

带反馈信息的分布多传感器航迹融合算法¹

何 友 陆大绘* 彭应宁* 熊 伟

(海军航空工程学院电子工程系 烟台 264001)

*(清华大学电子工程系 北京 100084)

摘 要 为了改善传感器级的跟踪性能,本文研究带反馈信息的多传感器状态估计技术.在给出有、无反馈信息情况下的局部节点状态估计解的基础上,该文提出多坐标系中有、无反馈信息情况下的航迹融合方程,并指出有、无反馈信息情况下的两种融合解是等价的、最优的.仿真结果表明,在分布式多传感器信息融合系统中引入反馈机制可以明显改善局部节点估计精度,其性能已接近融合中心.在集中和雷达反隐身系统中,就空间重叠、覆盖而论,融合系统局部节点一般选 2 至 4 个为宜.

关键词 信息融合, 航迹融合, 反馈机制, 状态估计, 雷达网

中图分类号 TP391, TN957.7

1 引 言

在多传感器环境中,经常采用两种不同的处理结构,即分布式和集中式跟踪^[1-4].在集中式跟踪中,所有传感器的测量都被送到中心站处理.但是在某些应用中,人们希望在传感器站处理测量,并产生局部航迹,然后每个传感器都把它航迹信息送到中心站完成航迹相关与融合.为单传感器开发的大部分算法都可以应用于集中式跟踪方案.关于航迹相关算法,文献[5-8]已进行了详细的研究,而没有反馈信息航迹融合问题,文献[9-13]也做过充分的讨论.为了改善分布式多传感器信息融合系统中传感器的跟踪性能,本文研究带反馈信息的分布航迹融合算法,并通过仿真分析描述接收反馈信息的局部节点跟踪性能随节点增加的变化规律,以及从理论上证明带反馈和无反馈情况下最优航迹融合解的等价性.

2 传感器级的局部状态估计

2.1 基本模型

具有反馈信息的分布传感器航迹融合结构表示在图 1,其中 L 个局部传感器接收来自融合中心的反馈信息,而剩余的 $N - L$ 个传感器不能从通信网络上获得反馈信息.中心节点的传感器航迹融合是基于 N 个传感器局部估计完成的.

目标运动被模拟为

$$\mathbf{X}(k+1) = \Phi(k)\mathbf{X}(k) + \mathbf{G}(k)\mathbf{V}(k), \quad (1)$$

其中 $\mathbf{X}(k) = [x(k), y(k), z(k), \dots]^T$ 是 k 时刻的 n 维状态向量, $\Phi(k)$ 是状态转移矩阵, $\mathbf{V}(k)$ 是过程噪声, $\mathbf{G}(k)$ 是过程噪声分布阵, $\mathbf{V}(k)$ 是高斯的,且 $E[\mathbf{V}(k)] = 0$, $E[\mathbf{V}(k)\mathbf{V}(l)] = \mathbf{Q}(k)\delta_{kl}$. 初始状态 $\mathbf{X}(0)$ 也被假设为高斯的,其均值为 $\hat{\mathbf{x}}(0)$, 方差为 $\mathbf{p}(0)$, 且独立于 $\mathbf{V}(k)$.

目标状态由 N 个传感器观测,传感器 i 在 k 时刻的测量表示为

$$\mathbf{Z}_i(k) = \mathbf{H}_i(k)\mathbf{X}_i(k) + \mathbf{W}(k), \quad i = 1, 2, \dots, N. \quad (2)$$

¹ 1999-02-26 收到, 1999-06-17 定稿

国家部级基金资助课题

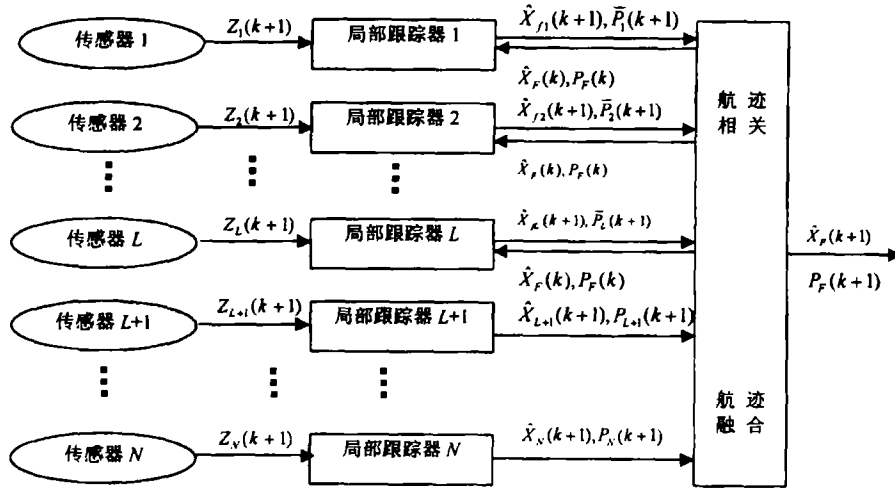


图 1 具有反馈信息的分布航迹融合结构

这里观测噪声 $W_i(k)$ 是相互独立的零均值白色的，其协方差为 $R_i(k)$ ， $W_i(k)$ 独立于 $V_i(k)$ 和 $X(0)$ 。传感器 i 在中心站笛卡尔坐标系中的位置坐标为 $\Psi_i^* = [a_i, b_i, c_i]^T$ ，假设目标位置坐标分量包含在观测向量中。设

