

一种改进的基于 FCM 的目标跟踪数据关联算法

张 刚¹, 廖 阳², 刘 强³

(1. 空军工程大学 工程学院, 陕西 西安 710038; 2. 空军工程大学 导弹学院, 陕西 三原 713800; 3. 空军驻 162 厂军代室, 贵州 安顺 561018)

摘 要: 为了克服杂波环境下对多目标进行数据互联时, 计算量出现组合爆炸现象, 提出了改进的基于 FCM 的多目标跟踪数据关联算法。将航迹的预测值转换到各个传感器的观测空间作为各自的聚类中心, 利用目标属于所有量测的隶属度, 来代替 JPDAF 中的关联概率, 将多目标数据关联问题可转化为模糊聚类问题, 进行关联计算。改进的基于 FCM 的多目标跟踪数据关联算法, 有效地利用了目标状态估计中的历史信息, 实现量测与航迹的关联。该算法克服了 JPDAF 算法计算量大的缺点, 实现杂波环境下多目标数据互联。仿真结果表明了该算法的有效性。

关键词: 目标跟踪; 数据关联; 隶属度; 模糊聚类

DOI: 10.3969/j.issn.1009-3516.2010.01.009

中图分类号: TN954 **文献标识码:** A **文章编号:** 1009-3516(2010)01-0036-04

在多传感器跟踪系统中, 数据关联是目标跟踪中最重要且最困难的问题。目前关于数据关联的典型算法有“最近邻”法、“全邻”最优法、概率数据关联算法(PDA)、联合概率数据关联算法(JPDA)及多假设跟踪法(MHT)等^[1-4]。其中 JPDA 方法被认为是杂波环境下对多目标进行数据互联的一种良好的算法, 但随着目标数、量测数及杂波密度的增加, 计算量出现组合爆炸现象, 从而使该算法的应用受到限制^[2-4]。为此, 本文提出改进的基于 FCM(fuzzy C-means)的多目标跟踪数据关联算法, 有效地利用了目标状态估计中的历史信息, 可区分源于不同目标的量测, 实现量测与航迹的关联。

1 联合概率数据关联(JPDA)算法

联合概率数据互联算法^[5](JPDA)是在杂波环境下, 当有回波落入不同目标相关波门的重叠区域内时, 为了表示有效回波和各目标跟踪门的复杂关系, Bar-Shalom 引入确认矩阵(或互联聚矩阵)的概念。确认矩阵反映了有效回波与目标或杂波互联态势。

设 $\theta_j(k)$ 表示量测 j 源于目标 $t(0 \leq t \leq T)$ 的事件, 而事件 $\theta_0(k)$ 表示量测 j 源于杂波或虚警。第 j 个量测与目标 t 互联的概率为:

$$\beta_j(k) = P\{\theta_j(k) | \mathbf{Z}^k\} \quad j=0, 1, \dots, m_k, t=0, 1, \dots, T; \sum_{j=0}^{m_k} \beta_j(k) = 1 \quad (1)$$

则 k 时刻目标 t 的状态估计为:

$$\hat{\mathbf{X}}^t(k/k) = E[\mathbf{X}^t(k) | \mathbf{Z}^k] = \sum_{j=0}^{m_k} E[\mathbf{X}^t(k) | \theta_j(k), \mathbf{Z}^k] P\{\theta_j(k) | \mathbf{Z}^k\} = \sum_{j=0}^{m_k} \beta_j(k) \hat{\mathbf{X}}_j^t(k/k) \quad (2)$$

式中 $\hat{\mathbf{X}}_j^t(k/k) = E[\mathbf{X}^t(k) | \theta_j(k), \mathbf{Z}^k]$ ($j=0, 1, \dots, m_k$) 表示在 k 时刻用第 j 个量测对目标 t 的状态估计, 而 $\hat{\mathbf{X}}_0^t(k/k)$ 表示 k 时刻没有量测源于目标的情况, 这时可用预测值 $\hat{\mathbf{X}}^t(k/k-1)$ 来代替。

* 收稿日期: 2008-10-20

基金项目: 航空科学基金资助项目(01H30011)

