

按分量加权的探测目标状态线性融合

徐 毓¹ 李 群² 周 焰³ 杨瑞娟²

(1 清华大学自动化系, 北京市海淀区清华园, 100084)

(2 空军雷达学院, 武汉市赵家条路 69 号, 430019)

(3 武汉大学测绘遥感信息工程国家重点实验室, 武汉市珞喻路 129 号, 430079)

摘 要: 给出了一种在使残差方差矩阵的迹最小化意义下的状态估计线性组合的最优融合准则和加权矩阵的计算公式, 并给出了利用实际数据计算的试验结果。结果表明, 利用本方法使融合后的目标轨迹与目标真实运动轨迹非常接近, 能有效地提高雷达情报的综合质量。

关键词: 传感器; 状态估计; 融合

中图法分类号: TN911. 2; P237. 3

在分布式雷达网数据处理模式中, 当多个传感器同时观测同一个空域中的目标时, 各传感器根据各自的测量数据形成目标航迹, 但由于传感器自身的探测误差、传输误差和计算误差等影响, 融合中心收到的多条航迹不可能完全重合。因此, 要真实地反映同一空域中的态势, 人们希望充分利用各传感器的信息, 将多个传感器的航迹在某种准则下进行融合, 得到更加精确的目标航迹, 为指挥控制人员提供准确的空中态势, 而如何进行航迹的融合是雷达网数据融合中的主要问题。

在以往的融合方法中, 状态估计都是基于传感器的观测值, 采用 Kalman 滤波器对目标跟踪而进行的^[1~4]。在数据融合过程中, 对构成状态向量的分量, 如目标的位置、速度和加速度等同看待, 对三者的误差影响不加以区别。但实际传感器在测量这三者时, 其精度是不同的, 甚至有的元素不能够直接测量到, 事实上大多数雷达并不能直接得到目标速度的测量值。因此, 对各个分量采用不同的加权就体现了对不同测量分量的重视程度。另外, 考虑到强跟踪滤波器的优点, 对跟踪模型的不确定性具有较强的鲁棒性, 能自适应跟踪机动目标和具有较好的收敛性。

1 线性组合的最优融合准则

设 $X(k)$ 表示目标 k 时刻的运动状态, 又设

$X_i(k) (i=1, \dots, N)$ 是对 n 维状态 $X(k)$ 的 k 时刻的 N 个无偏估计, 又记估计误差和误差的方差矩阵分别为:

$$X_i(k) = X(k) - X_i(k)$$

和 $P_i(k) = E\{X_i(k)X_i(k)\}$

在进行目标状态融合时, 大都假定 $X_i(k)$ 的各个分量对融合结果的贡献是一样的^[5], 但在实际问题中, $X_i(k)$ 各个分量的物理意义和测量精度不同, 因而在进行状态融合时, 取加权系数不同才符合实际情况。例如, 在雷达数据处理过程中, 状态向量为:

$$X(k) = [x, x, y, y]$$

式中, x, y 分别表示 X 和 Y 方向的坐标位置; x, y 分别表示 X 和 Y 方向的速度。雷达对位置直接进行测量, 而对速度却进行估计, 显然两者的精度是不同的。因此, 采用不同的加权才是合理的。对 $X_i(k) (i=1, \dots, N)$ 作无偏估计组合:

$$X(k) = \sum_{i=1}^N A_i X_i(k) \quad (1)$$

式中, $A_i = \text{diag}(a_1^{(i)}, a_2^{(i)}, \dots, a_n^{(i)})$ 。

容易看出, 当 $\sum_{i=1}^N A_i = I$ 时, 组合 X 是 X 的无偏估计。记误差 $X(k) = X(k) - X(k)$ 的方差矩阵为 $P(k)$, 建立极小化准则:

$$\min J = \text{mintr}[P(k)] \quad (2)$$

在 $X_i(k)$ 与 $X_j(k) (i \neq j)$ 不相关的情况下, 有:

$$\begin{aligned} \mathbf{P}(k) &= E\{\mathbf{X}(k)\mathbf{X}^T(k)\} = \sum_{i=1}^N \mathbf{A}_i \mathbf{P}_i(k) \mathbf{A}_i^T \\ \text{tr}(\mathbf{P}) &= \sum_{i=1}^N \text{tr}(\mathbf{P}_i(k) \mathbf{A}_i^2) \end{aligned} \quad (3)$$

为了求得加权矩阵 \mathbf{A}_i , 采用 Lagrange 乘数法, 引入辅助函数:

$$F = \sum_{i=1}^N \text{tr}(\mathbf{P}_i(k) \mathbf{A}_i^2) + \lambda \cdot \text{tr}(\sum_{i=1}^N \mathbf{A}_i - \mathbf{I})$$

