

# 基于模糊技术的非线性系统目标跟踪融合算法\*

杨廷梧 刘上乾 王海晏

(西安电子科技大学技术物理学院, 西安 710071)

**摘要** 提出了一种基于模糊技术的非线性系统中多传感器目标跟踪融合算法. 在基于卡尔曼滤波器的分布式融合算法中, 利用模糊技术中的决策距离思想, 对实时跟踪目标的多传感器进行动态分组, 以获得在非线性系统中目标跟踪的最佳融合数据精度. 仿真结果证明, 该算法是一种有效的分布式融合算法.

**关键词** 光电跟踪; 雷达跟踪; 数据融合; 决策距离矩阵; 分布式融合算法

**中图分类号** V556 **文献标识码** A

## 0 引言

在多传感器非线性跟踪系统中, 传感器常常以不同的工作状态、不同的测量精度为研究人员提供测量结果. 为了减少测量误差、提高测量精度, 通常采用多传感器对目标进行跟踪测量. 对多传感器的测量数据进行处理有很多处理算法. W. D. Blair 和 T. R. Rice 等人<sup>[1]</sup>对多测量任务雷达和光学传感器的目标跟踪数据进行了异步数据融合, 解决了具有不同数据速率的传感器跟踪数据融合问题. T. R. Rice 和 A. T. Alouani 等人<sup>[2]</sup>也对单模型相关跟踪数据进行了融合研究工作, 其重要意义在于给出了协方差的表达式, 这使得该算法在实际应用中成为可能. Dongkeon Kong 和 Joochwan Chun 在文献[3]中介绍了一种基于扩展 Kalman 滤波器(EKF)的快速指向跟踪算法, 目的在于大大减少协方差的计算量, 使得该算法在实际应用中易于实现. Don Lerro 和 Yaakov Bar-shalom 在文献[4, 5]中指出了变换卡尔曼滤波器(CMKF)可在非线性系统中用于目标跟踪, 当传感器精度不高时, CMKF 比 EKF 具有更高的跟踪精度.

在非线性多传感器跟踪系统中, 其跟踪数据的处理形式一般有两种: 分布式融合处理和集中式融合处理. 实际上这两种处理算法并无本质上的区别, 只是部分处理过程在传感器本地还是在处理中心处理的不同而已.

## 1 非线性系统、非等精度轨迹融合

在多传感器跟踪系统中, 通常使用光电传感器和雷达. 光电传感器可根据任务的需要有多种组成

形式(光电传感器有 TV、IR、Laser 等), 一般又将这些传感器集成在光电经纬仪上, 与光电经纬仪上的两个角编码器组成三自由度跟踪测量系统. 由于各传感器以不同的数据更新速率、不同的精度等级和不同的工作状态提供跟踪测量数据. 因此, 必须有效地处理这些数据, 以获取目标的最佳跟踪测量结果.

设目标动态离散方程为

$$X_{k+1} = \Phi(K+1, K)X_k + G_k W_k \quad (1)$$

式中,  $X = [x, y, z, \dot{x}, \dot{y}, \dot{z}]^T$ ,  $X$  是目标状态,  $\Phi$  是状态转移矩阵,  $G$  为噪声分布矩阵,  $W$  为零均值、白噪声高斯过程.

在非线性跟踪系统中, 传感器  $i$  的测量模型为

$$Z_k = h(X_k) + V_k \quad (i = 1, 2, \dots, n) \quad (2)$$

式中,  $Z_k$  为  $t$  时刻测量向量,  $h(X)$  为非线性函数,  $V_k$  是独立的高斯白噪声过程.

由于距离  $R_a$ 、方位角  $A_m$  和高低角  $E_l$  三个参数相互独立, 故传感器  $i$  的误差方差矩阵为

$$R^i = \begin{bmatrix} \sigma_{R_i}^2 & 0 & 0 \\ 0 & \sigma_{A_i}^2 & 0 \\ 0 & 0 & \sigma_{E_i}^2 \end{bmatrix} \quad (3)$$

式中,  $\sigma_{R_i}^2, \sigma_{A_i}^2, \sigma_{E_i}^2$  分别为传感器的距离方差、方位角方差和高低角方差.

非线性函数  $h(X)$  的表达式为

$$h(X_k) = \begin{bmatrix} R \\ A \\ E \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} (x^2 + y^2 + z^2)^{1/2} \\ \arctan(x/y) \\ \arctan(z/R_d) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} h_1(x) \\ h_2(x) \\ h_3(x) \end{bmatrix} \quad (4)$$

式中,  $R_d = (x^2 + y^2)^{1/2}$ .