$$\Psi_i = \begin{bmatrix} \Psi_i^* \\ 0 \end{bmatrix}_{n \times 1} \tag{3}$$

为传感器 i 在中心站笛卡尔坐标系位置分量的增广向量。

2.2 无反馈信息的局部状态估计

在没有反馈信息的局部处理器中，状态估计及相关方程被表示为

$$\hat{X}_i(k+1) = \hat{X}_i(k+1|k) + P_i(k+1)H_i^T(k+1)R_i^{-1}(k+1) \cdot [Z_i(k+1) - H_i(k+1)\hat{X}_i(k+1|k)], \quad i = L+1, \dots, N, \tag{4}$$

$$P_i^{-1}(k+1) = P_i^{-1}(k+1|k) + H_i^T(k+1)R_i^{-1}(k+1)H_i(k+1), \tag{5}$$

$$\hat{X}_i(k+1|k) = \Phi(k)\hat{X}_i(k), \tag{6}$$

$$P_i(k+1|k) = \Phi(k)P_i(k)\Phi^T(k) + G(k)Q(k)G^T(k). \tag{7}$$

2.3 带有反馈信息的局部状态估计

如果局部处理器 i 接收来自于融合中心的反馈信息，则状态估计方程系可以利用卡尔曼滤波器循环计算如下：

$$\hat{X}_{fi}(k+1) = \hat{X}_F(k+1|k) - \Psi_i + \bar{P}_i(k+1)H_i^T(k+1)R_i^{-1}(k+1) \cdot \{Z_i(k+1) - H_i(k+1)[\hat{X}_F(k+1|k) - \Psi_i]\}, \quad i = 1, 2, \dots, L, \tag{8}$$

$$\bar{P}_i^{-1}(k+1) = \bar{P}_i^{-1}(k+1|k) + H_i^T(k+1)R_i^{-1}(k+1)H_i(k+1), \tag{9}$$

$$\hat{X}_F(k+1|k) = \Phi(k)\hat{X}_F(k), \tag{10}$$

$$\bar{P}_i(k+1|k) = \Phi(k)P_F(k)\Phi^T(k) + G(k)Q(k)G^T(k). \tag{11}$$

$\hat{X}_F(k)$ 、 $P_F(k)$ 是带反馈信息时融合中心在 k 时刻产生的航迹状态估计和误差协方差, 它们被反馈到 L 个局部处理器中作为先验统计量。

3 中心节点的传感器航迹融合

3.1 无反馈的传感器航迹融合

如果传感器 $i(i = 1, 2, \dots, N)$ 的局部航迹由 (4) — (7) 式产生 (即此时有 $L = 0$), 利用文献 [10] 的结果, 则中心站航迹融合算法可表示为

$$\begin{aligned} \hat{X}_f(k+1) = P_f(k+1) \{ P_f^{-1}(k+1|k) \hat{X}_f(k+1|k) \\ + \sum_{i=1}^N \{ P_i^{-1}(k+1) [\hat{X}_i(k+1) + \Psi_i] - P_i^{-1}(k+1|k) [\hat{X}_i(k+1|k) + \Psi_i] \}, \end{aligned} \quad (12)$$

$$P_f^{-1}(k+1) = P_f^{-1}(k+1|k) + \sum_{i=1}^N [P_i^{-1}(k+1) - P_i^{-1}(k+1|k)], \quad (13)$$

$$\hat{X}_f(k+1|k) = \Phi(k) \hat{X}_f(k), \quad (14)$$

$$P_f(k+1|k) = \Phi(k) P_f(k) \Phi^T(k) + G(k) Q(k) G^T(k). \quad (15)$$

在这种方法中, 从融合中心到局部处理器没有通信要求。 $\hat{X}_f(k+1)$ 和 $P_f(k+1)$ 分别为无反馈情况下融合节点的状态估计和协方差。

3.2 带有反馈信息的传感器航迹融合

如果我们假设每次更新后, 已融合的航迹分别被反馈到节点 1 至 L 作为先验信息, 从中心节点到其他 $N - L$ 个传感器没有通信要求, 但所有传感器到中心都有通信要求。在这种情况下, 我们根据 (12) 式推出一种新的航迹融合算法如下:

$$\begin{aligned} \hat{X}_F(k+1) = P_F(k+1) \{ P_F^{-1}(k+1|k) \hat{X}_F(k+1|k) + \sum_{i=1}^L \{ \bar{P}_i^{-1}(k+1) [\hat{X}_{f_i}(k+1) + \Psi_i] \\ - \bar{P}_i^{-1}(k+1|k) [\hat{X}_{f_i}(k+1|k) + \Psi_i] \} \\ + \sum_{i=L+1}^N \{ \bar{P}_i^{-1}(k+1) [\hat{X}_i(k+1) + \Psi_i] - P_i^{-1}(k+1|k) [\hat{X}_i(k+1|k) + \Psi_i] \}. \end{aligned} \quad (16)$$

