

分布式多传感信息融合系统的异步航迹关联方法

朱洪艳, 韩崇昭, 韩红, 文戎
(西安交通大学 电信学院, 陕西 西安 710049)

摘要: 在分布式多传感信息融合系统中, 由于每个局部传感器的采样频率不同以及具有不同的通信延迟, 导致来自不同传感器的局部航迹往往是异步的. 针对此问题, 提出了一种异步航迹关联方法. 该方法首先基于最小二乘法实现单传感器的时域融合, 从而将多传感异步航迹同步化. 接下来, 将多传感多目标航迹关联问题转化为在网络中搜索总费用最小的多个互不相交的路径问题, 从而获得相应于每个目标的各个传感器的局部航迹组合. 仿真试验表明, 算法可以有效地解决异步航迹的关联问题, 且具有较高的关联成功率.

关键词: 信息融合; 局部航迹; 异步航迹关联; 网络优化

中图分类号: TP13 **文献标识码:** A

Asynchronous track-to-track association method in distributed multi-sensor information fusion system

ZHU Hong-yan, HAN Chong-zhao, HAN Hong, WEN Rong

(School of Electronic and Information Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an Shaanxi 710049, China)

Abstract: In the distributed multi-sensor information fusion system, the local sensors usually provide tracks at different rates with different communication delays. As a result the local tracks from different sensors usually are asynchronous. To address the problem, an asynchronous track-to-track association method is presented. Firstly, the fusion of the single sensor in time domain was accomplished by means of the least squares (LS) algorithm. After accomplishing fusion, the asynchronous tracks were synchronized. Secondly, the multi-sensor multi-target track association was transformed into a network optimization problem consisting in finding the multi-paths without intersection and with the lowest total search cost. This led to the multi-sensor combination of local tracks from the same target. The simulation results show that the presented method can effectively solve the asynchronous track-to-track association problem, and the correct association is of high probability.

Key words: information fusion; local tracks; asynchronous track association; network optimization

1 引言 (Introduction)

在分布式多传感多目标信息融合系统中, 每个局部传感器在接收到各自的量测信息后, 首先经过局部处理得到局部航迹, 然后再将局部航迹送入融合中心. 在融合中心多传感局部航迹融合处理之前, 首先需要进行航迹-航迹互连, 以确定来自不同传感器的航迹是否对应于同一个目标. 由于每个局部传感器的采样间隔不同, 以及具有不同的通信延迟, 使得融合中心收到的局部航迹往往不是同步的.

以往航迹关联领域研究较多的是基于同步航迹的航迹关联问题, 关于异步航迹的融合问题^[1-3]也有一些探讨, 但对异步航迹的关联问题未见研究, 本文讨论的即是多传感器异步航迹的关联问题.

本文贡献主要在以下两个方面:

首先, 基于最小二乘算法进行单传感器时域融合, 产生各个传感器同步的拟航迹, 从而将异步航迹同步化.

然后, 本文采用一种新的航迹关联方法, 它与传统航迹关联方法不同. 传统方法主要包括有基于假设检验的方法和多维分配的方法^[4,5]. 基于假设检验的方法需要将来自不同传感器的多条航迹两两分别进行关联检验, 当传感器个数较多或目标个数较多时, 需要进行大量的两两关联检验和关联多义性处理. 而多维分配算法当传感器个数大于等于 3 时, 是 NP-Hard 问题.

本文中, 借助网络优化思想, 将多传感多目标航迹关联问题转化为在网络中搜索费用最小的 N (目标个数) 条互不相交的路径问题^[6,7], 这 N 条互不相交的路径相应于多个目标的多传感局部航迹组合. 仿真试验结果表明, 本文提出的算法可以有效地解决多传感异步航迹的关联问题, 且具有较高的关联成功概率.

2 问题描述 (Problem formulation)

考虑 M 个传感器的信息融合系统, 并假设其

公共监视区中有 N 个目标,其中目标 j 的状态方程为

$$x^j(k+1) = \Phi^j(k, k+1)x^j(k) + w^j(k). \quad (1)$$

式中: $x^j(k)$ 表示目标 j 在 $t = kT$ 时刻的状态信息 (T 为将连续系统离散化的采样区间); $\Phi^j(k, k+1)$ 为目标 j 的转移矩阵; $w^j(k)$ 为目标的白高斯过程噪声. 为简化公式,认为各个时刻具有恒定的协方差矩阵 Q^j .

