

证据推理的进展及存在问题*

戴冠中 潘 泉 张山鹰 张洪才

(西北工业大学自动控制系·西安, 710072)

摘要: 综合论述了证据推理的进展和存在的问题, 把证据推理与贝叶斯推理、模糊逻辑推理、基于规则的推理、随机集理论进行了横向比较, 讨论了其间的必然的联系和为证据推理的发展提供的基础, 随后总结了证据推理的改进及其在概率范围和模糊集等方面推广的进展, 最后提出了证据推理的广泛应用及其研究方向。

关键词: 证据推理; 数据融合; 专家系统

The Developments and Problems in Evidence Reasoning

Dai Guanzhong, Pan Quan, Zhang Shanying and Zhang Hongcai

(Department of Automatic Control, Northwestern Polytechnical University, Xi'an, 710072, P.R. China)

Abstract: The developments and problems of evidence reasoning are discussed in this article. Evidence reasoning is compared with Bayesian reasoning, fuzzy logic, rule-based reasoning and random set theory. Improvement of evidence reasoning and its extension to probability and fuzzy set are introduced. It is found that evidence theory has many applications. Finally, its direction of further development is proposed.

Key words: evidence reasoning; fuzzy logic; expert system

1 引言(Introduction)

当前, 人工智能已经成为重要的学科, 受到人们的普遍关注, 处理不确定信息和数据的问题是人工智能研究的一个重要领域, 这在专家系统和数据融合方面显得尤为突出。通常人们用数据加权的方法来处理不确定数据, 如加权平均法、极大似然估计、极大验后估计^[1]、卡尔曼滤波等参数估计方法。近年来, 以 Goodman 为首的研究者论述了专家系统的推理方法。不确定推理的成果极为丰富, 主要理论有: 贝叶斯推理、证据推理、模糊逻辑推理^[2]、基于规则的推理等, 还有非单调逻辑^[3]、投票法^[4]、模糊积分法^[5]和连续下界预测^[6]等^[7~10]。虽然每种方法都有各自的优点, 但证据推理以其在不确定性的表示、量测和组合方面的优势受到大家的重视。证据推理在改进自身不足的同时又结合其他方法的长处, 先后推广到概率范围和模糊集, 不仅可以象贝叶斯推理结合先验信息, 而且能够处理象语言一样的模糊概念证据。在应用方面, 专家系统和数据融合在不同层次上可用证据推理, 并取得较好的结果, 具体应用如在检测、识别、分类、故障诊断、控制器建模、医学等方面, 随着证据推理的完善和发展, 它的应用前景更加宽广。

证据推理作为一种不确定推理, 近年来有了很大发展, 国外出现大量的有关文献, 但是证据推理在国内的发展是还不够深入, 除了一些的应用^[11~15]外, 理论研究不多见^[16, 17], 本文试图较全面和系统地综述当前国际上证据推理的最新理论与应用的进展, 以便为大家进一步研究提供参考。

2 基本理论及解释(Basic concepts and interpretation)

2.1 Dempster-Shafer 理论(Dempster-Shafer theory)

证据推理是由 Dempster 在 1967 年最初提出的, 他用多值映射得出了概率的上下界^[18], 后来由 Shafer 在 1976 年推广并且形成证据推理^[19], 因此又称为 Dempster-Shafer 理论。此后, Smets 提出一个可传递信任模型(TBM), 并构造了一个类似于概率空间的可靠性空间^[20, 21]。

证据推理是建立在一个非空集合 Θ 上的理论, Θ 称为辨识框架, 其上的布尔代数是由 Θ 的分割组成的集类 R , 在其上定义基本信任指派函数(bba) $m: R \rightarrow [0, 1]$, 满足 $\sum \{m(A) \mid A \subseteq \Theta\} = 1, m(\emptyset) = 0, m(A)$ 表示证据支持命题 A 发生的程度, 而不支持任何 A 的真子集。如果 A 为 Θ 的子集, 且 $m(A) > 0$, 则称 A 为证据的焦点, 所有焦点的集合称为核, 证据是由证据体 $(A, m(A))$ 组成的, 利用证据体可以定义 R 上的三个测度函数, 即置信函数 Bel, 似真函数 Pl, 公共函数 q :