利用 (10) 式和 (11) 式得

$$\begin{aligned} \hat{X}_{f_i}(k+1|k) &= \hat{X}_F(k+1|k) - \Psi_i, \\ \bar{P}_i(k+1|k) &= P_F(k+1|k), \quad i = 1, 2, \dots, L. \end{aligned} \quad (17)$$

于是 $\hat{X}_F(k+1)$ 可表示为

$$\hat{\mathbf{X}}_F(k+1) = \mathbf{P}_F(k+1) \left\{ \sum_{i=1}^L \{\bar{\mathbf{P}}_i^{-1}(k+1)[\hat{\mathbf{X}}_{f_i}(k+1) + \boldsymbol{\Psi}_i] - (L-1)\mathbf{P}_F^{-1}(k+1|k)\hat{\mathbf{X}}_F(k+1|k) \right. \\ \left. + \sum_{i=L+1}^N \{\mathbf{P}_i^{-1}(k+1)[\hat{\mathbf{X}}_i(k+1) + \boldsymbol{\Psi}_i] - \mathbf{P}_i^{-1}(k+1|k)[\hat{\mathbf{X}}_i(k+1|k) + \boldsymbol{\Psi}_i]\} \right\}. \quad (18)$$

利用 (13) 式和 (17) 式有

$$\mathbf{P}_F^{-1}(k+1) = \sum_{i=1}^L \bar{\mathbf{P}}_i^{-1}(k+1) - (L-1)\mathbf{P}_F^{-1}(k+1|k) + \sum_{i=L+1}^N [\mathbf{P}_i^{-1}(k+1) - \mathbf{P}_i^{-1}(k+1|k)], \quad (19)$$

且

$$\mathbf{P}_F(k+1|k) = \boldsymbol{\Phi}(k)\mathbf{P}_F(k)\boldsymbol{\Phi}^T(k) + \mathbf{G}(k)\mathbf{Q}(k)\mathbf{G}^T(k). \quad (20)$$

这里 $\hat{\mathbf{X}}_F(k+1)$ 和 $\mathbf{P}_F(k+1|k)$ 分别表示有反馈情况下融合节点的状态估计和协方差。

当所有传感器都接收来自于融合中心的反馈信息, 即 $L=N$, 则 (18) 式成为

$$\hat{\mathbf{X}}_F(k+1) = \mathbf{P}_F(k+1) \left\{ \sum_{i=1}^N \bar{\mathbf{P}}_i^{-1}(k+1)[\hat{\mathbf{X}}_{f_i}(k+1) + \boldsymbol{\Psi}_i] - (N-1)\mathbf{P}_F^{-1}(k+1|k)\hat{\mathbf{X}}_F(k+1|k) \right\}, \quad (21)$$

且 (19) 式退化为

$$\mathbf{P}_F^{-1}(k+1) = \sum_{i=1}^N \bar{\mathbf{P}}_i^{-1}(k+1) - (N-1)\mathbf{P}_F^{-1}(k+1|k). \quad (22)$$

利用 (18) 式和 (19) 式, $\mathbf{X}_F(k+1)$ 还可表示为

$$\hat{\mathbf{X}}_F(k+1) = \hat{\mathbf{X}}_F(k+1|k) + \mathbf{P}_F(k+1) \left\{ \sum_{i=1}^L \bar{\mathbf{P}}_i^{-1}(k+1)[\hat{\mathbf{X}}_{f_i}(k+1) + \boldsymbol{\Psi}_i] \right. \\ \left. + \sum_{i=L+1}^N \{\mathbf{P}_i^{-1}(k+1)[\hat{\mathbf{X}}_i(k+1) + \boldsymbol{\Psi}_i] - \mathbf{P}_i^{-1}(k+1|k)[\hat{\mathbf{X}}_i(k+1|k) + \boldsymbol{\Psi}_i]\} \right. \\ \left. - \sum_{i=1}^L \bar{\mathbf{P}}_i^{-1}(k+1)\hat{\mathbf{X}}_F(k+1|k) \right. \\ \left. - \sum_{i=L+1}^N [\mathbf{P}_i^{-1}(k+1) - \mathbf{P}_i^{-1}(k+1|k)]\hat{\mathbf{X}}_F(k+1|k) \right\}. \quad (23)$$

这样, 具有反馈信息的传感器航迹融合的解可以进一步表示为

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{X}}_F(k+1) = & \hat{\mathbf{X}}_F(k+1|k) + \mathbf{P}_F(k+1) \left\{ \sum_{i=1}^L \bar{\mathbf{P}}_i^{-1}(k+1) [\hat{\mathbf{X}}_{f_i}(k+1) + \boldsymbol{\Psi}_i - \hat{\mathbf{X}}_F(k+1|k)] \right. \\ & + \sum_{i=L+1}^N \{\mathbf{P}_i^{-1}(k+1) [\hat{\mathbf{X}}_i(k+1) + \boldsymbol{\Psi}_i - \hat{\mathbf{X}}_F(k+1|k)] \\ & \left. - \mathbf{P}_i^{-1}(k+1|k) [\hat{\mathbf{X}}_i(k+1|k) + \boldsymbol{\Psi}_i - \hat{\mathbf{X}}_F(k+1|k)] \right\}, \end{aligned} \quad (24)$$

