

文章编号:1001-9081(2006)03-0673-02

## 基于 D-S 证据的多 Agent 不确定结论模型框架

张伟<sup>1</sup>, 赵晓哲<sup>2</sup>

(1. 海军大连舰艇学院 研究生 1 队, 辽宁 大连 116018; 2. 海军大连舰艇学院 科研部, 辽宁 大连 116018)  
(wolfare@163.com)

**摘要:** 抓住智能体的独立行为特性, 针对多智能体不确定结论的综合问题, 提出了一种基于 D-S 证据理论的多智能体不确定结论求解模型。对传统的 D-S 公式进行了扩充和改进, 从而解决了多智能体之间结论的信息融合问题, 并对模型进行了模拟仿真。

**关键词:** 数据融合; D-S 证据; 多 Agent 系统

**中图分类号:** TP18    **文献标识码:** A

### Framework of multi-agent uncertain conclusions synthesis based on D-S evidence

ZHANG Wei<sup>1</sup>, ZHAO Xiao-zhe<sup>2</sup>

(1. Postgraduate Team One, Dalian Naval Academy, Dalian Liaoning 116018, China;  
2. Department of Science and Technology, Dalian Naval Academy, Dalian Liaoning 116018, China)

**Abstract:** According to the properties of the agent behavior, and on the basis of analyzing the problem of multi-agent uncertain results synthesis, the model of multi-agent uncertainty conclusion synthesis based on evidence theory was proposed. The conventional D-S formula was expanded and improved to realize data fusion of uncertain conclusion of multi-agents. This model was simulated by examples.

**Key words:** data fusion; D-S evidence; multi-agent system(MAS)

## 1 信息融合技术与多 Agent 技术

在多 Agent 系统中, 首先将复杂的任务进行分解, 各个 Agent 负责不同的子任务, 并且各自都具有独立求解问题的能力。但 MAS 的特点是:1) 每个 Agent 有不完全的信息或能力解决问题, 因而仅具有有限的观点; 2) 没有全局的系统控制; 3) 数据分布, 计算异步。本文针对这种特性, 采用证据理论 D-S 合成公式, 提出了一个对多 Agent 结论进行合成的模型, 并对模型的检验结果进行了讨论。

信息融合技术是近 20 年随着微电子技术和计算机技术的发展而发展起来的一门新技术。目前关于信息融合概念的描述可概括为: 将某一目标的多源信息进行融合, 形成比单一信息源更精确、更完全的估计和判决, 也就是把各智能体在空间或时间上冗余或互补的数据, 依据某种准则进行组合, 以获得被测对象的一致性描述或理解, 使系统比组成它的各个子系统具有更优越的性能。将信息融合技术应用于多 Agent 系统中, 一定程度上能够获得精确的和健康状态的估计、增加置信程度、降低模糊度、改善检测性能, 充分利用智能体的资源和调度系统, 最大限度地发挥资源的利用率。

信息融合处理模型一般按照信息的抽象程度分为三个层次: 数据层融合、特征层融合及决策层融合。数据层融合是指直接融合各智能体的原始数据, 然后进行特征提取和识别判断。特征层融合是指各智能体独立地进行特征提取。决策层融合是指由各个智能体单独进行特征提取和属性判断, 然后将各自的判断结果送入融合中心进行融合判断。

利用信息融合理论中多 Agent 系统构成的观点, 多 Agent 系统也可分为串联式和并联式两种结构<sup>[1]</sup>。

### 1) 串联式结构

串联式结构如图 1 所示。当一个 Agent 开始工作之前, 它需要先前一个 Agent 的结果, 即每一个 Agent 获取的信息包括前一个 Agent 的结果和环境的信息两个方面。

