1000-9825/2001/12(11)1675-05 ©2001 Journal of Software 软 件 学 报 Vol.12, No.11

一种新的不确定推理方法*

刘 洁，陈小平，蔡庆生，范 焱

(中国科学技术大学 计算机科学与技术系，安徽 合肥 230026)

E-mail: liliu_in_263@263.net

http://liujie294libin.home.chinaren.com

摘要：提出了一种基于认知结构的不确定推理方法：采用四值认知结构表达不确定知识，采用定义在认知结构上的双向认知推理结构来处理推理规则的不确定性．介绍的不确定推理方法可以包容精确的概率推理、容忍信息的不确定性、有效地避免推理规则之间的相互关系问题，并且使认知结构最简推理的计算复杂度与推理节点个数成线性关系．

关键词：不确定推理；认知结构；认知推理结构

中图法分类号：TP18 **文献标识码**：A

不确定推理是高智能系统开发实现中的一个重要问题，也是解决传统的专家系统知识的脆弱性和推理的单调性的一个重要手段．对它的研究已进行了 30 多年．目前的方法主要有 Bayes 网络(BN)、证据理论等，它们各有其优缺点．

BN 有严密的数学基础，可以精确地计算出推理结果的不确定性，但代价是必须获得关于推理过程以及推理中间信息的全部精确的相关知识；而且在推理过程中计算量非常大，是一个关于推理节点个数的 NP 类问题，在大规模推理网络中处理起来相当困难[1]．BN 提供了一种对不确定信息的直觉和一致的可能性表达，但是对复杂结构领域的处理非常有限[2]，动态 BN 提供了对复杂动态系统的一种简洁、自然的表达，但是在很多情形下没有可以提供模型的专家知识[3]，这也限制了 BN 的应用．证据理论有极强的理论基础，可以表示主、客观信息，区分不确定和不知道，方便地定义各种问题，处理概率、模糊等不确定类型，在 20 世纪 80 年代相当流行．但是，由于证据理论在不确定性推理中留下的空间太大，并且解释不一，从而得到各种不同的结论．它对于命题规则和命题的不确定性合成问题解决得不够完善，计算复杂度相当高．同时，证据理论推理中的信息合成结果的信任函数取值递减[4]，且不易标准化．其推理过程由于缺乏推理节点之间的精确关联知识，所以在实际应用中尚有困难[5]．

我们在这里提出的一种不确定推理框架，结合了证据理论的成功之处：在推理中采用可能性区域，并考虑推理的最终目的——获得关于推理结果的可能性估计，使用四值认知结构，并结合实际问题中的最常见、最容易获得的定量信息来完成不确定推理，有效地避免了推理规之间的相互关系问题，并且使最简推理的计算复杂度与推理节点个数成线性关系．

* 收稿日期：1999-12-28；修改日期：2000-06-26

基金项目：国家自然科学基金资助项目(69875017)

作者简介：刘洁(1972－)，男，重庆人，博士，工程师，主要研究领域为 AI 基础，Agent 技术，对话理解；陈小平(1955－)，男，重庆人，教授，主要研究领域为 Agent 理论，对话理解，机器人足球；蔡庆生(1941－)，男，江苏南京人，教授，博士生导师，主要研究领域为 KDD，Agent；范焱(1968－)，男，安徽合肥人，博士，工程师，主要研究领域为知识发现，Agent．

1 形式描述

考虑到现实中不确定推理的首要问题是如何利用不确定事件和不确定规则得到一个不确定的结论,并且给出最可能的结果,我们给出一个新的推理框架—认知框架,包括认知结构和认知推理结构.

定义 1. 认知结构是一个实数四元组 $Rec:\langle\mu,\delta,\sigma_1,\sigma_2\rangle$. 其中:

(i) μ 是事件 E 发生的可能性的最可能的取值,简称认知最值.

(ii) $1\text{-}\delta$ 是认知结构的置信值,简称认知置信度.

(iii) σ_1 是在认知置信度下事件 E 发生的可能性下界,简称认知信任值.

(iv) σ_2 是在认知置信度下事件 E 发生的可能性上界,简称认知似真值.

满足 $0\leqslant\sigma_1\leqslant\mu\leqslant\sigma_2\leqslant 1$.

性质 1. 关于事件 E 发生的认知结构的最值等于事件 E 发生的概率 $P(E)$.

定义 2. $Rec(1)$ 为满足下列条件的认知结构 $Rec(1):\sigma_1=\sigma_2=\mu=1$.

