

# 带反馈多传感器模糊最大熵单目标跟踪算法\*

刘智, 陈丰, 黄继平

(重庆理工大学计算机科学与工程学院, 重庆 400054)

**摘要:** 针对矩阵加权融合算法计算量大、传感器数量不易扩充的特点,提出了一种带反馈的模糊最大熵融合算法。该算法采用模糊C-均值算法和最大熵原理计算状态向量中每一分量的权值,不但从整体考虑各分量对融合估计的影响,而且减少了复杂的矩阵运算过程,实时性较好。与矩阵加权算法相比,该融合算法还具有容易扩充的特点,能够直接应用于传感器数量大于2时的融合计算。实验仿真结果表明,融合估计的准确性与矩阵加权融合算法基本一致,算法的有效性得到了验证。

**关键词:** 信息融合; 多传感器; 模糊C-均值; 最大熵原理; 加权矩阵

**中图分类号:** TP312; TP301.6

**文献标志码:** A

**文章编号:** 1001-3695(2012)07-2467-03

doi:10.3969/j.issn.1001-3695.2012.07.018

## Fuzzy tracking algorithm with feedback based on maximum entropy principle

LIU Zhi, CHEN Feng, HUANG Ji-ping

(College of Computer Science & Engineering, Chongqing University of Technology, Chongqing 400054, China)

**Abstract:** Aiming at the disadvantages of high computation overhead and bad extensibility in matrix weighted fusion methods, this paper proposed a multisensor fusion algorithm with feedback based on fuzzy C-means(FCM) clustering and maximum entropy principle(MEP). This algorithm combined FCM and MEP to calculate fusion matrix weight of state vector considering every components integratedly. What's more, this algorithm had a good real-time performance due to less matrix computation and good extensibility which showed it could directly be applied into tracking system comprising more than two sensors. Experiments and results reveal that the tracking accuracy of fusion estimate is consistent with that of matrix weighted fusion methods.

**Key words:** information fusion; multi-sensor; fuzzy C-means; maximum entropy principle; weighted matrix

在多传感器数据融合中,状态向量的融合方法研究是一个主要方向。在线性最小方差最优融合准则下,状态向量的融合方法有按矩阵、对角矩阵和按标量加权三种方法<sup>[1,2]</sup>。矩阵加权融合为每个状态向量计算一个最优加权矩阵,Bar-Shalom在这方面做了些基础性研究,对两个传感器状态估计间的噪声相关的计算进行了推导<sup>[3]</sup>,给出了噪声相关对融合状态估计的影响。Saha和Shin等人<sup>[4,5]</sup>对Bar-Shalom的研究进行了扩展,给出了计算最优加权矩阵的方法;对角矩阵加权对每个分量分别计算权值<sup>[6,7]</sup>;而标量加权算法是对状态向量的所有分量均赋予相同的权值<sup>[8,9]</sup>。

Lee等人<sup>[10]</sup>对矩阵加权、对角阵加权和标量加权融合算法性能进行了比较。相对于其他两种融合方法,矩阵加权融合从整体考虑各状态向量的权值关系,具有更高的准确性,但计算加权矩阵及融合方差矩阵涉及到较多的矩阵运算,算法计算复杂性较高;标量加权算法直接采用矩阵的迹计算权值,具有最小的计算复杂性,其融合精度也最低;对角矩阵加权融合算法计算复杂性和精度则居于矩阵加权和标量加权两种算法之间。然而,以上现有算法的推导考虑的都是两传感器目标跟踪系统,不能直接扩充到多传感器跟踪,当跟踪系统中传感器数量增多时,各局部状态间的相关性将导致推导过程十分复杂。借助模糊C-均值算法和最大熵原理,本文提出了一种带反馈

的基于模糊最大熵的多传感器状态融合算法,由于不需要显式计算局部状态间的相关性,因而能够大大简化计算过程涉及的矩阵运算,具有良好的实时跟踪性能,并能够直接应用于具有更多传感器的跟踪系统。

