

文章编号: 1001-0920(2015)12-2153-08

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2014.1495

## 一种基于条件证据网络的多源异类知识融合识别方法

郭强<sup>a</sup>, 关欣<sup>b</sup>, 潘丽娜<sup>c</sup>, 丁彪<sup>d</sup>, 孙贵东<sup>b</sup>

(海军航空工程学院 a. 信息融合研究所, b. 电子信息工程系, c. 基础部, d. 训练部, 山东烟台 264001)

**摘要:** 针对融合识别领域中不同框架下多源异类传感器的不确定证据信息无法有效融合的问题, 提出一种基于条件证据网络的多源异类知识融合识别方法. 该方法将战场协同作战中不同框架下多源异类传感器的领域知识统一在证据网络的结构下, 形成多源异类知识融合识别模型, 对多源异类传感器的不确定性证据信息进行基于条件证据网络的融合推理, 得到识别结果. 仿真实例验证了所提出方法的优越性.

**关键词:** 证据网络; 知识融合; 知识框架; 信息融合; 多源异类知识

中图分类号: TP18

文献标志码: A

## A recognition fusion method of multi heterogeneous knowledge based on condition evidential network

GUO Qiang<sup>a</sup>, GUAN Xin<sup>b</sup>, PAN Li-na<sup>c</sup>, DING Biao<sup>d</sup>, SUN Gui-dong<sup>b</sup>

(a. Research Institute of Information Fusion, b. Electronics and Information Department, c. Department of Basic Science, d. Department of Training, Naval Aeronautical and Astronautical University, Yantai 264001, China. Correspondent: GUO Qiang, E-mail: gq19860209@163.com)

**Abstract:** Aiming to solving the problem that multi heterogeneous sources information under different frames can't fuse effectively in the domain of recognition fusion, a recognition fusion method of multi heterogeneous knowledge based on the condition evidential network is proposed. The method combines domain knowledge of multi heterogeneous sources in cooperative combat under different frames into the frame of evidential networks, and forms the recognition fusion model of multi heterogeneous knowledge. The recognition results can be obtained by the fusion and inference of uncertain evidence information of multi heterogeneous sources. The simulation instance verifies the superiority of the proposed method.

**Keywords:** evidential networks; knowledge fusion; knowledge frame; information fusion; multi heterogeneous knowledge

### 0 引言

随着科学技术的不断发展, 各类新体制传感器得到了广泛的应用, 干扰手段也呈现多样化. 在现代战场信号环境日益复杂的情况下, 往往需要将协同作战中多源异类传感器观测到的不同知识框架下、不同层次的信息进行有效地融合, 真正地实现战场信息的综合互补, 得到更为有效的识别结果, 才能对高层信息融合的态势感知提供更有利的支持<sup>[1]</sup>.

在现阶段信息融合领域的研究中, 对统一框架下多源融合识别问题的研究较为广泛<sup>[2-9]</sup>. 文献[2-3]将D-S证据理论引入到融合识别领域中, 并分别提出了基于证据理论和证据可信度的融合识别方法; 文献

[4-5]提出了基于DSmT的冲突证据融合识别方法; 文献[6-9]进一步对统一框架下的证据中冲突产生的原因进行了分析, 分析结果可以作为选择高效融合识别方法的重要依据. 然而, 由于恶劣的战场环境和传感器的多样性等因素, 为了能够给高层信息融合的态势感知提供更有利的支持, 形成一致的态势信息, 必然需要融合战场协同作战中单平台和多平台上不同知识框架下、不同层次的多源异类传感器得到的不确定性信息<sup>[10]</sup>. 目前, 针对这一问题的研究还比较匮乏, 文献[11-15]分别基于贝叶斯网络的多传感器目标综合识别方法, 提出了将不同框架下的不确定性知识进行概率表示, 构建出贝叶斯网络结构, 并基于贝叶斯理

收稿日期: 2014-09-28; 修回日期: 2014-12-02.

基金项目: 教育部新世纪优秀人才支持计划项目(NCET-11-0872); 国家自然科学基金重点项目(61032001); 国家自然科学基金项目(61102166, 61471379).

作者简介: 郭强(1986-), 男, 博士生, 从事信息融合、异类源知识融合的研究; 关欣(1978-), 女, 教授, 博士, 从事信息融合、电子对抗、知识融合等研究.

论进行概率推理, 提供了很好的解决思路和途径. 本文认为基于贝叶斯网络的目标综合识别方法存在两个弊端: 一是证据的不确定表示不完善, 仅能表示贝叶斯信度, 且需要先对结点证据的不确定性进行模糊估计, 再进行网络中各节点的概率更新, 这造成了不确定信息量的严重损失, 故无法在不同知识框架下进行有效的不确定性证据融合和推理; 二是由于基于贝叶斯网络的消息传递算法和网络知识更新算法效率很低, 每出现一个证据就需要遍历一次网络, 更新网络中全部的结点, 这显然对计算时间和计算空间造成了非常大的浪费, 已经无法满足现代战场的要求.

针对不同框架下的融合识别问题, 本文提出一种基于条件证据网络的多源异类知识融合识别方法. 该方法将战场协同作战中不同框架下、不同层次各传感器的领域知识统一在证据网络的结构下, 形成基于证据网络的多源异类知识融合识别模型, 并对传感器的证据信息进行基于条件证据网络的融合推理. 该方法将不同知识框架下的不确定证据信息以信度函数的形式表示, 并在证据理论的框架下进行融合, 在整个网络的融合推理过程中最大限度地保留了观测证据信息的不确定性. 仿真实例表明, 本文方法优于基于贝叶斯网络目标综合识别方法.