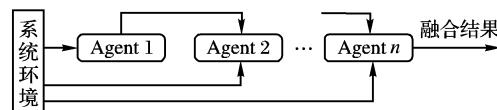


图 1 串联式结构的多 Agent 系统

### 2) 并联式结构

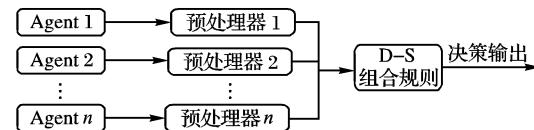


图 2 并联式结构的多 Agent 系统

并联式结构如图 2 所示。把对环境的观测由不同的 Agent 来完成, 各个 Agent 之间不直接进行交互, 而是把各自观测的结果送到融合中心进行融合, 然后根据融合数据对环境做出判断。

## 2 可信度定义及 Dempster 组合规则

由于证据的不完备、不精确或不可靠等原因, 决策者可能无法确定最佳方案, 但基于一定证据的不同程度确定最佳方案所处的各种范围却是可能的。基于这个想法, Shafer 给出

收稿日期: 2005-09-27    修订日期: 2005-12-14

作者简介: 张伟(1981-), 男, 江苏江阴人, 硕士研究生, 主要研究方向: 智能体技术; 赵晓哲(1963-), 男, 辽宁大连人, 博士生导师, 主要研究方向: 军事系统工程、人工智能。

了基本概率赋值的概念<sup>[2]</sup>。

**定义 1** 设  $\Theta$  是辨识框架,  $m$  是  $2^\Theta$  到  $[0,1]$  上的一个函数, 满足:

$$m(\emptyset) = 0$$

$$\forall A \in 2^\Theta, m(A) \geq 0, \text{ 且 } \sum_{A \subseteq 2^\Theta} m(A) = 1.$$

$m(\cdot)$  称为  $\Theta$  上  $A$  的基本概率赋值, Shafer 把基本概率赋值解释为证据的主观表示。对于正确答案的判断, 一项证据使决策者产生一个识别框  $\Theta$  及  $\Theta$  上的一个基本概率赋值  $m(A)$ , 函数  $m(A)$  表示在决策者看来该证据支持命题  $A$  的程度。

在基本概率赋值基础上, Shafer 给出了信任函数的概念。

**定义 2** 设  $\Theta$  是识别框,  $m$  是  $\Theta$  上的一个基本概率赋值, 由  $Bel(A) = \sum_{B \subseteq A} m(B)$ ,  $\forall A \in 2^\Theta$  定义的函数  $Bel: 2^\Theta \rightarrow [0, 1]$  称为  $\Theta$  上对应于  $m$  的信任函数。

为了同时利用来自两个(或多个) 相关独立的不同信息源的两组证据, 提高对事件判断的可靠度, 证据理论对独立的信息源提供证据的综合能力。该规则是一种多信息体的组合法则, 它定义了一个新的基本概率分配函数  $m = m_1 \oplus m_2$ 。

**定义 3** 设  $Bel_1$  和  $Bel_2$  为辨识框  $\Theta$  上的两个信任函数,  $m_1$  和  $m_2$  分别是其对应的基本概率赋值, 相对应的焦元分别为  $A_1, \dots, A_K$  和  $B_1, \dots, B_K$ 。又设  $K = \sum_{A_i \cap B_j = \emptyset} m_1(A_i)m_2(B_j) < 1$ , 则:

$$m(e) = \begin{cases} \frac{\sum_{A_i \cap B_j = \emptyset} m_1(A_i)m_2(B_j)}{1 - K}, & \forall e \subset \Theta, e \neq \emptyset \\ 0, & e = \emptyset \end{cases} \quad (1)$$

在式中, 若  $K \neq 1$ , 则  $m$  确定一个基本概率赋值; 若  $K = 1$ , 则认为  $m_1$  和  $m_2$  矛盾, 不能对基本概率赋值进行组合。由定义 3 所给出的证据组合规则称为 Dempster 组合规则, 对于多个证据的组合, 可采用定义 3 的规则对证据进行两两综合。

### 3 D-S 方法用于多智能体数据融合

#### 3.1 基于证据理论的智能体推理结构

任何一个完整的智能体推理结构都需要几个不同的推理级来保持精确的可信度表示。D-S 方法的推理结构自下而上可分为三级<sup>[3]</sup>:

第一级是合成。它把几个相互独立的智能体的报告加以综合并输出。

第二级是推断。获取智能体报告并进行推断, 将传感器报告扩展成目标报告。这种推理的基础是:一定的智能体报告以某种可信度在逻辑上会产生可信的某些目标报告。例如, 一个智能体报告的目标拥有某种类型的雷达, 那么在逻辑上就会推断出舰船或飞机是拥有这种雷达的目标之一。

第三级是更新。因各智能体存在个体差异才产生随机误差, 所以, 在时间序列上分析各自独立智能体的一组连续报告, 将比任何单一报告都可靠。

#### 3.2 多智能体可信度分配的融合

对于多智能体系统目标识别的数据融合来说, 目标的种类就是命题, 各个智能体通过处理给出的对于目标种类的判断结果就是证据。D-S 理论利用这些证据构造相应的基本可信度分配函数, 对所有的命题赋予一个可信度。一个基本的

可信度分配函数以及相应的识别框架, 合称为一个证据体, 每个智能体就相当于一个证据体, 而多 Agent 数据融合的实质就是在同一个识别框架下, 利用 D-S 合成规则将各个证据体合成一个新的证据体, 即由合成规则将不同证据体的基本可信度分配合成产生一个总体基本可信度分配, 而产生的新证据体表示了融合所得的信息, 然后根据决策规则进行决策。如果信息融合系统的决策目标集由一些互不相容的目标构成, 即当智能体对环境实施观测时, 每个智能体的信息均能在目标集上得到一组信度, 当系统有  $n$  个智能体时, 便有  $n$  组信度, 这些信度是决策的依据。

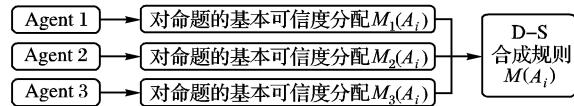


图 3 Agent 不确定结论融合框图

通过对辨识框架  $n$  次扫描计算出  $n$  个周期的累积量, 得出每一个命题的融合后验可信度分配, 然后基于它们进一步计算总的融合后验度可信度分配。

1) 首先计算每一个智能体根据各自  $n$  个周期的累积量所获得的每个命题的融合后验可信度分配:

$$M_s(A_i) = Q_s^{-1} \sum_{\cap A_j = A_i} \prod_{1 \leq i \leq n} M_{sj}(A_i) \quad (2)$$

其中

$$Q_s = 1 - \sum_{\cap A_j = \emptyset} \prod_{1 \leq i \leq n} M_{sj}(A_i) = \sum_{\cap A_j \neq \emptyset} \prod_{1 \leq i \leq n} M_{sj}(A_i) \quad (3)$$

特别地, “未知”命题的融合后验可信度分配为:

$$u_s = Q_s^{-1} u_{s1} u_{s2} \cdots u_{sn} \quad (4)$$

$$M_{sj}(P) = Q_s^{-1} \left\{ M_{sj}(P) \left[ \prod_{i=0}^{j-1} u_{si} \right] \left[ \prod_{i=j+1}^n (M_{si}(P) + u_{si}) \right] \right\} \quad (5)$$

$$Q = \sum_{j=1}^n \left\{ M_{sj}(P) \left[ \prod_{i=0}^{j-1} u_{si} \right] \left[ \prod_{i=j+1}^n (M_{si}(P) + u_{si}) \right] \right\} + \prod_{i=1}^n u_{si} \quad (6)$$

2) 将  $m$  个智能体看作是一个智能体系统,

$$M(P) = Q^{-1} \sum_{\cap A_j = P} \prod_{1 \leq i \leq n} M_s(A_i), P \subseteq Q \quad (7)$$

$$Q = \sum_{\cap A_j \neq \emptyset} \prod_{1 \leq i \leq n} M_s(A_i) \quad (8)$$