$$\text{Bel}(A) = \sum \{m(B) \mid B \subseteq A, B \neq \emptyset\}, \quad (1)$$

$$\text{pl}(A) = \sum \{m(B) \mid AB \neq \emptyset\}, \quad (2)$$

$$q(A) = \sum \{m(B) \mid A \subseteq B \subseteq \Theta\}. \quad (3)$$

置信函数 $\text{Bel}(A)$ 表示全部给予命题 A 的支持程度。似真函数 $\text{Pl}(A)$ 表示不反对命题 A 的程度。公共函数 $q(A)$ 没有明显的含义, 但可以简化运算, 如组合公式的简化。以上三个函数和基本信任指派函数可以利用 Mobius 公式互相导出, $[\text{Bel}(A), \text{Pl}(A)]$

* 国家自然科学基金(69772031)和国防预研科学基金(94J1A0.4.100)资助项目。

本文于 1998 年 4 月 8 日收到, 1998 年 11 月 30 日收到修改稿。

构成证据不确定区间,表示证据的不确定程度.

假定辨识框架 Θ 上性质不同的两个证据 A 和 B ,其焦元分别为 A_i 和 B_j ($i = 1, 2, \dots, n; j = 1, 2, \dots$),指派函数分别为 m_1 和 m_2 ,按照 Dempster 规则组合:

$$m_1 \oplus m_2(C) = K^{-1} \left\{ \sum m_1(A_i) m_2(B_j) \mid A_i \cap B_j = C \right\},$$

$$C \neq \emptyset, C \subseteq H, \quad (4)$$

$$m_1 \oplus m_2(\emptyset) = 0.$$

$$K = \sum \{ m_1(A_i) m_2(B_j) \mid A_i \cap B_j \neq \emptyset \} \quad (5)$$

为归一化因子.

这样由上面新基本信任指派得到新证据体,同样可以得出测度函数.

2.2 置信函数的两种解释(Two interpretations of belief function)

对证据推理中的置信函数,人们有两种看法^[22],其一是源于 Dempster 的看法,即认为置信函数是概率的下界,似真函数是概率的上界,又因为证据推理也有类似概率的三公理,从而产生了信任函数是概率函数推广的结论;另外,以 Smets 为代表的学者认为置信函数仅表示证据,和概率函数没有直接关系,他建立的可传递信任模型把推理过程分成两步:首先是信任级,它只考虑证据影响信任程度,不加主观判断;其次是决策级,利用不充分推理原则将置信函数转化为赌博概率进行决策.这样,它与人的先逻辑思考再决策行动的过程相符,显得更客观.他把满足 $\text{Bel}(A) \leq P(A) \leq \text{Pl}(A)$ 的概率称之为与 Bel 相容的情况,从而把第一类看法归为后者的一个特殊情况,而且解决许多问题.另外还有一些新的解释,Yao 运用粗略集的理论解释了置信函数^[23],为促进证据推理和粗略集的理论的发展提供基础.刘大有和李岳峰用布尔代数解释证据推理^[17],推广了概率的上下界的概念.

2.3 综合比较(Comprehensive comparison)

在不确定推理中,除了证据推理还有贝叶斯推理、模糊逻辑推理、基于规则的推理、随机集理论等,它们之间存在着必然的联系.

贝叶斯推理是利用贝叶斯公式进行概率修正,证据推理与贝叶斯推理有很多相似之处^[24],除了 2.2 中所述的之外,当证据的焦元为单元集时,置信函数和似真函数与概率相同,即: $\text{Bel}(A) = P(A) = \text{Pl}(A)$.但是证据推理与贝叶斯推理的区别是显著的,首先,概率局限之一就是不能区别一无所知和等可能性,往往视一无所知的情况为等可能,而证据推理用 $m(\Theta) = 1$ 表示一无所知,用 $m(a) = m(b)$ 来表示等可能;其次,根据概率的可加性,如果我们相信命题 A 为真的程度为 S ,那么我们必须以 $1 - S$ 的程度去相信命题 A 的反,这在证据不足的情况下显然不合理,而证据推理用半可加性得到 $m(A) + m(\bar{A}) < 1$,未知情况用 $m(\Theta)$ 表示比较合理;第三,概率函数是一个单值函数,置信函数是一个集合变量函数,这样置信函数更容易表达“粗略”的信息;最后在没有先验信息的情况下,传统的贝叶斯推理就无能为力了,而证据推理却能够恰当处理此时的推理问题.