## 1 信度函数及证据网络理论

### 1.1 信度函数理论

信度函数理论<sup>[16-18]</sup>的论域称为识别框架, 记为  $\theta$ . 其中包括有限个基本命题,  $A$  为  $\theta$  的子集, 且  $\theta$  中的事件必须互斥. 赋值  $m: 2^\theta \rightarrow [0, 1]$  是一个基本概率赋值, 当且仅当满足

$$\sum_{A \in \theta} m(A) = 1, \quad (1)$$

$$\text{bel}(A) = \sum_{\phi \neq B \subseteq A} m(B), \quad \text{bel}(\phi) = 0, \quad (2)$$

$$\text{pl}(A) = \sum_{B \cap A \neq \phi} m(B), \quad \text{pl}(\phi) = 0, \quad (3)$$

$$m(A) > 0,$$

则称  $A$  是该赋值的一个焦点. 其中: 信度函数  $\text{bel}(A)$  的值是事件  $A$  发生的信度值, 似然函数  $\text{pl}(A)$  的值是对事件  $A$  可能发生最大的支持度.

**定义 1** 设  $\theta$  是识别框架,  $m$  是  $\theta$  上的基本信度分配, 对于  $A, B \subseteq \theta$ , 条件信任函数定义为

$$\text{bel}(B|A) = \text{bel}(B \cup \bar{A}) - \text{bel}(\bar{A}), \quad \forall B \subseteq \theta. \quad (4)$$

**定义 2** 设  $\theta$  是识别框架,  $\text{pl}$  是  $\theta$  上的似然函数, 对于  $A, B \subseteq \theta$ , 条件似然函数定义为

$$\text{pl}(B|A) = \text{pl}(A \cap B), \quad \forall B \subseteq \theta. \quad (5)$$

**定义 3** 设  $\theta$  是识别框架,  $b$  是  $\theta$  上的蕴涵信度函数, 则对于  $A, B \subseteq \theta$ , 将  $\theta$  上的条件蕴涵信度函数定义为

$$b(B|A) = \text{bel}(B \cup \bar{A}), \quad \forall B \subseteq \theta. \quad (6)$$

对不同框架下的变量进行处理, 要定义一个乘积空间, 对不同框架中变量的操作都先要扩展或映射到乘积空间上.

令  $U = \{X, Y, Z, \dots\}$  是一个有限个数变量的集合,  $\theta_x = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$  是变量  $X$  的域, 其个数有限且势为  $n$ ,  $x$  是  $X$  的实例. 用  $X$  表示  $\theta_X$ ,  $Y$  表示  $\theta_Y$ ,  $X \times Y$  表示  $X$  与  $Y$  的乘积空间, 简记为  $XY$ . 对于  $x \subseteq X$ ,  $y \subseteq Y$ , 将  $(x, y)$  定义为

$$(x, y) = \{(x_i, y_j) : x_i \in X, y_j \in Y\}.$$

**定义 4** 将一个识别框架上的信度扩展到另外一个框架上. 设  $X$  定义在识别框架  $\theta_X$  上,  $Y$  定义在识别框架  $\theta_Y$  上,  $\uparrow$  表示从一个识别框架扩展到另外的框架, 那么识别框架  $\theta_X$  上的信度从  $\theta_X$  到  $\theta_X \times \theta_Y$  的空扩展是一个定义在  $\theta_X \times \theta_Y$  上的信度函数, 其基本信度分配为

$$m^{X \uparrow X \times Y}(A, B) = \begin{cases} m_X(A), & B = \theta_Y; \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (7)$$

$$A \subseteq \theta_X, B \subseteq \theta_Y.$$

**定义 5** 将一个识别框架上的条件信度扩展到另外一个框架上. 设  $X$  定义在识别框架  $\theta_X$  上,  $Y$  定义在识别框架  $\theta_Y$  上,  $\text{bel}_X(x, y)$  是在给定  $y \subseteq \theta_Y$  时,  $\theta_X$  上的条件信度函数, 那么  $\text{bel}_X(x|y)$  在  $\theta_X \times \theta_Y$  上进行  $B$  扩展而得到的信度函数  $\text{bel}_{X \times Y}$  定义为

$$\text{bel}_{X \times Y}((x \uparrow^{X \times Y} \cap y \uparrow^{X \times Y}) \cup \bar{y} \uparrow^{X \times Y}) = \text{bel}(x|y) + m_X(\emptyset|y). \quad (8)$$

$B$  扩展得到的基本信度分配函数定义为

$$m^{X \uparrow X \times Y}(A) = \begin{cases} m_X(x|y_j), & A = (x, y_j) \cup (X, \bar{y}_i); \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (9)$$

**定义 6** 将不同识别框架下的证据进行融合. 设  $X$  定义在识别框架  $\theta_X$  上,  $Y$  定义在识别框架  $\theta_Y$  上,  $X$  的证据  $m_X$  与  $Y$  的证据  $m_Y$  的合取定义在  $\theta_X \times \theta_Y$  上, 即

$$m_X \oplus m_Y = m_X^{\uparrow X \times Y} \oplus m_Y^{\uparrow X \times Y}. \quad (10)$$

**定义 7** 从乘积空间的信度分配函数中求得某一维识别框架的信度分配函数. 设  $m$  是  $X$  上的基本信度分配,  $Y \subseteq X$ ,  $Y \neq \emptyset$ ,  $m$  对  $Y$  的边际化表示为

$$m^{\downarrow Y}(y) = \sum_{x \subseteq \theta_X, X^{\downarrow Y} = y} m(x), \quad y \subseteq \theta_Y. \quad (11)$$

**定理 1** 从乘积空间的信度分配函数中求得某一维识别框架的条件信度分配函数. 设  $m_{XY}$  是定义在识别框架  $\Theta_X \times \Theta_Y$  上的基本信度分配, 那么条件基本信度分配  $m_Y(y|x) : x \subseteq \Theta_X$  可以通过下式得到:

$$m_Y(y|x) = \sum_{A \subseteq \Theta_{X \cup Y}, (A \cap x) \uparrow (X \cup Y) \downarrow Y = y} m_{XY}(A). \quad (12)$$

**1.2 证据网络**

证据网络是一种有向无环图模型<sup>[16-20]</sup>. 形式化表示为  $EN = \{(N, A), B\}$ ,  $N$  是结点的集合. 其中:  $A$  是结点间连接弧的集合,  $B$  是结点之间的信度函数集合. 一个基本的证据网络如图 1 所示.

