

## 目标数据关联的分布式推理判决研究<sup>1</sup>

薛 兵 单甘霖 黄允华

(军械工程学院 石家庄 050003)

**摘 要** 分布式分类系统理论是用来解决分布式缠绕判决分类问题 (DID) 的理论。本文首次把分布式推理判决理论引入数据融合中的目标数据关联问题, 详细描述了分布式目标数据关联推理判决系统的基本原理和系统结构, 并在此基础上设计了相应的算法。该算法分为两个阶段即初步推理判决阶段和分布式推理判决阶段, 最后对算法进行了讨论。

**关键词** 推理判决, 信息融合, 数据关联, 神经推理结构

**中图分类号** TP391

### 1 引 言

“数据关联是建立 C<sup>3</sup>I 系统中某一传感器测量数据与系统中其它测量数据的关系, 以确定它们是否有一个公共源 (目标或事件) 的处理过程”<sup>[1]</sup>。由于这些测量数据可能涉及到不同的坐标系之间的转换, 它们在观测时间上不完全同步, 加之可能具有不同的准确度或分辨率, 因此目标数据关联处理过程实际上是一个推理判决过程。目前, 目标数据关联的方法主要有: 最接近的临近物方法<sup>[2]</sup>; 随机数据关联方法 (PDA) 和联合的 PDA 方法 (JPDA)<sup>[3,4]</sup>; 极大似然方法<sup>[5]</sup>; Bayes 方法<sup>[6]</sup> 等。最接近的临近物方法是 Singer 等人于 1971 年提出的, 它是一种具有固定记忆要求并且能在密集多回波环境下工作的跟踪滤波器。这种滤波器仅利用在统计意义上与被跟踪目标预测状态最近的回波作为候选回波, 滤波算法中增益与协方差矩阵的计算考虑了多种参数的影响。1973 年, Singer 和 Sea 在此基础上又发展了利用先验统计特性估计相关性的最优跟踪滤波器; PDA 方法是于 1972 年由 Barshalom 等人提出的, 其基本思想是: 利用位于跟踪门内的所有回波以获得可能的后验信息; JPDA 方法是在 PDA 方法的基础上发展起来的, 它可以对多个目标进行处理, 而不需要关于目标和杂波的任何先验信息, 但随着杂波密度和目标数量的增加, 其联合假设事件的数目急剧增加, 根据 JPDA 方法计算数据互联问题, 计算复杂, 计算量大, 即存在所谓的“组合爆炸”现象。Trunk 和 Wilson 于 1981 年提出了密集多回波环境下检测目标的不可分辨问题, 提出了一种考虑这种情况的极大似然法, 但由于其计算量大难以在工程中应用。本文把分布式判决分类系统理论<sup>[7]</sup> 引入目标数据关联问题, 构成一大规模分布式目标数据关联推理判决系统, 提出了一种解决目标数据关联问题的新方法。分布式判决分类系统理论是解决一种众多相互缠绕因素的动态判决和分类问题的理论, 这类问题称为分布式缠绕判决分类 (DID, Distributed Interwound Decision) 问题。

### 2 目标数据关联问题的 DID 描述

由于 DID 系统是开放的环境信息处理系统, 因此 DID 系统内部所表示的任何因素、事实、事物和概念等均是对外界环境的反映, 是环境的表现形式。它首先要求将概念微分成相应的基本元素, 在目标数据关联研究中基本元素即对应目标数据的关联参数。

