

模糊数据关联在多传感器多目标跟踪中的应用

王睿, 张金成

(空军工程大学 导弹学院, 陕西 三原 713800)

摘要: 运用现代数学中的综合分析方法,对杂波环境下多传感器多目标跟踪中的模糊数据关联算法进行了研究,讨论了两航迹状态估计向量间关联度的度量、评价方法和模糊关联准则,并对算法进行了仿真分析,结果证明模糊关联算法对数据关联的质量有明显改善。

关键词: 多传感器;航迹关联;数据融合;模糊集

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 1009-3516(2000)02-0044-04

在多传感器跟踪系统中,常用的处理结构有集中式和分布式^[1]。前者是各传感器的测量数据均被送至中心站进行处理,其特点是信息损失小,精度高,但数据互联较复杂,可靠性差,对计算机和通信资源要求高。后者是各传感器对其观测进行预处理,形成局部航迹,然后再传到中心站,在此进行航迹的相关与融合,从而得到关于目标状态的精确估计,其特点是可靠性高,数据总线负载小。在对各传感器的局部航迹进行融合处理时,数据关联是融合的关键。目前这方面的方法很多,在理论上较为完善的算法是联合概率数据关联(JPDA)法,但该方法在密集多目标环境下其联合关联假设数目急剧增加,计算量出现“组合爆炸”现象,并且当目标处于强杂波背景下时,关于目标测量的不确定性也随之增加,这种情况将会导致较多的错、漏相关。本文提出利用模糊综合函数^[2]来研究目标跟踪中的数据关联问题,对上述情况下的关联性能有所改进,仿真结果也证明了这一点。

1 航迹间的模糊关联度描述

在传统的波门航迹相关法中,采用的是绝对关联判据进行处理,即回波落入波门判为相关,否则不相关,该方法在上述情况下存在较大的模糊性,影响相关的模糊因素有目标位置、航速、加速度、航向等,而这种模糊性可用模糊数学中的隶属度函数来表示,即用隶属度概念来描述两航迹间的相关程度。

设模糊因素集为 $U = \{u_1, u_2, \dots, u_k, \dots, u_n\}$ 式中 u_k 表示对判决起作用的第 k 个模糊因素。在此主要考虑目标位置、速度、航向加速度、径向速度等,这些因素构成了模糊相关判决的主体。

隶属度函数^[3]是应用模糊集理论解决实际问题的核心。根据航迹相关中模糊因素的特点,可采用三种形式的隶属度函数,即正态型、柯西型和居中型^[4],本文采用正态型,即

$$\mu(u) = \exp(-\alpha_k(u^2/\sigma_k^2)) \quad (1)$$

σ_k 是对应于模糊集 U 中第 k 个模糊因素的展度, α_k 是第 k 个因素 u_k 对应的权,通常规定 $\sum_{k=1}^n \alpha_k = 1$,其值通过仿真确定。

设传感器的状态估计矢量为 $\hat{X}(k) = [x, \dot{x}, \ddot{x}, \alpha_m]'$, 其中 $x, \dot{x}, \ddot{x}, \alpha_m$ 分别为目标位置、径向速度、加速度和航向角。为讨论方便,在此只考虑两个传感器的情况。设 $U_1 = \{1, 2, \dots, n_1\}$ 、 $U_2 = \{1, 2, \dots, n_2\}$ 分别为两传感器 1 和 2 的航迹号集合。设各传感器同步采样,送至融合中心的所有状态估计为 $\hat{X}_i^1(k)$ ($i \in U_1$)、 $\hat{X}_j^2(k)$ (j

$\in U_2$) 已被变换到相同的坐标系, 数据传输延时为零, 其对应的估计误差协方差分别为 $P_i^1(k)$ 和 $P_j^2(k)$, 在某时刻两状态估计向量的关联性大小可用二者的相似度表示。

定义 l 时刻两状态估计向量的偏差为^[2]:

$$u_{ij}(l) = C_{ij}^{-\frac{1}{2}}(l)[\hat{X}_i^1(l) - \hat{X}_j^2(l)] \quad i \in U_1, j \in U_2, l = 1, 2, \dots, k \quad (2)$$