在公共监视区内,每个传感器 $s (s = 1, 2, \dots, M)$ 在 $[(k-1)T, kT]$ 产生的局部航迹个数相同,且等于公共监视区内目标个数 N . 记为

$$\Gamma_s(k) = \{\Gamma_s^1(k), \Gamma_s^2(k), \dots, \Gamma_s^N(k)\}. \quad (2)$$

式中, $\Gamma_s^i(k)$ 表示传感器 s 的第 i 个航迹文件 ($i \in \{1, 2, \dots, N\}$). 其中,在时间区间 $[(k-1)T, kT]$ 内,在每个航迹文件 $\Gamma_s^i(k)$ 中包含有 n_k^i 个航迹点(认为同一传感器的每条航迹中的航迹点,具有相同的时间标记).

$$\Gamma_s^i(k) = \{\hat{x}_s^i(k-1), \hat{x}_s^i(k-\lambda_s^1(k)), \hat{x}_s^i(k-\lambda_s^2(k)), \dots, \hat{x}_s^i(k-\lambda_s^{n_k^i}(k))\}, \quad i = 1, 2, \dots, N. \quad (3)$$

对应的协方差阵:

$$\hat{P}_s^i(k) = \{\hat{P}_s^i(k-1), \hat{P}_s^i(k-\lambda_s^1(k)), \hat{P}_s^i(k-\lambda_s^2(k)), \dots, \hat{P}_s^i(k-\lambda_s^{n_k^i}(k))\}, \quad i = 1, 2, \dots, N. \quad (4)$$

式中, $k - \lambda_s^i(k)$ 表示传感器 s 在 $[(k-1)T, kT]$ 时间间隔内产生的航迹的第 i 个航迹点的时间标记. $\hat{x}_s^i(k - \lambda_s^i(k))$ 为传感器 s 在 $[(k-1)T, kT]$ 时间间隔内产生的局部航迹 i 的第 j 个航迹点,相应的协方差为 $\hat{P}_s^i(k - \lambda_s^j(k))$.

若传感器 i 在该时间区间没有产生任何航迹,则 $n_k^i = 0$.

式中,图1中给出了多传感在 $[(k-1)T, kT]$ 时间间隔内产生航迹的时间流.

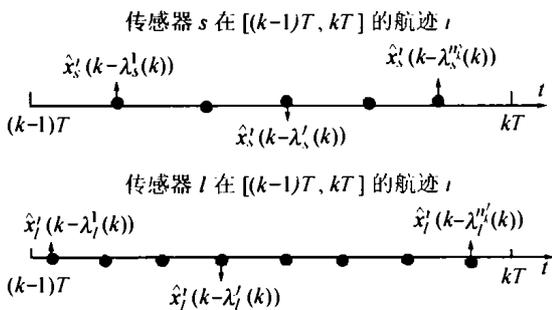


图1 多传感异步航迹的时间流

Fig. 1 Asynchronous data flow of multi-sensor

3 算法描述(Method description)

本文提出的异步航迹关联算法工作流程如图2所示.

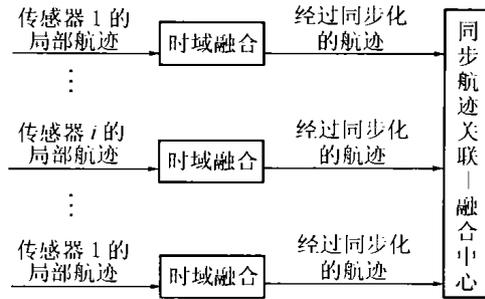


图2 异步航迹关联流程

Fig. 2 Flow of asynchronous track association

3.1 通过单传感时域融合实现异步航迹同步化 (Synchronizing the asynchronous tracks by the fusion of the single sensor at time domain)

首先针对每个单传感器利用最小二乘法进行时域融合,从而获得在 $t = kT$ 时刻融合的状态值. 为方便起见,将 kT 时刻记作 k 时刻.

