

综合位置和属性信息的阵群成员观测匹配算法

张昌芳 杨宏文 胡卫东 郁文贤
(国防科学技术大学 ATR 重点实验室 长沙 410073)

摘要: 在位置观测噪声幅度较大、传感器识别性能较差或者目标属性不唯一等情况下, 单独依靠位置或属性观测难以实现有效的阵群成员匹配。为此, 该文提出了一种综合位置和属性信息的阵群成员观测匹配算法。构造了基于位置观测和属性观测的匹配信度函数, 定义了一种新的信度组合规则来对上述两类匹配信度进行组合, 并提出了一种新的匹配判决思想——基于观测序列截断的匹配判决。仿真实验证实了文中算法的有效性。

关键词: 目标识别; 匹配信度函数; 信度综合; 匹配度量; 匹配判决

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2009)08-1835-05

A Group Member Matching Algorithm Synthesized Position and Attribute Information

Zhang Chang-fang Yang Hong-wen Hu Wei-dong Yu Wen-xian
(ATR Key Lab, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China)

Abstract: It is difficult to get effective group member matching by their position or attribute measurement separately when the sensors' position measurement noise level is high and their identification performance is relatively poor or the members' types are not exclusive. So a matching algorithm for group members' measurement is given which synthesizes their position and attribute information. The matching belief functions related to the position and attribute measurement respectively are constructed which are further combined with a newly defined combination rule. Besides, a new matching decision idea is proposed which is based on the truncation of the measurement sequence. Simulation experiments validate the effectiveness of the proposed algorithm.

Key words: Target identification; Matching belief function; Belief synthesis; Matching measure; Matching decision

1 引言

阵群成员观测匹配是阵群目标数据关联的核心组成部分。在位置观测噪声幅度较大、传感器识别性能较差或者目标属性不唯一等情况下, 单独依靠位置或者属性观测无法实现有效的阵群成员匹配, 需要综合利用成员观测中的位置和属性信息。阵群成员观测匹配包含两个环节: 匹配度量计算和匹配判决。对于综合多种观测信息的匹配度量计算, 通常采用加权平均法^[1,2]、证据合成法^[3,4]或者模糊综合法^[5]。利用加权平均法得到的综合匹配度量与其组成成分之间存在着线性关系, 不能充分含盖各组成成分的信息。相比之下, 证据合成法和模糊综合法对各组成成分进行了非线性处理, 更加符合实际情况。考虑到位置和属性观测均具有一定的不确定性, 同时属性观测还具有非明确性, 本文在 TBM^[6]框架中对基于位置和属性信息的匹配信度进行综合, 并定义了一种新的信度组合规则。根据匹配度量对匹配

关系进行判决, 文献[3, 7]分别采用了整数规划法和 2D 分配算法, 两种方法在本质上是相同的, 二者最优解的计算复杂度随着问题规模的增大而急剧上升。针对该问题, 文中提出了一种新的匹配判决思想——基于观测序列截断的匹配判决。

2 阵群成员观测建模和问题描述

2.1 阵群成员观测建模

分别用 $Z_1 = \{z_{1i}\}_{i=1}^{N_1}$ 和 $Z_2 = \{z_{2j}\}_{j=1}^{N_2}$ 表示传感器 S_1 和 S_2 对同一阵群目标中各成员的观测集合, 其中 N_1 和 N_2 分别为来自两个传感器的观测数, $z_{1i} = \{p_{1i}, a_{1i}\}$, p_{1i} 表示 Z_1 中的第 i 个位置观测 $p_{1i} = [x_{1i} \ y_{1i}]^T$, 它受到高斯噪声的影响, a_{1i} 表示 p_{1i} 对应目标的属性观测, 以基本信度矢量的形式给出。类似地, $z_{2j} = \{p_{2j}, a_{2j}\}$, p_{2j} 和 a_{2j} 分别表示 Z_2 中的第 j 个位置观测和相应的属性观测。

2.2 问题描述

受到实际性能的限制, 传感器有时不能检测到阵群内的所有成员; 对于检测到的阵群成员, 其位置观测相对于真实位置具有一定的偏差, 属性观测具有较大的不确定性和非明确性; 另外, 两个传感