在此, $C_{ij}(l) = P_i^1(l) + P_j^2(l)$, 即假设对同一目标的估计误差是独立的。航迹 i 和 j 在 l 时刻二者的相似度表示为

$$d_{ij}(l) = \exp[-\alpha u_{ij}(l)' u_{ij}(l)] \quad i \in U_1, j \in U_2, l = 1, 2, \dots, k \quad (3)$$

其中 $0 < \alpha \leq 1$ 是待定常数。 $\forall i \in U_1, \forall j \in U_2$, 显然有 $0 \leq d_{ij}(l) \leq 1$ 。 因为 $\forall i \in U_1, P_i^1(l) = P_i^1(l)', \forall j \in U_2, P_j^2(l) = P_j^2(l)'$; 所以(3)式可化为

$$d_{ij}(l) = \exp\{-\alpha [X_i^1(l) - X_j^2(l)]' [P_i^1(l) + P_j^2(l)]^{-1} [X_i^1(l) - X_j^2(l)]\} \quad (4)$$

当 $\forall l \in \{1, 2, \dots, k\}$ 求得 $d_{ij}(l)$ 之后, 便形成了航迹 i 和航迹 j 之间的相似性向量, 记为 $M_{ij}(k)$, 则

$$M_{ij}(k) = (d_{ij}(1), d_{ij}(2), \dots, d_{ij}(k))', i \in U_1, j \in U_2 \quad (5)$$

这里 $M_{ij}(k) \in [0, 1]^k$ 。 由文献[2]可知, 若在 $[0, 1]^k$ 引入偏序“ \leq ”, 则 $([0, 1]^k, \leq)$ 是一个完全分配格。 即 $\forall j, p \in U_2$, 若 $\forall M_{ij}(k), M_{ip}(k) \in [0, 1]^k$, 恒有下式成立,

$$M_{ij}(k) \leq M_{ip}(k) \Leftrightarrow d_{ij}(l) \leq d_{ip}(l), l = 1, 2, \dots, k, i \in U_1 \quad (6)$$

如果一个映射 $S_k : [0, 1]^k \rightarrow [0, 1]$ 满足保序性和综合性, 则 $S_k(M_{ij}(k))$ 称为模糊综合函数。 于是, 定义航迹 i 和 j 在 k 时刻的综合相似度为

$$Con_{ij}(k) \stackrel{def}{=} S_k(M_{ij}(k)) = S_k((d_{ij}(1), d_{ij}(2), \dots, d_{ij}(k))'), i \in U_1, j \in U_2 \quad (7)$$

这样, $Con_{ij}(k)$ 就反映了航迹 i 和 j 的关联性大小。

2 基于多传感器信息的模糊关联算法

多传感器跟踪系统的优点之一是性能互补, 为了改善跟踪系统的数据关联性能, 一个重要的方法是充分利用各传感器提供的关于目标的各种有用信息, 如目标位置、速度、航向加速度、径向速度及图像、声音等。 为了既考虑对相关判定起重要作用的因素, 保证对各种运动方式目标的跟踪, 又不至于使算法过于复杂, 增加融合系统的负担, 本文采用如图 1 所示的模糊关联算法结构进行处理^[5]。 以主传感器提供