作者简介: 张 刚(1978-), 男, 陕西三原人, 博士, 主要从事制导控制及信息处理研究. E-mail: gang3530@sina.com

2 模糊 C - 均值聚类算法

模糊 C - 均值聚类^[6-9](FCM)是用隶属度确定每个数据点属于某个聚类程度的一种聚类算法,其思想是使得被划分到同一类的对象之间相似度最大,而不同类之间的相似度最小。FCM算法是普通 C - 均值算法的改进,普通 C - 均值算法对于数据的划分是硬性的,而 FCM 方法则是一种柔性的模糊划分^[10],它通过优化模糊目标函数得到每个样本点相对类中心的隶属度,从而决定样本点的分类。

设在 S 维空间中一个有限大的集合 $\mathbf{X} = \{x_1, x_2, \dots, x_n\} \in \mathbf{R}^S$ 是 n 个待聚类的样本的集合, $x_k (k = 1, 2, \dots, n)$ 为样本点, 设类的个数为 $c (1 \leq c \leq n)$, 聚类中心为 $\mathbf{V} = \{v_1, v_2, \dots, v_c\}^T \in \mathbf{R}^S$, 设 $\mathbf{U} = [u_{ik}]$ 为一 $c \times n$ 阶的实矩阵, u_{ik} 是样本 x_i 对聚类中心 v_k 的隶属度, 且 $0 \leq u_{ik} \leq 1$, $\sum_{i=1}^c u_{ik} = 1$ 。FCM 聚类目标函数 J_m 定义为:

$$J_m(\mathbf{U}, \mathbf{V}) = \sum_{k=1}^n \sum_{i=1}^c (u_{ik})^m (d_{ik})^2 \quad (3)$$

式中: $(d_{ik})^2 = \|x_k - v_i\|^2$; d_{ik} 为样本 x_k 对聚类中心 v_i 的欧氏距离; m 为加权指数, 且 $m \in [1, \infty)$ 。加权指数 m 用于调节聚类的模糊程度, 本文取 $m = 2$ 。

聚类目标函数 $J_m(\mathbf{U}, \mathbf{V})$ 表示样本 x_i 与各个聚类中心 v_k 的加权距离平方和, 其权重为样本 x_i 对聚类中心 v_k 的隶属度 u_{ik} 的 m 次方, 样本集和 \mathbf{X} 的最佳模糊 C - 划分应是 J_m 的最小方差稳定点 (\mathbf{U}, \mathbf{V}) 。模糊 C - 均值聚类算法是一个迭代过程, 计算步骤如下:

1) 初始化收敛判别条件 $\varepsilon > 0$, 任意设置初始聚类中心 $\mathbf{V}^{(0)}$, 并设 $k = 1$, 计算 $\mathbf{U}^{(k)}$, 见式(4)。

2) 计算 $\mathbf{V}^{(k+1)}$ 。

$$u_{ik} = 1 / \left[\sum_{j=1}^c \left(\frac{d_{ik}}{d_{jk}} \right)^{2/(m-1)} \right], \quad \forall i, k \quad (4) \quad v_i = \sum_{k=1}^n (u_{ik})^m x_k / \left[\sum_{k=1}^n (u_{ik})^m \right], \quad \forall i \quad (5)$$

3) 若 $\|\mathbf{V}^{(k+1)} - \mathbf{V}^{(k)}\| < \varepsilon$, 则停止迭代, 否则, $k = k + 1$, 转 1), 计算 $\mathbf{U}^{(k+1)}$, 直至满足上述收敛条件。

3 改进的 FCM 数据关联融合算法

在量测 - 航迹的关联中, 核心问题是求解传感器的量测以多大程度与目标航迹的估计相近似。在 FCM 中, 用隶属度来描述样本点与聚类中心的贴近程度。若 u_{ik} 是第 i 个样本点 x_i 与第 k 个类 v_k 之间的隶属度, 相当于一个样本点相对于各个类的隶属度之和为 1。在 JPDA 中, 关联概率对于一个目标而言, 所有落入其跟踪波门内的有效量测与目标的关联概率之和为 1。这两者的出发点不同, FCM 是从样本点的角度出发的, 而关联概率则是针对某个目标而言, 所以必须对 FCM 做出调整才能使之应用于关联概率的计算。在计算隶属矩阵时, 可以用某个目标属于所有量测的隶属度 u_{ik} 代替 JPDAF 中的关联概率, 从而将多目标数据关联问题转化为模糊聚类问题。