## 1 问题描述

### 1.1 系统描述

以单目标多传感器跟踪系统为研究对象,用卡尔曼滤波来估计目标的位置、速度等参数。假定目标状态及量测坐标均为笛卡尔坐标系,目标状态遵循式(1)所示的离散线性时不变系统方程,各传感器遵循式(2)所示的量测方程。

$$X_{k+1} = FX_k + GW_k \quad k=0,1,2,\dots \quad (1)$$

$$Z_k^j = H^j X_k + v^j \quad j=1,2,\dots;k=0,1,2,\dots \quad (2)$$

其中: $X_k$ 为 $m \times 1$ 维状态向量; $W_k$ 为 $m \times 1$ 维协方差为 $Q$ 的零均值高斯白噪声向量;各传感器量测均为 $n \times 1$ 维向量; $v^j$ 为具有正定协方差 $R^j$ 的 $n \times 1$ 维零均值高斯白噪声向量。目标初始状态为均值和协方差都已知的随机产生并独立于 $W_k$ 和 $v^j$ 的向量。

### 1.2 结构描述

多传感器数据融合方法有量测级融合和航迹融合。量测

收稿日期: 2011-12-07; 修回日期: 2012-01-17 基金项目: 重庆市教委科学技术研究资助项目(KJ110805); 重庆理工大学青年基金计划资助项目(2011ZQ9)

作者简介: 刘智(1977-),男,江西高安人,副教授,博士,主要研究方向为多源信息融合、视觉跟踪、数据库与知识工程(lzh21cen@163.com); 陈丰(1971-),男,海南三亚人,讲师,硕士,主要研究方向为数据挖掘; 黄继平(1980-),男,重庆人,讲师,硕士,主要研究方向为图像处理及融合。

级融合丢失信息少、融合精度高,但计算量大。航迹融合又分为有带反馈和无反馈融合。无反馈融合由于各航迹的滤波是完全独立的,只是在融合中心将各局部航迹进行融合,扩充性能好;而带反馈航迹融合,局部航迹的每次滤波更新都是以当前最优估计为迭代基础,因此具有更高的精确性。本文方法中采用的是带反馈航迹融合,每个局部传感器都有自己的滤波器。在融合时,局部传感器将自己的状态向量估计及协方差发送到融合中心,融合中心对收到的局部航迹进行融合,融合后的状态估计返回给各局部滤波器,局部滤波器的每次滤波均以当前最优估计为基础进行。带反馈航迹融合结构如图 1 所示。

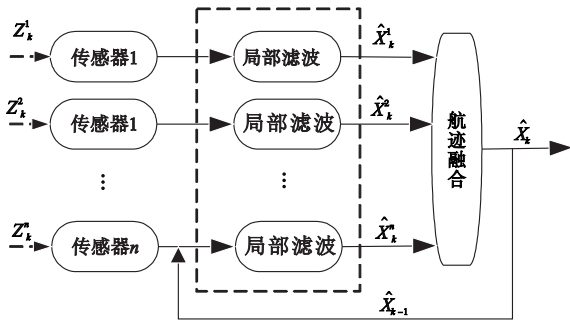


图1 多传感器带反馈航迹融合结构示意图

## 2 带反馈模糊最大熵融合算法

### 2.1 系统建模

模糊 C-均值聚类<sup>[11]</sup>是目前应用最广泛的聚类方法,它根据贴近程度将一系列的数据划分为不同的子类,用隶属度表示每个数据点到各中心点的贴近程度,其目标是要找到使目标函数最优的隶属度值以及聚类中心。假定单目标多传感器跟踪系统中,设某个融合周期中心融合估计点为  $C$ ,各传感器的局部估计  $X_i$  以一定的隶属度  $U_i$  隶属于中心融合估计,各传感器对融合中心隶属度之和应等于 1。其中: $X_i$ 、 $C$  分别为传感器  $i$  和中心融合估计的  $m \times 1$  维列向量,  $U_i$  为  $m \times m$  对角矩阵,  $m$  为状态向量中分量个数。聚类的目标是要使各局部估计到中心融合估计的距离之和最小,即在满足式(4)条件下使式(3)值最小。