利用目标的状态方程:传感器 s 对局部航迹 i 在 k 时刻的状态 $x_s^i(k)$ 与 $[(k-1)T, kT]$ 区间内其他时刻的状态具有如下关系:

$$x_s^i(k - \lambda_s^i(k)) = (\Phi^i)^{-1}(k - \lambda_s^i(k), k)x_s^i(k) + (\Phi^i)^{-1}(k - \lambda_s^i(k), k)w^i(k - \lambda_s^i(k)). \quad (5)$$

将 $[(k-1)T, kT]$ 区间传感器 s 的局部航迹 i 的所有航迹点描述为向量 $x_s^i(k)$:

$$x_s^i(k) \triangleq \begin{bmatrix} \hat{x}_s^i(k-1) \\ \hat{x}_s^i(k-\lambda_s^1(k)) \\ \hat{x}_s^i(k-\lambda_s^2(k)) \\ \vdots \\ \hat{x}_s^i(k-\lambda_s^{n_k^i}(k)) \end{bmatrix}. \quad (6)$$

其对应的真实状态向量 $\tilde{x}_s^i(k)$ 为

$$\tilde{x}_s^i(k) \triangleq \begin{bmatrix} x_s^i(k-1) \\ x_s^i(k-\lambda_s^1(k)) \\ x_s^i(k-\lambda_s^2(k)) \\ \vdots \\ x_s^i(k-\lambda_s^{n_k^i}(k)) \end{bmatrix}. \quad (7)$$

由于 $\hat{x}_s^i(k - \lambda_s^j(k))$ 是对 $x_s^i(k - \lambda_s^j(k))$ 的估计,所以有下面关系成立:

$$x_s^i(k - \lambda_s^j(k)) = \hat{x}_s^i(k - \lambda_s^j(k)) + \delta_s^i(k - \lambda_s^j(k)). \quad (8)$$

式中, $\delta_s^i(k - \lambda_s^j(k))$ 为估计误差,具有协方差矩阵 $\hat{P}_s^i(k - \lambda_s^j(k))$.

令

$$W_s(k) = \begin{bmatrix} (\Phi^i)^{-1}(k-1, k) \\ (\Phi^i)^{-1}(k-\lambda_s^1(k), k) \\ (\Phi^i)^{-1}(k-\lambda_s^2(k), k) \\ \vdots \\ (\Phi^i)^{-1}(k-\lambda_s^{n_k}(k), k) \end{bmatrix} \quad (9)$$

和

$$V_s(k) = \begin{bmatrix} (\Phi^i)^{-1}(k-1, k)w^i(k-1) \\ (\Phi^i)^{-1}(k-\lambda_s^1(k), k)w^i(k-\lambda_s^1(k)) \\ (\Phi^i)^{-1}(k-\lambda_s^2(k), k)w^i(k-\lambda_s^2(k)) \\ \vdots \\ (\Phi^i)^{-1}(k-\lambda_s^{n_k}(k), k)w^i(k-\lambda_s^{n_k}(k)) \end{bmatrix} + \zeta. \quad (10)$$

式中

$$\zeta = \begin{bmatrix} \delta_s^i(k-1) \\ \delta_s^i(k-\lambda_s^1(k)) \\ \delta_s^i(k-\lambda_s^2(k)) \\ \vdots \\ \delta_s^i(k-\lambda_s^{n_k}(k)) \end{bmatrix}, \quad (11)$$

所以有

$$x_s^i(k) = W_s(k)x_s^i(k) + V_s(k). \quad (12)$$

利用最小二乘方法,得到传感器 s 对局部航迹 i 在 k 时刻的状态 $x_s^i(k)$ 的最优估计 $\hat{x}_s^i(k)$ 为

$$\hat{x}_s^i(k) = (W_s(k)^T W_s(k))^{-1} W_s(k)^T x_s^i(k). \quad (13)$$

估计误差:

$$\begin{aligned} \tilde{x}_s^i(k) &= x_s^i(k) - \hat{x}_s^i(k) = \\ & (W_s(k)^T W_s(k))^{-1} W_s(k)^T V_s(k). \end{aligned} \quad (14)$$

估计误差协方差:

$$\begin{aligned} \hat{P}_s^i(k) &= E\{\tilde{x}_s^i(k)\tilde{x}_s^i(k)^T\} = \\ & (W_s(k)^T W_s(k))^{-1} W_s(k)^T R W_s(k) \times \\ & ((W_s(k)^T W_s(k))^{-1})^T. \end{aligned} \quad (15)$$

其中 R 按下式计算:

$$R = E\{V_s(k)V_s(k)'\} = R_1 + R_2, \quad (16)$$

$R_1 =$

$$\begin{aligned} & \text{diag}[(\Phi^i)^{-1}(k-1, k)Q^i((\Phi^i)^{-1}(k-1, k))^T, \\ & (\Phi^i)^{-1}(k-\lambda_s^1(k), k)Q^i((\Phi^i)^{-1}(k-\lambda_s^1(k), k))^T, \dots, \\ & (\Phi^i)^{-1}(k-\lambda_s^{n_k}(k), k)Q^i((\Phi^i)^{-1}(k-\lambda_s^{n_k}(k), k))^T], \end{aligned} \quad (17)$$