模糊逻辑推理是利用各种模糊逻辑^[25]进行可能性分布 $\pi: U \rightarrow [0, 1]$ 的融合,可能性分布可以写成置信函数的形式: $\mu_A(w) = \sum \{ m(A_{q_i}) \mid w \in A_{q_i} \}$,其中 A_{q_i} 是模糊集合 A 的割集,任何正规化模糊集可以构造出基本信任指派 $m(A_{q_i}) = \alpha_i - \alpha_{i-1}, 1 = \alpha_1 > \alpha_2 > \dots > \alpha_n > 0$ ^[26]. Smets 还证明可能性函数 $\text{Poss}(\cdot)$ 是一致似真函数^[27].另外, Romer 和 Kandel 给出了概率论、证据推理和可能性分布在表示模糊随机变量的置信函数时的关系^[28],如(6),(7)式.虽然可能性分布与置信函数有诸多类似之处,但两者的组合逻辑不同,当信息表示为证据体时,可能性函数反映的是不精确但是相关项信息,对主观不确定性的处理是有用的,而置信函数是处理相互独立的不精确信息^[29].

$$\text{Bel}(A) = \int \text{Necc}(A) dP(w), \quad (6)$$

$$\text{Pl}(A) = \int \text{Poss}(A) dP(w), \quad (7)$$

其中

$$\text{Poss}(A) = \sup \pi(w),$$

$$\text{Necc}(A) = \inf \pi(w), w \in A.$$

基于规则的推理是利用规则进行确定性因子(CF)的修正,是专家系统最常用的方法之一,规则是形为“如果 A 属于 S ,则 A 属于 T ”(S, T 是有限集 U 的子集)的条件代数, Goodman 等人对此进行深入研究并取得一定成果.虽然基于规则的推理与证据推理表面上没有直接联系,但是它们都基于随机集理论, Mahler 指出它们仅仅是组合逻辑不同^[28].

随机集理论是一个一般性理论,证据推理与随机集有密切联系^[30],它是相互独立、非空的随机集理论.由于上述理论都是基于随机集理论, Mahler 把它们统一起来^[31],提出一般的贝叶斯准则:以组合后的证据 $E_1 * E_2$ 为条件的验后分布等于分别以 E_1, E_2 为条件的验后分布,再用贝叶斯规则计算的结果,使得精确的统计信息和模糊的证据信息可以融合.

综上所述,证据推理与贝叶斯推理、模糊逻辑推理、基于规则的推理、随机集理论的联系,使得它们可以相互结合取长补短,为证据推理的发展提供良好基础,为它的进一步应用提供条件.

3 证据推理的最新进展(New developments of evidential reasoning)

3.1 理论改进(Improvement of theory)

我们知道 Dempster 规则在组合证据冲突时,把空集的基本信任指派值 $(m(A_i) m(B_j) \mid A_i B_j = \emptyset)$ 等比例分配给两证据公共焦元,这种组合规则有一定缺陷.比如:使证据的置信度减少,这与我们融合的目的背道而驰. Yager 提出基于优先级证据的组合规则^[32],即把给空集的指派值分给优先级较高的证据,这样就保证证据信息的单调非减.另外, Dempster 规则有严格的条件独立的要求, Wu 等学者定义了证据能量和相关系数等一系列概念,把 Dempster 规则推广到一般条件,还得出一些有意义的结论^[33].其三, Guan 和 Bell 对证据推理的各种操作器的性质进行分析^[34],并把它应用于不同辨别框架的证据的组合.最后,在哪个证据对结论假设贡献最大的问题和提供给结论假设多少信息的问题上, Xu 和

Smets 提出解释证据推理过程的方法^[35],一种是证据支持结论的灵敏度 $\delta \text{Bel}(A)$ 方法,如式(8);另一种是利用证据提供的信息量的分析方法,如式(9),这为进一步定性分析组合法提供有利的工具.

$$\delta_i \text{Bel}(x) = \text{Bel}(x) - \text{Bel}^{-i}(x), \quad (8)$$

$$\begin{aligned} \Delta I(B_i) &= I(\text{Bel}) - I(\text{Bel}^{-i}), \\ I(\text{Bel}) &= - \sum \log q(a), a \in \Theta. \end{aligned} \quad (9)$$