器的观测区域可能不完全重叠,即可能有些目标只存在于某个传感器的观测区域之内。

阵群成员目标匹配就是在考虑到上述各种具体情况的前提下找出 Z_1 和 Z_2 中各个观测之间的对应关系,所有的对应关系可以分为 3 种: $z_{1i} \leftrightarrow *$, $z_{1i} \leftrightarrow z_{2j}$, $* \leftrightarrow z_{2j}$, 它们分别表示 Z_2 中没有一组观测(包含位置和属性观测)与 Z_1 中的第 i 组观测对应, Z_1 中的第 i 组观测与 Z_2 中的第 j 组观测对应, Z_1 中没有一组观测与 Z_2 中的第 j 组观测对应。

3 位置和属性观测的综合匹配度量

在对阵群成员目标观测进行匹配的过程中,用于描述各观测数据之间匹配程度的匹配度量具有非常关键的作用。要计算位置和属性观测的综合匹配度量,首先分别建立基于位置和属性观测的匹配信度函数,然后对它们进行综合,并将合成匹配信度函数中的匹配信度作为综合两类观测信息的匹配度量。

3.1 辨识框架的建立

对于由集合 Z_1 和集合 Z_2 中元素组成的观测对 $(z_{1i}, z_{2j}) (i = 1, \dots, N_1; j = 1, \dots, N_2)$ 而言,它们之间存在两种关系,要么 z_{1i} 与 z_{2j} 匹配,要么二者不匹配。因此,可以将与 (z_{1i}, z_{2j}) 相关的辨识框架构建为 $\Theta_{1i,2j} = \{z_{1i}Mz_{2j}, z_{1i}\bar{M}z_{2j}\}$, 简写为 $\Theta_{1i,2j} = \{M_{1i,2j}, \bar{M}_{1i,2j}\}$, 其中 $M_{1i,2j}$ 表示 z_{1i} 与 z_{2j} 匹配,而 $\bar{M}_{1i,2j}$ 则表示它们不匹配。

3.2 基于位置观测的匹配信度函数

假设已经对两个传感器的位置观测数据进行了时空配准。以 $m_{1i,2j}^p$ 表示根据 z_{1i} 和 z_{2j} 中的位置观测得到的匹配信度函数,并将 $m_{1i,2j}^p(M_{1i,2j})$ 定义为 \mathbf{p}_{1i} 和 \mathbf{p}_{2j} 之间统计距离(Mahalanobis 距离)平方 $d_{1i,2j}^2$ 的概率密度值的 c 倍,即

$$m_{1i,2j}^p(M_{1i,2j}) = \frac{c}{2\Gamma(1)} e^{-d_{1i,2j}^2/2} \quad (1)$$

而

$$m_{1i,2j}^p(\bar{M}_{1i,2j}) = 1 - m_{1i,2j}^p(M_{1i,2j}) \quad (2)$$

式(1)中 c 为归一化常数且 $c = 2$ 。

3.3 基于属性观测的匹配信度函数

以 $m_{1i,2j}^a$ 表示根据 z_{1i} 和 z_{2j} 中的属性观测得到的匹配信度函数,由于 $m_{1i,2j}^a(M_{1i,2j})$ 与 \mathbf{a}_{1i} 和 \mathbf{a}_{2j} 之间的冲突度量有关,首先计算二者之间的冲突度量。

根据Smets合取规则^[6],它们之间的传统冲突度量为

$$K_{1i,2j}^a = \sum_{F_{1i} \cap F_{2j} = \emptyset} m_{1i}(F_{1i}^u) \cdot m_{2j}(F_{2j}^v) \quad (3)$$

式中 F_{1i}^u 和 F_{2j}^v 分别表示 m_{1i} 和 m_{2j} 的焦元。

从式(3)可以看出, $K_{1i,2j}^a$ 为所有交集为空的焦元对 F_{1i}^u 和 F_{2j}^v 的基本信度乘积之和。其隐含的规则为:只要两个焦元的交集为空,那么它们之间就存在冲突;反之,只要两个焦元的交集不为空,那么它们之间就不存在冲突。事实上,当两个焦元不全是单元素集合时,即使它们的交集不为空,也可能存在冲突。为此,定义一种新的冲突度量(为便于区别,以下将式(3)定义的传统冲突度量记为 $K_{1i,2j}^{a0}$):

$$K_{1i,2j}^a = K_{1i,2j}^{a0} + \sum_{F_{1i}^s \cap F_{2j}^t \neq \emptyset} m_{1i}(F_{1i}^s) \cdot m_{2j}(F_{2j}^t) \cdot \frac{|F_{1i}^s| \cdot |F_{2j}^t| - |F_{1i}^s \cap F_{2j}^t|}{|F_{1i}^s| \cdot |F_{2j}^t|} \quad (4)$$