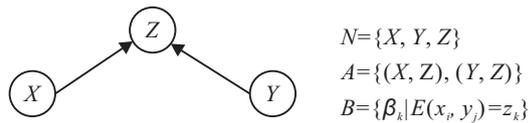


图 1 基本证据网络模型

**2 基于条件信度函数的证据网络**

条件信度函数是 D-S 证据理论的“贝叶斯函数”, 其功能类似于贝叶斯网络中的条件概率函数. 对比联合信度函数模型, 条件信度函数模型对知识的表示更加直接, 此外, 对变量  $X$  和  $Y$  而言, 为了描述信息全貌, 如果采用条件信度函数, 则最多需要  $2^{|\Theta_X + \Theta_Y|}$  个值, 如果采用联合信度函数模型, 则需要  $2^{|\Theta_X \times \Theta_Y|}$  个值, 从模型复杂度上分析, 条件信度函数模型相比于联合信度函数模型, 对知识的表示更加直接, 且复杂度较低<sup>[16]</sup>. 所以, 利用条件信度函数作为证据网络的参数模型, 可以更有效地借助先验知识进行网络化的证据推理.

**2.1 基于条件信度函数的证据网络模型**

基于条件信度函数的证据网络推理可以分为正向推理和反向推理两类<sup>[16,18-19]</sup>, 其推理过程可以分为 3 个步骤:

- 1) 对结点的实时信息进行基本信度赋值得到证据信息;
- 2) 根据推理需求, 进行从父结点到子结点的正向或是从子结点到父结点的反向信息传递;
- 3) 当多个结点信息传递到同一个结点或某一结点存在历史证据信息时, 在该结点进行多源证据信息融合更新.

以条件信任函数为参数的证据网络模型如图 2 所示. 假设网络结构和条件信任是已知的, 即此证据网络的结点集合是  $N = \{P, X, Y, Z\}$ , 有向弧集合是  $A = \{(P, Y), (Y, X), (Z, X)\}$ , 参数模型是  $\text{bel}(y|p)$ ,  $\text{bel}(x|y)$ ,  $\text{bel}(x|z)$ , 这里假设  $P, X, Y, Z$  的识别框架分别是  $\Theta_X, \Theta_Y, \Theta_Z, \Theta_P$ , 且有  $x \in \Theta_X, y \in \Theta_Y, z \in \Theta_Z, p \in \Theta_P$ .

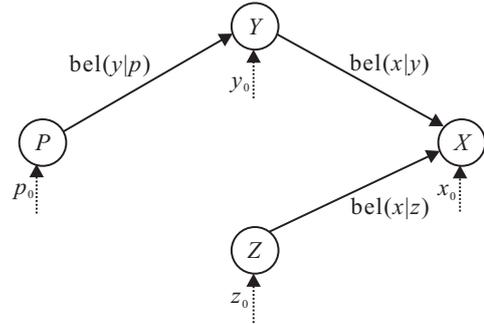


图 2 条件信度函数参数下的证据网络模型

**2.2 基于条件信度函数的证据网络推理算法**

本文采用 Smets<sup>[20]</sup>提出的 GBT 理论和 DRC 准则作为基于条件信度函数的证据网络正向推理和反向推理的重要工具.

**2.2.1 GBT 理论**

**定理 2** 假设鉴别框架在归一化条件下, 即有

$$\text{bel}_X(x|y_i) = 1, \forall y_i \in y,$$

则对于  $\forall y_i \in \Theta_y, \forall x_i \in \Theta_x$ , 有

$$\text{bel}_Y(y|x) = K \left( \prod_{y_i \in y} \text{bel}_X(\bar{x}|y_i) - \prod_{y_i \in y} \text{bel}_X(\bar{x}|y_i) \right), \quad (13)$$

$$\text{pl}_Y(y|x) = K \left( 1 - \prod_{y_i \in y} (1 - \text{pl}_X(x|y_i)) \right), \quad (14)$$

$$K^{-1} = 1 - \prod_{y_i \in \Theta_y} \text{bel}_X(\bar{x}|y_i) = 1 - \prod_{y_i \in \Theta_y} (1 - \text{pl}_X(x|y_i)). \quad (15)$$

在  $y$  为一维情况时, 有

$$m_Y(y|x) = \text{bel}_Y(y|x),$$

这对后文的应用有很大的意义.

若  $y$  在二维的情况下, 即  $y_i = (a_i, b_i)$ , 则将  $\{(a_i, b_i)\}$  看作是二维空间上的点集, 若  $i = 1, 2$ , 则有

$$y_1 = (a_1, b_1), y_2 = (a_1, b_2),$$

$$y_3 = (a_2, b_1), y_4 = (a_2, b_2),$$

这样将二维空间上的联合信度映射到一维空间上, 再采用式 (13)~(15) 进行 GBT 变换, 二维及二维以上的信度空间均可以以此方法进行类推.

**2.2.2 DRC 理论**

**定理 3** 假设鉴别框架在归一化条件下, 即有  $\text{bel}_X(x|y_i) = 1, \forall y_i \in y$ , 则对于  $\forall y_i \in \Theta_y, \forall x_i \in \Theta_x$ , 都有

$$\text{bel}_X(x|y) = \prod_{y_i \in y} \text{bel}_X(x|y_i), \quad (16)$$

$$\text{pl}_X(x|y) = 1 - \prod_{y_i \in y} (1 - \text{pl}_X(x|y_i)), \quad (17)$$

$$m_X(x|y) = \sum_{(U_i, y_i \in Y, x_i) = x} \prod_{i: y_i \in y} m_X(x_i|y_i). \quad (18)$$

二维及二维以上的信度空间均可以采用式(18)进行计算.