其中 $\mathbf{P}_F(k+1)$ 由 (19) 式给出。另一方面, 如果 $L = N$, 则方程 (24) 变为

$$\hat{\mathbf{X}}_F(k+1) = \hat{\mathbf{X}}_F(k+1|k) + \mathbf{P}_F(k+1) \left\{ \sum_{i=1}^L \bar{\mathbf{P}}_i^{-1}(k+1) [\hat{\mathbf{X}}_{f_i}(k+1) + \boldsymbol{\Psi}_i - \hat{\mathbf{X}}_F(k+1|k)] \right\}. \quad (25)$$

这时协方差阵 $\mathbf{P}_F(k+1)$ 由 (22) 式给出。

4 有无反馈情况航迹融合解的关系

在第 3 节, 我们分别讨论了无反馈信息和有反馈信息的航迹融合解, 在有反馈信息情况下, 接收反馈信息的局部跟踪性能获得明显的改善, 这一点可以在下一节的仿真分析中得到验证。那么, 在有反馈信息的情况下, 随着大量局部跟踪性能的改善, 其航迹融合结果会发生什么变化呢? 结论是有无反馈信息其航迹融合解是等价的、最优的。下面对这一结论给出证明。

结论 1 在分布式多传感器航迹融合中, 来自融合中心的反馈信息可明显改善局部跟踪性能, 但有无反馈信息其航迹融合解是等价和最优的。

证明 为了证明这种航迹融合解的等价性, 需要证明 $\mathbf{P}_F(k+1) \equiv \mathbf{P}_f(k+1)$, $\hat{\mathbf{X}}_F(k+1) = \hat{\mathbf{X}}_f(k+1)$, 它们分别对应有反馈和无反馈情况下的航迹融合协方差和估计值。

先证 $\mathbf{P}_F(k+1) \equiv \mathbf{P}_f(k+1)$, 由 (5)、(13) 和 (15) 式可得

$$\begin{aligned} \mathbf{P}_f^{-1}(k+1) = & [\boldsymbol{\Phi}(k) \mathbf{P}_f(k|k) \boldsymbol{\Phi}^T(k) + \mathbf{G}(k) \mathbf{Q}(k) \mathbf{G}^T(k)]^{-1} \\ & + \sum_{i=1}^N \mathbf{H}_i^T(k+1) \mathbf{R}_i^{-1}(k+1) \mathbf{H}_i(k+1). \end{aligned} \quad (26)$$

再由 (5)、(9)、(17) 和 (19) 式可得

$$\begin{aligned} \mathbf{P}_F^{-1}(k+1) = & [\boldsymbol{\Phi}(k) \mathbf{P}_F(k|k) \boldsymbol{\Phi}^T(k) + \mathbf{G}(k) \mathbf{Q}(k) \mathbf{G}^T(k)]^{-1} \\ & + \sum_{i=1}^N \mathbf{H}_i^T(k+1) \mathbf{R}_i^{-1}(k+1) \mathbf{H}_i(k+1). \end{aligned} \quad (27)$$

由于 $\mathbf{P}_f(0) = \mathbf{P}_F(0)$, 因此, 由 (26)、(27) 式可知, 存在 $\mathbf{P}_F(k+1) \equiv \mathbf{P}_f(k+1)$, 进而有 $\mathbf{P}_F(k+1|k) \equiv \mathbf{P}_f(k+1|k)$ 。

再证 $\hat{\mathbf{X}}_F(k+1) = \hat{\mathbf{X}}_f(k+1)$ 。把 (8) 式代入 (18) 式

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{X}}_F(k+1) = & \mathbf{P}_F(k+1) \left\{ \sum_{i=1}^L \bar{\mathbf{P}}_i^{-1}(k+1) \{ \hat{\mathbf{X}}_F(k+1|k) \right. \\ & + \bar{\mathbf{P}}_i(k+1) \mathbf{H}_i^T(k+1) \mathbf{R}_i^{-1}(k+1) \{ \mathbf{Z}_i(k+1) \\ & \left. - \mathbf{H}_i(k+1) [\hat{\mathbf{X}}_F(k+1|k) - \boldsymbol{\Psi}_i] \} \} - (L-1) \mathbf{P}_F^{-1}(k+1|k) \hat{\mathbf{X}}_F(k+1|k) \right. \\ & \left. + \sum_{i=L+1}^N \{ \mathbf{P}_i^{-1}(k+1) [\hat{\mathbf{X}}_i(k+1) + \boldsymbol{\Psi}_i] - \mathbf{P}_i^{-1}(k+1|k) [\hat{\mathbf{X}}_i(k+1|k) + \boldsymbol{\Psi}_i] \} \right\}. \quad (28) \end{aligned}$$