$$\sum_{i=1}^n (X_i - C)' U_i (X_i - C) \quad (3)$$

$$\sum_{i=1}^n U_i = I \quad (4)$$

其中: $n$  为传感器个数; $I$  为  $m \times m$  单位矩阵。将式(3)(4)进行细化描述,用  $c_j (j=1, 2, \dots, m)$  表示融合中心估计各分量,用  $x_{ij} (i=1, 2, \dots, n; j=1, 2, \dots, m)$  表示第  $i$  个传感器的第  $j$  个分量的状态估计值,假定  $x_{ij}$  以隶属度  $u_{ij}$  被第  $j$  个聚类中心聚类,其中  $m$  为状态向量中分量的个数,所有传感器对某一聚类中心的隶属度之和等于 1,则式(3)(4)可表述为式(5)(6):

$$J = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m u_{ij} |x_{ij} - c_j|^2 \quad (5)$$

$$\sum_{i=1}^n u_{ij} = 1 \quad j=1, 2, \dots, m \quad (6)$$

其中, $i$  表示第  $i$  个传感器, $j$  为状态向量的第  $j$  个分量。由式(5)(6)可知,多传感器中心融合估计问题转变为典型的  $k$  个中心模糊聚类优化问题。模糊 C-均值聚类优化算法的计算过程采用的是迭代爬山方法,它为每个聚类中心假定一个初始位置,然后进行迭代计算直到找到全局最优解结束。由于模糊聚

类目标是凸函数,搜索容易陷入局部最优,搜索性能对初始值极为敏感。文献[12]讨论了用  $i$  最大熵原理来求解 FCM 最优化问题。最大熵方法的原则是在只掌握关于未知分布的部分知识时,应该选取符合这些知识但熵值最大的概率分布,因此可以灵活地设置约束条件,通过约束条件的多少来调节模型对未知数据的适应度和对已知数据的拟合程度,更重要的是最大熵优化方法不会陷入局部最优<sup>[13]</sup>。因此,根据最大熵原理,模糊聚类优化问题就等价于以下问题:在已知式(5)(6)的约束情况下,通过使系统信息熵值最大化来计算隶属度值。熵值的计算如下:

$$H = H(u_{ij}) = - \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m u_{ij} \ln u_{ij} \quad (7)$$

运用拉格朗日算法解决此最优化问题,得到隶属度计算式,如式(8)所示。

$$u_{ij} = e^{-\lambda_i |x_{ij} - c_j|^2} / \sum_{i=1}^n e^{-\lambda_i |x_{ij} - c_j|^2} \quad \forall j=1, 2, \dots, m \quad (8)$$

其中, $\lambda_i$  为拉格朗日乘子。文献[14]给出了  $\lambda_i$  对  $J$  的影响及经验计算式。

### 2.2 状态融合

融合中心,各融合时刻的状态向量及协方差更新方法如式(9)(10)所示。

$$\hat{X}_k = \sum_{i=1}^n U_k^i \hat{X}_k^i \quad (9)$$

$$P_{k|k} = \sum_{i=1}^n U_k^i P_{k|k}^i U_k^{i'} \quad i=1, 2, \dots, n \quad (10)$$

其中: $U_k^i$  是根据式(5)~(7)得出的传感器在  $k$  时刻对融合中心估计的隶属度对角矩阵,各对角元素值  $u_k^{ij} (j=1, 2, \dots, m)$  按照式(8)的  $u_{ij}$  进行计算,其中  $i$  为传感器编号。