### 2.2.3 基于条件信度函数的证据网络推理算法

考虑证据网络中只有  $X$  和  $Y$  两个结点,  $X$  是  $Y$  的父结点,  $x_i \in \theta_X, y_i \in \theta_Y$ . 假设  $\theta_X$  上给定先验信息, 即信度赋值函数  $m_0^X$ , 且  $\theta_Y$  上给定先验信息, 即信度赋值函数  $m_0^Y$ , 并且已知条件信度赋值函数是

$$\{m_Y(y)|x_i : x_i \in \theta_X\}.$$

对于网络中的每一个结点, 边缘信度的更新需要相邻所有结点传来的信息与自己的先验信息融合. 假设结点  $Y$  向结点  $X$  传递信息, 即证据网络推理的反向推理问题, 结点  $X$  更新信度公式如下:

$$m^X = m_0^X \oplus m_{Y \rightarrow X}, \quad (19)$$

$m_{Y \rightarrow X}$  是子结点  $Y$  传来的信息, 即

$$m_{Y \rightarrow X}(x) = \sum_{y \subseteq \theta_Y} m_0^Y(y) m_X(x|y), \quad \forall x \subseteq \theta_X, \quad (20)$$

其中  $m_X(x|y)$  是由 GBT 理论(即式(13)~(15))计算得到的.

同理, 如果结点  $X$  向结点  $Y$  传递信息, 即证据网络推理的正向推理问题, 结点  $Y$  更新信度公式如下:

$$m^Y = m_0^Y \oplus m_{X \rightarrow Y}, \quad (21)$$

$m_{X \rightarrow Y}$  是父结点  $X$  传来的信息, 即

$$m_{X \rightarrow Y}(y) = \sum_{x \subseteq \theta_X} m_0^X(x) m_Y(y|x), \quad \forall y \subseteq \theta_Y, \quad (22)$$

其中  $m_Y(y|x)$  是由 DRC 准则(即式(16)~(18))计算得到的.

## 3 基于证据网络的不同框架下多源异类知识融合模型

### 3.1 融合识别的证据网络结构

根据对空中目标识别的分析可知, 战场协同作战中多源异类信息源的知识结构虽然不在同一个框架下, 但是各变量之间是存在着联系的, 虽然从各异类信息源观测得到的证据信息显然不能通过 D-S 证据理论直接进行融合得到结果, 但是如果忽视它们之间

的联系, 不计算处理异类信息融合的结果, 则会造成战场信息的浪费甚至会失去宝贵的决策依据. 基于上述分析, 建立目标识别的多源异类知识网络模型如图 3 所示.

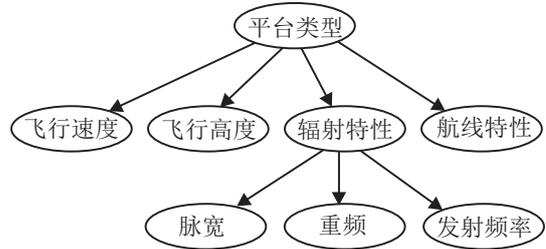


图 3 多源异类知识网络模型

为了便于推理, 将变量中连续属性离散化, 目标识别的多源异类知识网络模型中各结点的框架如表 1 所示.

### 3.2 不同框架下多源异类知识融合网络参数设置

多源异类知识网络模型构建完成后, 根据空中目标识别的推理规则和专家经验对图 3 中目标识别的多源异类知识网络模型设置多源异类知识融合网络参数, 生成本文提出的基于证据网络的不同框架下多源异类知识融合识别模型.

假设有如下专家知识规则.

1) 在相同条件下, 如果目标是战斗机(ZDP), 则它的飞行高度是高(GK)、中(ZK)、低(DK)的可能性分别是 0.3、0.4、0.2; 如果目标是直升机(ZSP), 则飞行高度是高(GK)、中(ZK)、低(DK)的可能性分别是 0、0.2、0.7.

2) 在相同条件下, 如果目标是战斗机(ZDP), 则它的飞行速度是高速(GS)、中速(ZS)以及慢速(MS)的可能性分别是 0.5、0.3、0.1; 如果该目标是直升机(ZSP), 则它的飞行速度是高速(GS)、中速(ZS)、慢速(MS)的可能性分别是 0、0.3、0.6.

3) 在相同条件下, 如果目标是战斗机(ZDP), 则航线特征是平飞(PF)、俯冲(FC)、下滑(XH)的可能性分别是 0.3、0.5、0; 如果目标是直升机(ZSP), 则航线特征是平飞(PF)、俯冲(FC)、下滑(XH)的可能性分别是 0.4、0、0.4.

表 1 目标融合识别框架

变量(结点)	识别框架
飞行速度 SPEED	高速 GS (> Ma 3.5)、中速 ZS (Ma 1.75 ~ Ma 3.5)、低速 DS (< Ma 1.75)
飞行高度 HEIGHT	高空 GK (> 7 000 m)、中空 ZK (500 m ~ 7 000 m)、低空 DK (< 500 m)
脉宽 WIDTH	宽 KM、中 ZM、窄 ZM
重频 PRF	低 DC、中 ZC、高 GC
发射频率 F	低 DF、中 ZF、高 GF
辐射特性 EMITTER	预警机 YJ、战斗机 ZD、导弹 DD
航线特征 LINE	平飞 PF、俯冲 FC、下滑 XH
平台类型 PLATFORM	直升机 ZSP、战斗机 ZDP

依据上述 3 条规则分别设置条件基本信度函数如下:

$$\begin{aligned}
 &m(\text{GK}|\text{ZDP}) = 0.3, m(\text{GK}|\text{ZSP}) = 0, \\
 &m(\text{ZK}|\text{ZDP}) = 0.4, m(\text{ZK}|\text{ZSP}) = 0.2, \\
 &m(\text{DK}|\text{ZDP}) = 0.2, m(\text{DK}|\text{ZSP}) = 0.7, \\
 &m(\theta_{\text{HEIGHT}}|\text{ZDP}) = 0.1, \\
 &m(\theta_{\text{HEIGHT}}|\text{ZSP}) = 0.1; \\
 &m(\text{GS}|\text{ZDP}) = 0.5, m(\text{GS}|\text{ZSP}) = 0, \\
 &m(\text{ZS}|\text{ZDP}) = 0.3, m(\text{ZS}|\text{ZSP}) = 0.3, \\
 &m(\text{DS}|\text{ZDP}) = 0.1, m(\text{DS}|\text{ZSP}) = 0.6, \\
 &m(\theta_{\text{HEIGHT}}|\text{ZDP}) = 0.1, \\
 &m(\theta_{\text{HEIGHT}}|\text{ZSP}) = 0.1; \\
 &m(\text{PF}|\text{ZDP}) = 0.3, m(\text{PF}|\text{ZSP}) = 0.4, \\
 &m(\text{FC}|\text{ZDP}) = 0.5, m(\text{FC}|\text{ZSP}) = 0, \\
 &m(\text{XH}|\text{ZDP}) = 0, m(\text{XH}|\text{ZSP}) = 0.4, \\
 &m(\theta_{\text{LINE}}|\text{ZDP}) = 0.2, \\
 &m(\theta_{\text{LINE}}|\text{ZSP}) = 0.2.
 \end{aligned}$$