再把 (9)、(11) 式代入 (28) 式化简后, 得

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{X}}_F(k+1) = & \mathbf{P}_F(k+1) \left\{ \sum_{i=1}^L \mathbf{P}_F^{-1}(k+1|k) \hat{\mathbf{X}}_F(k+1|k) \right. \\ & + \sum_{i=1}^L \mathbf{H}_i^T(k+1) \mathbf{R}_i^{-1}(k+1) \mathbf{H}_i(k+1) \hat{\mathbf{X}}_F(k+1|k) \\ & + \sum_{i=1}^L \mathbf{H}_i^T(k+1) \mathbf{R}_i^{-1}(k+1) \mathbf{Z}_i(k+1) \\ & - \sum_{i=1}^L \mathbf{H}_i^T(k+1) \mathbf{R}_i^{-1}(k+1) \mathbf{H}_i(k+1) [\hat{\mathbf{X}}_F(k+1|k) - \boldsymbol{\Psi}_i] \\ & \left. - (L-1) \mathbf{P}_F^{-1}(k+1|k) \hat{\mathbf{X}}_F(k+1|k) \right. \\ & \left. + \sum_{i=L+1}^N \{ \mathbf{P}_i^{-1}(k+1) [\hat{\mathbf{X}}_i(k+1) + \boldsymbol{\Psi}_i] - \mathbf{P}_i^{-1}(k+1|k) [\hat{\mathbf{X}}_i(k+1|k) + \boldsymbol{\Psi}_i] \} \right\} \\ = & \mathbf{P}_F(k+1) \left\{ \mathbf{P}_F^{-1}(k+1|k) \hat{\mathbf{X}}_F(k+1|k) \right. \\ & + \sum_{i=1}^L [\mathbf{H}_i^T(k+1) \mathbf{R}_i^{-1}(k+1) \mathbf{Z}_i(k+1) + \mathbf{H}_i^T(k+1) \mathbf{R}_i^{-1}(k+1) \mathbf{H}_i(k+1) \boldsymbol{\Psi}_i] \\ & \left. + \sum_{i=L+1}^N \{ \mathbf{P}_i^{-1}(k+1) [\hat{\mathbf{X}}_i(k+1) + \boldsymbol{\Psi}_i] - \mathbf{P}_i^{-1}(k+1|k) [\hat{\mathbf{X}}_i(k+1|k) + \boldsymbol{\Psi}_i] \} \right\} \quad (29) \end{aligned}$$

由 (4) 式可推出

$$\begin{aligned} \mathbf{H}_i^T(k+1) \mathbf{R}_i^{-1}(k+1) \mathbf{Z}_i(k+1) = & \mathbf{P}_i^{-1}(k+1) \hat{\mathbf{X}}_i(k+1) - \mathbf{P}_i^{-1}(k+1) \hat{\mathbf{X}}_i(k+1|k) \\ & + \mathbf{H}_i^T(k+1) \mathbf{R}_i^{-1}(k+1) \mathbf{H}_i(k+1) \hat{\mathbf{X}}_i(k+1|k) \\ = & \mathbf{P}_i^{-1}(k+1) \hat{\mathbf{X}}_i(k+1) - \mathbf{P}_i^{-1}(k+1|k) \hat{\mathbf{X}}_i(k+1|k). \quad (30) \end{aligned}$$

把 (5)、(30) 式代入 (29) 式有

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{X}}_F(k+1) = & \mathbf{P}_F(k+1) \left\{ \mathbf{P}_F^{-1}(k+1|k) \hat{\mathbf{X}}_F(k+1|k) \right. \\ & \left. + \sum_{i=1}^N \{ \mathbf{P}_i^{-1}(k+1) [\hat{\mathbf{X}}_i(k+1) + \boldsymbol{\Psi}_i] - \mathbf{P}_i^{-1}(k+1|k) [\hat{\mathbf{X}}_i(k+1|k) + \boldsymbol{\Psi}_i] \} \right\}. \end{aligned} \quad (31)$$

因为 $\mathbf{P}_F(k+1) \equiv \mathbf{P}_f(k+1)$, $\mathbf{P}_F(k+1|k) \equiv \mathbf{P}_f(k+1|k)$, 且 $\hat{\mathbf{X}}_f(0) = \hat{\mathbf{X}}_F(0)$, 故上式与 (12) 式的融合结果相同, 即 $\hat{\mathbf{X}}_F(k+1) = \hat{\mathbf{X}}_f(k+1)$ 成立。

这就证明了两种情况下航迹融合解是等价的。由文献 [13] 的结论可以证明, 当局部节点到融合中心是实时通信时, (12) 式在极大似然意义下与最优集中估计是等价的, 因而 (18) 式的具有反馈信息的航迹融合也是最优的。关于反馈信息对局部跟踪性能的改善下节将通过仿真分析来验证。