<sup>1</sup> 1997-09-17 收到, 1998-12-04 定稿

## 2.1 目标数据的关联参数

关联参数包括某一传感器测量的一组数据以及传感器本身的特性参数, 它可以分为空间参数和属性参数. 空间参数包括目标空间坐标  $(a_0, a_1, a_2)$  及其对时间的导数 (速度)  $(a_3, a_4, a_5)$ ; 属性参数包括目标密度 (目标的空间分布)  $(a_6)$ , 目标敌我识别属性  $(a_7)$ , 传感器相对精度  $M$ . 当然, 在进行目标数据关联过程中, 还可以引入其它关联参数, 如敌我中识别 (IFF) 模式代码<sup>[1]</sup>、品质因素 (FOM)<sup>[1]</sup> 等. 这些关联参数构成一关联参数向量  $A_0 = [a_1, a_1, \dots, a_m]^T$ , 它是进行目标数据关联处理的基本因素之一. 在 C<sup>3</sup>I 系统中有大量其它测量数据, 其数据集为  $A = [A_1, A_2, \dots, A_n] = [a_{ij}]_{m \times n}$ . 这个集合是用来与观测源的关联参数向量进行数据关联处理的, 是进行目标数据关联处理的另一类基本元素. 目标数据关联处理就是判定  $A_0$  与  $A$  中各向量的关系. 如果经推理  $A_0$  与可能的数据集合  $A$  中的某一向量  $A_k (0 < k \leq n)$  相关, 即认为  $A_0$  属于  $A_k (0 < k \leq n)$ , 如果经推理  $A_0$  与可能的数据集合  $A$  中的所有向量不相关, 这时有两种可能, 一种可能是此次测量的数据是一新目标, 另一种可能是此次测量的数据是噪声.

## 2.2 因素判决

从上面分析可知, 关联向量  $A_0 = [a_0, a_1, \dots, a_m]^T$  是一个有限因素集合, 令  $A_0$  对应一个有限判决集合  $D = \{d_i/i \in N_D\}$ , 其中  $N_D$  为因素的指标集.  $D$  中的一个元素  $d_i$  称为一个因素的动态判决, 它判断  $A_0$  中的一个因素  $a_i$ , 当前是否与  $A_k$  相应元素  $a_{ik}$  关联.  $d_i(a_i)$  有两个逻辑状态 on 和 off, on 表示关联, off 表示不关联,  $(a_i, d_i)$  是一个因素判决的动态表示单元. 为表示方便, 令

$$P_i = d_i(a_i), \quad i \in N_D. \quad (1)$$

在目标数据关联过程中  $P_i$  接收两种信息作为判决依据, 一种是单一因素比较信息, 如目标某一方向的速度  $a_i$  与  $a_{ik}$  相比较的信息, 它是在一个允许误差  $\delta_i$  范围内的相似度认定, 称之为外部依据  $I_i$ ; 另一种是接收其它因素判决的推理输出集合  $\{\lambda_{ij}/j \in N_D, j \neq i\}$  由于它是判决系统内部其它判决因素对  $P_i$  判决的影响, 因此称之为内部依据  $J_i$ . 外部依据和内部依据均是以三种类型: “激励”(Y)、“抑制”(N)和“静止”(O)来影响因素判决  $P_i$ . 在判决内部依据中,

$$\lambda_{ij} = \omega_{ij}(P_j), \quad (2)$$

其中  $\omega_{ij}$  表示从  $P_j$  到  $P_i$  的推理规则, 它代表两个因素  $a_j$  和  $a_i$  之间的制约规律,  $P_j$  为推理输入,  $\lambda_{ij}$  为推理结果. 每个推理规则函数  $\omega_{ij}$  由规则类型  $r_{ij}$  与推理强度  $B_{ij}$  的乘积决定:

$$\omega_{ij} = B_{ij} \cdot r_{ij}(P_j), \quad (3)$$

其中推理强度  $B_{ij} \in [0, 1]$ , 规则类型  $r_{ij}$  从理论上讲有九种<sup>[7]</sup>, 但在目标数据关联问题中, 因为各判决因素间都具有相互支持或否定的特点, 因此其规则类型符合  $r(\text{on}) = Y$ ,  $r(\text{off}) = N$ , (3) 式可简化为

$$\omega_{ij} = \begin{cases} B_{ij} \cdot Y, & (P_j = \text{on}); \\ B_{ij} \cdot N, & (P_j = \text{off}). \end{cases} \quad (4)$$

