

• 刘大有 等 著

知识系统 **中**

不确定性和模糊性处理的 数值方法



吉林大学
出版社

前 言

用计算机处理信息的初期,所处理的信息仅限于数据。

1965年时,人工智能研究正处于低潮,美国斯坦福大学的E.费根鲍姆(E. Feigenbaum)和R.林赛(Lindsay)等研制了世界上第一个专家系统(Expert System, ES)——DENDRAL,人们第一次尝试用计算机去解决过去只有人类专家才能解决的应用问题。1977年, E.费根鲍姆在第五届国际人工智能联合学术会议上对1965年至1977年专家系统的研究、发展做了全面总结和评价,并提出了知识工程概念。从此,一个新的研究领域——知识工程,人工智能的一个最有发展前途的新子域,开始诞生。从此,计算机迅速转向以知识处理为核心,彻底甩掉了“数据处理器”的帽子,这种基于知识的技术,或者说以知识处理为核心的技术已广泛应用于社会生产、社会生活和科学技术等各个方面,并产生了巨大的经济和社会效益。

基于知识的理论、方法和技术的发展向人工智能,特别是知识工程学者提出了一个重要的基本问题:如何有效地处理(或曰表示与利用)大量的不确定性(uncertainty)和模糊性(vagueness)信息(主要是知识)。

不确定性和模糊性信息处理早已成为一个热点研究课题,其研究成果可直接应用于基于知识的系统、图象分析、信息索引与检索、计算机视觉、机器人规划、空间推理、模糊控制等领域。在欧洲每两年举行一次该课题的国际学术会议(IPMU, International Conference on Information Processing and Management of Uncertainty in Knowledge-Based Systems),在美国每年都召开一次关于该项研究的国际会议(Uncertainty in Artificial Intelligence)。此外,在所有重要的人工智能会议上,如IJCAI(国际人工智能联合学术会议)、AAAI(美国人工智能联合学术会议)等,都有不确定性处理方面的专题。国际一些著名的杂志,如Artificial Intelligence, Int. J. of Approximate Reasoning, Int. J. of Intelligence Systems, Int. J. of Man-Machine Studies, Int. J. of General Systems, IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence等,都连续刊登不确定性处理方面的论文。

1984年,科恩和格鲁伯(Cohen & Gruber)把处理知识中的不确定性和模糊性(有时简称为不确定性)的方法归纳成三类:第一类是工程方法;第二类是控制方法;第三类是并行确定性推理。本教材聚焦于数值不确定性处理方法,如果按照科恩和格鲁伯的观点,数值不确定性处理方法应隶属于并行确定性推理方法。

1988年, J.珀尔(Judea Pearl)从语义的角度分类出发,又把处理不确定性的方法(即数值不确定性处理方法)分为外延方法和内涵方法两种。

外延方法(extensional approach):也称为产生式系统、基于规则的系统等,具体说来,应称为面向产生式系统(或基于规则的系统)的不确定性处理方法。把不确定性作为一种一般化(generalized)的真值附着在公式上,依照传统的经典逻辑,任何公式的不确定性(值)都是其子公式不确定性(值)的函数。其优点是计算简便,缺点是语义不系统(sloppy)。

内涵方法(intensional approach):也称为陈述系统(declarative)或基于模型的系统,具体应称之为面向陈述系统的不确定性处理方法。不确定性附着于事件的状态集或可能世界的子集。其优点是语义清晰,缺点是计算复杂。

●外延方法的优缺点

(1) 计算简单性. 计算上具有模块性, 具体表现在局域性和隔离性. 这里局域性指不考虑任何其它的事实; 隔离性指不考虑某个事实是如何得出的.

规则 $A \xrightarrow{I} B$ 可以理解为: 一旦 A 的不确定性经历了变化 ΔA , 则不管事实库中是否包含任何其它事实, 也不管 ΔA 是如何得到的, 以 ΔB 更新 B 的不确定性, ΔB 是 I 、 ΔA 和 B 当前的不确定性值的函数.