设 $P_{j,j}^{(i)}$ 是 $\mathbf{P}_i(k)$ 矩阵 (j, j) 位置的元素, 则有:

$$\frac{\partial F}{\partial a_i^{(j)}} = 2a_i^{(j)} P_{j,j}^{(i)} + \lambda = 0 \quad (4)$$

$$\text{令 } \mathbf{P}_i(k) = \text{diag}\{P_{1,1}^{(i)}, P_{2,2}^{(i)}, \dots, P_{n,n}^{(i)}\} \quad (5)$$

则由式(4)、式(5)可得:

$$2\mathbf{A}\mathbf{P}_i(k) + \lambda\mathbf{I} = 0$$

进一步有:

$$2\mathbf{A}_i + \lambda\mathbf{P}_i^{-1}(k) = 0 \quad (6)$$

对 i 求和, 根据约束条件 $\sum_{i=1}^N \mathbf{A}_i = \mathbf{I}$, 有:

$$2\text{tr}(\mathbf{I}) + \lambda \sum_{i=1}^N \text{tr}(\mathbf{P}_i^{-1}(k)) = 0$$

可解得:

$$\lambda = -2n \left[\sum_{i=1}^N \text{tr}(\mathbf{P}_i^{-1}(k)) \right] \quad (7)$$

$$\text{令 } \mathbf{P}_0 = \sum_{i=1}^N \text{tr}(\mathbf{P}_i^{-1}(k))$$

将式(7)代入式(6), 得到最优加权矩阵:

$$\mathbf{A}_0 = n\mathbf{P}_i^{-1}(k) / \mathbf{P}_0$$

将 \mathbf{A}_i 结果代入式(1), 得到在准则(2)下的最优融合估计:

$$\mathbf{X}(k) = n\mathbf{P}_0^{-1} \sum_{i=1}^N \mathbf{P}_i^{-1}(k) \mathbf{X}_i(k) \quad (8)$$

可以看出, 融合估计的意义是, 在每一时刻 k , 选取某一个 $\mathbf{X}_i(k)$ 作为融合估计 $\mathbf{X}(k)$ 。也就是说, 在多个传感器观测同一目标时, 输出的综合航迹是由各个传感器基于观测的估计状态融合给出, 而不是固定选择其中的一个传感器的估计状态。在特别情形下有以下两个结论。

结论 1 当 $\mathbf{P}_i = \sigma_i^2 \mathbf{I}$ 时, 即 $\mathbf{X}_i(k)$ 方差的各个分量相互独立且方差相同, 则

$$\mathbf{A}_i = \frac{\frac{1}{\sigma_i^2}}{\frac{1}{\sigma_1^2} + \frac{1}{\sigma_2^2} + \dots + \frac{1}{\sigma_N^2}} \mathbf{I}$$

此时, 融合估计就是基于第 i 个传感器观测(方差最小)的状态估计。

结论 2 当 $\mathbf{P}_i = \sigma^2 \mathbf{I}$ 时, 即所有 \mathbf{X}_i 方差的各个分量相互独立且方差相同时, 则融合估计取所

有传感器观测的状态估计的平均值, 即

$$\mathbf{A}_i = \frac{1}{N} \mathbf{I}$$

此时, 对 $\mathbf{X}_i(k)$ 各个分量的统计特性认为一样的, 各个估计对融合估计所能起的作用是一样。

2 融合算法步骤

根据上节提出的融合准则, 利用多传感器观测同一目标, 跟踪方法可以采用 Kalman 或强跟踪滤波器。以滤波 $\mathbf{X}_i(k|k)$ 代替 $\mathbf{X}_i(k)$, $\mathbf{P}_i(k|k)$ 代替 $\mathbf{P}_i(k)$, 算法步骤如下。

1) 状态跟踪。设目标的运动特性由以下状态方程描述:

$$\mathbf{X}(k+1) = \mathbf{F}(k)\mathbf{X}(k) + \mathbf{\Gamma}(k)\mathbf{v}(k) \quad (9)$$

$$\mathbf{z}(k) = \mathbf{H}(k)\mathbf{X}(k) + \mathbf{w}(k)$$

$\mathbf{v}(k)$, $\mathbf{w}(k)$ 是零均值的高斯白噪声, 且具有如下的统计特性:

$$E[\mathbf{v}(k)] = E[\mathbf{w}(k)] = 0$$

$$E[\mathbf{v}(k)\mathbf{v}^T(j)] = \mathbf{Q}(k) \delta_{k,j}$$

$$E[\mathbf{w}(k)\mathbf{w}^T(j)] = \mathbf{R}(k) \delta_{k,j}$$

$$E[\mathbf{v}(k)\mathbf{w}^T(j)] = 0$$

在应用 Kalman 滤波器时, 第 i 条原始航迹的滤波误差方差矩阵可由下式计算^[4]:

$$\mathbf{P}_i(k|k-1) = \mathbf{F}_i(k-1)\mathbf{P}_i(k-1|k-1) \cdot$$

$$\mathbf{F}_i^T(k-1) + \mathbf{\Gamma}_i^T(k-1)\mathbf{Q}_i(k-1)\mathbf{\Gamma}_i(k-1)$$

$$\mathbf{P}_i(k) = \mathbf{P}_i(k|k) = [\mathbf{I} - \mathbf{K}_i(k)\mathbf{H}_i(k)] \cdot$$

$$\mathbf{P}_i(k|k-1)$$

而利用 STF 滤波时, 滤波误差方差矩阵则由下式计算^[5]:

$$\mathbf{P}_i(k|k-1) = \lambda_i(k)\mathbf{F}_i(k-1)\mathbf{P}_i(k-1|k-1) \cdot$$

$$\mathbf{F}_i^T(k-1) + \mathbf{\Gamma}_i^T(k-1)\mathbf{Q}_i(k-1)\mathbf{\Gamma}_i(k-1)$$

$$\mathbf{P}_i(k|k) = [\mathbf{I} - \mathbf{K}_i(k)\mathbf{H}_i(k)] \mathbf{P}_i(k|k-1)$$

两者的不同之处是在 STF 方法中引进了 $\lambda_i(k)$ 因子, 具体计算见文献[6]。

2) 状态融合。假定第 i 条原始航迹在 STF 意义下的 k 时刻的滤波估计为 $\mathbf{X}_i(k|k)$, 则融合状态在 k 时刻的估计可由下式计算:

$$\mathbf{X}(k|k) = n\mathbf{P}_0^{-1} \sum_{i=1}^N \mathbf{P}_i^{-1}(k|k) \mathbf{X}_i(k|k)$$

3 试验结果分析

根据上面提出的基于跟踪状态的融合算法, 通过采集实际数据, 在对多个传感器的观测进行

滤波的基础上,利用各状态滤波数据进行线性融合。

设目标的运动特性由下面的状态方程描述:

$$X(k+1) = \begin{bmatrix} 1 & T \\ 0 & 1 \end{bmatrix} X(k) + v(k)$$

$$z(k) = [1 \ 0] X(k) + w(k)$$

$$Q = \begin{bmatrix} \frac{T^2}{4} & \frac{T}{2} \\ \frac{T}{2} & 1 \end{bmatrix}$$

$$R = \sigma_w^2 I$$

对观测同一目标的两个传感器的原始航迹进行融合,取 $\sigma_w^2 = 1$, 采样周期 $T = 10\text{s}$, 试验结果如图 1 所示。从图 1 中可以看出,融合估计状态无论是直线段,还是在机动阶段,融合航迹由于进行了线

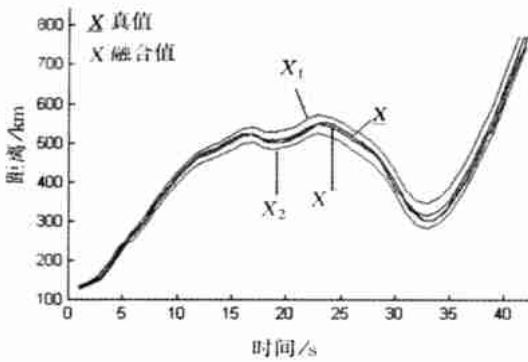


图 1 两传感器数据融合结果

Fig. 1 Fusion Result with 2 Sensors Tracks

性加权,综合考虑了航迹 1 和航迹 2 的滤波状态信息,因而其结果在与真实航迹的接近程度、连续性和平滑性上明显比单个传感器的跟踪估计形成的航迹质量要好。

对观测同一目标的 3 个传感器的原始航迹数据进行融合,取 $\sigma_w^2 = 1.5$, $T = 20\text{s}$, 仿真结果如图 2 所示。从图 2 可以看出,根据各传感器的观测,跟踪估计状态对融合估计状态的作用不同,因而形成了不相重合的三条航迹,取任何一条航迹都不能真实地反映目标的运动轨迹,而舍去任何一条航迹也是不合理的。任何一条航迹中都包含了目标运动参数的信息,根据式(8),采用各条航迹的状态估计误差的方差阵作为衡量提取信息量的比例是合理的。从图 2 中容易看出,融合估计状态明显受到精度高的传感器的跟踪状态影响。

