第 30 卷　第 6 期　　电 子 科 技 大 学 学 报　　Vol.30　No.6
2001 年 12 月　　Journal　of　UEST　of　China　　Dec.2001

基于有效预测区域的模糊数据关联*

张　宇**　　张建州　　游志胜

（成都航空职业技术学院计算机系　成都　610061）　（四川大学计算机学院　成都　610064）

【摘要】 多目标多传感器跟踪系统由数据关联和目标状态估计两部分组成，数据关联是多目标跟踪系统研究的核心。数据关联和目标状态估计两部分既有一定的独立性又有密切的联系，而将两部分合理地结合对提高跟踪系统的性能是重要的。该文以跟踪目标的有效预测区域为依据，利用基于 Mahalanobis 距离的模糊均值聚类方法解决数据关联问题，在一定程度上将数据关联和目标状态估计两个不同的过程相结合，仿真计算说明了其有效性。

关　键　词　多目标多传感器跟踪系统； 数据关联； 模糊聚类； Mahalanobis 距离

中图分类号　TN911.7

多目标多传感器跟踪监视系统广泛应用于军事和民用领域，故受到极大重视和广泛研究[1]。数据关联和目标状态估计是多目标多传感器跟踪系统的两个核心组成部分，而数据关联的结果直接影响到目标状态估计的性能，因此倍受人们的关注。

数据关联的研究起源于 Sittler 的工作，其后，有最近邻(NN)方法、概率数据关联(PDA)方法和联合概率数据关联(JPDA)方法等被提出，以及融合相关算法[2~7]。近年来，人们将模糊逻辑应用于数据关联的研究[8, 9]。文献[8]以模糊 IF-THEN 规则为基础研究数据关联问题，其不足是规则数目随目标数的增加而急剧增加。文献[9]将数据关联问题看作模糊聚类问题，利用模糊聚类均值算法(FCM)解决数据关联问题[10]，减少了计算时间，取得了很好的效果。

用模糊聚类思想解决数据关联问题的关键是定义目标预测状态与观测值的相似性度量，文献[9]采用欧氏距离度量。但用 Kalman 滤波技术作目标状态估计时，利用 Mahalanobis 距离度量目标预测状态与观测值的相似性更为合理，本文根据这一思路，用 Mahalanobis 距离替代模糊聚类均值算法中的欧氏距离，其结果不仅使目标预测状态与观测值的相似性度量更合理，而且在一定程度上将数据关联和目标状态估计两个过程融合，仿真计算说明了其有效性。

1　多目标跟踪问题

设有 T 个目标，$\boldsymbol{x}^t(k)$ 表示第 $t(t=1, 2, \cdots, T)$个目标在 k 时刻的状态，$\boldsymbol{x}^t(k)$ 满足下列运动方程

$$\boldsymbol{x}^t(k+1)=\boldsymbol{F}^t(k)\boldsymbol{x}^t(k)+\boldsymbol{G}^t(k)\boldsymbol{w}^t(k)$$

式中 $\boldsymbol{F}^t(k)$ 和 $\boldsymbol{G}^t(k)$ 是已知矩阵；$\boldsymbol{w}^t(k)$ 是独立的均值为零、方差为 $\boldsymbol{Q}^t(k)$ 的高斯噪声。

为简单起见，以单传感器为例，用 $\boldsymbol{z}^t(k)$ 表示第 $t(t=1, 2, \cdots, T)$个目标在 k 时刻的观测值，$\boldsymbol{z}^t(k)$ 满足下列关系

$$\boldsymbol{z}^t(k)=\boldsymbol{H}(k)\boldsymbol{x}^t(k)+\boldsymbol{v}(k)$$

2001 年 6 月 11 日收稿
*国家自然科学基金重点资助项目，No. 69732010。
**女　38 岁　大学　讲师

式中　$H(k)$ 是已知矩阵；$v(k)$ 是独立的均值为零、方差为 $R(k)$ 的高斯噪声，并且 $w^t(k)$ 与 $v(k)$ 相互独立。

利用 Kalman 滤波可得

$$x^t(k\mid k)=x^t(k\mid k-1)+P^t(k\mid k-1)H(k)'W^t(k)^{-1}[z^t(k)-H(k)x^t(k\mid k-1)]$$

$$P^t(k\mid k)^{-1}=P^t(k\mid k-1)^{-1}+H(k)'R(k)^{-1}H(k)$$

$$W^t(k)=H(k)P^t(k\mid k-1)H(k)'+R(k)$$

式中　符号　′ 表示矩阵转置运算；$x^t(k\mid k-1)$ 和 $x^t(k\mid k)$ 分别表示目标 t 在 k 时刻的预测值和估计值；$P^t(k\mid k-1)$ 和 $P^t(k\mid k)$ 分别表示目标 t 在 k 时刻状态的预测误差和估计误差。