在内涵方法中, 即便有条件概率表 $P(B|A) = p$ 及 A 为真, 也不能做出任何关于 B 或者 $P(B)$ 的断言. 因为 $P(B|A) = p$ 的含义是: 如果 A 为真, 并且 A 是惟一为真的事实, 那么 B 发生的概率为 p . 一旦事实库中出现事实 K (且 A 出现时, K 与 B 不是独立的), 那么断言 $P(B|A) = p$ 不再成立, 代之去寻找 $P(B|A, K)$ 的概率. 我们对这个条件概率一无所知, 不能作任何运算, 除非我们能够证实知识库中除 A 之外的所有其它事实均与 B 无关, 这就是为什么无关性的证实在内涵系统中是非常重要的原因.

(2) 语义不清晰. 外延系统的计算简便性是以有时产生(不是罕见的)不一致为代价的, 即会产生一些违背常理的、违反直觉的结论, 就是说其健壮性(robustness)较差. 这个问题主要有以下几个方面的原因:

其一是缺乏双向推理机制. 与 MYCIN 系统中的双向推理不同, 这里的双向推理系指使用诊断知识和预言知识进行的推理, 简称诊断推理和预言推理. 诊断推理和预言推理在不确定推理中是非常重要的, 诊断知识和预言知识的不正确使用会产生非常奇怪的错误结果. 例如, 基于规则的专家系统只允许诊断推理, 不支持预言推理.

缺乏预言推理会使系统不能进行另外一种非常重要的不确定推理, 我们称之为“解释排除”(explain away): 即如果 A 蕴含 B , C 蕴含 B , B 为真, 一旦发现 C 为真将使 A 更不可信. 换句话说, 发现对一个事实的第二种解释使得第一种解释更不可信. 这种多原因之间的交互作用出现于很多应用中. 例如, 灯泡发出红光使得看起来是红色的手套, 其颜色真的是红色的可能性减小.

其二是结论缩回(retracting conclusion)困难. 局域性原理被充分应用于经典逻辑的推理规则中. 规则“如果 P 则 Q ”的含义是: 如果 P 为真, 即使事实库中含有其它事实, 我们也可以在不做任何进一步分析的基础上得出断言 Q . 然而, 在不确定性推理中, 这种忽略事实库中的其它事实的做法是不被允许的. 例如, 假设我们有规则 $R =$ “地面湿, 则天下雨了”. 事实库中存在“地面湿”的事实不见得能使我们增加“天下雨了”的确定性, 因为事实库中可能包含有“刚刚有洒水车经过”这样的证据. 假如声明“洒水车经过”是规则 R 的例外, 和“天下雨了”联系起来, 这样做会损坏外延系统的模块性, 因为规则的设计者必须收集整理大量相互之间有联系但联系不紧密的事实, 并且规则还要负担(burden)大量难以掌握的例外. 举例说明隔离性的缺陷: 在演绎推理中, 如果 K 蕴含 P 且 P 蕴含 Q , 从推理链 $K \rightarrow P \rightarrow Q$ 知: 由 K 为真可以得到 Q 为真. 实际上, 这推理链对不确定性推理常常是不适用的. 系统含有两条看起来正确的规则“洒水车经过则地面是湿的”, “地面是湿的说明下雨了”, 显然, 发现“洒水车经过”的事实不但不能得出“天下雨了”的结论, 相反却削弱了对“天下雨了”的支持.

其三是有相关来源的证据的不恰当使用. 外延系统具有局域性和隔离性, 只对不确定性值(信度)的大小感兴趣, 不关心引起其改变的来源, 结果, 相同或相关的信息可能不止一次地影响同一结论. 由于外延系统的局域性太强, 不能识别出证据的共同来源, 因此, 有时把

并非是相互独立的证据当做相互独立的证据去更新假说的信度,从而导致一些不正确的推理。

● 内涵方法的优缺点

内涵方法在语义方面非常清晰,因为有全局一致的描述模型,不存在双向推理、相关证据处理方面的问题,但计算方面的复杂性是其致命的弱点,在较复杂的环境下,内涵方法基本是不可用的。举个例子来形象说明外延与内涵这两种方法的极端情况:一个人牵着一只狗穿过一片有地雷的区域,他可能选择一匹经过训练的、对地雷比较敏感的狗,但是危险是实际存在的,有经验的人会阻止狗跑得太快以避免发生危险;另一种相反的方法是以内涵方法的方式前进,安全无虞的语义保证使得每一步前进都不会发生危险,但是前进非常困难,因为在每走出一部之前都必须重新检测整个地区。