3.2 证据推理的概率论推广(Extend the evidential theory to probability)

有先验条件的证据推理早已有许多研究,确定性先验的条件置信函数早已经提出^[18],Yen 又将证据推理推广到概率范围^[36],先验证据用条件概率表示,用 Zadeh 的粒度重新定义焦元,又定义一个类似置信函数的概率价值: $\mu(A) = \sum \{p(A|e)p(e); e \in [e|A \in G(e)]\}$,其中 $G(e)$ 为粒度集.其次,组合规则分三步完成:确定基本信任指派,利用 Dempster 规则组合,最后转化为概率价值,Guan 等人把三步合并为一个公式^[37].Spies 建立了条件事件和离散随机集的关系,并引入条件置信函数^[38]:

贝叶斯条件下:

$$\begin{aligned} \text{Bel}_B(C) &= \text{Bel}(\prod [C|B]) \{ \text{Bel}(\prod [C|B]) + \\ &1 - \text{Bel}(\prod [C|B]) \}^{-1}, \end{aligned} \quad (10)$$

随机集条件下:

$$\begin{aligned} \text{Bel}_B^r(C) &= K^{-1} \sum \{m(A) | A \in [C|B]\}, \\ K &= 1 - \sum \{m(A) | A \in [\emptyset|B]\}. \end{aligned} \quad (11)$$

当全部证据推理为概率时,他提出的组合规则的结果等于应用 Jeffery 全概率公式的结果.1996 年 Mahler 利用随机集理论和条件事件代数提出条件证据推理(CDS)^[39,40],他没有直接引入条件置信函数,而是定义先验条件一致 $\alpha_r(B, C)$,把它加入 Dempster 组合规则,如式(12),用组合结果再求每个焦元的先验条件一致度,使得在先验条件一致性好的情况下,融合结果较好.当先验条件一致性差时,融合结果近似于 Dempster 规则的结果.另外,条件证据推理有很好的概率基础,当先验为贝叶斯条件时,他的组合公式就是并行贝叶斯公式,并且 Smets 意义下的“赌博”概率也是它的一种特殊情况.

$$B *_r C(c) = \alpha_r(B, C)^{-1} \sum m_1(S)m_2(T)\alpha_r(S, T) | S \cap T = C|. \quad (12)$$

3.3 证据推理推广到模糊集(Extend the evidential theory to fuzzy set)

证据推理产生不久,Smets 就提出了模糊集的置信函数的概念^[27],他是用模糊事件的概率对关系函数的数学期望进行推广,得出

$$\text{Bel}(A) = \sum_{B \subseteq A} m(B) \min_{x \in A} \mu_A(x). \quad (13)$$

接着,Yen 用线性规划的方法把与概率相容的置信函数和似真函数推广到模糊集,得出

$$\text{Bel}(A) = \sum_B m(B) \sum_{a_i} (a_i - a_{i-1}) \inf_{x \in A} \mu_B(x),$$

(14)

并给出相应的组合公式^[41].值得注意的是 Mahler 教授,他把自己的条件证据推理(CDS)推广到模糊集,形成模糊条件证据推理(FCDS)^[42],他的理论在某些方面弥补了 Yen 理论的不足,如 Mobius 变换的对称性.Romer 提出更一般的理论,把置信函数约束到连续和离散的模糊随机变量上^[28],与可能性分布结合,得出简单的表示式(6),(7),这个方向还有许多问题有待解决.

4 证据推理的应用(Application of evidential theory)

随着证据推理理论的发展,它的应用也越来越广.证据推理主要应用于数据融合和专家系统,在故障诊断、控制器建模等方面也有应用.数据融合作为一种新技术,它的范围十分广泛^[43-52],在军事方面有目标的探测、跟踪、识别以及态势评估与决策分析,证据推理能处理其中的不确定问题,如:融合检测、融合分类^[11,53-55]、融合识别^[12-14,56,57]等,还有利用证据推理融合进行故障检测^[15,58],已取得良好结果;在非军事方面有字体的识别^[59],Xu 等人用证据推理进行决策分析^[60-64].专家系统是证据推理的另一应用方面,专家系统是递阶系统,利用规则来推理.Liu 等人从 Yen 的概率多集映射推广到证据多集映射^[65],从而置信度可以从证据辨别框架传递到假设辨别框架完成推理.由于证据推理推广到模糊集,从而它能够进一步表达以语义为规则的专家系统^[66-68].证据推理还用于含不确定的模糊控制器建模^[69],这使得可以用简单的模糊规则表示复杂的非线性系统.另外,也可应用于不确定条件下的环境地图绘制^[70]等.