特别地, “未知”命题的融合后验可信度分配为:

$$u = Q^{-1} u_1 u_2 \cdots u_n \quad (9)$$

### 4 仿真过程和讨论

表 1 可信度分配数据

周期	对象					
	$S_1$	$S_2$	$S_3$	$S_4$	$S_5$	$S_6$
第一周期	$M_{11}$			0.4	0.3	0.2
	$M_{21}$	0.3	0.4			0.3
	$M_{31}$				0.6	0.4
第二周期	$M_{12}$			0.4	0.4	0.1
	$M_{22}$	0.3	0.5			0.2
	$M_{32}$				0.4	0.6

假设存在三个不同的红外识别智能体 Agent1, Agent2 和 Agent3, 对舰艇类型进行识别, 识别框架定为 {直升机母舰、两 (下转第 678 页)}

算法的性能。R-CC 算法在每次搜索成功后更新搜索路径节点的路由表。

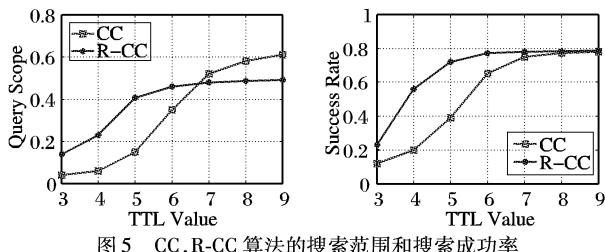


图 5 CC,R-CC 算法的搜索范围和搜索成功率

从图 5 可以看出,进行路由更新的 R-CC 算法搜索性能比原来的 CC 算法提高很多。当 TTL 等于 5 时,搜索成功率就已经接近最大值,而原 CC 算法要当 TTL 等于 7 时才会接近最大值;R-CC 算法从 TTL 等于 4 开始,搜索范围显著增长,但最后范围小于 CC 算法,而 CC 算法要到 TTL 等于 5 时搜索范围才会很快增长。原因在于节点路由表不断更新,各类始终与最相似的类保持连接,那么一个查询请求就会很快到达它所属的簇进行扩散转发,从而缩短了搜索路径,提高了搜索成功率。

#### 4 结语

当前 P2P 网络局限于通过关键字匹配来检索文件,无法进行有效的图像检索,本文引入了基于内容的图像检索方法,并提出了一种基于“类簇”的 P2P 网络搜索机制,将对等网络中视觉上相似的图像文件聚集到同一个“类簇”中,查询时先找到样本图像所属的簇,在簇内广播查询,避免了无效查询,大大提高了搜索效率;在节点路由表中插入远距离连接,可快速定位到所属的簇,缩短了平均搜索路径长度;根据历史信息更新节点路由表,进一步提高了搜索性能。

(上接第 674 页)