下面,为了书写方便,有时使用 $Rec(E)$ 表示关于事件 E 的认知结构.

1.1 认知结构的运算

定义 3(认知结构的积). 已知对事件 E_1 的认知结构 $Rec:\langle\mu_1,\delta_1,\sigma_{11},\sigma_{12}\rangle$ 和对事件 E_2 的认知结构 $Rec:\langle\mu_2,\delta_2,\sigma_{21},\sigma_{22}\rangle$. 事件 E_1 和 E_2 之间是相互独立的. 定义对事件 $E_3=E_1\cap E_2$ 的认知结构 $Rec=Rec(E_1)\times Rec(E_2)$; $\mu_3=\mu_1\times\mu_2$; $\sigma_{31}=\mathrm{Max}(0,\mu_3-(\mu_1-\sigma_{11})-(\mu_2-\sigma_{21}))$; $\sigma_{32}=\mathrm{Min}(1,\mu_3-(\mu_1-\sigma_{12})-(\mu_2-\sigma_{22}))$, $\delta_3=\mathrm{Max}(\delta_1,\delta_2)$.

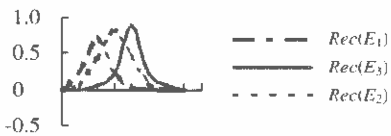

Fig. 1

图 1

定义 4. Rec(0) 为满足以下条件的认知结构:

对任一认知结构 Rec 有 $Rec\times Rec(0)=Rec(0)$.

认知结构的乘法对应于概率的乘法. 若干独立事件之积的认知结构等于各独立事件的认知结构积. 如图 1 所示.

性质 2. 任一认知结构 Rec 与 $Rec(1)$ 的积: $Rec\times Rec(1)=Rec$.

定义 5(认知结构的和). 已知不同信息来源关于同一事件 E 的认知结构为 $Rec:\langle\mu_i,\delta_i,\sigma_{i1},\sigma_{i2}\rangle$. 由误差计算公式如下定义认知结构的和为关于这些认知结构的合成结果:

$$\mu=\frac{\sum_i \frac{\mu_i}{(\sigma_{i2}-\sigma_{i1})\delta_i}}{\sum_i \frac{1}{(\sigma_{i2}-\sigma_{i1})\delta_i}},\quad \delta=\frac{1}{\sum_i \frac{1}{\delta_i}},\quad \sigma_1=\frac{\sum_i \frac{\sigma_{i1}}{(\sigma_{i2}-\sigma_{i1})\delta_i}}{\sum_i \frac{1}{(\sigma_{i2}-\sigma_{i1})\delta_i}},\quad \sigma_2=\frac{\sum_i \frac{\sigma_{i2}}{(\sigma_{i2}-\sigma_{i1})\delta_i}}{\sum_i \frac{1}{(\sigma_{i2}-\sigma_{i1})\delta_i}}.$$

当 $(\sigma_{i2}-\sigma_{i1})$ 为 0 时,用极限来处理.

定义 6(认知结构的反). 已知事件 E 的认知结构为 $Rec:\langle\mu,\delta,\sigma_1,\sigma_2\rangle$. 定义认知结构 Rec 的反为对事件 $\neg E$ 的认知结构 $Rec:\langle\mu',\delta',\sigma'_1,\sigma'_2\rangle$. 其中 $\sigma'_1=1-\sigma_2$, $\mu'=1-\mu$, $\sigma'_2=1-\sigma_1$, $\delta=\delta'$.

1.2 认知结构的推理

因为事件和推理规则之间是独立的,所以认知框架的推理使用认知结构的乘法.

定义 7(正向推理函数和逆向推理函数). 正向推理函数 For 为一个函数 $For(E_1,E_2):E,E\rightarrow Rec$,其中 E_1 和 E_2 为两个相关事件,满足: $For(E_1,E_2)\times Rec(E_1)=Rec(E_1\cap E_2)$. 逆向推理函

数 $Count$ 为一个函数 $Count(E_1,E_2):E,E\rightarrow Rec$,其中 E_1 和 E_2 为两个相关事件,满足 $Count(E_1,E_2)\times Rec(E_2)=Rec(E_1\cap E_2)$.

定义 8. 认知推理结构 $Inf(For,Count)$ 由一个正向推理函数和一个逆向推理函数构成.在一个推理结构中,正向推理函数和逆向推理函数可以有缺失.正(逆)向推理函数的缺省取值为其逆(正)向推理函数的取值;若两者皆缺失,则它们均等于 $Rec(0)$. $Rec(E_2)=For(E_1,E_2)\times Rec_1(E_1)$ 为认知框架的正向推理结果;$Rec(E_1)=Count(E_1,E_2)\times Rec(E_2)$,为认知框架的逆向推理结果.在缺省时,采用类推估计,用正向推理信息类推逆向推理信息,得到逆向推理与正向推理的认知结构是一致的结论,反之亦然.