5 证据推理存在的问题(Some problems on evidential reasoning)

证据推理虽然产生二十几年,但是由于它理论上的局限,一直制约它的应用推广,主要存在的问题如下:

证据推理表示不确定问题的优势有目共睹,但是,它仍然存在一些问题,首先其组合规则处理证据冲突方法引起许多问题^[6,71-73],明显的例子如鲁棒性问题: $m_1(a) = 0.9$, $m_1(b) = 0.1$ 和 $m_2(b) = 0.1$, $m_2(c) = 0.9$, (其中 a, b, c 是相互独立的焦元)组合结果为 $m_1 \oplus m_2(b) = 1$,事件 b 由置信度 0.1 变为必然确定事件,这显然不合理.Yager 给出三种解决方法^[74]:一是把冲突的基本信任指派加入 $m(\emptyset)$ 中.二是假定 $m(\emptyset) > 0$ 用来表示证据冲突,但是这样就破坏证据推理的封闭性,从而带来其他问题.三是前文所讲到的优先级证据的组合.其次,证据推理的组合条件十分严格^[75,76],Dempster 组合规则要求两证据是条件独立的,而且要求辨别框架能够识别证据的相互作用,两相关证据的融合问题早已提出,Wu 等学者对此有尝试性讨论^[33];第三,证据组合会引起焦元“爆炸”,焦元以指数级数递增,造成计算量变大.这一问题已经有许多解决方法,如 Tenceux 提出了证据推理的神经网络实现^[77];另外还有减少焦元的方法,Mahler 提出的先验条件一致度具备距离的性质,可以作为删除焦元前后证据变化的量度,而用证据对焦元灵敏度(8)的方法删除不必要证据,用信息的变化(9)也可以减少证据数目.第四,证据推

理和贝叶斯推理的比较仍然是大家关注的焦点之一。最近, Buede 等人给出证据推理在收敛速度上不如贝叶斯推理, 如在目标识别的应用中^[78]。根据以上几个方面, 我们认为下面几个问题值得进一步研究。

- 1) 处理证据冲突的方法研究;
- 2) 放宽组合规则的约束条件的研究;
- 3) 证据推理与概率论、模糊集合论结合的进一步完善与发展;
- 4) 证据推理的应用研究以及关于具体背景的应用算法研究。

参考文献(References)