其中 \cap 表示求集合势的操作符。与传统冲突度量 $K_{1i,2j}^{a0}$ 相比, $K_{1i,2j}^a$ 对冲突的估计更加充分,它不仅包括传统的冲突部分,还包含了两个基本信度矢量之间所有可能的冲突,因而它更加客观地描述了属性数据之间的相异程度。在 $K_{1i,2j}^a$ 的基础上,给出 $m_{1i,2j}^a$ 的定义:

$$m_{1i,2j}^a(M_{1i,2j}) = 1 - K_{1i,2j}^a \quad (5)$$

$$m_{1i,2j}^a(\bar{M}_{1i,2j}) = K_{1i,2j}^a \quad (6)$$

3.4 位置和属性观测的综合匹配度量

本节采用一种新的组合规则对 $m_{1i,2j}^p$ 和 $m_{1i,2j}^a$ 进行组合,目的是在组合过程中放大一致信息并抑制冲突信息,便于后续的匹配判决。为了定量地反映 $m_{1i,2j}^p$ 和 $m_{1i,2j}^a$ 的质量,在组合以前需要根据二者的可信度对它们加权。分别以 r_p , $r_a \in [0, 1]$ 表示 $m_{1i,2j}^p$ 和 $m_{1i,2j}^a$ 的可信度因子,将 r_p 加权后的 $m_{1i,2j}^p$ 记作 $m_{1i,2j}^{p'}$, 则

$$m_{1i,2j}^{p'}(M_{1i,2j}) = r_p \cdot m_{1i,2j}^p(M_{1i,2j}) \quad (7)$$

$$m_{1i,2j}^{p'}(\bar{M}_{1i,2j}) = r_p \cdot m_{1i,2j}^p(\bar{M}_{1i,2j}) \quad (8)$$

$$m_{1i,2j}^{p'}(M_{1i,2j} \cup \bar{M}_{1i,2j}) = r_p \cdot m_{1i,2j}^p(M_{1i,2j} \cup \bar{M}_{1i,2j}) + (1 - r_p) \quad (9)$$

类似地,可定义 $m_{1i,2j}^a$ 经 r_a 加权形成的 $m_{1i,2j}^{a'}$ 。如无特殊声明,以下仍以 $m_{1i,2j}^p, m_{1i,2j}^a$ 表示可信度加权后的匹配信度函数。

新组合规则的定义如下:

如果 $C \neq \emptyset$ (\emptyset 表示空集), 则

$$m_{1i,2j}(C) = \sum_{F_{1i,2j}^{ps} \cap F_{1i,2j}^{at} = C} m_{1i,2j}^p(F_{1i,2j}^{ps}) \cdot m_{1i,2j}^a(F_{1i,2j}^{at}) \cdot \frac{|F_{1i,2j}^{ps} \cap F_{1i,2j}^{at}|}{|F_{1i,2j}^{ps}| \cdot |F_{1i,2j}^{at}|} \quad (10)$$

式中 $F_{1i,2j}^{ps}, F_{1i,2j}^{at}$ 分别为匹配信度函数 $m_{1i,2j}^p$ 和 $m_{1i,2j}^a$ 的焦元。而

$$m_{1i,2j}(\emptyset) = K_{1i,2j}^a \quad (11)$$

其中 $K_{1i,2j}^{\rho a}$ 的定义与式(4)类似。可以看出,新组合规则是 Smets 合取规则^[6]的推广形式,当参与组合的匹配函数的各焦元均为单元素集时,两者是等价的。