利用 Taylor 级数在预测状态  $X(K/K-1)$  处展开, 并取前两项得到近似级数为

$$h(X_k) \approx h(X(K/K-1)) + \frac{\partial h}{\partial X} \Big|_{X=X(K/K-1)} \cdot [X_k - X(K/K-1)] \quad (5)$$

令  $H_k = \frac{\partial h}{\partial X} \Big|_{X=X(K/K-1)}$

\*中国航空基金资助项目

Tel: 029-86839453 Email: ytingwu@cfe.com.cn

收稿日期: 2003-10-13

定义:  $\bar{Z}_k = Z_k - h(X(K/K-1)) + H_k X(K/K-1)$ , 则有

$$\bar{Z}_k = H_k X_k + V_k \quad (6)$$

利用文献[1],可以得到同步数据融合结果

$$X(K/K) = X(K/K-1) + P(K/K) \cdot \left[ \sum_{i=1}^N H_k^i (R_k^i)^{-1} (Z_k^i - h_i(X(K/K-1))) \right] \quad (7)$$

式中,  $H_k^i$  是传感器  $i$  的距离、方位、高低角测量矩阵,  $R_k^i$  是传感器  $i$  的测量距离、方位、高低角测量误差方差矩阵. 误差协方差矩阵的更新为

$$P(K/K) = P(K/K-1) \left[ I + \left( \sum_{i=1}^N (H_k^i)^T \cdot (R_k^i)^{-1} H_k^i \right) P(K/K-1) \right]^{-1} \quad (8)$$

式中,  $P(K/K)$ 、 $P(K/K-1)$  分别为协方差矩阵和预测协方差矩阵.

## 2 动态分组融合

将多传感器本地处理的轨迹估计数据送至融合中心, 融合处理中心将根据决策距离矩阵来进行动态分组, 传感器在跟踪测量过程中精度相似性好的进行融合, 并更新目标的预测状态.

$$\hat{X}_k = P_k \left[ \sum_{i=1}^n X_k^i P_k^i \right] \quad (9)$$

式中,  $P_k = \left( \sum_{i=1}^n (R_k^i)^{-1} \right)^{-1}$ ,  $R_k^i$  是传感器  $i$  在  $t_k$  时刻的误差协方差.

对  $R_k^i$  取误差均值, 得

$$\bar{R}_k = E[R_k^i] = \mu \quad (10)$$

令  $D = R_k^i - \bar{R}_k$ , 并建立相应于  $D$  的关系矩阵  $L$ ,  $L$  中的元素由距离阈值  $\varepsilon$  ( $0 < \varepsilon < 1$ ) 决定

$$l_{ij} = \begin{cases} 0, & \dots \dots i \neq j, d_{ij} > \varepsilon \\ 1, & \dots \dots d_{ij} \leq \varepsilon \end{cases} \quad (11)$$

式中  $\varepsilon$  的值可由具体工程应用所决定, 也可由下面的经验公式决定(该公式是根据作者多年经验建立的)

$$\varepsilon = \frac{2}{3} E[P_k^i] \quad (12)$$

式中,  $P_k^i = (R_k^i)^{-1}$ .

当  $l_{ij} = 1$  时, 表示相似性强, 反之则表示相似性弱, 不参与融合. 需要说明的是, 由于跟踪的是机动目标, 因此根据上面的公式产生的是动态分组, 而不是固定的传感器组, 它将随着距离变化而变化.

## 3 应用过程

光电传感器与雷达在  $t_k$  时刻的测量值为:  $Z_k^i = [Ra_k^i, Am_k^i, El_k^i]^T$ ,  $i = 1, 2, \dots, n$ . 传感器  $i$  在  $t_k$  时刻的误差协方差矩阵  $R_k^i$  是传感器  $i$  测量误差协方差的

非线性函数. 它既与传感器  $i$  测量误差协方差  $R^i$  有关, 又与非线性函数的形式有关. 故有<sup>[6]</sup>

$$R_k^i = H_k P^i H_k^T \quad (13)$$

下面介绍这种算法的应用过程:

第一步, 对传感器  $i$  在  $t_k$  时刻的测量值, 利用卡尔曼滤波器处理该测量值, 可得到该时刻的本地状态估计值;

第二步, 融合中心接受  $n$  个传感器的估计值后, 进行误差协方差转换, 获取传感器的动态分组集合, 将相似性强的传感器本地估计值进行融合;

第三步, 计算跟踪目标最终融合轨迹和误差协方差矩阵.

## 4 仿真结果分析

设有相同光电经纬仪 2 台:

$$\sigma_{1,2} = [0.5m, 10'', 10'']^T; \text{ 雷达 2 台:}$$

$\sigma_{3,4} = [3m, 20'', 20'']^T$ . 其数据更新率分别为 25 Hz 和 20 Hz. 每帧数据的形式为:  $[t, R, A, E]$ . 假定目标作机动飞行, 并设定所有传感器设定在一条直线上, 相距 10 km, 其坐标原点可通过平移得到统一数据. 为计算简单, 略去系统误差.

从仿真结果看, 当目标的距离发生变化时, 传感器分组的状况也发生变化. 表 1 为目标距离在第一传感器 20 km 以内时, 只有在光电传感器之间进行融合; 当距离目标 50 km 时, 所有传感器数据均参与融合.