- 1 Maltepe, Ankara and Turkey. Maximum a posterior approach to object recognition with distributed sensors. *IEEE Trans. Aereosp. Electron. Syst.*, 1988, 24(3): 309 - 312
- 2 Pedrycz W. Fuzzy set in pattern recognition: methodology and methods. *Pattern Recognition*, 1990, 23(1/2): 121 - 146
- 3 Laskey K B, Cohen M S and Martin A W. Representing and elicit knowledge about uncertainty evidence and implication. *IEEE Trans. Syst., Man, and Cybern.*, 1989, 19(3): 536 - 545
- 4 Klein L A. A Boolean algebra approach to multiple sensor voting fusion. *IEEE Trans. Aereosp. Electron. Syst.*, 1993, 29(1): 317 - 327
- 5 Tahani H and Keller J. Information fusion computer vision using the fuzzy integral. *IEEE Trans. Syst., Man, and Cybern.*, 1990, 20(3): 733 - 741
- 6 Walley P. Measures of uncertainty in expert system. *Artif. Intell.*, 1996, 83(1): 1 - 58
- 7 Libby E W and Maybeck P S. Sequence comparison techniques for multi-sensor data fusion and target recognition. *IEEE Trans. Aereosp. Electron. Syst.*, 1996, 32(1): 52 - 65
- 8 Mandal D P, Murthy C A and Sankar. Formulation of a multi-valued recognition system. *IEEE Trans. Syst., Man, and Cybern.*, 1992, 22(4): 607 - 620
- 9 Demribas K. Distributed sensor data fusion with binary decision tree. *IEEE Trans. Aereosp. Syst. Electron.*, 1989, 25(5): 643 - 649
- 10 Sadjudi F A. Hypotheses testing in a distributed environment. *IEEE Trans. Aereosp. Electron. Syst.*, 1987, 23(1): 134 - 147
- 11 郭欣, 王润生. 基于多特征的图象识别分类. *国防科技大学学报*, 1996, 18(3): 73 - 79
- 12 李宏, 徐辉, 安玮, 孙仲康. 基于 BP 网络与 D-S 理论相结合的点目标状态下卫星及其伴飞诱饵的识别方法. *国防科技大学学报*, 1997, 19(2): 53 - 58
- 13 敬忠良, 杨永胜, 李建勋, 戴冠中. 基于模糊神经网络与 D-S 推理的智能特征信息融合研究. *信息与控制*, 1997, 26(2): 107 - 111
- 14 李宏, 任辉, 安玮, 孙仲康. 基于人工神经网络与 D-S 理论相结合的信息融合空间点目标识别方法研究. *信息与控制*, 1997, 26(2): 151 - 155
- 15 狄立恩, 潘旭峰, 李小雷. Dempster-Shafer 证据推理在数据融合中的应用. *北京理工大学学报*, 1997, 17(2): 198 - 203
- 16 段新生. 证据推理与决策、人工智能. 北京: 中国人民大学出版社, 1993
- 17 刘大有, 李岳峰. 广义证据推理的解释. *计算机学报*, 1997, 20(2): 158 - 164
- 18 Dempster A P. Upper and lower probabilities induced by a multi-valued mapping. *Ann. Mathematical Statistics*, 1967, 38: 325 - 339
- 19 Shafer G. *A Mathematical Theory of Evidence*. Princeton, N J: Princeton U P, 1976
- 20 Smets P. The transferable belief model. *Artif. Intell.*, 1994, 66(2): 197 - 234
- 21 Smets P. The combination of evidence in transferable belief model. *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1990, 12(5): 447 - 458
- 22 Halpern J Y and Fagin R. Two views of belief as generalized probability and belief as evidence. *Artif. Intell.*, 1992, 54(2): 275 - 317
- 23 Yao Y Y and Linaras P J. Interpretation of belief function in the theory of rough set. *Information Science*, 1998, 104(1, 2): 81 - 106
- 24 Jaffray J. Bayesian update and belief function. *IEEE Trans. Syst., Man, and Cybern.*, 1992, 22(5): 1144 - 1152
- 25 Bloch I. Information combination operators for data fusion; a comparative review with classification. *IEEE Trans. Syst., Man, and Cybern.*, 1996, 26(1): 52 - 67
- 26 Oxenham M, Kewley D and Melson M. Measures of information for multilevel data fusion. In: *Proceeding of Signal Processing, Sensor Fusion and Target Recognition. V*, Orlando, Florida, 1996, 271 - 281
- 27 Smets P. The degree of belief in a fuzzy set. *Information Science*, 1981, 25(1): 1 - 19
- 28 Romer C and Kandel A. Constraints on belief function imposed by fuzzy random variables. *IEEE Trans. Syst., Man, and Cybern.*, 1995, 25(1): 86 - 99
- 29 Bandemer H and Gottwald S. *Fuzzy Set, Fuzzy Logic, Fuzzy Methods*. New York: Wiley, J. and Sons, Inc, 1995
- 30 Smets P. The transferable belief model and random set. *Int. J. Intell. Syst.*, 1992, 7(1): 37 - 46
- 31 Mahler R. Unified data fusion; fuzzy logic, evidence and rules. In: *Proceeding of Signal Processing, Sensor Fusion and Target Recognition. V*, Orlando, Florida, 1996, 226 - 237
- 32 Yager R R. On the aggregation of prioritized belief structure. *IEEE Trans. Syst., Man, and Cybern.*, 1996, 26(6): 708 - 719
- 33 Wu Y G, Yang J Y, Lin K and Liu L J. On the evidence inference theory. *Information Science*, 1996, 89(3/4): 245 - 260
- 34 Guan J W and Bell D A. Approximate reasoning and evidence theory. *Information Science*, 1997, 96(3/4): 207 - 235
- 35 Xu Hong and Smets P. Some strategies for explanation in evidence reasoning. *IEEE Trans. Syst., Man, and Cybern.*, 1996, 26(5): 599 - 607
- 36 John Yen. *Evidential reasoning in expert system: [Ph. Dissertation]*. Berkeley: University of California, U-M-I Dissertation Information Service, 1986
- 37 Guan J, Porlin J and Lesser V R. Combining evidence in the extended Dempster-Shafer theory. *AI and Cognitive Science '89*, Dubin City University, 1989, 167 - 178
- 38 Spies M. Condition event, conditioning, and random sets. *IEEE Trans. Syst., Man, and Cybern.*, 1994, 24(12): 1755 - 1763
- 39 Mahler R. Combining ambiguous evidence with respect to ambiguous a priori knowledge, part I: Boolean logic. *IEEE Trans. Syst., Man, and Cybern.*, 1996, 26(1): 27 - 41