根据 $m_{1i,2j}$ 将 z_{1i} 和 z_{2j} 之间的综合匹配度量 $\pi_{1i,2j}$ 定义为

$$\pi_{1i,2j} = m_{1i,2j}(M) \quad (12)$$

4 基于观测序列截断的匹配判决

将两个传感器的观测集合 Z_1, Z_2 中的元素组合在一起,形成集合 $Z_0 = \{z_{11} z_{12} \cdots z_{1N_1} z_{21} z_{22} \cdots z_{2N_2}\}$ 。采用单下标对 Z_0 中的各元素按次序重新标注,得 $Z = \{z_1 z_2 \cdots z_{N_\Sigma}\}$, 其中 $N_\Sigma = N_1 + N_2$ 。根据第 3 节计算 Z 中观测 z_i 和 z_j 之间的匹配度量 π_{ij} , 所有匹配度量 π_{ij} ($i, j \in \{1, 2, \dots, N_\Sigma\}$) 构成矩阵 $\pi = [\pi_{ij}]_{N_\Sigma \times N_\Sigma}$ 。

计算出匹配度量矩阵 π 以后,下一步就是通过匹配判决得到 Z_1 和 Z_2 中各个观测之间的对应关系。针对该问题,本节将给出一种新的匹配判决思想——基于观测序列截断的匹配判决,它分为 3 个步骤:观测序列的构建,观测序列的粗截断和观测序列的精截断。

4.1 观测序列的构建

在进行匹配判决之前,首先对所有观测进行“排序”,该过程是通过在匹配度量矩阵 π 上应用单连接树算法^[8]来完成的。分别以 $v_1 v_2 \cdots v_{N_\Sigma}$ 和 $l_1 l_2 \cdots l_{N_\Sigma-1}$ 表示排序形成的观测序号序列(简称观测序列)和匹配度量序列。

4.2 观测序列的粗截断

定义函数

$$f(n) = \begin{cases} 1, & n = 1 \\ l_{n-1}, & n \in \{2, \dots, N_\Sigma\} \end{cases} \quad (13)$$

经分析发现, $f(n)$ 的取值存在一定的起伏,而且这种起伏具有很强的规律性:对于序列 $f(1) f(2) \cdots f(N_\Sigma)$ 中的第 i ($i \in \{2, 3, \dots, N_\Sigma - 1\}$) 个元素 $f(i)$, 如果 $f(i) < f(i+1)$, 那么 i 将是来自不同于前一个目标的观测数据序号的起点。可以利用该规律对 4.1 节所建立的观测序列进行粗截断,各段的序号组成一个子序列,与该子序列对应的观测数据很可能来自同一目标,因此将它们称为一个候选簇。然而,事实上并不是每个候选簇都来源于一个目标,有些候选簇中的观测数据有可能来自多个目标。因此需要对粗截断所形成的各段进行精截断,4.3 小节将对此进行详细阐述。

4.3 观测序列的精截断——匹配关系的判决

将与同一个目标对应的观测数据的序号组成的子序列称为一个匹配簇。根据匹配簇的大小将来自

两个传感器的所有观测数据之间的匹配关系分为两类,分别记为 R^1 和 R^2 。其中 R^1 表示匹配簇中只有一个观测,它与 2.2 小节中的第 1、3 种情况对应; R^2 表示匹配簇中有两个观测,对应于 2.2 小节中的第 2 种情况。

将粗截断形成的第 t 段观测序列记为 $c_t^v \triangleq v_{t,1} v_{t,2} \cdots v_{t,n_t+1}$, 则对应的匹配度量序列为 $c_t^l \triangleq l_{t,1} l_{t,2} \cdots l_{t,n_t}$, 其中 $n_t + 1$ 为 c_t^v 中的节点个数。下面给出对 c_t^v 进行精截断的详细算法设计。整个算法的主要步骤包括:

步骤1 如果 c_t^l 中的每个元素都已遍历,则算法结束;否则从 c_t^l 中尚未遍历的匹配度量中找出最大值 l_{tm} , 并记 $V_t = \{v_{tm}, v_{tm+1}\} \setminus V_{ed}$, 其中 v_{tm}, v_{tm+1} 分别表示与第 tm 个匹配度量对应的前后两个节点, V_{ed} 表示到目前为止已经遍历的节点集合,“ \setminus ”表示求集合差的操作符。

步骤2 如果 V_t 中只有一个节点,则直接将该节点判为孤立点(即只有一个元素的匹配簇)并转向步骤 1; 否则, V_t 中有两个节点,这时根据两种不同的情况分别进行处理:

(1) 如果与两个节点对应的观测数据来源于同一个传感器,则判断是否 c_t^l 中的每个元素都已遍历:(a) 如果都已遍历,则将所有尚未遍历的节点均判为孤立点并转向步骤 1; (b) 如果尚未遍历完,则:若 $m = 1$, 则将 V_t 中的第 1 个节点判为孤立点并转向步骤 1; 若 $m = n_t$, 则将 V_t 中的第 2 个节点判为孤立点并转向步骤 1; 若 $m \in \{2, \dots, n_t - 1\}$, 则直接转向步骤 1。

(2) 如果与两个节点对应的观测数据来源于不同的传感器,则判断 m 是否属于 $\{2, \dots, n_t - 1\}$: (a) 如果属于,则判断度量值 l_{tm} 是否满足条件 $l_{tm} > l_{tm+1}$ 且 $l_{tm} > l_{tm-1}$: (i) 如果满足,则将 $I_t = \{v_{tm}, v_{tm+1}\}$ 判为匹配簇并转向步骤 1; (ii) 否则:如果 $l_{tm} \leq l_{tm-1}$, 则将 V_t 中的第 1 个节点判为孤立点并转向步骤 1; 如果 $l_{tm} \leq l_{tm+1}$, 则将 V_t 中的第 2 个节点判为孤立点并转向步骤 1。 (b) 如果不属于,则判断 n_t 是否等于 1: (i) 如果等于,则直接将 V_t 判为匹配簇,并且结束算法; (ii) 如果不等于,则判断 l_{tm} 是否满足条件 $l_{tm} > l_{tm+1} (l_{tm} > l_{tm-1})$: ① 若满足,则将 $I_t = \{v_{tm}, v_{tm+1}\}$ 判为匹配簇并转向步骤 1; ② 如果不满足,则:若 c_t^l 中的每个匹配度量都已遍历,那么将 c_t^v 中所有未遍历的节点均设为孤立点并转向步骤 1; 否则,将 V_t 中的第 1(2)个节点判为孤立点,并转向步骤 1。

5 仿真实验与分析

本节通过两个仿真实验来验证文中算法的有效性,其中仿真实验 1 对不同匹配度量的性能进行比

较，仿真实验 2 则对文中提出的基于观测序列截断的匹配判决与基于 2 维分配算法的匹配判决性能和计算时间进行对比。为了降低仿真数据的随机性对算法性能的影响，仿真结果均由 10^3 次蒙特卡罗仿真平均得到。仿真条件设定如下：

假设某阵群中有共 9 个成员目标 T_1 -目标 T_9 ，它们属于 6 种类型。采用两个传感器对 T_1 - T_9 进行观测，假设各传感器的检测概率相同并记作 P_d 。仿真实验中，9 个成员目标以完全随机的方式分布在某一区域内，位置测量是通过在真实位置上叠加高斯噪声产生的，并假设两传感器在 x 和 y 方向上噪声标准差均为成员目标间最小距离平均值的 f 倍。各传感器的属性数据均以等概的形式产生于两种随机方式中的一种：(1)随机产生 3 个 0 到 1 之间的均匀随机数，将它们归一化后分别赋给代表当前目标类型的单元元素集、当前目标的混淆集和整个辨识框架；(2)随机产生 4 个 0 到 1 之间的均匀随机数，将它们归一化后最小值赋给混淆集的补集(即辨识框架中除当前目标混淆集以外的元素组成的集合)，其余 3 个依次分配给表示当前目标类型的单元元素集、当前目标的混淆集和整个辨识框架。

5.1 实验 1 不同匹配度量的性能对比

首先对文中提出的新冲突度量+新组合规则与传统冲突度量+Smets 合取规则所得到的匹配度量进行对比，其中基于位置信息的匹配信度均采用 3.2 小节的定义，可信度因子 r_p 、 r_a 分别取 1, 0.6，匹配判决方式相同，均采用观测序列截断算法。图 1 和图 2 分别给出了采用两类匹配度量时的正确匹配率 P_c 随噪声水平因子 f 和检测概率 P_d 的变化曲线，其中“MM-TBM”和“MM-NCR”分别表示采用传统冲突度量+Smets 合取规则和新冲突度量+新组合规则计算综合匹配度量。可以看出，在各种噪声水平和检测概率情况下，“MM-TBM”的性能均优于“MM-NCR”，随着噪声水平的增大和检测概率的降低，前者的性能优势更加明显。

