

一种多传感器目标跟踪的数据融合方法^{*}

童伟峰 吴国清

(中国科学院声学研究所 北京 100080)

2001 年 10 月 29 日收到

2002 年 1 月 30 日定稿

摘要 提出了一种多传感器目标跟踪数据融合方法, 先对各传感器信号作经 Kalman 滤波, 分别得到目标的航迹, 再对各航迹进行数据融合, 以提高目标的定位精度。该方法直接对经 Kalman 滤波后得到的直角坐标下航迹进行数据融合, 避免了各个传感器之间繁琐的几何位置转换, 又由于经 Kalman 滤波直接得到滤波后航迹的后验误差, 从而避免了复杂的误差转换, 具有简洁、高效等特点。

PACS 数: 43.30, 43.60

Multisensor target tracking and fusion approach

TONG Weifeng WU Guoqing

(Institute of Acoustics, The Chinese Academy of Sciences Beijing 100080)

Received Oct. 29, 2001

Revised Jan. 30, 2002

Abstract An approach of multisensor target tracking and data fusion is introduced. After Kalman filtering for every sensor data, the track of target for every sensor is obtained. Then a data fusion method for all these target tracks is presented. This approach improves the precision of target location and has following advantages. First it directly deals with the tracking of target under Cartesian coordinates after Kalman filter, so it avoids the complicated location conversion among the different sensors. Moreover, the errors of the target tracking are obtained after Kalman filter, so this approach avoids the complicated errors conversion too. In a word, this approach is succinct and efficient.

引言

上个世纪 70 年代初以来, 数据融合技术日益受到重视, 并发展成为许多传统学科和新兴工程领域相结合的综合性学科。Edward Waltz 和 James Llinas 给出了数据融合的一种定义^[1]: 数据融合是一种多层次的、多方面的处理过程, 这个过程是对多源数据进行检测、结合、相关和组合以达到精确的状态估计和身份估计, 以及完整、及时的态势评估和威胁估计。简单地说, 数据融合的目的就是为了得到比任何单个输入数据元素更多的信息。如何在目标识别与跟踪领域应用数据融合技术引起了人们的极大研究热情^[2-9]。而对多个舰载声呐数据和多个机载雷达数据以及拖曳线列阵与本艇声呐数据等多个传感器数据加以融合以提高目标检测概率和定位精度更是

一个迫切需要解决的问题^[5,6,9]。本文提出了一种多传感器信号的融合方法, 先对各个传感器信号作经 Kalman 滤波, 分别得到目标的航迹, 再对各航迹进行融合, 从而得到高精度的目标航迹。

1 目标轨迹的经 Kalman 滤波

如图 1 所示, 设传感器起始位置为坐标原点, 地球为参照物。设目标相对传感器的距离为 R , 方位角 (相对 x 轴方向) 为 φ 。设目标坐标为 R_x 和 R_y , 目标速度为 v_x 和 v_y 。假设目标作匀速直线运动, 而目标的机动用运动噪声调整, 建立目标的运动方程如下:

$$\begin{bmatrix} R_{x,k} \\ v_{x,k} \\ R_{y,k} \\ v_{y,k} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & T & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R_{x,k-1} \\ v_{x,k-1} \\ R_{y,k-1} \\ v_{y,k-1} \end{bmatrix} + W, \quad (1)$$

^{*} 国家自然科学基金资助项目 (19974060)

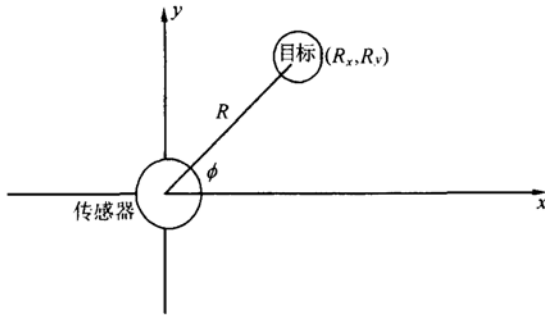


图1 目标与传感器位置图

其中 $(R_{x,k}, R_{y,k})$ 是目标在 k 时刻坐标。 $v_{x,k}$ 和 $v_{y,k}$ 是目标在 k 时刻 x 轴方向速度和 y 轴方向速度。 T 是取样间隔, 即传感器记录目标数据的时间间隔。 W 是运动噪声。再建立观测方程如下:

$$\begin{bmatrix} Rx' \\ Ry' \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Rx \\ v_x \\ Ry \\ v_y \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} n_{Rx} \\ n_{Ry} \end{bmatrix}, \quad (2)$$