显然,在计算模块化和语义一致性之间存在矛盾。从本质上讲,信念网是一种内涵方法,语义就是全概率分布。近年来,由于在网络结构简化表达和独立性运用等方面研究的进展,使得计算复杂性大大降低,信念网已成为一种重要的不确定性处理方法。

从某种意义上说,不确定性推理的主要研究目标是在清晰的语义和简便的计算之间选择一种折衷方案。对外延不确定性推理方法而言,不确定性推理侧重研究提高推理准确性的方法;对内涵不确定性推理方法而言,不确定性推理侧重研究降低推理复杂性的方法。

本教材以基于知识的系统(或曰知识系统)中不确定性和模糊性的数值处理方法为主要内容。一个有意义的不确定性和/或模糊性处理方法(也称之为模型)应能用于专家系统或用于解决实际应用领域中的不确定性或模糊性问题,本教材正是基于这样一种观点,在阐明不确定性和模糊性处理模型时,对模型的背景、模型的核心内容,与模型相应的证据表示形式、知识表示形式(主要指外延方法)、不确定性或模糊性推理的例子或应用实例、模型的缺点或困难等一并加以描述,力图对不确定性或模糊性处理模型有一个完整、透彻的刻画,并把理论、方法、技术与应用紧密结合起来。同时,本教材所介绍的内容都是以提高不确定性推理(简称推理)的准确性为核心,并从多个方面系统阐明了提高推理准确性的思路 and 一步步深入的方法。另外,从整体上看,本教材内容具有全面、系统和深入的特点。

当今人类社会已步入知识信息社会,“知识就是力量”已为人们所共识。毋庸置疑,作为研究如何将大量的领域专门知识赋予计算机(就是说,使计算机拥有大量知识并能灵活地加以运用)的知识工程学科,以及该学科的关键研究内容——不确定性和模糊性知识处理,必将有光明的前景。

全书共分三部分,第一部分绪论,是不确定性处理方法的概述;第二部分介绍外延处理方法;第三部分主要讲述内涵处理方法。在外延方法中主要介绍了确定性因子理论、主观贝叶斯理论、证据理论、模糊推理等,在此基础上给出了抽象不确定性和二阶不确定性推理模型,根据协作诸ES的观点比较一致、相差甚远和诸观点差异程度居中的三种不同情况分别给出了相应的协作冲突消解方法。上述内容都是以提高不确定性推理的准确性为核心,并从多个方面系统阐明了提高推理准确性的思路和方法。下面给出两个例子。例1:“证据理论”内容的组织:证据理论→简化证据理论→支持有序命题的证据理论→支持证据加权的证据理论→证据区间决策→基于证据距离的证据组合条件……;例2:“提高推理准确性”的思路:第一,提高单一方法(或单个系统)的推理准确性,第二,找出不同推理方法的共性,第三,从不确定性到不确定性的不确定性(或曰二阶不确定性),第四,从单个ES到多ES协作系统。在给出理论方法详尽描述的同时,都力争给出相应的应用实例。

内涵方法中分为证据理论(内涵方法)和贝叶斯网两部分。

在证据理论中介绍了广义随机集合理论和广义证据理论的一种解释;描述了布尔代数上基于广义随机集合的 Belief 模型、假设的期望效用概念、结论距离概念和布尔代数上广义证据理论模型的决策理论;叙述了扩充的集合-值映射和 L 集合-值映射的概念,阐明了二级(阶)不确定性的内涵处理方法和区间结构的组合法;基于区间结构理论,讲述了信息的索引与检索系统中不确定性信息处理的非数值模型和基于压缩集合的改进规划验证算法。在系统刻画理论与方法的同时给出了证据理论在任务分解、多 Agent 规划和信息检索中的应用。