- 40 Fixsen D and Mahler R. The modified D-S approach to classification. *IEEE Trans. Syst., Man, and Cybern.*, 1997, 27(1): 96 – 104
- 41 Yen John. Generalizing the D-S theory to fuzzy set. *IEEE Trans. Syst., Man, and Cybern.*, 1990, 20(3): 559 – 570
- 42 Mahler R. Combining ambiguous evidence with respect to ambiguous a priori knowledge, part II: fuzzy logic. *Fuzzy Sets and Systems*, 1995, 75: 319 – 354
- 43 Thomopoulos S C A. Optimal decision fusion in multiple sensor systems. *IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst.*, 1987, 23(5): 644 – 653
- 44 Dasarathy B V. Decision fusion strategies in multi-sensor environments. *IEEE Trans. Syst., Man, and Cybern.*, 1991, 21(5): 1140 – 1154
- 45 Chair Z. Optimal data fusion in multiple sensor detection systems. *IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst.*, 1986, 22(1): 98 – 101
- 46 Ansari N, Hou E S H, Zhu B O and Chen J G. Adaptive fusion by reinforcement learning for distributed detection. *IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst.*, 1996, 32(2): 524 – 531
- 47 Li T and Sethi I K. Optimal multiple lever decision fusion with distributed sensors. *IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst.*, 1993, 29(4): 1252 – 1259
- 48 Luo R C and Kay M G. Multi-sensor in target and fusion with intelligent system. *IEEE Trans. Syst., Man, and Cybern.*, 1989, 19(7): 901 – 931
- 49 Klain L A and Kassis S Y. Proceeding requirement for multi-sensor low-cost brilliant maintain. *IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst.*, 1993, 29(4): 1085 – 1097
- 50 waltz E L and Buede D. Data fusion and decision support for command and control. *IEEE Trans. Syst., Man, and Cybern.*, 1986, 16(6): 865 – 879
- 51 Krzysztofowicz R and Donlong. Fusion of detection probability and comparison of multi-sensor system. *IEEE Trans. Syst., Man, and Cybern.*, 1990, 20(3): 665 – 677
- 52 Proceeding of the IEEE on Sensor Fusion. 1997, 85(1): 1 – 184
- 53 Denceux T. A k -nearest neighbor classification rules based on Dempster-Shafer theory. *IEEE Trans. Syst., Man, and Cybern.*, 1995, 25(5): 804 – 813
- 54 Kim H and Swain P H. Evidence reasoning approach to multi-sensor data classification in remote sensing. *IEEE Trans. Syst., Man, and Cybern.*, 1995, 25(8): 1257 – 1265
- 55 Denceux T. Analysis of evidence theoretic decision rules for pattern classification. *Pattern Recognition*, 1997, 30(7): 1095 – 1108
- 56 Hong long and Lyncy. A recursive temporal-spatial information fusion with application to target identification. *IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst.*, 1993, 29(2): 435 – 444
- 57 Bogler P L. Shafer-Dempster Reasoning with application to multi-sensor target identification systems. *IEEE Trans. Syst., Man, and Cybern.*, 1987, 17(6): 968 – 977
- 58 Gertler J and Ancleron K C. An evidential reasoning extension to quantitative model based failure diagnosis. *IEEE Trans. Syst., Man, and Cybern.*, 1992, 22(2): 275 – 289
- 59 Xu L, Krzyzak A, Suen and Ching Y. Methods of combining multiple classifier and their application to handwriting recognition. *IEEE Trans. Syst., Man, and Cybern.*, 1992, 22(3): 418 – 435