其中 Rx' 和 Ry' 分别是 R_x 和 R_y 的测量值。 $[n_{Rx} \ n_{Ry}]$ 为测量噪声。

$$R_n = \begin{bmatrix} R'^2 \sigma_\varphi^2 \sin^2 \varphi' + \sigma_R^2 \cos^2 \varphi' & (-R'^2 \sigma_\varphi^2 + \sigma_R^2) \sin \varphi' \cos \varphi' \\ (-R'^2 \sigma_\varphi^2 + \sigma_R^2) \sin \varphi' \cos \varphi' & R'^2 \sigma_\varphi^2 \cos^2 \varphi' + \sigma_R^2 \sin^2 \varphi' \end{bmatrix}. \quad (7)$$

2 两个传感器信号的最佳数据融合

设有两个传感器, 传感器 1 测得的目标数据为 R_1 和 φ_1 , 传感器 2 测得的目标数据为 R_2 和 φ_2 。如图 2 所示, 先各对两传感器测量数据作经 Kalman 滤波, 设传感器 1 测量数据经滤波后得到目标的运动轨迹为 (R_{x1}, R_{y1}) , 其滤波后的后验均方根误差为 $(\sigma_{x1}, \sigma_{y1})$; 传感器 2 测量数据经滤波后得到目标的运动轨迹为 (R_{x2}, R_{y2}) , 其滤波后的后验均方根误差为 $(\sigma_{x2}, \sigma_{y2})$ 。以下对传感器 1 测量数据经 Kalman 滤波后得到的目标运动轨迹与传感器 2 测量数据经 Kalman 滤波后得到目标运动轨迹进行融合。

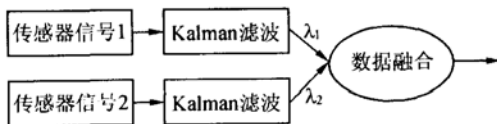


图2 二传感器信号融合框图

利用 Lagrange 乘子法进行数据融合, 令融合后目标运动轨迹为 (R_x, R_y) , 则设:

$$\begin{bmatrix} R_x \\ R_y \end{bmatrix} = [\lambda_1 \ \lambda_2] \begin{bmatrix} R_{x1} \\ R_{y1} \end{bmatrix} + [1-\lambda_1 \ 1-\lambda_2] \begin{bmatrix} R_{x2} \\ R_{y2} \end{bmatrix}, \quad (8)$$

假定传感器测量数据是以距离 (R') 和方位 (φ') 的形式给出, 譬如有源声呐对目标的测量数据就是以距离和方位的形式给出。并设其均方根误差为 σ_R 和 σ_φ , 则 $R'_x = R' \cos \varphi'$, $R'_y = R' \sin \varphi'$ 。测量噪声 V 的协方差矩阵设为 R_n ,

$$R_n = \begin{bmatrix} \text{Var}[R'_x] & E[(R'_x - \overline{R'_x})(R'_y - \overline{R'_y})] \\ E[(R'_x - \overline{R'_x})(R'_y - \overline{R'_y})] & \text{Var}[R'_y] \end{bmatrix}, \quad (3)$$