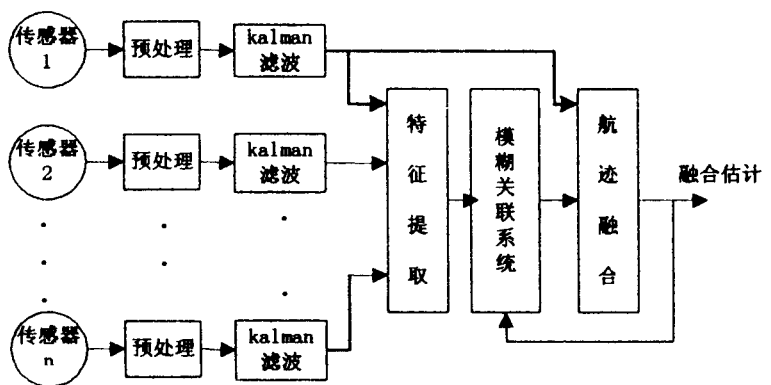


图 1 传感器数据融合的模糊关联算法框图

的数据作为状态估计的主要依据, 其它的传感器提供各种目标特征信息, 这些信息经过模糊关联系统处理之后, 给出点迹与航迹的关联程度及配对表。 为简单起见, 在此只考虑从雷达接收到的数据中提取有用的特征信息, 如距离、速度、加速度、目标运动方向及径向速度等。 其中的模糊推理系统具有较好的并行数据处理能力, 利用这一特点, 可用来同时处理多种有效的特征信息, 系统可由先验知识离线初步建立或由输入-输出数据离线训练, 以及由数字信息和语言信息两者结合而构成。 另外, 还可采用自适应方法调整系统以适应环境的变化。

为简单起见, 在此只考虑从雷达接收到的数据中提取有用的特征信息, 如距离、速度、加速度、航向及径向速度等。 当由模糊关联推理系统计算出两航迹间在不同时刻的相似性之后, 就可根据相似性的大小判断两航迹间的关联度。 如果在 k 时刻有

$$Con_{ij}(k) \geq \varepsilon \quad (8)$$

时, 就判决航迹 i 和航迹 j 在 k 时刻关联, 并且在 k 时刻 j 不再与其它航迹关联; 否则 i 与 j 为不关联航迹,

此时认为 i 为漏关联航迹。在此 ϵ 为阈值参数,且 $0.5 \leq \epsilon \leq 1$ 。

3 航迹的相关验证

为了控制航迹关联检验的完结和终止,引入航迹关联质量因子 $m_{ij}(k)$,规定 $m_{ij}(0)=0, m_{ij}(k) \geq 0$ 。如果在 k 时刻依据(8)式判决航迹 i 和航迹 j 为关联对时,则

$$m_{ij}(k) = m_{ij}(k-1) + 1$$

直到 $m_{ij} \geq 6$,则规定航迹 i 和航迹 j 为固定关联对,并且在后续的检验中,其对应关系不再变化,它们不再接受关联检验,直接进入航迹融合阶段,直到其中之一被撤消或离开公共区为止。

否则

$$m_{ij}(k) = m_{ij}(k-1) - 1$$

直到 $m_{ij}(k)=0$,则可验证航迹 i 和 j 不关联。

4 多传感器数据融合

不失一般性,考虑两个传感器跟踪的情况。系统的动力学方程为^[6,7]

$$X(k+1) = X(k) + W(k) \quad (9)$$

$$Z_i(k) = X(k) + V_i(k) \quad i = 1, 2 \quad (10)$$

其中 $X(k)$ 是目标的位置向量, $W(k) \sim N[0, qI]$ 是高斯过程噪声, q 是 $W(k)$ 产生的位置误差方差; $V_i(k) \sim N[0, r_i I]$ 是观测噪声, r_i 是位置观测值的误差方差,且 $V_1(k), V_2(k), W(k)$ 和初始状态相互独立, I 是 2×2 的单位阵。

由文献[8]可知,有如下的融合公式

$$\hat{X}(k/k) = P(k/k)[P^{-1}(k/k-1)\hat{X}(k/k-1)] + P(k/k) \sum_{i=1}^2 r_i^{-1} I Z_i(k) \quad (11)$$

$$P^{-1}(k/k) = P^{-1}(k/k-1) + \sum_{i=1}^2 r_i^{-1} I \quad (12)$$

其中

将(12)式代入(11)式,整理得

$$\begin{aligned} \hat{X}(k/k) &= \hat{X}(k/k-1) + P(k/k) \sum_{i=1}^2 r_i^{-1} I [Z_i(k) - X(k/k-1)] \\ &= \hat{X}(k/k-1) + P(k/k) \sum_{i=1}^2 r_i^{-1} d_i(k) \end{aligned} \quad (13)$$