- 60 Yang J and Sen P. A general multilevel evaluation process for hybrid MADM with uncertainty. *IEEE Trans. Syst., Man, and Cybern.*, 1994, 24(10): 1458 – 1473
- 61 Yang J B and Singh M G. An evidential reasoning approach for multiple-attributed decision making with uncertainty. *IEEE Trans. Syst., Man, and Cybern.*, 1994, 24(1): 1 – 18
- 62 Drukopoulos E and Lee C C. Decision rules for distributed decision network with uncertainty. *IEEE Trans. Automat. Contr.*, 1992, 37(4): 5 – 14
- 63 Xu Hong, Hsia Y T and Smets P. Transferable belief model for decision making in the valuation based systems. *IEEE Trans. Syst., Man, and Cybern.*, 1996, 26(6): 698 – 712
- 64 Chen L H. An extended rule-based inference for general decision making problem. *Information Science*, 1997, 102(1/4): 111 – 137
- 65 Liu W, McTear M F and Hong J. Propagating beliefs among frames of discernment in Dempster-Shafer theory. *AI and Cognitive science '90*, Newtownabbey, 1990, 367 – 377
- 66 Guan J, Bell D A and Lesser V R. Evidence reasoning and rule strength in expert system. *AI and Cognitive science '90*, Newtownabbey, 1990, 378 – 390
- 67 Shafer G and Logan Roger. Implementing Dempster's rule for hierarchical evidence. *Artif. Intell.*, 1987, 33(2): 271 – 298
- 68 Chen L H. An extended rule-based inference for general decision making problem. *Information Science*, 1997, 102(1/4): 111 – 137
- 69 Yager R R and Filer D P. Including probabilistic uncertainty in fuzzy logic controller modeling using Dempster-Shafer theory. *IEEE Trans. Syst., Man, and Cybern.*, 1995, 25(8): 1221 – 1230
- 70 Tirumalai A P, Schunck B G and Jain R C. Evidence reasoning for building environment maps. *IEEE Trans. Syst., Man, and Cybern.*, 1995, 25(1): 10 – 20
- 71 Fung R M and Chong C Y. Meta-probability function and Dempster-Shafer in evidence reasoning. *Uncertainty in Artif. Intell.*, Amsterdam, 1986, 4: 295 – 302
- 72 Smets P. Construing the pignistic probability function in a context of uncertainty. *Uncertainty in Artif. Intell.*, Amsterdam, 1990, 5: 29 – 39
- 73 Kyburg H. Bayes and nonBayes evidence update. *Artif. Intell.*, 1987, 31(2): 271 – 293
- 74 Yager R R. On the D-S framework and new combination rules. *Information Sciences*, 1987, 41(2): 93 – 138
- 75 Voorbraak F. On the justification of Dempster rule of combination. *Artif. Intell.*, 1991, 48(2): 171 – 197
- 76 Klawonn F and Schwecke. E. On the axiomatic justification of Dempster's rule of combination. *Intell. Syst.*, 1990, 7: 469 – 478
- 77 Denceux T. An evidence-theoretic neural network classifier. *IEEE Int. Conf. on Syst., Man, and Cybern.*, Vancouver, 1995, 25(3): 712 – 714
- 78 Buede D M and Girardi P. A target identification comparison of Bayesian and Dempster-Shafer multi-sensor fusion. *IEEE Trans. Syst., Man, and Cybern.*, 1997, 27(5): 569 – 577

本文作者简介

戴冠中 见本刊 1999 年第 1 期第 5 页。

潘 泉 1961 年生。博士。西北工业大学自动控制系教授，现为多目标识别、跟踪与多传感器数据融合研究所所长，西北工业大学研究生院副院长。主要研究方向有：随机最优估计与控制，数据融合，多目标跟踪，智能信息处理，智能控制。

张山鹰 1973 年生。1996 年在山西大学取得理科学士学位，现为西北工业大学自动控制系硕士研究生。主要研究方向：数据融合，智能控制。

张洪才 1938 年生。教授，自动控制理论及应用学科博士生导师，西北工业大学目标跟踪研究中心主任。主要研究方向：估计理论，系统辨识，随机控制。