$R_2 =$

$$\text{diag}[\hat{P}_s^i(k-1), \hat{P}_s^i(k-\lambda_s^1(k)), \dots, \hat{P}_s^i(k-\lambda_s^{n_k}(k))]. \quad (18)$$

3.2 同步航迹关联(Synchronous track association)

经过上述异步航迹同步化后,就可以进行同步航迹的关联了.

对于传统的基于假设检验^[5]的方法,当传感器个数较多或目标个数较多时,不同传感器的局部航迹之间需要进行大量的假设检验;而且,在目标作交叉飞行或距离较近时还需进行关联多义性处理.对于多个局部传感器的情况 ($M > 2$),由于关联在数学上是一个等价关系,先是传感器 1 与传感器 2 的局部航迹关联,然后传感器 2 与传感器 3 的局部航迹关联,以后以此类推,最后运用等价关系的可传递性形成多个局部结点间的共同关联航迹.

本文提出的基于网络优化的算法,将多传感器统一处理,可以获得较传统方法更高的关联精度.

描述传感器 $s-1$ 的局部航迹 i 和传感器 s 的局部航迹 j 相似性的充分统计量为

$$\begin{aligned} \rho_{(s-1),s}^{i,j}(k) &= \\ & (\hat{x}_{s-1}^i(k) - \hat{x}_s^j(k))^T B_{s-1,s}^{i,j}(k) \times (\hat{x}_{s-1}^i(k) - \hat{x}_s^j(k)). \end{aligned} \quad (19)$$

式中

$$\begin{aligned} B_{s-1,s}^{i,j}(k) &= E\{\tilde{x}_{s-1}^i(k)\tilde{x}_s^j(k)\} = \\ & R_{s-1,s}^{i,j}(k) + \hat{P}_{s-1}^i(k) + \hat{P}_s^j(k). \end{aligned} \quad (20)$$

$R_{s-1,s}^{i,j}(k)$ 为两个局部航迹之间的互相关矩阵.当过程噪声较小时,可忽视不同传感器间由于过程噪声的影响带来的状态估计误差的互相关现象,即

$$B_{s-1,s}^{i,j}(k) \approx \hat{P}_{s-1}^i(k) + \hat{P}_s^j(k). \quad (21)$$

引入维数为 $N \times M$ 的路径矩阵 Ω ,其中元素 $\omega(j, i)$ 表示传感器 i 中对应全局航迹 j 的局部航迹号,有 $\omega(j, i) \in \{1, 2, \dots, N\}$.所以航迹关联问题可以转化为

$$\min J(\Omega) = \sum_{i=1}^N \sum_{s=2}^M \rho_{s-1,s}^{\omega(i,s-1), \omega(i,s)}. \quad (22)$$

约束条件

$$\begin{cases} \omega(j, i) \in \{1, 2, \dots, N\}, \\ \omega(j, i) \neq \omega(k, i), \forall i \in \{1, 2, \dots, M\}, \text{当 } j \neq k \text{ 时.} \end{cases}$$

其中, $\omega(j, i) \neq \omega(k, i)$ 意味着传感器 i 中对应于不同全局航迹的局部航迹号不能相同.

对应于如上问题,利用图 3 来理解式(22).如下网络图中的每个阶段相应于每个传感器;将 $\rho_{(s-1),s}^{i,j}(k)$ 看作是网络图中 $s-1$ 阶段的 i 节点和 s

阶段的 j 节点的连接费用;依次连接所有传感器的一条路径代表源于同一个目标源的局部航迹组合.

所以,多传感航迹关联问题转化为在整个网格中寻找互不相交的 N (对应于目标个数)条路径,同时使得总费用最小.

因为 Viterbi 方法^[6]是解决动态规划问题的一个有效方法.它通过一个递推计算过程可得费用最小的路径.但在本文中,由于要同时寻找互不相交的 N (对应于目标个数)条路径,同时使得总费用最小,所以借助参考文献[6,7]中的扩展的 Viterbi 算法可以解决如上的多条互不相交路径的搜索问题,且计算有效,具有多项式时间复杂度.详细过程这里不再赘述.