3.1 基于 FCM 的多目标跟踪算法

以 2D 雷达为例。假设目标跟踪系统已形成 T 条航迹, 对于 FCM 来说, 则有 T 个样本点^[11]。

1) 根据 $(k-1)$ 时刻目标 $t (t = 1, 2, \dots, T)$ 的状态融合估计, 得到 k 时刻的目标状态预测, 再根据传感器的量测模型(不考虑量测噪声)和 Kalman 滤波器算法, 给出 k 时刻的量测预测 $\hat{\mathbf{Z}}_R^t$ 、新息及新息协方差阵。

2) 对所有的目标和有效量测依次计算相应的统计距离 d_{ij} , 即滤波残差:

$$\mathbf{d}_{ij}^t(k) = \mathbf{v}_j^t(k)' \mathbf{S}_j^{t-1}(k) \mathbf{v}_j^t(k) \quad (6)$$

式中: $\mathbf{v}_j^t(k)$ 是量测 j 与目标 t 之间的新息; $\mathbf{S}_j^t(k)$ 为其协方差阵。

3) 以量测预测 $\hat{\mathbf{Z}}_R = (\hat{\mathbf{Z}}_R^1, \hat{\mathbf{Z}}_R^2, \dots, \hat{\mathbf{Z}}_R^T)$ 作为样本点, 有效量测 \mathbf{Z} 作为聚类中心。设雷达共得到 m_1 个有效量测, 利用 FCM 方法计算它们之间的隶属度, 得到隶属度矩阵 \mathbf{U} , 即关联矩阵:

$$\mathbf{U} = \{u_{ij}^t\} = \begin{bmatrix} u_{11}^1 & u_{11}^2 & \cdots & u_{11}^T \\ u_{21}^1 & u_{21}^2 & \cdots & u_{21}^T \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ u_{m_1 1}^1 & u_{m_1 1}^2 & \cdots & u_{m_1 1}^T \end{bmatrix} \quad (7)$$

3.2 改进的基于 FCM 的多传感器数据关联算法

对于 FCM 算法而言,就是将航迹的预测值转换到各个传感器的观测空间作为各自的聚类中心,然后进行关联计算。

设传感器 $s(s=1,2,\dots,N_s)$ 接收到的观测数为 $m_{ki}(i=1,2,\dots,N_s)$,各传感器接收到的观测数可能不相等。设在 k 时刻, N_s 个传感器的测量数据集 $\mathbf{Z}(k) = ((Z_1^1(k), Z_2^1(k), \dots, Z_{m_{k1}}^1(k)), (Z_1^2(k), Z_2^2(k), \dots, Z_{m_{k2}}^2(k), \dots, (Z_1^{N_s}(k), Z_2^{N_s}(k), \dots, Z_{m_{kN_s}}^{N_s}(k)))'$ 。其计算步骤如下:

1) 在一个航迹更新周期开始时,由滤波器给出目标位置和速度的滤波值和预测值。

2) 将目标的预测的位置转换到传感器 1 的观测空间内。依据目标量测值和目标位置的预测值,求出基于 Mahalanobis 距离的关联矩阵 β^1 。

3) 反复执行 2),对于 N_s 个传感器,共建立 N_s 个关联矩阵 $\beta^s(s=1,2,\dots,N_s)$ 。

4) 对航迹进行更新。对目标 t , N_s 个滤波增益,量测变换矩阵和测量为: $\mathbf{H}(k) = [\mathbf{H}_1^T(k), \mathbf{H}_2^T, \dots, \mathbf{H}_{N_s}^T(k)]^T$, $\mathbf{Z}_L(k) = [(Z_{l_1}^1(k))^T, (Z_{l_2}^2(k))^T, \dots, (Z_{l_{N_s}}^{N_s}(k))^T]^T$; 状态估计为: $\hat{\mathbf{X}}^t(k/k) = [\mathbf{I} - \mathbf{K}(k)\mathbf{H}(k)]\hat{\mathbf{X}}^t(k/k-1) + \sum_{i=1}^{N_s} \mathbf{K}_i(k) \sum_{l_i=0}^{m_{ki}} \beta_{i,i}^t(k) \mathbf{Z}_{l_i}^t(k)$; 协方差更新为: $\mathbf{P}^t(k/k) = \sum_i \beta_i^t(k) [\mathbf{P}_i^t(k/k) + \hat{\mathbf{X}}_i^T(k/k) \hat{\mathbf{X}}_i^T(k/k) - \hat{\mathbf{X}}^t(k/k) \hat{\mathbf{X}}^t(k/k)^T]$ 。式中: $\mathbf{K}(k) = [K_1(k), K_2(k), \dots, K_{N_s}(k)]$ 是全局增益; $K_i(k)$ 是第 i 个传感器滤波对目标 t 状态增益, $\beta_{i,i}^t(k)$ 是按照单传感器 JPDA 算法计算第 i 个传感器接收到的第 l_i 个回波 $Z_{l_i}^t(k)$ 与目标 t 关联概率。

4 仿真算例

以 2 部 2D 雷达组成的系统为例。设 2 部雷达的量测噪声是零均值高斯分布的白噪声,距离和方位角量测误差分别为: $\sigma_{r1} = \sigma_{r2} = 10^4$ m, $\sigma_{\theta1} = \sigma_{\theta2} = 36$ rad。为简化起见,不考虑坐标转换和时间对准,设 2 个雷达均位于直角坐标原点,且两者同步,采样周期为 $T=1$ s。检测概率 $P_D=1$ 。

设有 2 个近距离平行运动的匀速目标,目标 I、II 的初始位置分别在 $(2, 10, 10)$ km, $(2, 10.5, 10)$ km 处,初始速度分别为 $v_x^1 = v_x^2 = 300$ m/s,在 0 到 60 个周期内沿 x 轴作匀速直线飞行。假设杂波模型服从一致性分布,个数服从 Poisson 分布,其期望数 $\lambda = 15 \times 10^{-6}$ 。

图 1 给出了采用并行的多传感器 JPDAF 算法的结果,图 2 给出了采用本文算法的航迹输出结果。

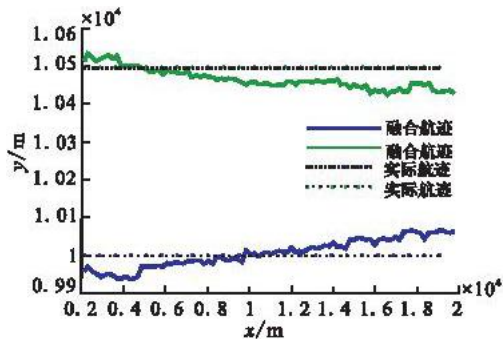


图 1 基于 JPDAF 的融合航迹

Fig.1 Fusion tracking based on JPDAF

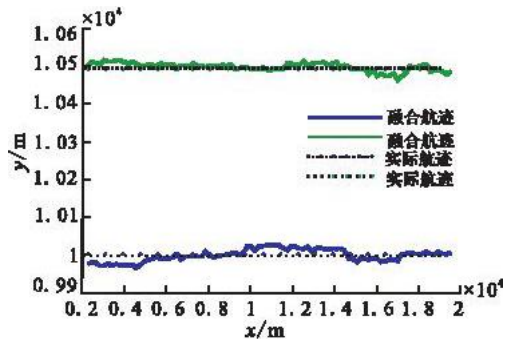


图 2 基于本文算法的融合航迹

Fig.2 Fusion tracking based on FCMJPDAF

从图 1 可以看到,对于距离相对比较接近的平行运动目标,JPDAF 算法自身固有的特性导致航迹之间相互“聚合”,这样就会造成跟踪航迹的偏移。与单传感器系统相比较,多传感器系统削弱了航迹偏移的程度。而在图 2 中,将多传感器的互联问题分解成多个单传感器互联的过程,彼此之间相对独立,所以不曾出现上述的现象。

5 结束语

对于多传感器信息融合多目标跟踪系统,通过在不同的传感器的观测空间上建立多目标运动状态的投影,将多传感器互联分解为多个单传感器互联的过程,克服了直接采用多传感器数据关联算法的困难。在对单传感器互联的过程中,采用了模糊聚类的方法,用计算某个目标属于所有量测的隶属度 u_{ik} ,来代替 JPDAF