## 3 仿真实验与结果分析

### 3.1 仿真系统

以单目标跟踪系统为例,假定两个传感器同步对该运动目标进行跟踪,运动目标遵循式(1)所示的状态方程,状态向量  $X_k = [x_k \ y_k \ \dot{x}_k \ \dot{y}_k]^T$ ,其中  $x_k, y_k, \dot{x}_k, \dot{y}_k$  分别为  $x$  方向和  $y$  方向的位置和速度参数。设初始状态  $X_0 = [10 \ 10 \ 1 \ 0]^T$ ,过程噪声为零、均值方差为  $Q$  的高斯白噪声,其中  $Q = 0.1 \times I$ ,  $I$  为  $4 \times 4$  的单位矩阵,状态方程系数矩阵分别如式(11)(12)所示。

$$F = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \quad (11)$$

$$G = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \\ 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \quad (12)$$

假定两个传感器同步对运动目标进行观测,各传感器观测数据已经转换成同一参考坐标,并且忽略各传感器与融合中心的时间延迟,各传感器遵循式(2)所示的量测方程。其中各传感器量测矩阵均为  $H$ ,如式(13)所示,

$$H = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{pmatrix} \quad (13)$$

量测噪声  $v^1, v^2$  为零均值、方差为  $R^j$  并且独立于同样为高斯的过程噪声  $w_k$ ,  $R^1 = 0.25 \times I, R^2 = 0.36 \times I$ ,其中  $I$  为  $2 \times$

2 的单位矩阵。

### 3.2 实验结果及与矩阵加权算法的比较

对目标 20 s 运动轨迹进行 50 次蒙特卡罗仿真,仿真结果如图 2~5 所示。图 2 给出了目标的真实轨迹、各传感器的观测点和融合轨迹;图 3 分别给出了各传感器及融合轨迹与真实轨迹间  $X$  和  $Y$  方向的 RMSE 误差;图 4 是各局部估计和融合中心估计累积均方根误差;图 5 是分别用矩阵加权融合算法<sup>[5,10]</sup>与本文方法得出的融合轨迹的累积误差对比示意图。两传感器的矩阵加权融合算法如式(14)~(17)所示。

$$\hat{X}_{k|k} = A_1 \hat{X}_{k|k}^1 + A_2 \hat{X}_{k|k}^2 \quad (14)$$

$$A_k^1 = (P_{k|k}^2 - P_{k|k}^{21})(P_{k|k}^1 + P_{k|k}^2 - P_{k|k}^{12} - P_{k|k}^{21})^{-1} \quad (15)$$

$$A_k^2 = (P_{k|k}^1 - P_{k|k}^{12})(P_{k|k}^1 + P_{k|k}^2 - P_{k|k}^{12} - P_{k|k}^{21})^{-1} \quad (16)$$

$$P_{k|k} = P_{k|k}^2 - (P_{k|k}^2 - P_{k|k}^{21})(P_{k|k}^1 + P_{k|k}^2 - P_{k|k}^{12} - P_{k|k}^{21})^{-1}(P_{k|k}^1 - P_{k|k}^{12}) - (P_{k|k}^1 - P_{k|k}^{12})^{-1}(P_{k|k}^2 - P_{k|k}^{21})^T \quad (17)$$