在讲述贝叶斯网时,首先对外延方法和内涵方法做了分析对比,然后介绍了贝叶斯网的理论模型和单连通、多连通网推理算法,并通过多个例子详细阐明了建造贝叶斯网的方法。

第二部分由十二章组成,从第二章到第十三章。第二章介绍了 MYCIN 系统中的确定性因子理论;第三章从专家系统验证的角度,深入分析了确定性因子理论方法,并对其作了改进;第四章介绍了 PROSPECTOR 系统中的基于主观贝叶斯理论的方法;第五、六章是证据理论(一般证据理论、简化证据理论、支持有序命题类问题的证据理论、支持证据加权的证据理论、区间决策方法等。这里的证据理论侧重面向基于规则的系统);第七章介绍了一种加权模糊逻辑推理方法;第八章介绍了专家系统中的一种模糊推理模型;第九章介绍专家系统中不精确推理单位元(抽象和概括了不确定性处理模型的一些共性,指出了不确定性推理模型的一些必要条件);第十章从提高不确定性推理准确性的观点出发,给出了二级不确定性(或曰二阶不确定性)的外延处理方法,二级不确定性是关于一级不确定性(不确定性和一级不确定性的含义相同)的不确定性,组协作是提高推理准确性的重要途径;第十一、十二和十三章描述了消解多专家系统组协作(与医学专家对疑难病患者进行会诊的协作相当)冲突的方法:一致性处理方法、基于扩展确定性因子理论的冲突消解方法和多维辩论方法。

第三部分包括十一章,从第十四章到第二十四章,由两个子部分组成。第一个子部分:证据理论,从第十四章到第二十章;第二个子部分:信念网(也称之为贝叶斯网),从第二十一章到第二十四章。

第十四章是基本定义(预备知识),第十五章是 Belief 的解释与更新(广义随机集合理论,广义证据理论的解释),第十六章是布尔代数上的 Belief 模型(布尔代数上基于广义随机集合的 Belief 模型、假设的期望效用和结论距离、广义证据理论的决策理论),第十七章是处理二级不确定性的内涵方法(集合-值映射的扩充、L 集合-值映射概念、二级不确定性的内涵处理方法),第十八章是区间结构的组合与析取映射(区间结构的组合法),第十九章是信息索引与检索的不确定性处理模型(基于区间结构理论的信息索引与检索系统中不确定性处理的非数值模型),第二十章是多 Agent 环境下的规划(基于压缩集合的规划验证算法、多 Agent 规划中的任务分解、贝叶斯网中团树理论在多 Agent 规划任务分解中的应用)。

第二十一章介绍了概率的基础知识;第二十二章给出了贝叶斯(Bayesian)网方法的基本概念及推理算法;第二十三章对贝叶斯网的发展过程及与其他不确定推理方法的比较作了讨论;第二十四章讲述了贝叶斯网的建造方法。

本教材一方面使读者能透彻掌握主要的外延和内涵不确定性推理方法,另一方面使读者能初步掌握对不确定性推理开展科学研究的方法和理论联系实际的方法。为了配合本教材的学习,还提供了一批专家系统、专家系统建造工具和专家系统开发平台软件,为读者透彻掌握不确定性推理的基本内容和初步掌握对其开展科学研究的方法提供了有力的帮助,并对理论联系实际提供了提高感性认识的实践环境。

以本教材主编为带头人的知识工程研究小组,近年来发表了相关论文 150 余篇,完成专家系统、不确定性推理等方面的国家级、省部级项目近 30 项,为本教材的撰写提供了坚实的基础和丰富的理论联系实际的经验。本教材关于不确定性推理研究的取材、组织具有全面、系统、深入的特点。

本教材可作为计算机学科、人工智能、知识工程及其他有关专业的大学和研究单位的研究生教材或教学参考书,亦可供有关科技人员参考。

本教材得到国家自然科学基金委员会项目“规划识别及其应用研究”和高等学校博士学科点专项科研基金课题“处理不确定性信息的内涵方法之研究”的资助,由刘大有教授、李岳峰副教授(博士)、陈建中教授(博士)、唐海鹰副教授(博士)、杨鲲博士、王淞昕博士生、王飞博士生和虞强源博士生等合写而成。

作 者

1999 年 9 月于长春

目 录

第一部分 绪 论

第一章 研究现状	1
§ 1.1 引 言	1
§ 1.2 研究现状	3
1.2.1 抽象不精确推理模型及其性质	3
1.2.2 确定性理论	3
1.2.3 贝叶斯方法	3
1.2.4 证据理论	4
1.2.5 可能性理论	5
1.2.6 非数值方法	5
1.2.7 工程方法和控制方法	6
参考文献	7