设  $H_i$  为  $P_i$  的判决依据, 则

$$H_i = I_i + J_i = I_i + \sum_j \lambda_{ij}, \quad (5)$$

$$P_i = T_d(H_i), \quad (6)$$

其中  $T_d$  为优势运算, 当  $Y$  状态优势时  $T_d = \text{on}$ , 表示关联; 当  $N$  状态优势时  $T_d = \text{off}$ , 表示不关联; 当  $Y$  和  $N$  都不存在优势时, 判决保持不变。从上面的分析可以看出  $\lambda_{ij}$  只是判决的决策依据之一, 并不能给出确定的结论, 它表现了弱推理的性质。所有这些弱推理结果中优势  $H_i$  决定  $P_i$  的逻辑状态。选择优势的主要目的在于抓住主要判决依据, 忽视次要判决依据, 提高判决的可靠性。这是在目标数据关联问题中引入分布式推理判决原理使判决系统具有容错性或鲁棒性的根本原因所在。在这个判决过程中各判决因素相互影响 (激励、抑制、静止), 任何因素判决均不能首先单独得到肯定的结论, 结论是所有因素判决的集体行为, 其判决结果是整体的, 它复合人对环境信息的感觉规律。

### 2.3 目标数据关联推理判决系统结构

目标数据关联推理判决系统推理结构如图 1 所示。图 1 中因素判决  $P_i, P_j (i \neq j, i \in N_D, j \in N_D)$  各用一对 on-off 表示, 空心箭头表示激励连接, 实心箭头表示抑制连接。下面用图 1 具体说明其推理过程的工作原理。当  $P_i, P_j$  的 on 元均兴奋时, 两者均发出并接收兴奋信号, 两 on 元通过兴奋连接 1 形成 on 共振环, 结果两 on 元的兴奋状态进一步增强。当  $P_i, P_j$  的 off 元均兴奋时, 两 off 元通过兴奋连接 4 形成 off 共振环, 结果两 off 元的兴奋状态进一步增强。当  $P_i, P_j$  的状态相反时, 两兴奋元通过抑制性连接 2、3 形成反向抑制环, 使两兴奋元的原有兴奋状态均受到相互抑制而减弱。从上面分析可以看出, 图 1 中的六个环路分别为: 连接 1 是 on 共振环路, 连接 4 是 off 共振环路, 连接 2、3 是反向抑制环路, 连接 5、6 是判决因素的竞争环路。六个环路同时工作, 从而实现分布式关联推理。不难看出, 判决因素越多, 所存在的推理环路也就越多, 分布式推理效果就越明显。在这里每个神经元的状态取值范围在  $[0, 1]$  区间上, 用  $(s^{\text{on}}, s^{\text{off}})$  表示神经元的状态空间。引入了神经元的状态空间后, (5) 式可以改写为

$$H_i = \begin{cases} H_i(x_i^{\text{on}}) = s_i^{\text{on}} + y_i, \\ H_i(x_i^{\text{off}}) = s_i^{\text{off}} - y_i; \end{cases} \quad (8)$$

$$y_i = \sum_{j \neq i} \omega_{ij} (s_j^{\text{on}} - s_j^{\text{off}}), \quad (9)$$

式中  $\omega_{ij} = \omega_{ji}$ 。

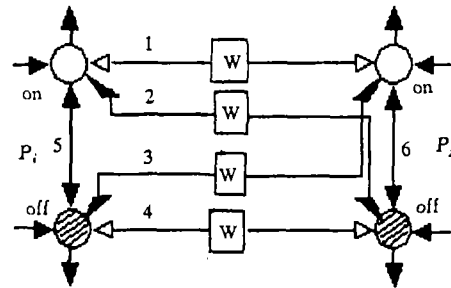


图 1 推理结构图

## 3 目标数据关联算法设计

在基于分布式推理判决原理的目标数据关联算法设计中, 把整个目标数据关联处理过程分为两个阶段, 即初步推理判决阶段和分布式推理判决阶段。

### 3.1 初步推理判决阶段

当一传感器系统接收到一组新的数据  $A_0 = [a_0, a_1, \dots, a_m]^T$  后, 首先与系统中的数据  $A = [A_1, A_2, \dots, A_n]$  进行初步数据关联, 具体步骤如下:

第一步 计算各参数相对误差  $\delta_{ij}$

$$\delta_{ij} = |a_i - a_{ij}|/a_{ij}. \quad (10)$$

第二步 计算差别度  $\eta_{ij}$

$$\eta_{ij} = \delta_{ij}/M, \quad (11)$$

其中  $M$  为进行数据关联传感器的相对精度.