上式 (3) 中, $\overline{R'_x} = E[R'_x]$, $\overline{R'_y} = E[R'_y]$ 。设 R 为高斯分布, $N(R', \sigma_R^2)$; φ 也为高斯分布, $N(\varphi', \sigma_\varphi^2)$, 且 R 与 φ 相互独立。

$$\begin{aligned} \text{Var}[R'_x] &= E[R'_x - \overline{R'_x}]^2 = E[R \cos \varphi - \overline{R \cos \varphi}]^2 = \\ &= E[R \cos \varphi - R' \cos \varphi']^2 = E[R^2] E[\cos^2 \varphi] + \\ &= R'^2 \cos^2 \varphi' - 2R'^2 \cos \varphi' E[\cos \varphi] = \\ &= R'^2 \sigma_\varphi^2 \sin^2 \varphi' + \sigma_R^2 \cos^2 \varphi'. \end{aligned} \quad (4)$$

$$\text{同理: } \text{Var}[R'_y] = R'^2 \sigma_\varphi^2 \cos^2 \varphi' + \sigma_R^2 \sin^2 \varphi'. \quad (5)$$

$$\begin{aligned} \text{而 } E[(R'_x - \overline{R'_x})(R'_y - \overline{R'_y})] &= E[(R \cos \varphi - R' \cos \varphi') \\ &= (R \sin \varphi - R' \sin \varphi') = (-R' \sigma_\varphi^2 + \sigma_R^2) \sin \varphi' \cos \varphi' \end{aligned} \quad (6)$$

所以:

其中 $\lambda_1 \in [0, 1]$, $\lambda_2 \in [0, 1]$,

$$\begin{aligned} \text{Var} \begin{bmatrix} R_x \\ R_y \end{bmatrix} &= \\ E \left[\left(\begin{bmatrix} R_x \\ R_y \end{bmatrix} - E \begin{bmatrix} R_x \\ R_y \end{bmatrix} \right) \left(\begin{bmatrix} R_x \\ R_y \end{bmatrix} - E \begin{bmatrix} R_x \\ R_y \end{bmatrix} \right)^T \right]. \end{aligned} \quad (9)$$

用 Lagrange 乘子法, 并设 R_{x1} 和 R_{y1} 相互独立, R_{x2} 和 R_{y2} 相互独立, 求 $\text{Var} \begin{bmatrix} R_x \\ R_y \end{bmatrix}$ 的极小值, 可以得到: $\lambda_1 = \sigma_{x2}^2 / (\sigma_{x2}^2 + \sigma_{x1}^2)$, $\lambda_2 = \sigma_{y2}^2 / (\sigma_{y2}^2 + \sigma_{y1}^2)$ 。此时, $\text{Var}[R_x]$ 和 $\text{Var}[R_y]$ 取到极小, 因此此融合方法是一种方差最小意义下的最佳融合。且:

$$\text{Var}[R_x] = (\sigma_{x2}^2 \sigma_{x1}^2) / (\sigma_{x1}^2 + \sigma_{x2}^2), \quad (10)$$

$$\text{Var}[R_y] = (\sigma_{y2}^2 \sigma_{y1}^2) / (\sigma_{y1}^2 + \sigma_{y2}^2), \quad (11)$$

最后得到融合结果:

$$\begin{aligned} \begin{bmatrix} R_x \\ R_y \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} \frac{\sigma_{x2}^2}{\sigma_{x2}^2 + \sigma_{x1}^2} & \frac{\sigma_{y2}^2}{\sigma_{y2}^2 + \sigma_{y1}^2} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R_{x1} \\ R_{y1} \end{bmatrix} + \\ &= \begin{bmatrix} 1 - \frac{\sigma_{x2}^2}{\sigma_{x2}^2 + \sigma_{x1}^2} & 1 - \frac{\sigma_{y2}^2}{\sigma_{y2}^2 + \sigma_{y1}^2} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R_{x2} \\ R_{y2} \end{bmatrix}. \end{aligned} \quad (12)$$