相应的初始信度函数如下所示:

$$\begin{aligned}
 &m_0(\text{ZDP}) = 0.4, m_0(\text{GK}) = 0.5, \\
 &m_0(\text{ZSP}) = 0.5, m_0(\text{ZK}) = 0.3, \\
 &m_0(\theta_{\text{PLATFORM}}) = 0.1, m_0(\text{DK}) = 0.1, \\
 &m_0(\theta_{\text{HEIGHT}}) = 0.1, m_0(\text{GS}) = 0.5, \\
 &m_0(\text{PF}) = 0.5, m_0(\text{ZS}) = 0.3, \\
 &m_0(\text{FC}) = 0.2, m_0(\text{DS}) = 0.1, \\
 &m_0(\text{XH}) = 0.1, m_0(\theta_{\text{SPEED}}) = 0.1, \\
 &m_0(\theta_{\text{LINE}}) = 0.2.
 \end{aligned}$$

出于篇幅的限制和保密方面的考虑, 本文未罗列所有规则并表示所有的基于条件信度函数, 本文基于

上述参数精简了一部分网络知识结构, 以便可以更好地演示基于证据网络的多源异类信息融合识别模型推理过程. 基于证据网络的不同框架下的多源异类知识融合识别模型如图 4 所示.

由于本文中的仿真实例分析为反向推理, 现通过 GBT 理论将已知的条件基本信度函数变换为反向条件基本信度函数, 过程如下.

1) 飞行高度到平台类型的反向信度是

$$\begin{aligned}
 &m(\text{ZDP}|\text{GK}) = \\
 &1 - \text{pl}(\text{ZSP}|\text{GK}) = \\
 &1 - K(1 - (1 - \text{pl}(\text{GK}|\text{ZSP}))) = \\
 &1 - K(1 - (1 - 0.1)) = \\
 &1 - 0.1K,
 \end{aligned}$$

同理可得

$$m(\text{ZSP}|\text{GK}) = 1 - K(1 - (1 - 0.4)) = 1 - 0.4K.$$

由于

$$K^{-1} = 1 - (1 - 0.1)(1 - 0.4) = 0.46,$$

则有

$$m(\text{ZDP}|\text{GK}) = 0.783, m(\text{ZSP}|\text{GK}) = 0.130,$$

$$m(\theta_{\text{PLATFORM}}|\text{GK}) = 0.087,$$

同理可得

$$m(\text{ZDP}|\text{ZK}) = 0.538, m(\text{ZSP}|\text{ZK}) = 0.231,$$

$$m(\theta_{\text{PLATFORM}}|\text{ZK}) = 0.231,$$

$$m(\text{ZDP}|\text{DK}) = 0.070, m(\text{ZSP}|\text{DK}) = 0.651,$$

$$m(\theta_{\text{PLATFORM}}|\text{DK}) = 0.279,$$

$$m(\text{ZDP}|\theta_{\text{HEIGHT}}) = 0,$$

$$m(\text{ZSP}|\theta_{\text{HEIGHT}}) = 0,$$

$$m(\theta_{\text{PLATFORM}}|\theta_{\text{HEIGHT}}) = 1.$$

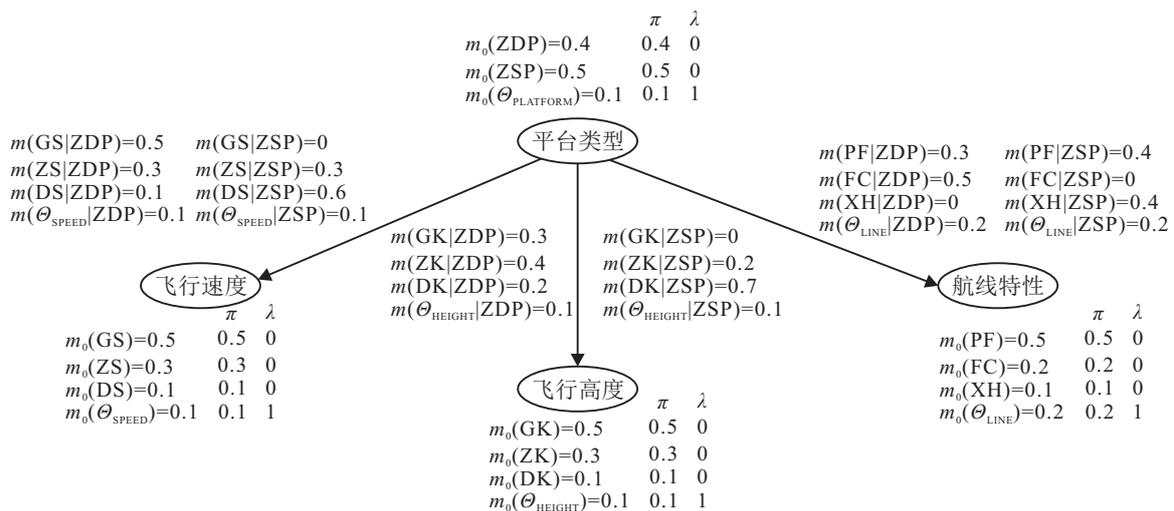


图 4 不同框架下的多源异类知识融合识别模型

2) 飞行速度到平台类型的反向信度是

$$\begin{aligned} m(\text{ZDP}|\text{GS}) &= 0.844, m(\text{ZSP}|\text{GS}) = 0.063, \\ m(\Theta_{\text{PLATFORM}}|\text{GS}) &= 0.093, \\ m(\text{ZDP}|\text{ZS}) &= 0.375, m(\text{ZSP}|\text{ZS}) = 0.375, \\ m(\Theta_{\text{PLATFORM}}|\text{ZS}) &= 0.25, \\ m(\text{ZDP}|\text{DS}) &= 0.079, m(\text{ZSP}|\text{DS}) = 0.737, \\ m(\Theta_{\text{PLATFORM}}|\text{DS}) &= 0.184, \\ m(\text{ZDP}|\Theta_{\text{SPEED}}) &= 0, m(\text{ZSP}|\Theta_{\text{SPEED}}) = 0, \\ m(\Theta_{\text{PLATFORM}}|\Theta_{\text{SPEED}}) &= 1. \end{aligned}$$