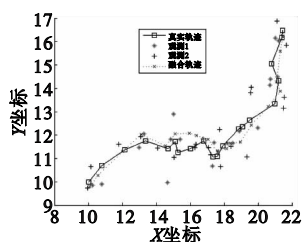


图2 局部估计和融合估计轨迹

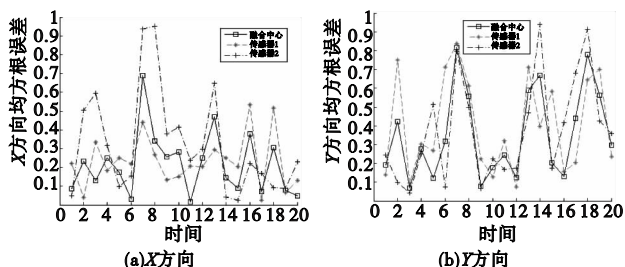


图3 局部估计和融合中心均方误差

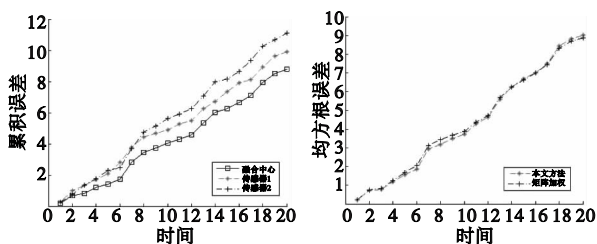


图4 局部估计和融合中心累积均方根误差

图5 模糊最大熵和矩阵加权累积均方误差

由仿真结果图 2~4 可以看出,本文方法能够很好地实现对目标的跟踪,融合中心跟踪性能好于各局部传感器。从图 5 可知,本文方法获得了与矩阵加权融合算法基本一致的跟踪效果。

### 3.3 应用于多传感器

矩阵加权融合算法由于需要计算局部估计间的协方差,在融合跟踪系统具有三个及以上局部传感器时,融合公式的推导将十分复杂。本文方法采用模糊理论的方法直接计算各局部估计的隶属度,不需要计算局部估计间的协方差,因而具有良好的扩充性,能够直接支持传感器数量大于 2 时的系统中的目标跟踪,这一点从式(9)(10)也可以看出。图 6、7 给出了使用三个传感器对同一目标的 20 s 运动轨迹进行 50 次蒙特卡罗仿真的结果,该仿真实验中量测噪声  $R^1 = 0.25 \times I$ ,  $R^2 =$

$0.36 \times I$ ,  $R^3 = 0.25 \times I$ ,其中  $I$  为  $2 \times 2$  的单位矩阵,其他参数与前面的完全相同。从结果可知,本文方法在具有更多传感器的跟踪系统中,依然能够很好地跟踪运动目标,融合后的累积误差均要小于各局部传感器的误差。实验结果充分说明了本文方法在多传感器情形的有效性及良好的扩充性。

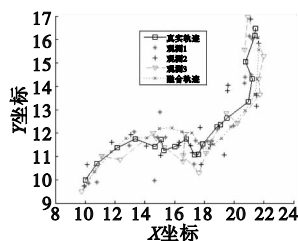


图6 应用于三个传感器系统的跟踪

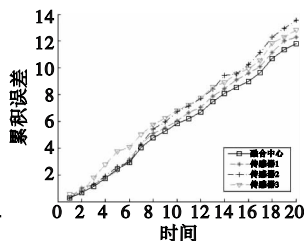


图7 三传感器时局部估计和融合中心累积均方根误差

### 3.4 与矩阵加权算法时间性能的比较

从式(14)~(17)与式(8)~(10)对比可以看出,相对矩阵加权融合算法,带反馈模糊最大熵融合算法需要更少的矩阵及逆矩阵运算,因而在计算复杂性方面要优于矩阵加权融合算法,能更好地保证跟踪的实时性。本文分别对两种方法的 50 次蒙特卡罗仿真进行了 8 次随机实验,仿真实验所用电脑 CPU 为 Intel Core 1.66 GHz 双核处理器,内存为 1024 MB。得到了各次仿真所耗费的时间,如表 1 所示。由表 1 可知,本文方法的平均耗费时间为 0.500 s,明显小于矩阵加权融合算法的平均值 0.744 s,算法表现出了更好的实时性。