3 多个传感器信号的数据融合

设有 N 个传感器, 传感器 1 测得的目标数据为 R_1 和 φ_1 , 传感器 $i(1 \leq i \leq N)$ 测得的目标数据为 R_i 和 φ_i , 传感器 N 测得的目标数据为 R_N 和 φ_N 。与前一节的两传感器数据融合类似, 如图 3 所示, 先对各传感器测量数据作经 Kalman 滤波, 设传感器 1 测量数据经滤波后得到目标的运动轨迹为 (R_{x1}, R_{y1}) , 其滤波后的后验均方根误差为 $(\sigma_{x1}, \sigma_{y1})$; 传感器 i 测量数据经滤波后得到目标的运动轨迹为 (R_{xi}, R_{yi}) , 其滤波后的后验均方根误差为 $(\sigma_{xi}, \sigma_{yi})$; 传感器 N 测量数据经滤波后得到目标的运动轨迹为 (R_{xN}, R_{yN}) , 其滤波后的后验均方根误差为 $(\sigma_{xN}, \sigma_{yN})$ 。以下是对各传感器测量数据经 Kalman 滤波后得到的目标运动轨迹的数据融合: 利用 Lagrange 乘子法进行数据融合, 令融合后目标运动轨迹为 (R_x, R_y) , 并设 R_{xi} 和 $R_{yi}(1 \leq i \leq N)$ 相互独立, 则设:

$$R_x = w^T R_x, \quad (13)$$

其中 $R_x = (R_{x1}, R_{x2}, \dots, R_{xN})$ 为传感器观测向量, $w^T = (w_1, w_2, \dots, w_N)$ 为加权向量, 且 $0 \leq w_i \leq 1 (1 \leq i \leq N)$, $w_1 + w_2 + \dots + w_N = 1$ 。

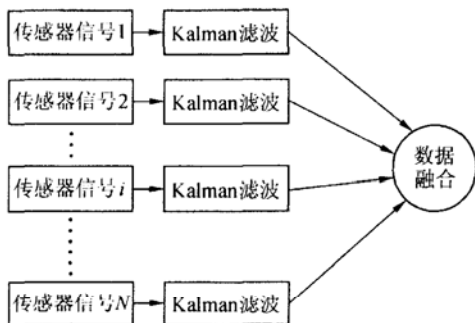


图 3 多传感器信号融合框图

用 Lagrange 乘子法, 求 $E[w^T R_x - E(R_x)]^2$ 的极小值, 可以得到:

$$w_i = \frac{1/\sigma_{xi}^2}{1/\sigma_{x1}^2 + \dots + 1/\sigma_{xN}^2}, \quad (1 \leq i \leq N) \quad (14)$$

此时 $\text{Var}[R_x] = (1/\sigma_{x1}^2 + \dots + 1/\sigma_{xN}^2)^{-1}$ 达到最小。同理令:

$$R_y = \lambda^T R_y, \quad (15)$$

其中 $R_y = [R_{y1}, R_{y2}, \dots, R_{yN}]$ 为传感器观测向量, $\lambda^T = [\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_N]$ 为加权向量, 且 $0 \leq \lambda_i \leq 1 (1 \leq i \leq N)$, $\lambda_1 + \lambda_2 + \dots + \lambda_N = 1$ 。用 Lagrange 乘子法, 求 $E[\lambda^T R_y - E(R_y)]^2$ 的极小值, 可以得到:

$$\lambda_i = \frac{1/\sigma_{yi}^2}{1/\sigma_{y1}^2 + \dots + 1/\sigma_{yN}^2}, \quad (1 \leq i \leq N) \quad (16)$$

此时 $\text{Var}[R_y] = (1/\sigma_{y1}^2 + \dots + 1/\sigma_{yN}^2)^{-1}$ 达到最小。由于在该融合方法下 $\text{Var}[R_x]$ 和 $\text{Var}[R_y]$ 都达到了最小, 所以该方法是一种方差最小意义下的最佳融合方法。