第二部分 外延不确定性处理方法

第二章 确定性因子理论	9
§ 2.1 信任和不信任	9
§ 2.2 信任和不信任的度量	10
§ 2.3 不确定性因子的计算	12
§ 2.4 MYCIN 的不确定性值(或不确定性因子)计算的封闭性	14
§ 2.5 确定性因子的困难	15
参考文献	16
第三章 基于确定性因子模型的专家系统的验证	17
§ 3.1 引 言	17
§ 3.2 测试、评价内容	18
3.2.1 推理机的测试与评价 ^[1-7]	18
3.2.2 知识库的测试与评价 ^{[2][7]}	20
3.2.3 测试不确定性计算是否正确 ^{[2][3][5][7]}	22
§ 3.3 小 结	24
参考文献	24
第四章 基于概率论的处理方法	26
§ 4.1 引 言	26
§ 4.2 确定性证据的不确定性处理	27
§ 4.3 不确定性证据的不确定性推理	31
§ 4.4 讨 论	37
参考文献	37

第五章 证据理论(Evidence Theory)方法	39
§ 5.1 D-S 理论(Dempster-Shafer Theory)	39
§ 5.2 一种简化的证据理论模型 MET1	46
§ 5.3 简化证据理论模型的拓展——凸函数证据理论模型	51
5.3.1 IRM1 的困难	51
5.3.2 具有凸函数性质的简化证据理论模型	52
5.3.3 具有凸函数性质的简化证据理论模型的分析	55
5.3.4 对满足有序命题类问题的组合函数的扩展	58
5.3.5 小 结	59
参考文献	60
第六章 简化证据理论模型的研究	61
§ 6.1 引 言	61
§ 6.2 区间结果决策	62
§ 6.3 两个基本支持函数之间的距离	64
§ 6.4 带有权威性的基本支持函数	65
参考文献	66
第七章 加权模糊逻辑	67
§ 7.1 引 言	67
§ 7.2 加权模糊逻辑和加权模糊逻辑命题演算	67
§ 7.3 加权模糊逻辑在专家系统 ES 中的应用及加权模糊逻辑的推理规则	69
§ 7.4 相关工作的比较与分析	72
§ 7.5 小 结	73
参考文献	73
第八章 专家系统中的一种模糊推理模型	75
§ 8.1 引 言	75
§ 8.2 模糊推理模型 FURM	75
8.2.1 FURM 的知识表示	75
8.2.2 FURM 的不确定性推理	78
§ 8.3 讨 论	80
参考文献	81
第九章 专家系统中不精确推理单位元	82
§ 9.1 抽象不精确推理模型	82
§ 9.2 单位元的性质	83
§ 9.3 实例分析	84
§ 9.4 结 论	89
参考文献	89
第十章 处理两级不确定性的推理模型	90
§ 10.1 引 言	90
§ 10.2 规则中的不确定性、不准确性	90
10.2.1 规则强度	90

10.2.2 规则的准确性、可靠性	90
10.2.3 知识表示	91
§ 10.3 关于偏差的两级不确定性推理模型	91
10.3.1 两级不确定性推理模型的必要条件	91
10.3.2 处理两级不确定性的推理模型	93
10.3.3 多条前件不同但后件相同的规则的结论综合	95
§ 10.4 讨 论	96
参考文献	97
第十一章 在多个 ES 协作系统中不一致性问题的处理	98
§ 11.1 引 言	98
§ 11.2 一致性处理	99
11.2.1 协作组中诸看法间的影响	99
11.2.2 决 策	103
§ 11.3 讨 论	104
参考文献	104
第十二章 确定性因子模型的改进及其在 CDPS 冲突消解中的应用	105
§ 12.1 改进的确定性因子模型 ICF	105
12.1.1 CF 模型分析	105
12.1.2 知识不确定性的描述	106
12.1.3 证据不确定性的描述	106
12.1.4 命题不确定性值的传播算法	106
12.1.5 推理过程	107
12.1.6 示 例	107
12.1.7 讨 论	108
§ 12.2 最大存在风险和最大不存在风险	109
12.2.1 定 义	109
12.2.2 计算例	110
12.2.3 讨 论	111
§ 12.3 冲突消解模型	111
12.3.1 问题描述和假设	111
12.3.2 消解冲突	111
12.3.3 示 例	112
12.3.4 讨 论	114
§ 14.4 小 结	114
参考文献	115
第十三章 协作知识系统中协作冲突消解的辩论方法	116
§ 13.1 简 介	116
§ 13.2 多维辩论方法的基本过程	117
§ 13.3 依赖性值的计算	120
§ 13.4 外部约束的计算	122