第三步 归一化处理

$$s_{ij}^{\text{off}} = \begin{cases} 1 & \delta'_{ij} \geq M'; \\ \eta_{ij}/M' & \delta'_{ij} < M'; \end{cases} \quad (12)$$

其中  $M'$  为归一化参数,  $M' \geq 1$ ;

$$s_{ij}^{\text{on}} = 1 - s_{ij}^{\text{off}}. \quad (13)$$

经归一化处理, 形成一关联状态矩阵:  $S = \left[ \left( s_{ij}^{\text{on}}, s_{ij}^{\text{off}} \right) \right]_{m \times n}$ .

第四步 对  $S$  中各元素进行优势运算:

$$T_d(s_{ij}) = \begin{cases} \text{on}, & s_{ij}^{\text{on}} \geq s_{ij}^{\text{off}}; \\ \text{off}, & s_{ij}^{\text{on}} < s_{ij}^{\text{off}}; \end{cases} \quad (14)$$

$T_d(s_{ij}) = \text{on}$  表示因素  $a_i$  与因素  $a_{ij}$  相关.

下面分析经优势运算后可能的情况:

(1) 无相关因素. 这表明此次接收数据为新目标, 本次目标数据关联处理结束.

(2) 如  $A_0$  只与  $A$  中一列  $A_k$  各元素数据完全相关, 其它均不相关. 这表明此次接收数据是与系统中的第  $k$  批目标数据相关, 即  $A_0$  是  $A_k$  批目标的新数据, 本次目标数据关联处理结束.

(3) 其它情况, 即各因素判决之间存在矛盾或有多组同时相关的情况. 此时不能立即判定传感器数据与系统中哪批数据相关, 需要进一步进行推理, 系统进入分布式推理判决阶段.

### 3.2 分布式推理判决阶段

第一步 删除关联矩阵  $S$  中所有不关联列, 即  $T_d(s_{ij}) = \text{off}$  ( $i = 1, 2, \dots, m, j \in N_D$ ) 列, 得  $S$  的一子矩阵  $S' = \left[ \left( s_{ij}^{\text{on}}, s_{ij}^{\text{off}} \right) \right]_{m \times q}$  ( $q \leq n$ ).

第二步 取  $S'$  中第  $j$  列 ( $j$  初值为 1).

第三步 计算  $t_{ij} = \left| s_{ij}^{\text{on}} - 0.5 \right|$ , 得  $T_j = [t_{1j}, t_{2j}, \dots, t_{mj}]^T$ . 取  $T_j$  中各元素中最小元素得  $t_{ij}$ ,  $t_{ij}$  所对应因素即为最模糊因素.

第四步 根据 (4), (8) 和 (9) 式有

$$s_{ij}'^{\text{on}} = s_{ij}^{\text{on}} + y_i = s_{ij}^{\text{on}} + \sum_{j \neq i} \omega_{ij}(s_j^{\text{on}} - s_j^{\text{off}}) = s_{ij}^{\text{on}} + \sum_{j \neq i} B_{ij}(s_j^{\text{on}} - s_j^{\text{off}}).$$

同理  $s_{ij}'^{\text{off}} = s_{ij}^{\text{off}} - \sum_{j \neq i} B_{ij}(s_j^{\text{on}} - s_j^{\text{off}})$ .

第五步 重复第三步, 直到各关联因素一致. 关于其收敛性在文献 [7] 中有详细证明过程, 有兴趣的读者可查阅有关章节.

第六步  $j = j + 1$ , 重复第二、三、四、五步, 直到  $j = q + 1$ .

第七步 对  $S'$  各元素进行优势运算.

由于经分布式推理过程, 已不存在判决因素矛盾的情况, 因此经分布式推理后可能的情况如下:

(1) 无相关元素; (2) 只有一列相关, 其它列均无关; (3) 有一列以上相关.

(1)、(2) 两种情况分析同上. 对于第三种情况, 令  $q_k = \sum_{i \neq k} s_{ik}'^{\text{on}}$  ( $k = 1, 2, \dots, t$ ), 计算  $q_k$ , 取其中最大值  $q_j = \max q_k$ , ( $k = 1, 2, \dots, t$ ). 结论: 本次输入与  $j$  相关.

### 3.3 仿真及结果分析

利用 MATLAB 语言对在  $(x, y)$  平面监视区域内的四个目标的数据关联情况进行了仿真.

采样数据与跟踪结果如图 2、图 3 所示.

