合模型, 由于不考虑传感器之间的相关性, 因而结果是次优的。仿真结果证明了该算法的有效性, 性能优越于单一的传感器, 解决了目前传感器异步融合存在的局限性, 并且算法简洁, 适合工程实现。

附录

式(32)的证明

对 $P_f = L_1 P(k|k_1)L_1^T + L_2 P_2(k|k_2)L_2^T + \dots + L_n P_n(k|k_n)L_n^T$ 进行展开, 令 $P_1 = P_1(k|k_1), P_2 = P_2(k|k_2), \dots, P_n = P_n(k|k_n)$, 可得

$$\begin{aligned}
 P_f &= P_1 - P_1 L_2^T - P_1 L_3^T - \dots - P_1 L_n^T + L_2 P_1 L_2^T + L_3 P_1 L_3^T + \dots \\
 &+ L_n P_1 L_n^T + L_2 P_1 L_3^T + L_3 P_1 L_3^T + \dots + L_n P_1 L_3^T + \dots \\
 &+ L_2 P_1 L_n^T + L_3 P_1 L_n^T + \dots + L_n P_1 L_n^T - L_2 P_1 - L_3 P_1 - \dots \\
 &- L_n P_1 + L_2 P_2 L_2^T + L_3 P_3 L_3^T + \dots + L_n P_n L_n^T \quad (A-1)
 \end{aligned}$$

对同类项合并, 得

$$\begin{aligned}
 P_f &= P_1 + [L_n + \dots + L_2 - I] P_1 L_n^T + \dots \\
 &+ [L_n + \dots + L_2 - I] P_1 L_n^T - [L_n + \dots + L_2] P_1 \\
 &+ L_2 P_2 L_2^T + L_3 P_3 L_3^T + \dots + L_n P_n L_n^T
 \end{aligned}$$

因为 $L_n + L_{n-1} + \dots + L_2 + L_1 = I$, 可得

$$[L_n + \dots + L_2 - I] P_1 L_2^T \leq 0 \quad (A-2)$$

$$[L_n + \dots + L_2 - I] P_1 L_3^T \leq 0 \quad (A-3)$$

⋮

$$[L_n + \dots + L_2 - I] P_1 L_n^T \leq 0 \quad (A-4)$$

式(A-1)右边剩余项可以整理为

$$\Delta = L_2 P_2 L_2^T - L_2 P_1 + L_3 P_3 L_3^T - L_3 P_1 + \dots + L_n P_n L_n^T - L_n P_1$$

由于 $L_n = L_1 A_1 A_n^{-1}$, 可得

$$\begin{aligned}
 L_2 [P_2 L_2^T - P_1] &= L_2 [P_2 (L_1 P_1 P_2^{-1})^T - P_1] \\
 &= L_2 [P_1^T L_1^T - P_1] \\
 &= L_2 [P_1 L_1^T - P_1] \quad (A-5)
 \end{aligned}$$

因为 $I = L_1^T + L_2^T + \dots + L_n^T$, 则

$$L_2 [P_1 L_1^T - P_1] \leq 0$$

显然

$$L_n [P_n L_n^T - P_1] \leq 0 \quad (A-6)$$

综合式(A-2) - (A-4)和式(A-6)可得 $P_f \leq P_1(k|k_1)$

同理 $P_f \leq P_n(k|k_n)$ 。证毕

参考文献

- [1] Alouani A T, Rice T R. On optimal synchronous and asynchronous track fusion [J]. *Optical Engineering*. 1998, 37(2): 427-433.
- [2] Alouani A T, Rice T R. On optimal asynchronous track fusion [S]. Adelaide Proc.1st IEEE Australian Symp on Data Fusion, 1996: 147-152.
- [3] Blair W D, Alouani Ali T, B Mcdole S, et al.. Least-squares approach to asynchronous data fusion [A]. SPIE Vol.1697 Acquisition, tracking, and pointing VI, 1992: 130-141.
- [4] 徐毓, 金以慧. 多传感器异步关联航迹融合[J]. 系统工程与电子技术, 2003, 25(11): 1318-1320.
- [5] 邓自立. 最优滤波理论及其应用[M]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学出版社, 2000, 第7章.
- [6] Zhu Yunmin, You Zhisheng, Li X R, et al.. The optimality for the distributed Kalman filtering fusion with feedback [J]. *Automatica*, 2001(37): 1489-1493.
- [7] 何友, 熊伟等. 带反馈信息的多传感器分层估计算法[J]. 电子学报, 2002, 28(12): 85-89.

郭徽东: 男, 1976年生, 博士生, 研究方向为多传感器数据融合与控制。

章新华: 男, 1962年生, 教授, 博士生导师, 研究方向为水声信号处理, 信息融合等。

宋元: 男, 1975年生, 博士生, 研究方向为多传感器态势估计与预测。

陆强强: 男, 1978年生, 硕士生, 研究方向为多传感器数据融合与目标识别。