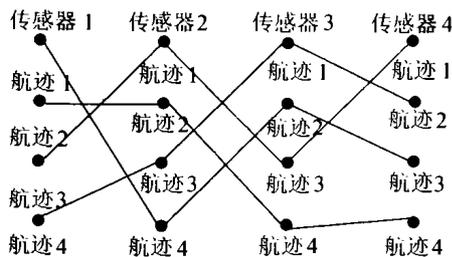


图 3 航迹关联问题转化为网络优化问题示意图

Fig. 3 Changing track association into a network optimization problem

式中: $E_c(t)$ 为 t 时刻正确关联概率; L 为 Monte-Carlo 仿真次数; N 为多传感公共监视区内的航迹个数; $C^i(t)$ 为第 i 次 Monte-Carlo 仿真试验中,在 t 时刻正确关联的航迹个数.

仿真目标在二维平面上作机动.目标初始位置为

$$\begin{bmatrix} x^1(1) \\ y^1(1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -20 \\ 0 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} x^2(1) \\ y^2(1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -5 \\ 0 \end{bmatrix},$$

$$\begin{bmatrix} x^3(1) \\ y^3(1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 6 \\ 0 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} x^4(1) \\ y^4(1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 10 \\ 0 \end{bmatrix}.$$

利用伪随机数产生 50 组试验样本进行 Monte-Carlo 仿真试验,结果如图 4 所示.

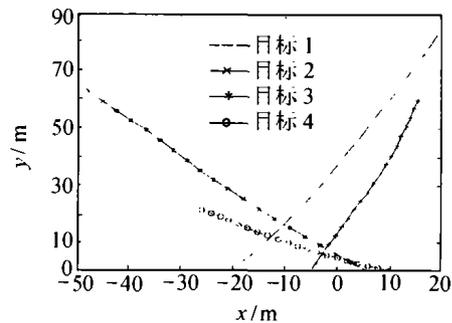


图 4 一次仿真试验中各个目标的真实航迹

Fig. 4 Multi-target real tracks in one simulation

4 仿真实例与分析 (Simulation examples and analysis)

本节给出了利用 3 个局部传感器,对 4 个机动目标进行航迹关联的仿真结果.3 个传感器的采样间隔分别为: $\tau_1 = 0.9, \tau_2 = 0.7, \tau_3 = 1.2$.融合中心的采样间隔 $T = 1$.

仿真目标 t 的状态方程:

$$x^t(k+1) = \begin{bmatrix} 1 & T & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} x^t(k) + \begin{bmatrix} T^2/2 & 0 \\ T & 0 \\ 0 & T^2/2 \\ 0 & T \end{bmatrix} v(k). \tag{23}$$

目标运动模型中过程噪声的协方差阵分别为

$$Q^1 = 0.2I, Q^2 = 0.3I, Q^3 = 0.5I, Q^4 = 1I.$$

其中 I 为 2×2 的单位阵.

3 个传感器的量测噪声协方差阵分别为 $R^1 = 2I, R^2 = 3I, R^3 = 3.5I$;

评价指标:正确关联概率

$$E_c = \frac{\sum_{t=1}^L C^t(t)}{L \times N}. \tag{24}$$

经过单传感局部航迹时域融合后,在同步航迹关联阶段分别采用本文方法和假设检验方法进行试验.

表 1 给出了在 50 次 Monte-Carlo 仿真试验中,分别利用两种方法得到的正确关联的航迹总数;图 5 给出了相应的正确关联概率.

表 1 50 次 Monte-Carlo 仿真试验得到的正确关联的航迹总数

Table 1 Tracks total with correct association by 50 Monte-Carlo runs

采样时刻	本文方法	假设检验方法	采样时刻	本文方法	假设检验方法
2	200	200	12	200	196
3	197	197	13	200	197
4	197	195	14	197	197
5	197	196	15	195	197
6	190	190	16	194	194
7	184	180	17	190	190
8	192	190	18	192	192
9	192	188	19	200	197
10	192	192	20	200	200
11	194	194			

fuzzy large-scale systems [C] // *Proc of the 39th IEEE Conf on Decision Control*. Sydney: [s. n.], 2000, 3447 - 3452.