3) 航线特性到平台类型的反向信度是

$$\begin{aligned} m(\text{ZDP}|\text{PF}) &= 0.25, m(\text{ZSP}|\text{PF}) = 0.375, \\ m(\Theta_{\text{PLATFORM}}|\text{GS}) &= 0.375, \\ m(\text{ZDP}|\text{FC}) &= 0.737, m(\text{ZSP}|\text{FC}) = 0.079, \\ m(\Theta_{\text{PLATFORM}}|\text{FC}) &= 0.184, \\ m(\text{ZDP}|\text{XH}) &= 0.118, m(\text{ZSP}|\text{XH}) = 0.706, \\ m(\Theta_{\text{PLATFORM}}|\text{XH}) &= 0.176, \\ m(\text{ZDP}|\Theta_{\text{LINE}}) &= 0, m(\text{ZSP}|\Theta_{\text{LINE}}) = 0, \\ m(\Theta_{\text{PLATFORM}}|\Theta_{\text{LINE}}) &= 1. \end{aligned}$$

## 4 仿真实例分析

### 4.1 算法流程

进行基于证据网络的多源异类信息融合识别模型推理, 模型中每一个结点包含一个  $\lambda$  值和  $\pi$  值. 其中:  $\lambda$  值表示每个节点向它的父节点传递的消息,  $\pi$  值表示每个节点向它的子节点传递的消息, 父结点用 Pa 表示, 子节点用 Ch 表示. 更新过程如下.

当在某个结点上有观测数据产生时, 更新算法就要被激活, 在该结点上计算所有传来的信息, 计算该结点的  $\pi$  值、 $\lambda$  值以及新的信度值和传出给相邻结点的信息.

1) 计算结点的观测信息、先验信息以及相邻结点传来的信息融合后的更新的信度值

$$m^X = \pi_X \oplus \lambda_X. \quad (23)$$

其中

$$\begin{aligned} \pi_X &= m_0^X \oplus \left( \bigoplus_{Y \in \text{Pa}(X)} \pi_{Y \rightarrow X} \right), \\ \lambda_X &= O^X \oplus \left( \bigoplus_{Z \in \text{Ch}(X)} \lambda_{Z \rightarrow X} \right). \end{aligned}$$

2) 计算结点传给相邻结点的信息. 父结点  $X$  向子节点  $Y$  传递的信息为

$$\pi_{X \rightarrow Y} = \sum_{X \subseteq \Theta_X} m^X(x) m_Y(y|x), \quad (24)$$

子节点  $Y$  向父节点  $X$  传递的信息是

$$\lambda_{Y \rightarrow X} = \sum_{y \subseteq \Theta_Y} m^Y(Y) m_X(x|y). \quad (25)$$

### 4.2 仿真实例

下面根据图 4 给出的基于证据网络的多源异类信息融合识别模型推理. 假设在当前时刻的目标航线特性的信度分配是 (0.3, 0.3, 0, 0.4), 飞行速度的信度分配是 (0.3, 0.5, 0.1, 0.1). 下面计算目标的平台类型的信度分配.

1) 基于本文方法进行推理.

① 目标的航线特性结点收到了新的观测信息 (0.3, 0.3, 0, 0.4), 计算该结点的观测信息、先验信息, 并计算相邻结点传来的信息融合后的更新的信度值, 由式 (25) 可得

$$\begin{aligned} \pi_{\text{LINE}} &= (0.52, 0.21, 0, 0.27), \\ \lambda_{\text{LINE}} &= (0.3, 0.3, 0, 0.4). \end{aligned}$$

② 航线特性结点无子结点, 信息只传给父结点平台类型. 由式 (22) 计算可得航线特性结点传给平台类型结点的信息

$$\begin{aligned} \lambda_{\text{LINE} \rightarrow \text{PLATFORM}}(\text{ZDP}) &= 0.2961, \\ \lambda_{\text{LINE} \rightarrow \text{PLATFORM}}(\text{ZSP}) &= 0.1362, \\ \lambda_{\text{LINE} \rightarrow \text{PLATFORM}}(\Theta_{\text{PLATFORM}}) &= 0.5677. \end{aligned}$$

③ 目标的飞行速度结点收到的新的观测信息是 (0.3, 0.5, 0.1, 0.1), 由式 (23) 可得

$$\begin{aligned} \pi_{\text{SPEED}} &= (0.47, 0.47, 0.03, 0.03), \\ \lambda_{\text{SPEED}} &= (0.3, 0.5, 0.1, 0.1). \end{aligned}$$

④ 飞行速度结点无子结点, 即只传给父结点平台类型. 由式 (20) 计算飞行速度结点传给平台类型结点的信息可得

$$\begin{aligned} \lambda_{\text{LINE} \rightarrow \text{PLATFORM}}(\text{ZDP}) &= 0.4486, \\ \lambda_{\text{LINE} \rightarrow \text{PLATFORM}}(\text{ZSP}) &= 0.2801, \\ \lambda_{\text{LINE} \rightarrow \text{PLATFORM}}(\Theta_{\text{PLATFORM}}) &= 0.2713. \end{aligned}$$