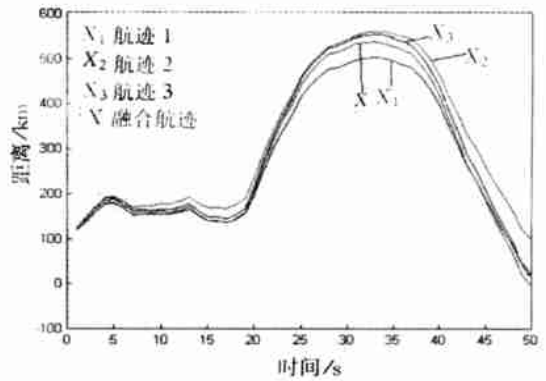


图 2 3 传感器数据融合结果

Fig. 2 Fusion Result with 3 Sensors Tracks

4 结论

雷达对空中目标观测时,常常只能测量到运动目标当前的位置,一般不能直接测量到运动目标的速度和加速度,因而导致目标状态估计在各个分量上的误差随不同的运动参数而不同。针对这种情形,在进行目标状态融合时,本文提出了一种基于强跟踪滤波器的目标状态估计,在使融合状态估计残差方差矩阵的迹最小化意义下的最优融合准则,同时给出了加权矩阵的计算公式。实际数据仿真结果也表明了这种融合方法的有效性。

参 考 文 献

- 1 Rice T R, Alouani A T. Single Model Asynchronous Fusion of Correlated Tracks Part of the SPIE Conference on Acquisition, Tracking, and Pointing XIII. SPIE, 1999. 3 692

- 2 Cavan R A. Improved Tracking and Data Fusion Through Sensor Management and Control. Data Fusion Symp., 1987
- 3 Hong L, Wang W C, Logan M, et al. Multiplatform Multisensor Fusion with Adaptive Rate Data Communication. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems 1997, 33(1)
- 4 Lawrence D S, Carl A B, Thomas L C. Bayesian Multiple Target Tracking. London: Artech House, 1999
- 5 夏建涛,任震,景占荣. 防空 C3I 雷达情报网数据融合算法的研究. 系统工程与电子技术, 2000, 22(5)
- 6 周东华,叶银忠. 现代故障诊断与容错控制. 北京:清华大学出版社, 2000

作者简介:徐毓,教授,博士生。现主要从事雷达网数据处理、目标跟踪和数据融合等方面的研究。代表成果:无穷范数下的目标状态融合,基于强跟踪滤波器的多目标跟踪方法,基于强跟踪滤波器估计的最优融合方法,基于观测聚类的多目标跟踪方法,含未知时延的多变量系统辨识, Hough 变换与数据融合。

E-mail: xuyuw@262.net

A Fusion Method of Target State Based on Weights for State Vectors

XU Yu¹ LI Qun² ZHOU Yan³ YANG Ruijuan²

(1 Automation Department, Tsing University, Haidian, Beijing, China 100084)

(2 Air Force Radar Academy, 69 Zhaojiaotiao Road, Wuhan, China, 430019)

(3 National Laboratory for Information Engineering in Surveying, Mapping and Remote Sensing, Wuhan University, 129 Luoyu Road, Wuhan, China 430079)

Abstract: In the pattern of distributive radar data processing, a target is tracked and estimated by sensors so various filtered states from the measurements that origin the same target should be fused in order to obtain the more accurate state and flight track of the target. Considering the elements of the estimator's state are different in real scenario, their attributions to the fused state will be different. A fusion rule of linear combination that make the matrix trace of error of mean root be minimized is presented in the paper, and the algorithm of calculation of weight matrix is also driven based on the Lagrange multiplier method. Finally the testing results show that the fused track approaches to the real track. This means that the quality of intelligence can be improved by the method.

Key words: sensor; state estimation; fusion

About the author: XU Yu professor, Ph. D candidate. He is engaged in data processing of radar target tracking and data fusion. He has published more than 35 papers.

E mail: xuyuw@262.net

《武汉大学学报·信息科学版》进入“中国期刊 300 名排行表”

据中国科技信息研究所提供的最新资料,《武汉大学学报·信息科学版》(原《武汉测绘科技大学学报》)2000 年影响因子和引用频次双双进入“2000 年影响因子/引用频次最高的中国科技期刊 300 名排行表”。其中,影响因子为 0.3873,排名第 81,比上年度的第 324 位有大幅度提高,在全国高校学报排名中也由上年的第 2 位跃居第 1 位。引用频次为 177,排名由上年的 651 位跃居第 270 位。