§ 13.5 多维辩论系统框架 PAT-1 简介	122
§ 13.6 讨论与总结	124
参考文献	124
 第三部分 内涵不确定性处理方法	
第十四章 与证据理论相关的基本定义	126
§ 14.1 集合的基本概念	126
§ 14.2 贝叶斯方法	127
14.2.1 概率论	127
14.2.2 Pearl 模型	129
§ 14.3 Dempster-Shafer 理论	131
§ 14.4 Fuzzy 集合和 L-集合	133
§ 14.5 图 论	133
第十五章 Belief 的解释和更新	136
§ 15.1 广义概率与信任函数	137
§ 15.2 随机集合与信任函数	139
§ 15.3 内、外测度与上、下概率	140
§ 15.4 信任值的修正、更新和集中	141
§ 15.5 小 结	143
第十六章 布尔代数上的 Belief 模型	144
§ 16.1 布尔代数的基本概念	145
§ 16.2 广义 Dempster-Shafer 理论	146
§ 16.3 广义随机集合	147
§ 16.4 信任值的更新和修正	150
§ 16.5 求精和相容概念	153
§ 16.6 布尔代数上的限定化概念	154
§ 16.7 Belief 模型中的决策模型	161
§ 16.8 小 结	164
第十七章 处理二阶不确定性的内涵方法	166
§ 17.1 集合-值映射的扩充	166
§ 17.2 概率簇空间的传递模型	169
17.2.1 不确定性结构的传递方法	169
17.2.2 限定化关系的传递	171
§ 17.3 规则的组策略	173
17.3.1 组合证据源	173
17.3.2 组合结论	173
§ 17.4 小 结	175
第十八章 区间结构的组合	176
§ 18.1 区间结构的基本定义	176
§ 18.2 区间结构的组合	177

§ 18.3 区间结构组合的解释	180
§ 18.4 组合信任函数的计算	183
§ 18.5 小 结	184
第十九章 索引与检索中的不确定性信息处理	185
§ 19.1 与 IR 有关的基本概念	186
§ 19.2 IR 中的不确定性处理模型	187
19.2.1 关联函数	188
19.2.2 关联的组合方法	192
§ 19.3 结果的比较	193
§ 19.4 小 结	195
第二十章 多 agent 环境下的规划	196
§ 20.1 基本定义	196
§ 20.2 规划验证的算法	198
20.2.1 规划验证算法的改进	199
20.2.2 改进算法的详细描述	200
§ 20.3 规划验证算法的分析	202
§ 20.4 多 agent 规划中的任务分解	205
20.4.1 独立子任务分解	206
20.4.2 树形分解方法	207
§ 20.5 小 结	209
参考文献(第十四章至第二十章)	210
第二十一章 概率基础知识	217
§ 21.1 先验概率	217
§ 21.2 条件概率	218
§ 21.3 概率公理	219
21.3.1 联合概率分布	219
§ 21.4 Bayes 规则及其应用	220
21.4.1 Bayes 规则的简单应用	220
21.4.2 规范化	221
21.4.3 利用 Bayes 规则进行证据综合	222
21.4.4 保持概率值的一致	224
§ 21.5 概率的来源	224
第二十二章 Bayesian 网方法的基本概念及推理算法	225
§ 22.1 Bayesian 网的定义	225
§ 22.2 Bayesian 网的语义	227
22.2.1 全概率分布的表示	227
22.2.2 Bayesian 网的构造方法	227
22.2.3 条件概率表的表示	228
22.2.4 Bayesian 网中的条件独立关系	229