性质 3. 关于推理前件和后件之间的多种重要组合信息都可以从推理结构中获得.

性质 4. 认知结构推理不要求考虑不确定推理规则之间的关联.

性质 5. 认知结构推理不是单调的,而且可以根据需要来调整推理的计算复杂度.

定理 1. 认知结构精确推理的计算复杂度关于推理接点个数为指数量级.

定义 9(认知结构推理最简计算复杂度). 在认知结构推理网络这个连通单图中,从推理出发节点到目标节点的最短行迹的长度称为认知结构推理的最简计算复杂度.

定理 2. 认知结构推理最简计算复杂度在最复杂的情况下关于推理节点个数是线性的.

这样,我们得到一个不确定推理框架,使用这个框架我们可以对现实世界的多种不确定信息进行有效的处理.这种方法与精确的概率计算兼容,可以处理使用概率方法所能处理的各种问题,而且计算复杂度与问题的规模是线性相关的.对一个不确定推理结论而言,我们在作出决策时有用的不仅是其最可能的取值,其可能取值的上下界对于决策也是极其重要的.尤其是在进行重大决策的时候,是不可能不考虑最坏情况和最好情况的.

2 在现实世界中的应用

例 1:在侦探案件中已有如下证据:E_1=证人 C_1 提供证词 W_1:A 不在犯罪现场. E_2=证人 C_2 提供证词 W_2:AB 均有作案嫌疑. E_3=物证 M_1:B 有作案条件.求 A,B 的作案嫌疑各为多大?

对 W_1 的认知结构为 $Rec(W_1)$:$\langle\mu=0.94,\delta=0.05,\sigma_1=0.90,\sigma_2=1.0\rangle$.对证人 C_2 在证词 W_1 上的认知结构为 $Rec(C_1)$:$\langle\mu=0.8,\delta=0.10,\sigma_1=0.60,\sigma_2=1.0\rangle$.所以关于 A 不在犯罪现场的认知结构为 $Rec(E_1)=Rec(C_1)\times Rec(W_1)$:$\langle\mu,\delta,\sigma_1,\sigma_2\rangle$.其中 $\mu=0.752,\delta=0.10,\sigma_1=0.512,\sigma_2=1$.

对 W_2 的认知结构为 $Rec(W_2)$:$\langle\mu=0.90,\delta=0.05,\sigma_1=0.84,\sigma_2=1.0\rangle$.对 C_2 在 W_2 上的认知结构为 $Rec(C_2)$:$\langle\mu=0.92,\delta=0.15,\sigma_1=0.90,\sigma_2=1.0\rangle$.所以关于 AB 均有作案嫌疑的认知结构为 $Rec(E_2)=Rec(C_2)\times Rec(W_2)$:$\langle\mu,\delta,\sigma_1,\sigma_2\rangle$,其中 $\mu=0.828,\delta=0.15,\sigma_1=0.748,\sigma_2=1$.

对 M_1 的认知结构为 $Rec(M_1)$:$\langle\mu=0.85,\delta=0.04,\sigma_1=0.75,\sigma_2=1.0\rangle$.对物证的认知结构为 $Rec(M)$:$\langle\mu=0.99,\delta=0.01,\sigma_1=0.70,\sigma_2=1.0\rangle$.这样,我们就可以得到关于 B 不在作案现场的认知结构 $Rec(E_3)=Rec(M)\times Rec(M_1)$:$\langle\mu,\delta,\sigma_1,\sigma_2\rangle$,其中 $\mu=0.8415,\delta=0.01,\sigma_1=0.4515,\sigma_2=1$.

现在让我们来考虑关于 A 是罪犯(记为 EA)的认知结构.

对 $Rec(E_1)$ 求反,我们得到认知结构:$\langle\mu,\delta,\sigma_1,\sigma_2\rangle$,其中 $\mu=1-0.752=0.248,\delta=0.10,\sigma_1=1-1=0,\sigma_2=1-0.512=0.488$.根据 E_2 对此事的认知结构为 $\langle\mu=0.828,\delta=0.15,\sigma_1=0.748,\sigma_2=1\rangle$.

