

不确定性数据关联问题中多因素推理判决研究

薛 兵 单甘霖 石春和 黄允华

军械工程学院, 石家庄 050003

摘 要 本文把分布式推理判决理论引入不确定性目标数据关联问题之中, 设计了适用于解决这类问题的目标数据关联多因素推理判决系统, 详细描述了该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。

主题词 目标跟踪, 推理, 信息管理, 结构分析, 数据关联。

Research on Multifactor Inference and Decision for the Problem of Indefinite Data Association

Xue Bing, Shan Ganlin, Shi Chunhe and Huang Yunhua

Academy of Ordnance Engineering, Shijiazhuang 050003

Abstract Data association problem is one of the key problems of multitarget tracking in dense multiple return environments. A theory of distributed inference and decision is used to solve distributed interwound decision problem. The theory is used 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 the algorithm is designed.

Keywords: Inference and decision, Information fusion data association, Nerve inference structure

1 引言

在多目标跟踪中, 通常无法确知一组测量与目标之间的关系, 这种不确定性破坏了回波观测与其目标源之间的对应关系, 使各目标数据的关联出现了模糊, 数据关联即是为跟踪过程中重新确立这种一一对应关系。其实质是利用传感器观测集所蕴含的信息量来消除关联模糊, 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^[1]; 随机数据关联方法(PDA)和联合的PDA方法(JPDA)^[2,3]; 极大似然方法^[4]; Bayes方法^[5]等。本文把分布式判决分类系统理论^[6]引入目标数据关联问题, 构成一大规模目标数据关联多因素推理判决系统。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问题(DD(Distributed Interwound Decision Problem))。

2 目标数据关联问题的DD描述

由于DD系统理论是开放的环境信息系统处理理论, 因此DD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, 在目标数据关联中基本元素即对应目标数据的关联参数。

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

收稿日期: 1997年4月23日

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_1, a_2, a_3) 及其对时间的导数(速度) (a_4, a_5, a_6), 属性参数包括目标密度(目标的空间分布) (a_7), 目标敌我识别属性 (a_8), 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 IF 模式代码^[7]、品质因素 (FOM)^[7]等。这些关联参数构成一关联参数向量 $A = [a_1, a_2, \dots, a_m]^T$, 这里 m 表示参数的个数。在 C^3I 系统中有先前测量的观测数据, 它们分别属于不同观测目标所对应的上一次的测量值, 其数据集合为 $A = [A_1, A_2, \dots, A_k, \dots, A_n] = [a_{ij}]_{m \times n}$, 这个集合是用来与本次测量的关联参数向量 A 进行数据关联处理的。目标数据关联处理就是判定本次测量的关联参数向量 A 与系统中不同观测目标所对应的上一次测量值的对应关系。如果经推理 A 与可能的数据集合 A 中的某一系列 A_k ($0 < k < n$) 相关, 即认为 A 属于 A_k ($0 < k < n$), 如果经推理 A 与可能的数据集合 A 中的所有向量不相关, 这时有三种可能, 一种可能是此次测量的数据是一新目标, 第二种可能是此次测量的数据是噪声, 第三种可能是误判。

2.2 因素判决

从上面分析可知, 关联向量 $A = [a_1, a_2, \dots, a_m]^T$ 是一个有限因素集合, 令 A 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 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 是 a_i, a_{ik} 的函数, 表示为 $d_i(a_i, a_{ik})$ 。 $d_i(a_i, a_{ik})$ 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

$$P_i = d_i(a_i, a_{ik}) \quad (i \in N_D) \quad (1)$$

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 δ 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 ω_{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, λ_{ij} 为推理结果。每个推理规则函数 ω_{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^[6], 但在本文研究的不确定性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 λ_{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。这是在不确定性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。从式 (5)、(6) 可以看出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, 这种推理判决过程符合人对环境信息的感觉规律^[8]。