表 1 传感器动态组合表

目标距离/km	传感器组合
10	1,2
20	1,2
40	1,2,3
50	1,2,3,4

注: 目标距离指目标距离第一传感器的距离

从图 1 可以看出,  $X$  方向 30 km 以内误差较小, 这是因为光电经纬仪精度高; 30 km 以外误差较大, 尽管光电经纬仪也参与了融合, 但距离较远, 精度降低, 又加上雷达精度较低, 因此融合后其精度也低一

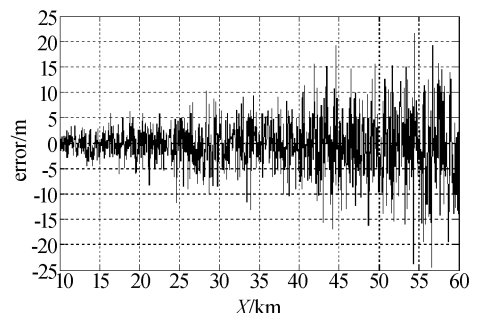


图 1 X 方向上融合误差

Fig. 1 Fusion error distribution in X axis

些. 图 2 是  $Y$  方向误差, 由于目标轨迹在地面上的投影大致平行于传感器布站联线, 在一定范围内, 其误差增大不甚明显, 但随着逐步远离测量站点, 其误差也随着增大. 图 3 是  $Z$  方向误差, 随着高度增加, 其误差也随之增大.

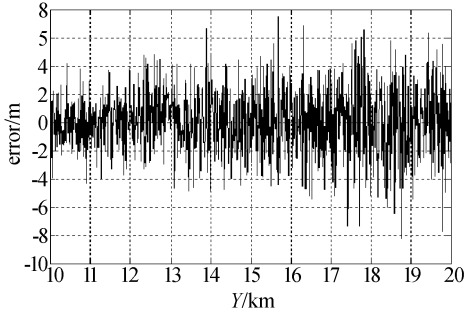


图 2  $Y$  方向上融合误差

Fig. 2 Fusion error distribution in  $Y$  axis

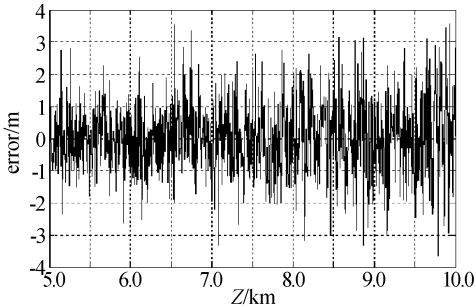


图 3  $Z$  方向上融合误差

Fig. 3 Fusion error distribution in  $Z$  axis

## 4 结论

本文提出了一种基于模糊动态分组的非线性系统中多传感器跟踪融合算法. 该算法充分考虑了所

有传感器在跟踪目标的过程中, 当其跟踪测量精度发生变化时, 融合处理中心将自动进行分组融合. 也就是说, 随着目标与传感器之间的几何关系的变化, 处理中心将根据关系矩阵对传感器进行动态组合, 以保证在跟踪全过程中获取最佳精度. 作者将继续研究距离阈值与融合精度之间的关系, 并将简化过程, 以保证实际应用中的快速处理, 满足工程应用中的需要.

## 参考文献

- 1 Blair W D, Rice T R. Asynchronous data fusion for target tracking with a multi-tasking radar and optical sensor. *SPIE*, 1991, **1482**: 234 ~ 245
- 2 Rice T R, Alouani A T. Single model, asynchronous fusion of correlated tracks. *SPIE*, 1999, **3692**: 146 ~ 176
- 3 DongKeon K, JooHwan C. A fast DOA tracking algorithm based on the extended kalman filter. Proceeding of the IEEE 2000 National Aerospace and Electronics Conference 00CH37093: 235 ~ 238
- 4 Lerro D, Bar-shalom Y. Tracking with debased consistent converted measurements versus EKF. *IEEE Transom AES*, 1993, **29**(3): 1015 ~ 1022
- 5 Bar-Shalom Y. A tutorial on multitarget-multisensor tracking and fusion. 1997 IEEE National Radar Conference, 15 May, 1997, Syracuse, NY
- 6 杨廷梧, 刘上乾. 多传感器单目标位置融合算法. *光子学报*, 2002, **31**(3): 377 ~ 380  
Yang T W, Liu S Q. *Acta Photonica Sinica*, 2002, **31**(3): 377 ~ 380

## Fusion Algorithm for Target Tracking Based on the Fuzzy in Nonlinear System

Yang Tingwu, Liu Shangqian, Wang Haiyan

School of Applied Physics, Xidian University, Xian 710071

Received date: 2003-10-13

**Abstract** A fusion algorithm for multisensor target tracking based on the fuzzy in nonlinear system is presented. Multisensor can be classified for tracking target in real time by using the idea of fuzzy decision distance in distributed fusion algorithm based on the Kalman Filter so as to achieve the optimization track data for target tracking in nonlinear system. Simulation proved that it is an effective distribution fusion algorithm.

**Keywords** Optical-electronic tracking; Radar tracking; Data fusion; Decision distance matrix; Distribution fusion algorithm



**Yang Tingwu** was born in 1960, in Jiangxi, China. He graduated from the Department of Remote Sensing in Wuhan University in 1983, received his M. S. degree at the Department of Electronic Engineering, the Northwest Polytechnic University in 1999. Now he is a Ph. D. candidate in Xidian University. His interest research is focused on information and signal processing.