表1 本文方法与矩阵加权融合算法时间对比 /s

| 方法   | 1     | 2     | 3     | 4     | 5     | 6     | 7     | 8     | 平均    |
|------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|
| 本文方法 | 0.500 | 0.516 | 0.453 | 0.515 | 0.484 | 0.516 | 0.500 | 0.516 | 0.500 |
| 矩阵加权 | 0.750 | 0.719 | 0.766 | 0.735 | 0.703 | 0.766 | 0.765 | 0.750 | 0.744 |

## 4 结束语

本文利用模糊 C-均值理论的思想对多传感器单目标跟踪系统进行系统建模,并用最大熵原理进行优化求解,提出了一种多传感器单目标环境中带反馈的模糊最大熵数据融合算法。该算法从整体上考虑各状态分量对融合性能的影响,通过模糊 C-均值和最大熵原理求出融合系数对角矩阵,不但具有良好的可扩充性,而且简化了融合过程的计算,提高了系统实时性。仿真实验数据表明,融合跟踪好于各局部传感器的跟踪,并且能够与矩阵加权融合算法保持基本一致的跟踪性能。另外,模糊技术和最大熵原理是基于隶属度和概率论等不确定性理论的技术,因此本文算法是一种次优算法,而且算法中拉格朗日乘子  $\lambda_i$  的取值也与经验有关系,这些都是以后需要进一步研究的问题。

### 参考文献:

- [1] 黄铤,张天骐,刘燕丽,等. CI 算法在两传感器融合稳态 Kalman 滤波器中的应用[J]. 弹箭与制导学报,2010,30(3):165-168.
- [2] 邓自立. 自校正滤波理论及应用——现代时间序列分析方法[M]. 哈尔滨:哈尔滨工业大学出版社,2003.
- [3] BAR-SHALOM Y, CAMPO L. The effect of common process noise on the two-sensor fused-track covariance[J]. IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems,1986,22(6):803-805.
- [4] SAHA R K, CHANG K C. An efficient algorithm for multisensor track fusion[J]. IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems, 1998,34(1):200-210.

(下转第 2508 页)

(上接第 2469 页)

- [5] SHIN V I, LEE Y, CHOI T. Suboptimal linear filtering and generalized millman's formula[C]//Proc of International Conference on Signal and Image Process. 2004:369-374.
- [6] DENG Zi-li, LI Chun-Bo. Self-tuning information fusion Kalman predictor weighted by diagonal matrices and its convergence analysis[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2007, 33(2):156-163.
- [7] GAO Yuan, TAO Gui-li, DENG Zi-Li. Decoupled distributed Kalman fuser for descriptor systems [J]. *Signal Processing*, 2008, 88(5):1261-1270.
- [8] SHIN V I, SHEVLYAKOV G, KIM K. A new fusion formula and its application to continuous-time linear systems with multisensor environment[J]. *Computational Statistics & Data Analysis*, 2007, 52(1):840-854.
- [9] SUN S L, DENG Z L. Multi-sensor information fusion Kalman filter weighted by scalars for systems with colored measurement noises[J].

*Journal of Dynamic Systems, Measurement and Controls*, 2005, 127(12):663-667.

- [10] LEE S H, SHIN V I. Fusion filters weighted by scalars and matrices for linear systems[J]. *International Journal of Signal Processing*, 2008, 4(4):267-272.
- [11] 温重伟, 李荣钧. 改进的粒子群优化模糊 C-均值聚类算法[J]. *计算机应用研究*, 2010, 27(7):2520-2522.
- [12] LIU P X. Online data-driven fuzzy clustering with applications to real-time robotic tracking[J]. *IEEE Trans on Fuzzy Systems*, 12(4):516-523.
- [13] PHILLIPS S, ANERSON R, SCHAPIRE R. Maximum entropy modeling of species geographic distributions[J]. *Ecological Modelling*, 2006, 190(3-4):231-259.
- [14] ENG H L, MA K K. Unsupervised image object segmentation over compressed domain[C]//Proc of International Conference on Image Processing. 2000:758-761.