5 仿真分析

为了讨论问题方便, 假设每个局部节点都配有一部 2D 雷达, 并同时跟踪一个目标, 设 (1) 式的目标状态表示为 $\mathbf{X}(k) = [x, y, \dot{x}, \dot{y}]^T$, 方程中的状态转移、过程噪声分布和噪声方差阵为

$$\boldsymbol{\Phi}(k) = \begin{bmatrix} 1 & 0 & T & 0 \\ 0 & 1 & 0 & T \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad \mathbf{G}(k) = \begin{bmatrix} T/2 & 0 \\ 0 & T/2 \\ 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad \mathbf{Q}(k) = \begin{bmatrix} q_x^2(k) & 0 \\ 0 & q_y^2(k) \end{bmatrix}, \quad (32)$$

其中 T 为采样间隔, 在仿真中取 $T = 1\text{s}$ 。(2) 式中的测量向量为 $\mathbf{Z} = (x_m, y_m)^T$, 直角坐标系的测量取文献 [12] 的变换结果。于是测量矩阵和传感器 i 的测量分别为

$$\mathbf{H} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix}, \quad \begin{bmatrix} x_{mi} \\ y_{mi} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} r_{mi} \cos \theta_{mi} \\ r_{mi} \sin \theta_{mi} \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} r_{mi} \cos \theta_{mi} (e^{-\sigma_{\theta_i}^2} - e^{-\frac{\sigma_{\theta_i}^2}{2}}) \\ r_{mi} \sin \theta_{mi} (e^{-\sigma_{\theta_i}^2} - e^{-\frac{\sigma_{\theta_i}^2}{2}}) \end{bmatrix}. \quad (33)$$

对应的测量误差方差阵 R_i 的元素为

$$\begin{aligned} R_{11} = & r_{mi}^2 e^{-2\sigma_{\theta_i}^2} [\cos^2 \theta_{mi} (\cosh 2\sigma_{\theta_i}^2 - \cosh \sigma_{\theta_i}^2) + \sin^2 \theta_{mi} (\sinh 2\sigma_{\theta_i}^2 - \sinh \sigma_{\theta_i}^2)] \\ & + \sigma_{r_i}^2 e^{-2\sigma_{\theta_i}^2} [\cos^2 \theta_{mi} (2\cosh 2\sigma_{\theta_i}^2 - \cosh \sigma_{\theta_i}^2) + \sin^2 \theta_{mi} (2\sinh 2\sigma_{\theta_i}^2 - \sinh \sigma_{\theta_i}^2)]; \\ R_{22} = & r_{mi}^2 e^{-2\sigma_{\theta_i}^2} [\sin^2 \theta_{mi} (\cosh 2\sigma_{\theta_i}^2 - \cosh \sigma_{\theta_i}^2) + \cos^2 \theta_{mi} (\sinh 2\sigma_{\theta_i}^2 - \sinh \sigma_{\theta_i}^2)] \\ & + \sigma_{r_i}^2 e^{-2\sigma_{\theta_i}^2} [\sin^2 \theta_{mi} (2\cosh 2\sigma_{\theta_i}^2 - \cosh \sigma_{\theta_i}^2) + \cos^2 \theta_{mi} (2\sinh 2\sigma_{\theta_i}^2 - \sinh \sigma_{\theta_i}^2)]; \\ R_{12} = & R_{21} = \sin \theta_{mi} \cos \theta_{mi} e^{-4\sigma_{\theta_i}^2} [\sigma_{r_i}^2 + (r_{mi}^2 + \sigma_{r_i}^2)(1 - e^{\sigma_{\theta_i}^2})]. \end{aligned} \quad (34)$$

这里 r_{mi} , θ_{mi} 为传感器 i 测量的目标距离和方位角, σ_{r_i} 和 σ_{θ_i} 则为测距和测角误差均方根值。

在模拟目标运动时, 取 $q_x(k) = 0.01\dot{x}(k)$, $q_y(k) = 0.01\dot{y}(k)$, 雷达跟踪滤波在直角坐标系中完成, 各雷达同步采样, 且数据的传输延迟为零, 融合中心的航迹关联^[14]已正确完成, 目标初始状态为 $X(0) = [28000, 15000, -350, -200]^T$.

为了说明问题, 仿真中研究两类情况:

情况 1, 系统有两个局部节点, 节点 1 接收来自融合中心的反馈信息, 其测距和测角误差分别为 $\sigma_{r1}=300\text{m}$, $\sigma_{\theta1}=0.0275\text{rad}$; $\Psi_1^* = [1000, 0]$, 在节点 2 中 $\sigma_{r2}=100\text{m}$, $\sigma_{\theta2}=0.012\text{rad}$; $\Psi_2^* = [0, 15000]$.

情况 2, 假设有多个局部节点, 且各节点观测精度相同, 即 $\sigma_{r1} = \sigma_{r2} = \sigma_{r3} = \sigma_{r4} = \sigma_{r5} = \sigma_{r6} = 150\text{m}$, $\sigma_{\theta1} = \sigma_{\theta2} = \sigma_{\theta3} = \sigma_{\theta4} = \sigma_{\theta5} = \sigma_{\theta6} = 0.012\text{rad}$, 有一部分节点接收来自融合中心的反馈信息, 且 $\Psi_1^* = [0, 1000]$, $\Psi_2^* = [1000, 0]$, $\Psi_3^* = [0, 10000]$, $\Psi_4^* = [10000, 0]$, $\Psi_5^* = [0, 0]$, $\Psi_6^* = [1000, 1000]$.