然后对采用加权平均法和新组合方法得到的匹

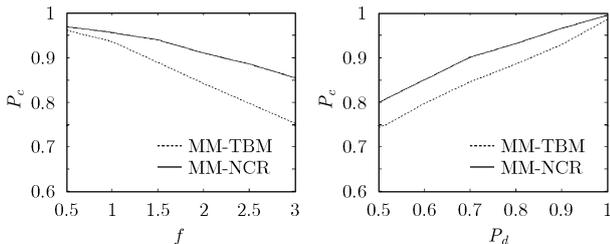


图 1 采用两类匹配度量时的正确匹配率 P_c 随噪声水平因子 f 的变化曲线

图 2 采用两类匹配度量时的正确匹配率 P_c 随检测概率 P_d 的变化曲线

配度量进行比较，其中基于位置和属性的匹配信度均采用 3.2 小节，3.3 小节的定义，匹配判决方式相同，均采用观测序列截断算法。加权平均法中位置和属性匹配信度量的权重 w_p 、 w_a 分别取 $w(1,k)$ 、 $w(2,k)$ ，新组合方法中两类匹配信度的可信度因子 r_p 、 r_a 分别取 $r(1,k)$ 、 $r(2,k)$ ，其中

$$w = \begin{bmatrix} 0.1 & 0.2 & 0.3 & 0.4 & 0.5 & 0.6 & 0.7 & 0.8 & 0.9 & 1 \\ 0.9 & 0.8 & 0.7 & 0.6 & 0.5 & 0.4 & 0.3 & 0.2 & 0.1 & 0 \end{bmatrix}$$

$$r = \begin{bmatrix} 0.2 & 0.4 & 0.6 & 0.8 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 0.8 & 0.6 & 0.4 & 0.2 & 0 \end{bmatrix}$$

$k=1,2,\dots,10$

图 3 给出了采用两类匹配度量时的正确匹配率 P_c 随下标 k 的变化曲线，其中“MM-WA”表示采用加权平均法计算综合匹配度量。可以看出，在上述所有 k 值情况下，“MM-NCR”的性能均优于“MM-WA”，而且与后者相比，前者正确匹配率曲线更加“平坦”，表明前者对可信度因子的敏感度低于后者对权重的敏感度。

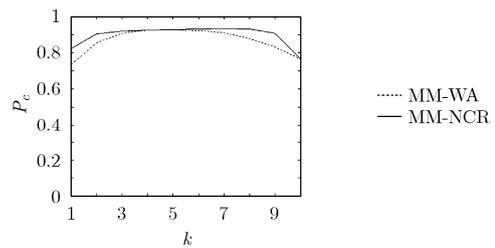


图 3 采用两类匹配度量时的正确匹配率 P_c 随下标 k 的变化曲线

5.2 实验 2 两种判决方式的性能对比

对基于观测序列截断的匹配判决与基于 2 维分配的匹配判决在不同噪声水平因子和检测概率下的匹配性能进行对比分析，其中综合匹配度量采用第 3 节给出的计算方法。图 4 和图 5 分别给出了采用两类判决方式时的正确匹配率 P_c 随噪声水平因子 f 和检测概率 P_d 的变化曲线，其中“MD-2DA”和“MD-ND”分别表示采用基于 2 维分配算法和文中给出的新判决算法进行匹配判决。从图 4 和图 5 中

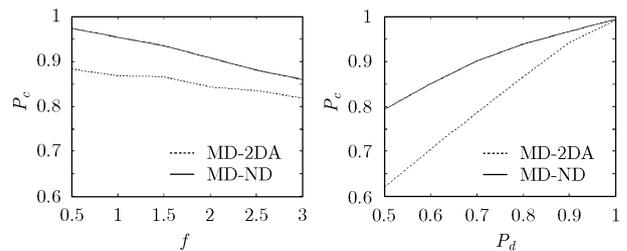


图 4 采用两种判决方式的正确匹配率 P_c 随噪声水平因子 f 的变化曲线

图 5 采用两种判决方式的正确匹配率 P_c 随检测概率 P_d 的变化曲线

表 1 不同检测概率情况下两种判决方式的计算时间(s)

| P_d | 0.5 | 0.6 | 0.7 | 0.8 | 0.9 | 1.0 |
|----------|----------|-----------|--------|--------|--------|--------|
| “MD-2DA” | 0.0046 | 0.0187 | 0.0635 | 0.2404 | 0.6176 | 0.8699 |
| “MD-ND” | 8.7e-004 | 9.78e-004 | 0.0013 | 0.0013 | 0.0017 | 0.0023 |