4 计算机模拟实验

设有两个传感器 (传感器 1 和传感器 2) 对目标进行观测, 以传感器 1 的初始位置为坐标原点。在 0~20 min 时间内, 传感器 1 改变航行方向 1 次, 且在 0~10 min 时间段内, 航向角为 35° , 在 10~20 min 时间段内, 目标航向角为 95° 。传感器 2 初始距离 (在 0 时刻相对传感器 1 的距离) 为 22 km, 初始方位角 (与 x 轴夹角) 为 5° , 改变航行方向 2 次, 在 0~6 min 时间段内, 传感器 2 航向角为 15° , 在 6~14 min 时间段内, 目标航向角为 35° , 在 14~20 min 时间段内, 目标航向角为 50° 。目标初始距离 13 km, 初始方位角为 35° 。目标的航行速度为 10 kn, 目标 3 次改变航行方向, 在 0~5 min 时间段内, 目标航向角为 20° , 在 5~12 min 时间段内, 目标航向角为 65° , 在 12~20 min 时间段内, 目标航向角为 115° 。各传感器和目标的航迹图如图 4 所示。

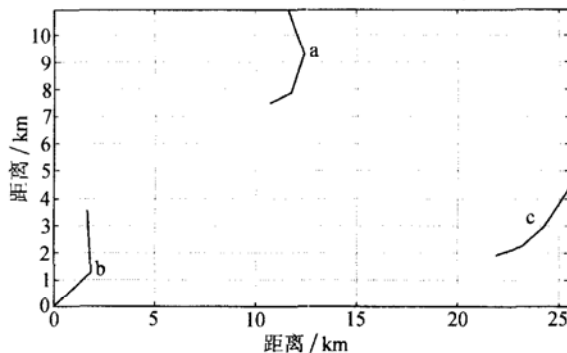


图 4 传感器与目标运动轨迹图

图4中曲线a是目标运动轨迹, b是传感器1运动轨迹, c是传感器2运动轨迹。传感器1信号经 Kalman 滤波前后的误差如图 5 和图 6 所示。

图5是传感器1信号经 Kalman 滤波前后航迹 x 轴分量的均方根误差。其中曲线 a 是经 Kalman 滤波前航迹 x 轴分量的均方根误差; 曲线 b 是经 Kalman 滤波后航迹 x 轴分量的均方根误差。图6是传感器1信号经 Kalman 滤波前后航迹 y 轴分量的均方根误差。其中曲线 a 是经 Kalman 滤波前航迹 y 轴分量的均方根误差; 曲线 b 是经 Kalman 滤波后航迹 y 轴分量的均方根误差。传感器2信号经 Kalman 滤波前后的误差如图 7 和图 8 所示。

图7是传感器2信号经Kalman滤波前后航迹 x 轴分量的均方根误差。其中曲线a是经Kalman滤波前航迹 x 轴分量的均方根误差; 曲线b是经Kalman滤波后航迹 x 轴分量的均方根误差。图8是传感器2信号经Kalman滤波前后航迹 y 轴分量的均方根误差。其中曲线a是经Kalman滤波前航迹 y 轴分量的均方根误差; 曲线b是经Kalman滤波后航迹 y 轴分量的均方根误差。传感器1信号与传感器2信号经

Kalman滤波后融合前与融合后误差如图9和图10所示。

图9是传感器1信号与传感器2信号经Kalman滤波后, 各自航迹 x 轴分量的均方根误差及融合后航迹 x 轴分量的均方根误差。其中曲线a是传感器1信号经Kalman滤波后航迹 x 轴分量的均方根误差; 曲线b是传感器2信号经Kalman滤波后航迹 x 轴分量的均方根误差; 曲线c是融合后航迹 x 轴分