最后对这两个结果求和,我们得到对 EA 的认知结构为 $Rec(EA)$:$\langle\mu,\delta,\sigma_1,\sigma_2\rangle$.其中 $\mu=0.5748,\delta=0.06,\sigma_1=0.4215,\sigma_2=0.7765$.

接下来我们考虑关于 B 是罪犯(记为 EB)的认知结构.

假设 B 在罪案现场等价于 B 是罪犯(若这条规则并不十分正确,可以先将其处理为一个认知推理结构,再进行推理). 根据 E_2 对 B 是罪犯的认知结构为 $Rec(EB)$:$\langle\mu=0.828,\delta=0.15,\sigma_1=0.748,\sigma_2=1\rangle l$;根据 E_3 有 $\langle\mu=0.8415,\delta=0.01,\sigma_1=0.4515,\sigma_2=1\rangle$. 对这两个认知结构求和,可以得到关于 B 是罪犯的认知结构 $Rec(EB)$:$\langle\mu,\delta,\sigma_1,\sigma_2\rangle$. 其中 $\mu=0.8398,\delta=0.009375,\sigma_1=0.4890,\sigma_2=1$. 比较这两个认知结构的最值、置信度和认知散布区间,我们可以得出,B 作案嫌疑最大.

对于这个问题,使用传统的概率推理无法表达推理结论的可靠性程度,从而无法得到有效的结果. 这个例子说明了我们的推理方法对现实问题的适用性.

例 2:设某种病菌在人口中的带菌率为 0.03,当检查时,由于技术及操作的不完善以及种种特殊原因,使带菌者未必检出阳性反应,而不带菌者也可能呈阳性反应. 假定 P(阳性|带菌)$=0.99$, P(阴性|带菌)$=0.01$,P(阳性|不带菌)$=0.05$,P(阴性|不带菌)$=0.95$. 现设某人检出阳性,问"他带菌"的概率是多少? 我们假设 A 代表带菌,$\neg A$ 代表不带菌,B 代表阳性,$\neg B$ 代表阴性.

如果这个人会概率统计方法,那么他用这种方法可以计算出"他带菌"的概率是 0.380[6].

这个人关于自己的病菌检查结果的认知结构为 $Rec(B)=Rec(1)$. 他关于 $A\rightarrow B$ 的推理结构为 $For(A,B)=Rec(A\rightarrow B)$:$\sigma_1=0.95,\sigma_2=0.95,\mu=0.95$. 如果他不会概率统计方法,就无法获得 $Count(A,B)=Rec(B\rightarrow A)$ 的信息,所以取值为 $Rec(A\rightarrow B)$. 因此他关于他带菌的推理结果为 $Rec(A)=Rec(B)\times Count(A,B)=Rec(1)\times Rec(A\rightarrow B)$:$\mu=0.95,\sigma_1=\sigma_2=0.95$. 故而他认为他带菌的机会是 $\mu=0.95,\sigma_2=\sigma_1=0.95$. 也就是说,他根据他所知道的情况只好得出他带菌的可能性为 0.95.

这是一个信息缺失的问题,无法使用 BN 和概率统计方法. 文献[6]认为这是由于这个人没有概率知识而得到的错误结果,我们则认为这是由于他没有利用问题所提供的其他信息的结果(同样造成信息缺失!). 而用我们的方法可以得到与人的直觉相一致的结果.

信息缺失在现实问题中极为常见,人们在处理这些情况时表现出来的能力是目前已有的各类不确定推理方法所无法比拟的. 我们的方法在这种情况下仍然适用,而且能够获得与人的直觉相一致的结果,这表明我们的方法在一定程度上与人所使用的推理方法是一致的.

如果他会概率统计方法,那么他关于自己的病菌检查结果的认知结构为 $Rec(B)=Rec(1)$,他关于 $A\rightarrow B$ 的推理结构为 $Inf(For,Count)$,其中 $For(A,B)=Rec(A\rightarrow B)$:$\mu=\sigma_1=\sigma_2=P(A\rightarrow B)=P(B|A)=0.99$;$P(A\rightarrow B)=P(B|A)=P(A\cap B)/P(A)=P(A\cap B)/0.03=0.99$. 所以,$P(A\cap B)=0.03\times 0.99=0.0297$.

而 $P(B\rightarrow A)=P(A|B)=P(B|A)\times P(A)/P(B)=0.99\times 0.03/P(B)$;$P(\neg B|\neg A)=(1-P\neg A\cap\neg B))/P\neg A)=(1-P(A)-P(B)+P(A\cap B))/(1-P(A))=0.95$. 所以,$(1-0.03-P(B)+0.0297)/0.97=0.95$,$P(B)=0.0782$.