可以看出, 在各种噪声水平和检测概率情况下, “MD-ND” 的性能均优于 “MD-2DA”, 在噪声水平不高和检测概率较低的情况下, 前者的性能改善更加明显。

表 1 给出了不同检测概率情况下, 两种匹配判决方式的计算时间。可以看出, 在各种检测概率情况下基于观测序列截断的匹配判决算法的计算时间均低于基于 2 维分配算法的匹配判决, 随着检测概率的增加, 后者的计算时间从前者计算时间的数倍增长到数百倍。

6 结论

在位置观测噪声幅度较大、目标属性不唯一或者传感器识别性能较差的情况下, 需要综合利用位置和属性观测来实现有效的阵群成员匹配。文中构造了基于位置和属性观测的匹配信度函数, 定义了一种新的匹配信度组合规则, 并提出了一种新的匹配判决思想——基于观测序列截断的匹配判决。

仿真实验表明, 文中构造的位置和属性匹配信度函数是合理的; 与 Smets 合取规则和加权平均法相比, 新组合规则的匹配性能更好; 与基于 2 维分配算法的匹配判决相比, 基于观测序列截断的匹配判决所需时间大幅缩短, 而且匹配性能明显提高。

参 考 文 献

- [1] 郭磊, 唐斌, 刘刚. 基于辐射源信号特征信息的 JPDA 无源跟踪算法[J]. 电子科技大学学报, 2007, 36(1): 27-29.
Guo Lei, Tang Bin, and Liu Gang. Passive tracking based on join probabilistic data association with signal feature of emitted source [J]. *Journal of University of Electronic Science and Technology of China*, 2007, 36(1): 27-29.
- [2] 程洪玮, 周一宇, 孙仲康. 多目标跟踪关联中的多特征数据融合方法[J]. 电子学报, 1999, 27(3): 136-139.
Cheng Hong-wei, Zhou Yi-yu, and Sun Zhong-kang. Multiple feature data fusion method in multitarget association and

- tracking [J]. *Acta Electronica Sinica*, 1999, 27(3): 136-139.
- [3] 汤亚波, 徐守时. 基于 D-S 证据理论的多源遥感图像目标数据联合关联算法[J]. 中国科学技术大学学报, 2006, 36(5): 466-471.
Tang Ya-bo and Xu Shou-shi. A united data association algorithm based on D-S theory and multiple remote sensing images [J]. *Journal of University of Science and Technology of China*, 2006, 36(5): 466-471.
- [4] 王杰贵, 罗景青. 基于多目标多特征信息融合数据关联的无源跟踪方法[J]. 电子学报, 2004, 32(6): 1013-1016.
Wang Jie-gui and Luo Jing-qing. Passive tracking based on data association with information fusion of multi-feature and multi-target [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2004, 32(6): 1013-1016.
- [5] 王杰贵, 罗景青. 多目标无源跟踪中的多特征模糊综合数据关联算法[J]. 航空学报, 2004, 25(2): 172-175.
Wang Jie-gui and Luo Jing-qing. Data association algorithm based on fuzzy synthetic evaluation of multiple features in multi-target passive tracking [J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2004, 25(2): 172-175.
- [6] Smets P and Kennes R. The transferable belief model [J]. *Artificial Intelligence*, 1994, 66(2): 191-234.
- [7] Ristic B and Smets P. Global cost of assignment in the TBM framework for association of uncertain ID reports [J]. *Aerospace Science and Technology*, 2007, 11(4): 303-309.
- [8] Serban N. Clustering confidence sets [J]. *Journal of Statistical Planning and Inference* (2008), doi: 10.1016/j.jspi. 2007. 12.016.

- 张昌芳: 女, 1981 年生, 博士生, 研究方向为多传感器数据融合、阵群目标分析。
- 杨宏文: 男, 1971 年生, 副教授, 研究方向为数据融合和目标识别。
- 胡卫东: 男, 1967 年生, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为雷达信息处理、数据融合与目标识别。