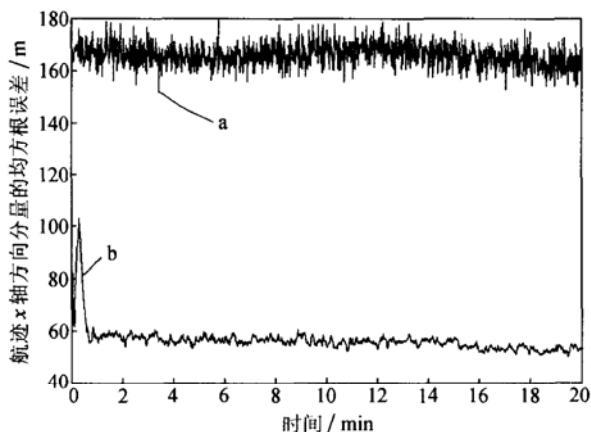


图5 航迹 x 轴分量的均方根误差

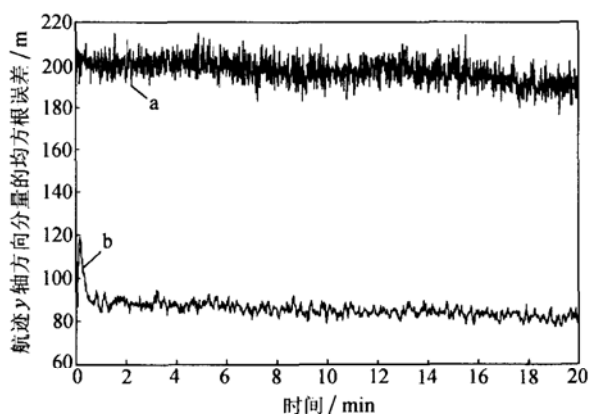


图6 航迹 y 轴分量的均方根误差

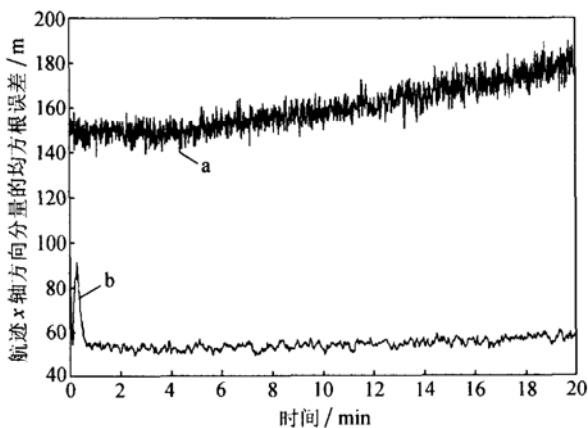


图7 航迹 x 轴分量的均方根误差

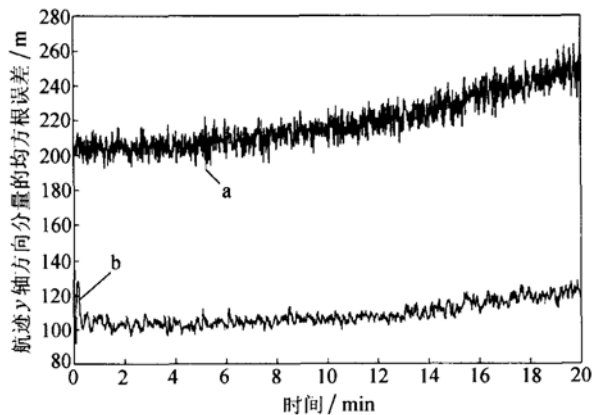


图8 航迹 y 轴分量的均方根误差

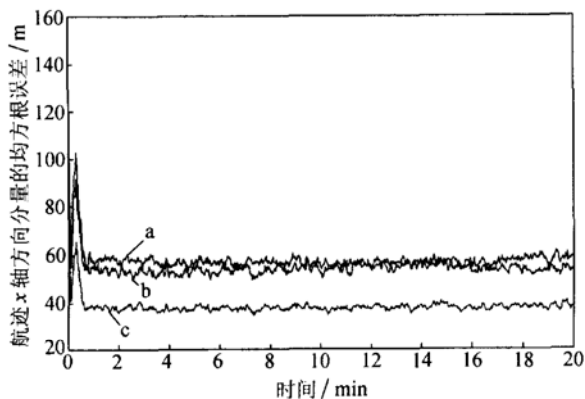


图9 航迹 x 轴分量的均方根误差

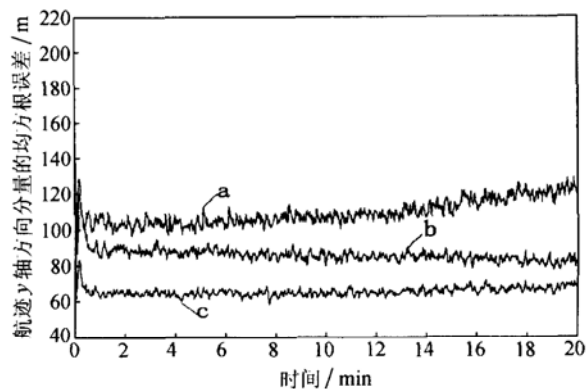


图10 航迹 y 轴分量的均方根误差

量的均方根误差。图 10 是传感器 1 信号与传感器 2 信号经 Kalman 滤波后, 各自航迹 y 轴分量的均方根误差及融合后航迹 y 轴分量的均方根误差。其中曲线 a 是传感器 1 信号经 Kalman 滤波后航迹 y 轴分量的均方根误差; 曲线 b 是传感器 2 信号经 Kalman 滤波后航迹 y 轴分量的均方根误差; 曲线 c 是融合后航迹的 y 轴分量的均方根误差。

5 结论

从计算机模拟结果来看, 多个传感器得到的目标航迹经数据融合后提高了目标的定位精度。该方法使融合后目标的航迹误差达到最小, 故是一种方差最小意义下的最佳融合方法。该方法有着广泛的应用背景。例如, 多基地 (如在多个舰艇上) 声呐测得的目标航迹, 多基地 (如在多个飞机上) 雷达测得的目标轨迹, 都可应用该方法。除此以外, 有源拖曳线列阵测得的目标航迹与本艇测得的目标航迹也可应用该方法进行融合。如果数据融合是直接利用传感器信号的距离 (R) 和方位 (φ) 进行, 对两传感器融合, 不妨设传感器 1 信号为 (R_1, φ_1) , 传感器 2 信号为 (R_2, φ_2) 。若融合后数据是以相对传感器 1 的距离和方位形式给出, 那么传感器 2 信号要转化为相对传感器 1 的距离和方位形式。传感器 2 信号的误差也要转化为相对传感器 1 的形式。而该方法直接对经 Kalman 滤波后得到的直角坐标下航迹进行数据融合, 避免了各个传感器之间繁琐的几何位置转

换, 又由于经 Kalman 滤波直接得到滤波后航迹的后验误差, 从而避免了复杂的误差转换, 具有简洁、高效等特点。

参 考 文 献

- 1 James Llinas, Waltz E L. Multisensor data fusion. Artech House, 1990
- 2 阎福旺等. 信息融合技术. 北京: 海洋出版社. 2001