⑤ 更新整个网络的节点的信度值. 由于网络较为简单, 本文只需要更新平台类型结点的信度值, 由式 (23) 和 Dempster 组合规则, 可得

$$\begin{aligned} \lambda_{\text{PLATFORM}} &= \\ & \left( \bigoplus_{Z \in \text{CH}(\text{PLATFORM})} \lambda_{Z \rightarrow \text{PLATFORM}} \right), \\ \lambda_{\text{PLATFORM}}(\text{ZDP}) &= 0.4087, \\ \lambda_{\text{PLATFORM}}(\text{ZSP}) &= 0.1173, \\ \lambda_{\text{PLATFORM}}(\Theta) &= 0.4740. \end{aligned}$$

再次利用 Dempster 组合规则计算

$$m^{\text{PLATFORM}} = \pi_{\text{PLATFORM}} \oplus \lambda_{\text{PLATFORM}},$$

$$m_{\text{PLATFORM}}(\text{ZDP}) = 0.6065,$$

$$m_{\text{PLATFORM}}(\text{ZSP}) = 0.2176,$$

$$m_{\text{PLATFORM}}(\Theta) = 0.1759.$$

由本文方法得出目标类型为战斗机的结论.

2) 基于贝叶斯网络方法进行推理.

由于在该时刻目标航线特性的信度分配是 (0.3, 0.3, 0, 0.4), 进行模糊估计无法确定目标航线的特性, 故该信息对于贝叶斯网络推理无效. 飞行速度的信度分配是 (0.3, 0.5, 0.1, 0.1), 对于贝叶斯网络进行模糊推理产生的一个模糊证据显示目标速度为中速, 以此证据进行推理. 先验概率是

$$P_0(\text{ZDP}) = 0.45, P_0(\text{ZSP}) = 0.55,$$

条件概率是

$$P(\text{GS}|\text{ZDP}) = 0.53, P(\text{GS}|\text{ZSP}) = 0.03,$$

$$P(\text{ZS}|\text{ZDP}) = 0.33, P(\text{ZS}|\text{ZSP}) = 0.33,$$

$$P(\text{DS}|\text{ZDP}) = 0.14, P(\text{DS}|\text{ZSP}) = 0.64,$$

则有

$$\begin{aligned} \text{bel}(\text{ZDP}) &= \alpha P_0(\text{ZDP}) P(\text{ZS}|\text{ZDP}) = \\ &\alpha \times 0.45 \times 0.33 = 0.1485\alpha, \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{bel}(\text{ZSP}) &= \alpha P_0(\text{ZSP}) P(\text{ZS}|\text{ZSP}) = \\ &\alpha \times 0.55 \times 0.33 = 0.1815\alpha. \end{aligned}$$

通过  $\text{bel}(\text{ZDP}) + \text{bel}(\text{ZSP}) = 1$  计算可得,  $\alpha = 3.03$ , 则有

$$\text{bel}(\text{ZDP}) = 0.45, \text{bel}(\text{ZSP}) = 0.55.$$

通过基于贝叶斯网络的综合目标识别方法得出目标类型为直升机的结论.

### 4.3 实例对比分析

分析上述的推理过程可得如下结果.

1) 本文方法是基于信度赋值进行推理, 相比于基于贝叶斯网络的推理方法, 不需要对不确定性证据进行模糊估计, 最大限度地避免了不确定信息的损失, 从而得到了更精确的结果, 避免了误判. 对于仿真的场景, 基于贝叶斯网络的推理方法损失了航线特性节点的不确定证据信息, 对于飞行速度节点的不确定证据信息进行的模糊估计, 损失了飞行速度节点不确定证据中高速和低速维度的重要信息, 导致了结果误判.

2) 在本文方法所提供的推理过程中, 先验知识是  $m_0(\text{ZDP}) < m_0(\text{ZSP})$ , 即直升机的可能性更大, 在某一时刻, 我方接收到目标的航线特性传感器信息, 由于该节点信息不确定性很大, 如果此时仅将该节点的证据信息与先验信息进行融合, 则得到的结果不确定性很大, 非常容易造成误判. 但对于协同作战的传感器, 飞行速度传感器同时接收到目标的速度不确定信

息, 通过本文方法进行不确定性融合推理, 使这两个不同识别框架下的不确定信息进行了有效的融合, 降低了正确判别结果的不确定性, 避免了先验知识或单个传感器信息导致的误判.

3) 本文方法通过 Dempster 组合规则可以直接在某结点处组合多条传递到该节点的不确定证据信息, 形成一条组合后的证据信息, 再对下一个相邻结点进行信息传递, 避免了同一路径多条证据的重复计算, 可以说是高效的并行计算模型. 而基于贝叶斯网络的推理方法由于以概率为不确定性的推理为基础, 缺乏组合规则这样的机制对不确定性证据进行融合, 使得每一条证据信息都需要遍历一遍整个网络, 更新完所有结点的概率值作为新的先验概率后, 再将网络中其他结点的证据进行同样的操作, 才能进行多证据信息的更新. 对于复杂的网络而言, 贝叶斯网络中计算的复杂度致使推理任务很难完成. 所以, 本文方法极大地提高了推理的效率, 节约了推理的时间.

## 5 结 论

本文提出了一种基于条件证据网络的多源异类知识融合识别方法. 该方法首先对战场协同作战中不同知识框架下各异类传感器领域知识进行分析, 将不同知识框架下各传感器的领域知识统一在证据网络的结构下, 形成基于证据网络的多源异类知识融合识别模型, 并对多源异类不确定性证据信息进行基于证据网络的融合推理. 该方法将不同知识框架下的不确定性证据信息以信度函数的形式表示, 并在证据理论的框架下进行融合, 在整个网络的推理过程中最大限度地保留了信息的不确定性, 且有着很高的推理效率. 实例验证表明, 该方法可以有效地对不同框架下的多源异类不确定信息进行融合、推理, 为上层态势感知提供更精确的识别结果, 在多源异类融合识别以及战场协同作战领域中都有深远的理论研究意义和工程实践价值.