在实际情况中，一个观测值来自哪个目标是并不知道。常用的方法是根据 Mahalanobis 距离定义有效预测区域，例如，对给定的阈值 γ(跟踪门限)，若观测值 $z(k)$ 满足

$$[z(k)-H(k)x^t(k\mid k-1)]'W^t(k)^{-1}[z(k)-H(k)x^t(k\mid k-1)]\le\gamma^2$$

则认为观测值 $z(k)$ 来自第 t 个目标。说明用 Mahalanobis 距离度量观测值和预测值的相似性更合理。

2　模糊数据关联

文献[9]利用模糊聚类均值(FCM)算法解决数据关联问题，下面先介绍模糊聚类均值(FCM)算法[10]。

设 $\{x_i,\ i=1,2,\cdots,n\}$ 是特征空间中 n 个样本组成的样本集合，将其聚为 c 个类，并使聚类损失函数

$$J=\sum_{k=1}^{c}\sum_{i=1}^{n}[u_k(x_i)]^b\,\|x_i-m_k\|^2$$

最小。其中，加权指数 $b>1$；$m_k\ (k=1,2,\cdots,c)$ 是第 k 个聚类的中心；$u_k(x_i)$ 是第 i 个样本在第 k 个聚类中的隶属度，且 $0\le u_k(x_i)\le 1$ 及 $\sum_{k=1}^{c}u_k(x_i)=1$。用拉格朗日数乘法可得

$$m_k=\frac{\sum_{i=1}^{n}[u_k(x_i)]^b x_i}{\sum_{i=1}^{n}[u_k(x_i)]^b}\qquad k=1,2,\cdots,c$$

$$u_k(x_i)=\frac{\left(\dfrac{1}{||x_i-m_k||^2}\right)^{\frac{1}{b-1}}}{\sum_{j=1}^{c}\left(\dfrac{1}{||x_i-m_j||^2}\right)^{\frac{1}{b-1}}}\quad k=1,2,\cdots,c;\quad i=1,2,\cdots,n$$

值得注意的是，对固定的$\boldsymbol{m}_k$（$i=1,2,\cdots,c$），$u_k(\boldsymbol{x}_i)$的表达式仍成立。

若将 c 看作目标数，n 看作观测数，$\boldsymbol{m}_k$ $(k=1,2,\cdots,c)$ 看作目标状态预测值，从而可以算出$u_k(\boldsymbol{x}_i)$，即为文献[9]提出的基于模糊聚类均值(FCM)算法的模糊数据关联方法的基本思想。

根据上面的介绍，用 Mahalanobis 距离度量观测值和目标状态预测值的相似性更合理，这时

$$u_t(x_i)=\frac{\left(\dfrac{1}{[x_i-\boldsymbol{H}(k)x^t(k|k-1)]'\boldsymbol{W}^t(k)^{-1}[x_i-\boldsymbol{H}(k)x^t(k|k-1)]}\right)^{\frac{1}{b-1}}}{\sum_{j=1}^{T}\left(\dfrac{1}{[x_i-\boldsymbol{H}(k)x^j(k|k-1)]'\boldsymbol{W}^j(k)^{-1}[x_i-\boldsymbol{H}(k)x^j(k|k-1)]}\right)^{\frac{1}{b-1}}}$$

这里$t=1,2,\cdots,T$；$i=1,2,\cdots,n$。这样做的好处是在数据关联过程中有效地利用了目标状态估计过程中的信息，仿真实验说明优于文献[9]的方法。

下面给出基于 Mahalanobis 距离的模糊数据关联算法：

1) 依据观测值和目标状态预测值，求出基于 Mahalanobis 距离的$u_t(\boldsymbol{x}_i)$，得到$c\times n$的模糊关联矩阵$\boldsymbol{U}=[u_t(\boldsymbol{x}_i)]$；

2) 依据 $\boldsymbol{U}$，按下列方法确定目标-数据关联。令

$$S_1=\{(t^1,i^1):(t^1,i^1)=\arg\max_{(t,i)}u_t(x_i)\}$$

对S_1中的元出现下列情况时分别处理如下：1) 在S_1中有(t^1,i_1^1)和(t^1,i_2^1)存在(即一个目标与两个观测的模糊关联度相等)，这时保留 Mahalanobis 距离小的在S_1中；若 Mahalanobis 距离也相等，则任意保留一个在S_1中；2) 在S_1中有(t_1^1,i^1)和(t_2^1,i^1)存在(即一个观测与两个目标的模糊关联度相等)，则任意保留一个在S_1中。将出现在(处理过的)S_1中的行和列从$\boldsymbol{U}$中删除，得$\boldsymbol{U}$的余子式$\boldsymbol{U}(S_1)$，对$\boldsymbol{U}(S_1)$重复上述过程，直到每个目标与一个观测值相关联为止。