故 $P(B\rightarrow A)=P(A|B)=0.99\times 0.03/0.0782=0.380$. 因而,$Count(A,B)=Rec(B\rightarrow A)$:$\mu=\sigma_1=\sigma_2=0.380$.

所以,我们的推理结果为 $Rec(1)\times Rec(B\rightarrow A)$:$\mu=\sigma_1=\sigma_2=1\times 0.380=0.380$.

这与用概率统计方法得到的结果一致.

概率统计方法在求解这个问题时使用的是单向推理,而我们的推理结构则是双向推理,而正向推理和反向推理的认知结构都可以方便地从已有数据中获得,所以,通常在求解此类问题时并不会

使用比概率方法更复杂的计算方法.

3 结论以及今后的工作

本文给出了一种新的不确定推理框架.它采用一些统计信息作为推理的依据,从而回避了推理规则之间的独立性问题.它采用独特的四值(最值、信任值、似真值和置信度)认知结构表达不确定量,同时包容了精确概率推理,容忍信息的不确定性;采用定义在认知结构上的推理结构来处理推理规则的不确定性,可以有效地避免推理规则之间的相互关系问题;认知结构最简推理的计算复杂度问题关于推理节点个数为线性.这种方法在现实中有很强的表达能力和实用性.作为例子,在文中用我们的方法就一些不确定推理问题进行了讨论.

在使用我们给出的这种认知结构进行推理时可以看到,由于保留了一部分不确定性,可以不考虑获得整个推理的规则网络,也不必考虑各个推理规则之间的独立性问题.精确计算推理结果的时候必须知道这些信息.而在BN推理中,需要得到各个推理节点之间的独立性信息,所以其计算复杂度关于节点个数的问题是NP类问题.

今后的工作包括将本文介绍方法的思路用于连续不确定信息的情况,例如身高等.

References:

[1] Boyen, X., Koller, D. Approximate learning of dynamic models. In: Kearns, M.S., Solla, S.A., Cohn, D.A., eds. Proceedings of the 11th Annual Conference on Neural Information Processing Systems (NIPS'98). Cambridge, MA: MIT Press, 1998. 396~402.

[2] Daphne, Koller, Probabilistic frame-based system. In: Proceedings of the 15th National Conference on Artificial Intelligence (AAAI'98). Madison, Wisconsin, 1998. 580~578. http://robotics.stanford.edn/~koller/papers

[3] Xavier, Boyen, Nir, Friedman, Daphne, Koller. Discover the hidden structure of complex dynamic system. In: Proceedings of the 15th Annual Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence (UAI'99). Stockholm, Sweden, 1999. 91~100. http://robotics.stanford.edn/~koller/papers

[4] Liu, Jie, Chen, Xiao-ping, Wang, Ren-hua, *et al.* A Chinese spoken dialogue system based on the uncertain reasoning. In: Choi, Key-sun, ed. Proceedings of the NLPRS'99. Beijing: Tsinghua University Press, 1999. 221~226.

[5] Zhang, Yao-ting, Du, Jin-song. The Probability Approach in Artificial Intelligence. Beijing: Science Press, 1998 (in Chinese).

[6] Chen, Xi-ru. Probabilism and Statistics. Hefei: Press of University of Science and Technology of China, 1996 (in Chinese).

附中文参考文献:

[5] 张尧庭,杜劲松.人工智能中的概率统计方法.北京:科学出版社,1998.

[6] 陈希孺.概率论与数理统计.合肥:中国科学技术大学出版社,1996.

A New Approach to Reasoning About Uncertainty*

LIU Jie, CHEN Xiao-ping, CAI Qing-sheng, FAN Yan

(*Department of Computer Science, University of Science and Technology of China, Hefei* 230026, *China*)

E-mail: liliu_in_263@263.net

http://liujie294libin.home.chinaren.com

Abstract: In this paper, an uncertain reasoning approach is put forward based on the cognitive structure: a quadruple cognitive structure is adopted to represent the uncertain knowledge, and a two-way cognitive inferential structure is used to handle the uncertainty of the inferential rules. The approach presnted in this paper can satisfy the exact probability reasoning; contain the uncertainty of the information, effectively avoid the unknown for the relationship among the rules, and the computing complexity of its briefest inference is linear to the number of inferential nodes.

Key words: uncertain inference; cognitive structure; cognitive inferential structure

* Received December 28, 1999; accepted June 26, 2000

Supported by the National Natural Science Foundation of China under Grant No. 69875017