中的关联概率,极大地减少了计算量。仿真结果表明了本文方法的有效性。

参考文献:

- [1] 周宏仁,敬忠良,王培德. 机动目标跟踪[M]. 北京:国防工业出版社,1994.
ZHOU Hongren, JING Zhongliang, WANG Peide. Tracking of Maneuvering Targets[M]. Beijing: National Defense Industry Press,1994. (in Chinese)
- [2] 何友,修建娟,张晶炜,等. 雷达数据处理[M]. 北京:电子工业出版社,2006.
HE You, XIU Jianjuan, ZHANG Jingwei, et al. Radar Data Processing with Applications[M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry,2006. (in Chinese)
- [3] Shahabzian E, Blodgett D, Labbe P. The Extended OODA Model for Data Fusion Systems[J]. Proceeding of Fusion, 2001, 7(1):19-25.
- [4] Hinman M L. Some Computational Approaches for Situation Assessment and Impact Assessment[J]. Proceedings of the Fifth International Conference on Information Fusion, 2002,11(1): 687-693.
- [5] 蔡庆宇,薛毅,张伯彦. 相控阵雷达数据处理及其仿真技术[M]. 北京:国防工业出版社,1997.
CAI Qingyu, XUE Yi, ZHANG Boyan. Phased Array Radar Data Processing and Its Simulation Techniques[M]. Beijing: National Defense Industry Press,1997. (in Chinese)
- [6] Looney C G. Exploring Fusion Architecture for A Common Operational Picture[J]. Information Fusion,2001,5(2):251-260.
- [7] Looney C G, Liang L R. Cognitive Situation and Threat Assessments of Ground Battlespaces[J]. Information Fusion, 2003,7(4):297-308.
- [8] 苏日,申卯兴,王立辉. 基于灰色关联方法的目标类型识别[J]. 空军工程大学学报:自然科学版,2006,7(1):26-28.
SU Ri, SHEN Maoxing, WANG Lihui. A Method of Target Type Classification Based on Grey Correlation Analysis[J]. Journal of Air Force Engineering University: Natural Science Edition,2006,7(1):26-28. (in Chinese)
- [9] Qu Changwen, He You. A Method of Threat Assessment Using Multiple Attribute Decision Making[C]//6th International Conference on Signal Processing. [S. l]:IEEE Press,2002:1091-1095.
- [10] Hall D L, Linas J. Handbook of Multisensor Data Fusion[M]. New York: CRC Press, 2001.
- [11] 韩红,韩崇昭,朱洪艳,等. 基于模糊聚类的异类多传感器数据关联算法[J]. 西安交通大学学报,2004,32(4):388-391.
HAN Hong, HAN Chongzhao, ZHU Hongyan, et al. Heterogeneous Multi-sensor Data Association Algorithm Based on Fuzzy Clustering[J]. Journal of Xi'an Jiaotong University,2004,32(4):388-391. (in Chinese)

(编辑:田新华)

An Improved Multi-target Tracking Data Association Algorithm Based on FCM

ZHANG Gang¹, LIAO Yang², LIU Qiang³

(1. Engineering Institute, Air Force Engineering University, Xi'an 710038, China; 2. Missile Institute, Air Force Engineering University, Sanyuan 713800, Shaanxi, China; 3. Air Deputy Office of Factory 172, Anshun 561018 Guizhou, China)

Abstract: An improved FCM-based multi-target tracking data association algorithm (MFCMDA) is proposed to overcome the combinatorial explosion of calculating volumes when multi-objective data are on the Internet under the clutter environment. The forecast track would be converted into various sensors in space as their own observations of the cluster, and by substituting the membership measured by all quantities belong to the goal instead of associated probability in JPDAF, the multi-objective data associated problem can be converted into a fuzzy clustering one in performing associated computation. So the improved FCM based multi-target tracking data association algorithm can be taken to realize the association of track and measure by effectively using the historical information in target state estimation. The improved FCM based multi-target tracking data association algorithm is superior to the JPDAF algorithm in computation. The simulation results show that the method is effective.

Key words: target tracking; data association; membership; fuzzy clustering