目标跟踪持续时间 60s, 通过 50 次 Monte Carlo 仿真实验, 情况 1 的统计结果表示在图 2 中. 图 2(a) 和 2(b) 分别表示 x 、 y 轴位置估计误差均方值, 对应的速度估计误差均方值有类似的结果. 从图 2 的结果可以看出, 融合估计较无反馈局部节点 1 获得了明显的改善, 而有反馈局部节点 1 获得了较大的提高, 并且带有反馈信息的节点 1 的估计精度已接近融合节点. 这说明, 多传感器信息融合系统不但能提高全局的目标估计精度, 而且可以通过信息反馈大大改善局部节点跟踪性能. 这也证明了引入反馈机制的价值所在.

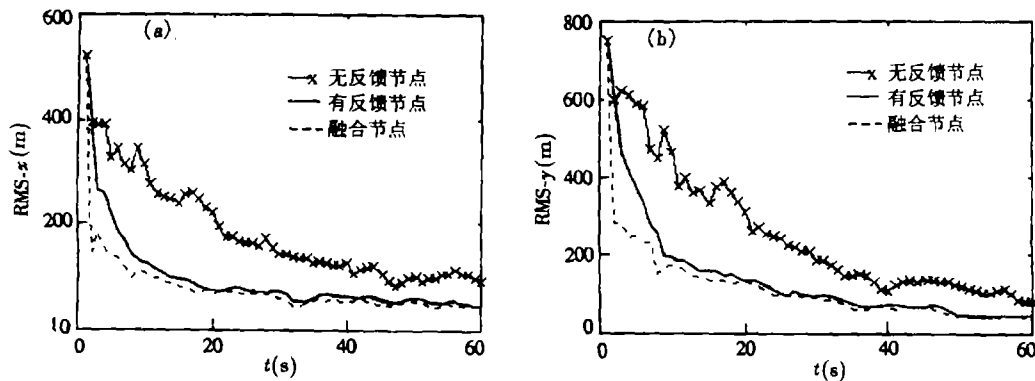


图 2 带反馈两局节点航迹融合

(a) $2x$ 轴位置误差均方值,

(b) $2y$ 轴位置误差均方值

图 3 分别给出了第二类情况中两个、四个、六个雷达条件下, 有反馈节点、融合节点 x 轴位置估计误差均方值的比较. 图 3(a) 是三种情况下带反馈节点 x 轴位置估计误差均方值曲线, 图 3(b) 是融合节点在三种情况下 x 轴位置估计误差均方值曲线, 关于 y 轴也有类似的结果. 从图 3 的结果容易看出, 随着局部节点数量的增加, 融合节点跟踪性能不断改善, 并通过反馈作用又不断提高了局部节点的跟踪性能. 但是, 就提高系统性能和降低造价等综合考虑来看, 并不是局部节点越多越好, 实际上, 6 个局部节点较 4 个局部节点已无明显的改善, 而 8 个局部节点以上情况的性能与 6 个局部节点情况基本重合. 因而, 就空间的覆盖跟踪而论, 局部节点一般选择 2 至 4 个为宜, 这个结论对集中式跟踪或多雷达组网反隐身也同样适用.

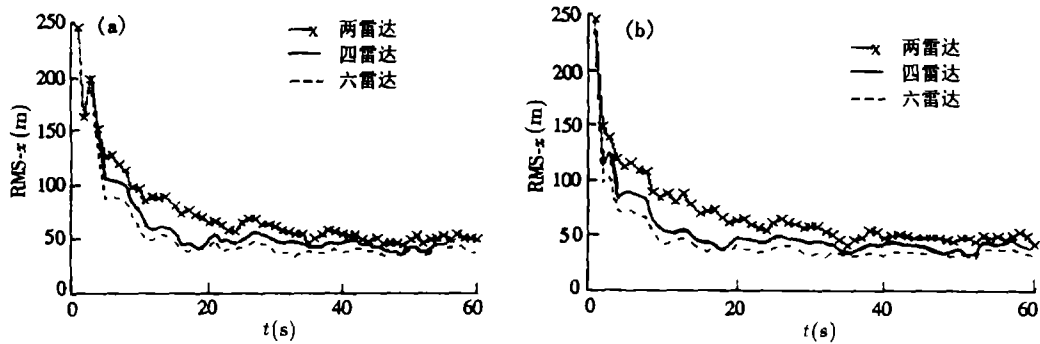


图3 多局部节点情况下的性能比较
(a) 有反馈节点 x 轴位置误差均方值,
(b) 融合节点 x 轴位置误差均方值

6 结 论

本文研究带反馈信息的分布式多传感器航迹融合问题。在介绍传感器级的局部状态估计基本模型基础上,文中描述了有、无反馈信息情况下的局部节点状态估计方法,提出了适合多坐标系统的有、无反馈信息分布式多传感器航迹融合方程,并证明了有、无反馈信息情况下航迹融合解是等价和最优的。为了说明局部节点接收反馈信息所带来的效益,文中进行了仿真。结果表明,接收反馈信息局部节点的跟踪性能获得了较大的改善,其估计精度已接近融合节点精度。这说明,如果通信系统允许的话,在多传感器系统中,应尽量向局部节点引入反馈机制。在性能相近的、且同类的多传感器系统中,就空间的覆盖效果而论,局部节点一般选择2至4个为宜。特别是在集中式跟踪或多雷达组网反隐身系统中,更需要遵守这一准则来选择传感器的数量,另外,在混合式和多级式多传感器跟踪系统中也可引入本文提出的反馈机制。