### 参考文献(References)

- [1] 郭强, 关欣, 曹昕莹, 等. 知识融合理论研究发展与展望[J]. 中国电子科学研究院学报, 2012, 7(3): 252-257. (Guo Q, Guan X, Cao X Y, et al. The development and overview of knowledge fusion theory research[J]. J of China Academy of Electronics and Information Technology, 2012, 7(3): 252-257.)
- [2] 刘永祥, 朱玉鹏, 黎湘, 等. 导弹防御系统中的目标综合识别模型[J]. 电子与信息学报, 2006, 28(4): 638-642. (Liu Y X, Zhu Y P, Li X, et al. Integrated target discrimination model in missile defense system[J]. J of Electronics & Information Technology, 2006, 28(4): 638-642.)

- [3] 兰旭辉,熊家军,陈劲松. 基于证据可信度的综合目标识别方法[J]. 传感器与微系统, 2010, 29(9): 24-26.  
(Lan X H, Xiong J J, Chen J S. A method of integrated target recognition based on weighted evidence[J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2010, 29(9): 24-26.)
- [4] 胡丽芳,关欣,何友. 基于DSmT的多传感器目标识别[J]. 火箭与制导学报, 2008, 28(2): 186-188.  
(Hu L F, Guan X, He Y. Multi-sensor target identification based on DSmT[J]. J of Projectiles, Rockets, Missiles and Guidance, 2008, 28(2): 186-188.)
- [5] 胡丽芳,关欣,何友. 基于Dezert-Smarandache理论的递归目标识别融合方法[J]. 控制理论与应用, 2012, 29(1): 79-84.  
(Hu L F, Guan X, He Y. Recursive target identification fusion methods based on Dezert-Smarandache theory[J]. Control Theory & Applications, 2012, 29(1): 79-84.)
- [6] 胡丽芳,关欣,何友,等. 基于Haenni方法的证据冲突原因分析[J]. 信息与电子工程, 2011, 9(2): 219-223.  
(Hu L F, Guan X, He Y, et al. Reason analysis of conflicting evidence based on Hannei's method[J]. Information and Electronic Engineering, 2011, 9(2): 219-223.)
- [7] 何友,胡丽芳,关欣,等. 一种度量广义基本概率赋值冲突的方法[J]. 中国科学: 信息科学, 2011, 41(8): 989-997.  
(He Y, Hu L F, Guan X, et al. A new method of measuring the degree of conflict among general basic probability assignments[J]. Scientia Sinica: Informationis, 2011, 41(8): 989-997.)
- [8] 胡丽芳,关欣,何友. 广义幂集空间中证据冲突的原因分析[J]. 控制理论与应用, 2011, 28(12): 1717-1722.  
(Hu L F, Guan X, He Y. Cause-analysis for conflicting evidences in the generalized power space[J]. Control Theory & Applications, 2011, 28(12): 1717-1722.)
- [9] 胡丽芳,关欣,邓勇,等. 一种三角模糊数型多属性决策方法[J]. 控制与决策, 2011, 26(12): 1877-1880.  
(Hu L F, Guan X, Deng Y, et al. Approach for fuzzy multi-attribute decision making[J]. Control and Decision, 2011, 26(12): 1877-1880.)
- [10] 何友,王国宏,关欣. 信息融合理论及应用[M]. 北京: 电子工业出版社, 2010: 370-390.  
(He Y, Wang G H, Guan X. Information fusion theory with applications[M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2010: 370-390.)
- [11] 郭小宾,王壮,胡卫东. 基于贝叶斯网络的目标融合识别方法研究[J]. 系统仿真学报, 2005, 17(11): 2713-2716.  
(Guo X B, Wang Z, Hu W D. Information fusion with bayesian networks for target recognition[J]. J of System Simulation, 2005, 17(11): 2713-2716.)
- [12] 史志富,张安. 贝叶斯网络理论及其在军事系统中的应用[M]. 北京: 国防工业出版社, 2012: 171-182.  
(Shi Z F, Zhang A. Bayesian network theory with applications in military systems[M]. Beijing: National Defense Industry Press, 2012: 171-182.)
- [13] 史志富,张安,何胜强. 基于贝叶斯网络的多传感器目标识别算法研究[J]. 传感技术学报, 2007, 20(4): 922-924.  
(Shi Z F, Zhang A, He S Q. Research on multisensor target recognition algorithm based on bayesian networks[J]. Chinese J of Sensors and Actuators, 2007, 20(4): 922-924.)
- [14] 郭小宾,王壮,胡卫东. 基于贝叶斯网络分类器的雷达辐射源识别方法[J]. 火力与指挥控制, 2006, 31(2): 36-39.  
(Guo X B, Wang Z, Hu W D. Recognition method of radar emitters based on bayesian network classifiers[J]. Fire Control and Command Control, 2006, 31(2): 36-39.)
- [15] 郑景嵩,高晓光,陈冲. 基于弹性变结构DDBN网络的空战目标识别[J]. 系统仿真学报, 2008, 30(9): 2303-2306.  
(Zheng J S, Gao X G, Chen C. Target recognition in air to air combat based on elastic variable structure discrete dynamic Bayesian networks[J]. J of System Simulation, 2008, 30(9): 2303-2306.)
- [16] Boutheina Ben Yaghlane, Khaled Mellouli. Inference in directed evidential networks based on the transferable belief model[J]. Int J of Approximate Reasoning, 2008, 48(2): 399-418.
- [17] Felipe Aguirre, Mohamed Sallak, Frederic Vanderhaegen, et al. An evidential network approach to support uncertain multiviewpoint abductive reasoning[J]. Information Sciences, 2013, 253: 110-125.
- [18] Wafa Laamari, Boutheina Ben Yaghlane, Christophe Simon. Comparing evidential graphical models for imprecise reliability[C]. Scalable Uncertainty Management. Berlin Heidelberg: Springer, 2010: 191-204.
- [19] 姜江. 证据网络建模、推理及学习方法研究[D]. 长沙: 国防科学技术大学信息系统与管理学院, 2011.  
(Jiang J. Research on evidential network modeling, inference and learning[D]. Changsha: College of Information System and Management, National University of Defense Technology, 2011.)
- [20] Ph Smets. Belief fuctions: The disjunctive rule of combination and the generalized Bayesian theorem[J]. Int J of Approximate Reasoning, 1993, 9(1): 1-35.