3 计算实例

考虑 6 个目标的情况，第i ($i=1,2,\cdots,6$) 个目标的位置和速度变化满足下列方程

$$\boldsymbol{P}_i(t) = \boldsymbol{P}_i(t-1) + \boldsymbol{S}_i(t)T$$
$$\boldsymbol{S}_i(t) = \boldsymbol{S}_i(t-1) + aT$$

式中 加速度 a 取为 0.5，观测时间间隔 T 取为 1，仿真中取 t=1，2，…10。初始位置分别是 9、100、30、65、45 和 75，初始速度分别是 5、4、7、3.5、2 和 2。观测噪声是零均值高斯噪声，位置方差分别是 3.65、3.70、3.75、3.80、3.90 和 4.00，速度方差分别是 0.85、0.90、1.00、1.10、1.15 和 1.20。

文献[9]在做了 10 000 次 Monte Carlo 实验后，正确关联率是 95.3 %，在相同条件下本文方法的正确关联率是 97.6 %。

4　结 束 语

数据关联问题是多目标多传感器跟踪系统研究的基本问题。本文依据 Kalman 滤波算法及跟踪门技术和模糊均值聚类算法，提出基于 Mahalanobis 距离的模糊数据关联算法，使度量状态预测值和观测值的相似性更合理，且在一定程度上将数据关联和状态估计两个过程相结合，仿真实验说明了其有效性。

参 考 文 献

1　Bar Shalom Y, Li X R. Multitarget-multisensor tracking: principles and techniques. Storrs: YBS, 1995

2　Sittler R W. An optimal data association problem in surveillance theory. IEEE Trans on Military Electronics, 1964, 8(2): 125~139

3　Singer R A, Sea R G. New results in optimizing surveillance system tracking and data correlation performance in dense multitarget environments. IEEE Trans on Automatic Control, 1973, 18(6): 571~582

4　Bar-Shalom Y, Tse E. Tracking in a cluttered environment with probabilistic data association. Automatic, 1975, 11(9): 451~460

5　Fortmann T E, Bar-Shalom Y, Scheffe M. Sonar tracking of multiple targets using joint probabilistic data association. IEEE J of Oceanic Engineering, 1983, 8(3): 173~184

6　Yin Xiaodong,Liu Houming.An inproved algorithm of multitargsts with multiscnsors.Journal of University of Electronic Science and Technology of China, 1994, 23(3):225~231[尹晓东，刘后铭。改进的多目标多传感器数据融合相关算法。电子科技大学学报，1994，23(3):225~231]

7　Wan Jihong,Liu Houming.A high performance fusiou algorthm of targe identification . Journal of University of Electronic Science and Technology of China, 1995,24(2):137~142[万继宏，刘后铭。一种高性能目标识别融合算法。电子科技大学学报，1995,24(2):137~142]

8　Singh R P, Balley W H. Fuzzy logic applications to multisensor-multitarget correlation. IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems, 1997, 33(3): 752~769

9　Aziz A M, Tummala M, Cristi R. Fuzzy logic data correlation approach in multisensor-multitarget tracking systems. Signal Processing, 1999, 76(2): 195~209

10　Bezdek J C. Pattern Recognition with Fuzzy Objective Function Algorithms. New York: Plenum Press, 1981

Fuzzy Data Correlation Based on the Predicted Validation Region

Zhang Yu Zhang Jianzhou
(Dept. of Computer, Chengdu Aeronautic Vocational & Technical College Chengdu 610061)
You Zhisheng
(College of Computer, Sichuan University Chengdu 610064)

Abstract Multitarget-multisensor tracking systems consist of data correlation and state estimation. The multitarget tracking is made interesting by the data association problem. The data correlation and state estimation are both certainly independent and closely relative, but the performance of tracking systems can be improved by suitable incorporating the two components. In this paper, a fuzzy correlation approach is presented based on fuzzy clustering means algorithm with Mahalanobis distance. The approach, in a sense, fuses two different procedures of data correlation and state estimation. The simulation result using Monte Carlo method is given to demonstrate the efficiency of the new approach.

Key words multitarget-multisensor tracking; data correlation; fuzzy clustering; Mahalanobis distance