其中 $d_i(k) = Z_i(k) - X(k/k-1)$ 表示传感器 i 融合新息。

若令 $G_1(k) = P(k/k)/r_1, G_2(k) = P(k/k)/r_2$ 分别表示两传感器的增益,由(13)式可知融合估计是融合预测估计与各传感器融合新息的增益加权和。与单传感器相比,融合滤波估计的精度高,即融合滤波估计的协方差阵 $P(k/k)$ 减小,则每个传感器的增益减小。若发生错误关联,对融合估计的影响较单传感器小,故航迹融合可增大目标—航迹间的关联概率^[3]。

5 仿真分析

为简单起见,这里仅模拟两部 2D 雷达的情况。

仿真环境为:进入公共区的目标密度为 100 批,目标在两维平面上做匀速直线运动,速度在 $5 \sim 300 \text{m/s}$ 之间均匀分布,初始航向在 $(0, 2\pi)$ 之间均匀分布。两部雷达的测距误差分别为 $\sigma_{r1} = 0.15 \text{km}$ 和 $\sigma_{r2} = 0.2 \text{km}$,测角误差分别为 $\sigma_{\theta1} = 1^\circ$ 和 $\sigma_{\theta2} = 1^\circ$ 。对两部雷达测量的滤波在直角坐标系中进行,并假设各部雷达已对各测量值进行了点迹—航迹相关处理,形成了本地航迹。过程噪声由 Monte Carlo 方法模拟,滤波用 Kalman 滤波实现。仿真的结果如表 1 所示,并同时和最邻近法进行了比较。表中 P_c 为正确相关概率, P_e 为错误相关概率。

表1 仿真结果

方法	序号														
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	
最邻近法	P_c	0.48	0.54	0.61	0.64	0.61	0.59	0.60	0.64	0.65	0.63	0.61	0.57	0.66	0.60
	P_e	0.52	0.44	0.39	0.36	0.38	0.41	0.39	0.36	0.35	0.36	0.39	0.43	0.34	0.40
模糊关联法	P_c	0.72	0.81	0.88	0.85	0.85	0.87	0.88	0.88	0.87	0.90	0.90	0.89	0.91	0.89
	P_e	0.28	0.19	0.11	0.12	0.12	0.12	0.11	0.12	0.13	0.10	0.10	0.12	0.10	0.11

从仿真结果可看出,在目标密集环境下,和最邻近法相比,采用模糊数据关联具有较高的相关成功概率,相关性能较好,说明该算法是行之有效的。

参 考 文 献

- [1] bar-shalom Y. Multisensor Tracking: Advanced Application[J]. New York: Artech House, 1990, (1): 187~195.
- [2] 何友, 陆大铨, 彭应宁, 等. 基于模糊综合函数的航迹关联算法[J]. 电子科学学刊, 1999, 21(1): 91~96.
- [3] 李洪兴, 汪培庄. 模糊数学[M]. 北京: 国防工业出版社, 1994.
- [4] 何友, 彭应宁, 陆大铨. 多目标多传感器模糊双门限航迹相关算法[J]. 电子学报, 1998, 26(3): 15~19.
- [5] 刘源, 谢维信. 基于多传感器多目标特征信息的模糊数据关联算法[J]. 系统工程与电子技术, 1998, (12): 18~23.
- [6] A. 菲利那, F. A 斯塔德. 雷达数据处理[M]. 北京: 国防工业出版社, 1988.
- [7] 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, 1991.
- [8] 孙红岩, 毛士艺, 林品兴. 多传感器数据分层融合的性质[J]. 电子学报, 1996, 24(6): 55~61.

Application on Fuzzy Data Association for Multisensor and Multitarget Tracking

WANG Rui, ZHANG Jing-cheng

(The Missile Institute, AFEU, Sanyuan 713800, China)

Abstract: In this paper, a fuzzy track correlation algorithm in clutter was studied. The computation and evaluation methods of the fuzzy measure of track correlation between two tracks are discussed, the fuzzy track correlation rule is described as well. Moreover, the algorithm is simulated. The simulation results show that the performance of fuzzy track correlation algorithm has obvious improvement for data associate.

Key words: multisensor; tracking association; data fusion; fuzzy set