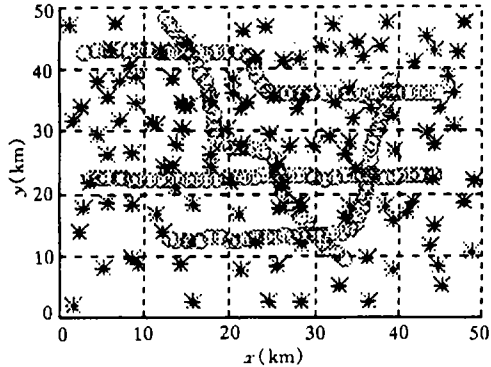


图 2 航迹和噪声数据

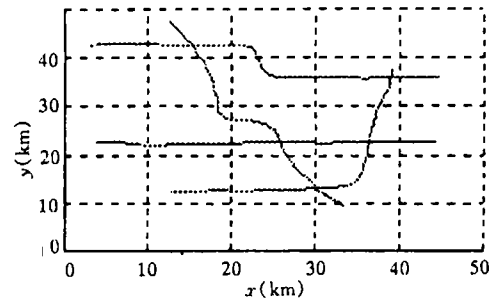


图 3 关联后的跟踪结果

仿真结果表明, 在目标运动航迹有较多的交叉点和噪声信号较强的情况下仍能够得到正确的关联结果, 因此, 数据关联的 DID 模型具有较好的数据关联效果.

### 参 考 文 献

- [1] Waltz E, Llinas J. Multisensor data fusion. Chicago IL: Artech House 1990, 19-136.
- [2] Casnev P G, Prengan R J. Integration and automation of multiple co-located radars. Proc. IEEE EASCON, Florida: 1977, 10-1A-1E.
- [3] Bar Shalom Y, Tse E. Tracking in a cluttered environment with probabilistic data association. Automatic, 1975, 2(9): 451-460.
- [4] Fortmann T E, Bar Shalom Y, Scheffe M. Multi-target tracking using joint probabilistic data association. Proc. 1980 IEEE Conf, Decision and Control, Chicago: December 1980, 807-812.

- [5] Sittler R W. An optimal data association problem in surveillance theory. IEEE Trans. on Military Electronics, 1984, MIL-8(2): 125-139.
- [6] Dempster A P. A generalization of Bayesian inference. J. Royal Statistical Soc., Series B, 1986, 30(6): 27-38.
- [7] 郭 雷, 郭宝龙. 视觉神经系统与分布式推理理论. 西安: 西安电子科技大学出版社, 1995, 113-169.
- [8] Zeki S. 头脑中的视象与脑. 科学, 1993, 18(1): 20-27.
- [9] Alhakeem, Vershney P K. A unified approach to the design of decentralized detection systems. IEEE Trans. on AES, 1995, AES-31(1): 9-20.

THE RESEARCH FOR TARGET DATA ASSOCIATION  
BASED ON THE PRINCIPLE OF  
DISTRIBUTED INFERENCE AND DECISION

Xue Bing     Shan Ganlin     Huang Yunhua

(Academy of Ordnance Engineering, Shijiazhuang 050003)

**Abstract** The theory of distributed inference and decision is a kind of theory to be used to solve the distributed interwound decision problems. This theory is first presented to solve the problem of target data association in this paper. The basic principle and structure of distributed target data association decision system are formulated and a algorithm for this problem is designed based on the principle and structure. The algorithm is divided into two stages , the one is initial inference and decision stage, another is distributed inference and decision stage. In the end of this paper the algorithm is discussed.

**Key words** Inference and decision, Information fusion, Data association, Nerve inference structure

薛 兵: 男, 1964 年生, 博士, 教研室副主任. 研究方向: 多传感器数据融合、决策支持系统、管理信息系统. 在国内外学术刊物、会议上发表论文 20 余篇, 出版编著一部, 有三项研究成果获省部级科技进步奖.

单甘霖: 男, 1962 年生, 博士, 副教授, 硕士生导师, 研究室主任. 研究兴趣: C<sup>3</sup>I 系统的基础理论与工程实施.

黄允华: 男, 1939 年生, 教授, 博士生导师, 长期从事火力指挥、控制系统教学和研究工作.