2.3 目标数据关联多因素推理判决系统结构

由式 (5) 可以看出, 各目标数据关联判决因素之间通过激励、抑制、静止三种状态类型相互影响、相互制约, 具有神经推理的性质, 因此可采用关联性神经推理结构来表示它们的推理过程。同时又由于目标数据关联推理判决的规则类型为: $r(\text{on}) = Y, r(\text{off}) = N$, 因此它的结构是正关联推理结构。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, 式 (5) 可以改写为

$$H_i = \begin{cases} H_i(s_i^{\text{on}}) = s_i^{\text{on}} Y + y_i \\ H_i(s_i^{\text{off}}) = s_i^{\text{off}} N - y_i \end{cases} \quad (7)$$

$$y_i = \sum_j \omega_{ij}(s_j^{\text{on}} - s_j^{\text{off}}) \quad (8)$$

式中 $\omega_{ij} = \omega_{ji}$ 。

3 目标数据关联算法设计

在多因素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,即多因素初步推理判决阶段和多因素分布式推理判决阶段。

3.1 多因素初步推理判决阶段

当一传感器系统接受到一组新的数据 $A = [a_1, a_2, \dots, a_m]^T$ 后,首先与系统中的数据 $A = [A_1, A_2, \dots, A_n]$ 进行多因素初步数据关联,具体步骤如下:

第一步:计算各参数相对误差 δ_{ij}

$$\delta_{ij} = |a_i - a_{ij}| / a_{ij} \quad (9)$$

第二步:计算差别度 δ_{ij}

$$\delta_{ij} = \frac{\delta_{ij}}{M} \quad (10)$$

其中 M 为传感器系统相对精度。

第三步:归一化处理

$$s_{ij}^{\text{off}} = \begin{cases} 1 & \delta_{ij} = M \\ \delta_{ij}/M & \delta_{ij} < M \end{cases} \quad (11)$$

其中 M 为归一化参数, $M = 1$

$$s_{ij}^{\text{on}} = 1 - s_{ij}^{\text{off}} \quad (12)$$

经归一化处理后,形成一关联状态矩阵

$$s = [(s_{ij}^{\text{on}}, s_{ij}^{\text{off}})]_{m \times n} \quad (13)$$

第四步:对 s 中各元素进行优势运算

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

$T_d(s_{ij}^{\text{on}}, s_{ij}^{\text{off}}) = \text{on}$ 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 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 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,系统进入多因素分布式推理判决阶段。

(1)、(2)两种情况表明,当仅依靠外部依据就能够确定整体判决时,就不必要再使用其它信息进行整体判决。第(3)种情况表明,只有当仅依靠外部依据不足以消除对应关联模糊性时,才需要使用内部依据进行整体判决。

3.2 多因素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 $T_d(s_{ij}^{\text{on}}, s_{ij}^{\text{off}}) = \text{off} (i = 1, 2, \dots, m, j = 1, 2, \dots, N_D)$ 列,得 s 的一子矩阵 S

$$S = [(s_{ij}^{\text{on}}, s_{ij}^{\text{off}})]_{m \times q} \quad (15)$$

其中 $q = n_0$

第二步:取 S 中第 j 列 (j 初值为1)。

第三步:计算 $t_{ij} = [s_{ij}^{\text{on}} - 0.5]$, 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:根据式(7)、式(8)有

$$H_{ij} = \begin{cases} H_{ij}(s_{ij}^{\text{on}}) = s_{ij}^{\text{on}} Y + y_{ij} \\ H_{ij}(s_{ij}^{\text{off}}) = s_{ij}^{\text{off}} N - y_{ij} \\ s_{ij}^{\text{on}} Y + \sum_{i=j} \omega_j (s_{ij}^{\text{on}} - s_{ij}^{\text{off}}) \\ s_{ij}^{\text{off}} N - \sum_{i=j} \omega_j (s_{ij}^{\text{on}} - s_{ij}^{\text{off}}) \end{cases}$$

将式(3)代入上式得

$$H_{ij} = \begin{cases} H_{ij}(s_{ij}^{\text{on}}) = [s_{ij}^{\text{on}} + \sum_{i=j} B_{ij}(s_{ij}^{\text{on}} - s_{ij}^{\text{off}})] * Y \\ H_{ij}(s_{ij}^{\text{off}}) = [s_{ij}^{\text{off}} - \sum_{i=j} B_{ij}(s_{ij}^{\text{on}} - s_{ij}^{\text{off}})] * N \end{cases} \quad (16)$$