- 3 McIntyre G A, Hintz K J. A comparison of several maneuvering target tracking models. SPIE Conference on Signal Processing, Sensor Fusion, and Target Recognition VII. 1998: 48—63
- 4 Farooq M, Rouhi A, Lim S S. Analysis of suboptimal filtering algorithms for target tracking. *Signal Processing*, 1993; **30**(2): 221—233
- 5 YANG Jie, LU Zhenggang, HUANG Xin. Target recognition and tracking based on multisensor data fusion. *Shanghai Jiaotong Daxue Xuebao*, 1999; **33**(9): 1107—1110
- 6 Chang K C. Tracking and fusion using multiple sensors. *Control Engineering Practice*, 1994; **2**(5): 889—897
- 7 Blasch Erik, Hong Lang. Sensor fusion cognition using belief filtering for tracking and identification. Proceedings of SPIE — The International Society for Optical Engineering, 1999; **3719**: 250—259
- 8 Chang Wenthong, Lin Shaoan. Incremental maneuver estimation model for target tracking. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 1992; **28**(2): 439—452
- 9 YANG Chunling, ZHENG Quanzhan, LIU Guosui. Research on fusion algorithm for multisensor target tracking in nonlinear systems. Proceedings of SPIE — The International Society for Optical Engineering, 1999; **3692**: 279—287