栖攻击舰、巡洋舰、驱逐舰、登陆舰、护卫舰)。假定三个红外识别智能体某次识别获得两个测量周期上的关于直升机母舰等六种舰型的可信度分配数据如表 1。

由式(4)计算每个 Agent 各自两个周期的累积所获得的各个命题的融合后验可信度分配,采用 DSE 引擎进行仿真,结果如图 4 所示。

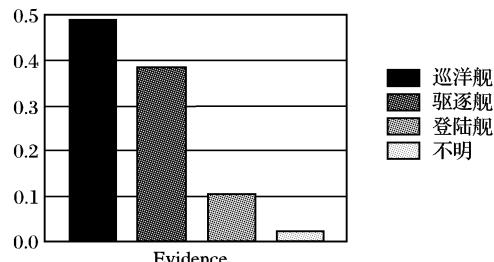


图 4 第一个 Agent 所得出的识别结果

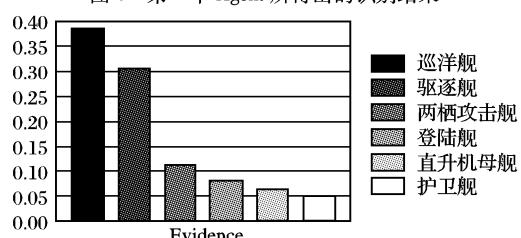


图 5 融合各个 Agent 所得出的结果

通过 DSE 解算可以得出,  $M_1(\text{巡洋舰}) = 0.48979$ ,

#### 参考文献:

- [1] RUIY, HUANGTS, CHANGSF. Imageretrieval, current techniques, promising directions, and open issues[J]. Journal of Visual Communication and Image Representation, 1999, 10(1): 39 – 62.
- [2] RATNASAMY S, FRANCIS P, HANDLEY M, et al. A scalable content-addressable network [A]. Proceedings of the ACM SIGCOMM'01 Conference[C]. San Diego, California: ACM, 2001. 161 – 172.
- [3] STOICA I, MORRIS R, KARGER D, et al. Chord: A scalable peer-to-peer lookup service for Internet applications[A]. Proceedings of the ACM SIGCOMM'01 Conference[C]. San Diego, California: ACM, 2001. 149 – 160.
- [4] ADARAND E, HUBERMAN B. CSL-00-3, Free riding on Gnutella[R]. Palo Alto: Xerox PARC, 2000.
- [5] CLARKE I, SANDBERG O, WILEY B, et al. Freenet: A distributed anonymous information storage and retrieval system[A]. Proceedings of the Workshop on Design Issues in Anonymity and Unobservability[C]. Berkeley, CA, 2000. 311 – 320.
- [6] RATNASAMY S, SHENKER S, STOICA I. Routing Algorithms for DHTs: Some Open Question[A]. Electronic Proceedings for the 1st International Workshop on Peer-to-Peer Systems (IPTP'02)[C], 2002.
- [7] NG CH, SIA KC. Peer clustering and firework query model[A]. Poster Proceedings of the 11th International World Wide Web Conference[C]. Honolulu, HI, USA, 2002.
- [8] 茹立云, 彭潇, 苏中, 等. 基于内容图像检索中的特征性能评价[J]. 计算机研究与发展, 2003, 40(11): 1566 – 1570.
- [9] ANDROUTSOS D, PLATANIOTIS KN, VENETSANOPoulos AN. A novel vector-based approach to color image retrieval using a vector angular-based distance measure[J]. Computer Vision and Image Understanding, 1999, 75(1/2): 46 – 58.

$M_1(\text{驱逐舰}) = 0.38755$ ,  $M_1(\text{登陆舰}) = 0.1024$ ,  $M_1(\text{不明}) = 0.020408$ , 反复应用软件解算还可得出,  $M_2(\text{直升机母舰}) = 0.32876$ ,  $M_2(\text{两栖攻击舰}) = 0.58904$ ,  $M_2(\text{不明}) = 0.0822$ ,  $M_3(\text{护卫舰}) = 0.76$ ,  $M_3(\text{不明}) = 0.24$ 。将  $m$  个 Agent 看成一个 Agent 系统,由式(6)经 DSE 解算可得:  $Q = 0.771$ 。 $M(\text{两栖攻击舰}) = 0.12598$ ,  $M(\text{巡洋舰}) = 0.38266$ ,  $M(\text{登陆舰}) = 0.08712$ ,  $M(\text{驱逐舰}) = 0.30873$ ,  $M(\text{护卫舰}) = 0.05275$ ,  $M(\text{直升机母舰}) = 0.06835$ ,  $M(\text{不明}) = 0.02716$ 。

通过基于 D-S 证据理论的算法,最后给出了各个识别命题的可信度,从而得出最可能的识别对象是巡洋舰、登陆舰以及驱逐舰等大型舰只。

将信息融合技术与多 Agent 技术相结合,提取了多个 Agent 间的独立、互补的信息,消除了多智能体信息之间可能存在的冗余和矛盾,使原来使用单一 Agent 可能存在的无法识别或错判等现象得到了明显的改善,提高了正确识别的概率。

#### 参考文献:

- [1] 隆莹. 基于信息融合的多 Agent 故障诊断系统及在航天器上的应用[D]. 西北工业大学, 2005.
- [2] BOUDRAA A-Q, BENTABET A. Dempster-Shafer's Basic Probability Assignment Based on Fuzzy Membership Functions[Z]. Sherbrooke University, Canada, 2004.
- [3] 张琳. 机械故障诊断中神经网络与 D-S 推理的信息融合技术研究[D]. 燕山大学, 2003.