将式(16)中求得的 $s_{ij}^{\text{on}} + \sum_{i=j} B_{ij}(s_{ij}^{\text{on}} - s_{ij}^{\text{off}})$ 、 $s_{ij}^{\text{off}} - \sum_{i=j} B_{ij}(s_{ij}^{\text{on}} - s_{ij}^{\text{off}})$ 分别代替式(15)中原 $s_{ij}^{\text{on}}, s_{ij}^{\text{off}}$ 。

第五步:重复第三步,直到各关联因素一致。关于其收敛性文献[7]中有详细证明。

第六步: $j = j + 1$, 重复二、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,因此经多因素分布式推理后,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: $q_k = \sum_{i=k} S_{ik}^{\text{on}}$ (K 为相关序列号),计算 q_k ,取其中最大值 $q_j = \max(q_k)$ 。结论:本次输入与 j 相关。

4 结束语

本文提出的不确定性目标数据关联多因素推理判决方案,是把 D 系统理论引入目标数据关

(下转第51页)

滞后随机系统的仿真提供了工具。采用本文的方法和仿真方法。
还可设计 Ito[^]型滞后随机系统的高精度数值算法

参 考 文 献

- 1 Ladde G S Random Differential Inequalities New York: Academic Press , 1980
- 2 Soong T T. Random Differential Equations in Science and Engineering New York: Academic Press , 1973
- 3 Ladde G S Differential Inequalities and Stochastic Functional Differential Equations J. Math. Phys , 1974, 15: 738 ~ 743
- 4 Tlett T M. Differential Analysis Cambridge University Press , 1980
- 5 邓飞其, 冯昭枢, 刘永清 时滞线性随机系统的均方稳定性与反馈镇定 控制理论与应用, 1996, 13(4): 441~ 447
- 6 Feng Zhao shu, Liu Yongqing Stability Analysis and Stabilization Synthesis of Stochastic Large Scale Systems Beijing & New York: Science Press , 1995
- 7 邓飞其, 冯昭枢, 刘永清 时滞不变线性 Ito[^]随机系统均方稳定性的充要条件 自动化学报, 1996, 22(4): 510~ 512
- 8 高钟毓 工程系统中的随机过程—随机系统分析和最优滤波 清华大学出版社, 1989

(上接第35页)

联问题的一个尝试。DD 系统是当前比较活跃的研究手段, 它吸收了神经计算、逻辑推理、集合关系研究领域, 与神经系统相比, 它具有更加灵活、自由的等学科的长处。

参 考 文 献

- 1 Casnev P G, Prengan R J. Integration and Automation of Multiple CO-located Radars Proc IEEE EA SCON, 1977: 10-1A-1E
- 2 Bar Shalom Y, Tse E. Tracking in a Cluttered Environment with Probabilistic Data Association Automatic, 1975, 2(9): 451~ 460
- 3 Fortmann T E, Bar Shalom Y, Scheffe M. Multi-Target Tracking Using Joint Probabilistic Data Association Proc 1980 IEEE Conf., Decision and Control, December, 1980: 807~ 812
- 4 Sittler R W. An Optimal Data Association Problem in Surveillance Theory. IEEE Trans Military Electronics, 1984, ML-8(4): 125~ 139
- 5 Dempster A P. A Generalization of Bayesian Inference J. Royal Statistical Soc., Series B, 1986, 30
- 6 郭雷, 郭宝龙. 视觉神经网络与分布式推理理论 西安电子科技大学出版社, 1995
- 7 赵宗贵, 耿立贤, 周中元. 多传感器数据融合. 机电部二十八所, 1993
- 8 Zeki S. 头脑中的视象与脑 科学, 1993(1): 20~ 27
- 9 汪小帆, 宋文中. 用均场逼近网络计算关联概率 电子科学学刊, 1997(1)
- 10 胡文龙, 毛士艺. 基于组合优化分配的多传感器数据互联 系统工程与电子技术, 1997, 19(1): 1~ 9