参 考 文 献

- [1] Llinas J, Waltz E. Multisensor Data Fusion. Norwood, Massachusetts: Artech House, 1990, Chapter 6.
- [2] Hall D H. Mathematical Techniques in Multisensor Data fusion. Boston: Artch House, 1992, 251-290.
- [3] 孙红岩, 毛士艺, 林品兴. 多传感器数据分层融合的性质. 电子学报, 1996, 24(6): 55-61.
- [4] 何 友. 多目标多传感器分布信息融合算法: [博士论文]. 清化大学, 1996, 11.
- [5] 何 友, 彭应宁, 陆大纶, 高志永. 多传感器数据融合中两种新的航迹相关算法. 电子学报, 1997, 25(9): 10-14.
- [6] 何 友, 陆大纶, 彭应宁, 高志永. 分布式多传感器数据融合中的双门限航迹相关算法. 电子科学学刊, 1997, 19(6): 721-728
- [7] 何 友, 陆大纶, 彭应宁. 一种多目标多传感器航迹相关算法. 清华大学学报, 1997, 37(9): 108-113.
- [8] 何 友, 陆大纶, 彭应宁. 多目标多传感器模糊双门限航迹相关算法. 电子学报, 1998, 26(3): 15-19.
- [9] Roecker J A, McGillem C D. Comparison of two sensor tracking methods based on state vector fusion and measurement fusion. IEEE Trans. on AES, 1988, AES-24(4): 447-449.
- [10] Karlson N A. Federated square root filter for decentralized parallel processes. IEEE Trans. on AES, 1990, AES-26(3): 517-525.

- [11] Lobbia R, Kent M. Data fusion of decentralized local tracker outputs. *IEEE Trans. on AES*, 1994, AES-30(3): 787-799.
- [12] Bar-Shalom Y. A Tutorial on multitarget-multisensor tracking and fusion. 1997 IEEE National Radar Conference, Syracuse, N.Y.: 1997, 1-50.
- [13] Chang K C, Saha R K, Bar-shalom Y. On optimal track-to-track fusion. *IEEE Trans. on AES*, 1997, AES-33(4): 1271-1276.
- [14] 何友, 彭应宁, 陆大纶, 王国宏. 基于模糊综合函数的航迹相关算法. *电子科学学刊*, 1999, 21(1): 91-96.

DISTRIBUTED MULTISENSOR TRACK FUSION WITH FEEDBACK INFORMATION

He You Liu Dajin* Peng Yingning* Xiong Wei

(Dept. of Electronic Engineering, Naval Aeronautical Engineering Academy, Yantai 264001)

*(Department of Electronic Engineering, Tsinghua University, Beijing 100084)

Abstract In order to improve the tracking performance of local sensors in distributed multisensor data fusion systems, this paper discusses the state estimation technique of multisensor tracking with feedback information. Based on the single sensor Kalman filtering equations and distributed estimation solutions with feedback information, this paper presents the track fusion equations with and without feedback information in multicoordinate systems, and proves that two kinds of track fusion solutions are optimal and equivalent in the form of the theorem. The simulation results show that the multisensor data fusion system can not only increase the global estimation accuracy of target but also greatly improve the tracking performance of local nodes by using the feedback information. With respect to multiradar integration tracking, it is suitable for using 2~4 local sensors in data fusion system.

Key words Data fusion, Track fusion, Feedback mechanism, State estimation, Radar network

何友: 男, 1956年生, 教授, 博士, 博士生导师, 中国电子学会高级会员、雷达系统技术专业委员会委员, 中国航空学会信息处理与计算机应用专业委员会委员, 《火力与指挥控制》和《水面兵器》杂志编委, 《海军航空工程学院学报》编委会副主任. 主要研究领域有: 多传感器信息融合、多目标跟踪、雷达自适应检测方法、模式识别、火炮射表编制及其数据处理等.

陆大纶: 男, 1928年生, 教授, 博士生导师, 中国电子学会会士, 中国电子学会学术委员会副主任, 教育工作委员会副主任, 电子学报副主编, 从事信号与信息处理专业.

彭应宁: 男, 1939年生, 教授, 博士生导师, 中国雷达学会理事, 从事高速实时数字信号处理的研究, 现在的研究方向集中在: 谱估计、自适应滤波、自适应阵列信号处理、雷达低角跟踪、信息融合以及神经网络的应用等领域.

熊伟: 男, 1977年生, 硕士生, 研究方向为多传感器信息融合、多目标跟踪.