- [4] WANG H O, TANAKA T, GRIFFIN M F. An approach to fuzzy control of nonlinear systems: stability and design issues [J]. *IEEE Trans on Fuzzy Systems*, 1996, 4(1): 14 - 23.
- [5] BOYD S, GHAOUI L, FERON E, et al. *Linear Matrix Inequalities in Systems and Control Theory* [M]. Philadelphia, PA: SIAM, 1994.
- [6] GAHINET P, NEMIROVSKI A, LAUB A J, et al. *LMI Control Toolbox* [M]. Natick, MA: the Mathworks Inc, 1995.
- [7] XIE L. Output feedback H_∞ control of systems with parameter uncertainties [J]. *Int J Control*, 1996, 63(4): 741 - 750.

作者简介:

张友刚 (1974 —), 男, 博士, 2003年在西南交通大学获工学硕士学位, 主要研究方向为: 计算机控制理论与控制技术, 模糊控制以及鲁棒控制等, E-mail: zhangyougang1@163.com;

向静 (1976 —), 女, 西南交通大学经济管理学院博士研究生, 2000年在西南交通大学获工学硕士学位, 研究方向为宏观经济大系统的决策与优化;

肖建 (1950 —), 男, 西南交通大学电气工程学院教授, 博士生导师, 1990年在西南交通大学获工学博士学位, 1990~1994年在意大利米兰工业大学从事博士后研究工作, 主要研究方向为计算机控制理论与控制技术及鲁棒控制等。

(上接第456页)

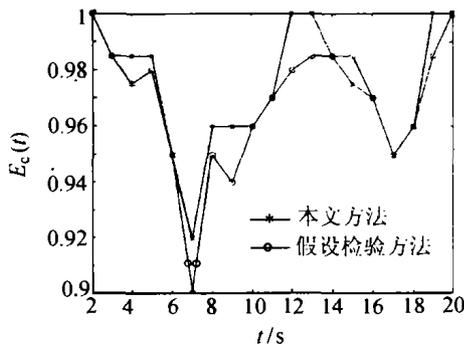


图5 50次 Monte-Carlo 试验得到的正确关联概率

Fig. 5 Correct association probability by 50 Monte-Carlo runs

5 结论(Conclusions)

针对多传感信息融合系统中普遍存在的航迹的异步性, 提出一种异步航迹的关联算法. 该方法首先利用最小二乘算法将多传感异步信息同步化, 然后利用网络优化方法搜索出费用最小的互不相交的多条路径, 它相应于源于多个目标的多个局部传感器航迹组合, 从而实现了异步航迹的关联. 仿真结果表明了本文算法在解决异步航迹关联问题的有效性.

参考文献(References):

- [1] ALOUANI A T, RICE T R. On asynchronous data fusion [C] // *Proc of the Annual Southeastern Symposium on System Theory*. New York:

IEEE Press, 1994: 143 - 146.

- [2] ALOUANI A T, RICE T R. On optimal asynchronous track fusion [C] // *Proc of the Australian Data Fusion Symposium*. New York: IEEE Press, 1996: 147 - 152.
- [3] ALOUANI A T, RICE T R. Asynchronous track fusion revisited [C] // *Proc of the Annual Southeastern Symposium on System Theory*. New York: IEEE Press, 1997: 118 - 122.
- [4] KIRUBARAJAN T, WANG H, BAR-SHALOM Y. Efficient multisensor fusion using multi-dimension data association [J]. *IEEE Trans on Aerospace & Electronic Systems*, 2001, 37(2): 386 - 398.
- [5] 何友. 多传感器信息融合及应用 [M]. 北京: 电子工业出版社, 2000.
(HE You. *Multisensor Information Theory and Applications* [M]. Beijing: Electronic Industry Press, 2000.)
- [6] WOLF J K, VITERBI A M. Finding the best set of K paths through a trellis with applications to multitarget tracking [J]. *IEEE Trans on Aerospace & Electronic Systems*, 1989, 25(2): 287 - 295.
- [7] SUURBALLE J W. Disjoint paths in a network [J]. *Networks*, 1974, 4(1): 125 - 145.

作者简介:

朱洪艳 (1974 —), 女, 博士生, 研究领域: 最优控制, 多目标跟踪, 多传感器信息融合等, Email: hyzhu0727@hotmail.com;

韩崇昭 (1943 —), 男, 教授, 博士生导师, 研究领域: 信息融合, 非线性系统理论, 遥感信息处理等;

韩红 (1974 —), 女, 博士生, 研究领域: 最优控制, 多传感器信息融合等;

文戎 (1962 —), 男, 博士生, 研究领域: 信号处理, 多传感器信息融合等。