§ 22.3 Bayesian 网中的推理算法	230
22.3.1 单连通图查询回答算法	231
22.3.2 多连通图 Bayesian 网中的推理算法	234
第二十三章 贝叶斯网研发过程以及与其他方法的比较	237
§ 23.1 外延方法与内涵方法	237
23.1.1 外延方法的优缺点	237
23.1.2 内涵方法的优缺点	240
§ 23.2 Bayesian 网与其他不确定方法的比较	240
§ 23.3 Bayesian 网络模型的历史发展	241
第二十四章 Bayesian 网的建造	243
§ 24.1 Bayesian 网结构的确立	243
24.1.1 实例一: 判断全家是否外出	243
24.1.2 一个简单的扑克游戏	244
24.1.3 人工授精	245
24.1.4 简单的 Bayes 模型	245
24.1.5 因果关系的处理	246
§ 24.2 条件概率的确定	246
24.2.1 种马场	246
24.2.2 扑克游戏中的条件概率	249
24.2.3 符号串的传递	251
24.2.4 实例: 全家是否外出	252
§ 24.3 Bayesian 模型构造技巧	253
24.3.1 间接关系的处理	253
24.3.2 噪声或(noisy or)	254
24.3.3 因果独立关系	256
24.3.4 分离技术	257
§ 24.4 学 习	257
24.4.1 分组学习	258
24.4.2 距离度量	258
24.4.3 可能结构的搜索	259
24.4.4 统计方法	261
24.4.5 适应性学习	261
参考文献(第二十一章至第二十四章)	264

第一部分 绪 论

第一章 研究现状

§ 1.1 引 言

知识工程和专家系统主要研究用人类专家的知识解决现实世界的问题。实际上,专家知识往往是不确定的(或者说不精确的),并且解决问题所利用的数据也常常带有噪声,有时甚至是错误的。因此,专家系统要想达到高性能,必须处理好不确定性问题。

70年代,医疗专家系统 MYCIN 和探矿专家系统 PROSPECTOR 的问世对人类社会产生了很大的影响,鼓舞了成千上万的人工智能研究者。这两个专家系统的求解过程都可用推理网来描述,其中网中的节点表示一个随机变量,边表示规则(知识)。

专家系统中最简单的规则表示形式为:

$$\text{IF } X \text{ THEN } H \text{ WITH } \text{cert}(X, H)$$

其中 X 是这条规则的前件, H 是这条规则的结论, $\text{cert}(X, H)$ 通常称为规则可信度(或称为规则强度)。文[8]中还提出了规则的可靠度,并且该文还强调在一条规则中规则强度和可靠度可能并存。在专家系统中,一些规则之前件通常是包含多个变量的复杂的(标准或非标准)逻辑表达式,以及多条规则支持同一个结论等情形。因此用推理网进行推理的过程就是用顺序规则和并行规则计算结论的不确定性值的过程。我们通常把基于规则的不确定性处理方法称为外延方法。

尽管这种基于规则的系统在某些领域非常成功,但是这种方法在处理完备和互斥的信息时就显得无能为力,这是因为这些早期的基于规则的系统不能正确地分析信息的依赖结构。

例: 设 $\Omega^{(1)}$, $\Omega^{(2)}$, $\Omega^{(3)}$, $\Omega^{(4)}$ 是四个空间(相应四个随机变量),每个空间有两个元素 $\omega_i^{(1)}$, $\omega_i^{(2)}$, $i=1,2,3,4$ 。假定四条规则用到这四个随机变量,规则的表示如图 1.1 所示。

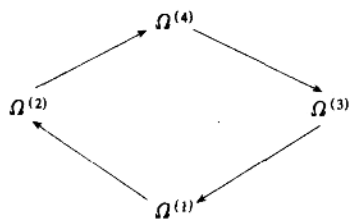


图 1.1

如果我们用条件概率来表示 $\text{cert}(X, H)$, 则规则 $\Omega^{(1)} \rightarrow \Omega^{(2)}$ 的 cert 就可表为条件概率 $P(\omega_2^{(i)} | \omega_1^{(i)})$. 在一般情况下, 让专家直接给规则赋 cert 的方法往往引起系统的不相容, 因为在乘积空间 $\Omega^{(1)} \times \Omega^{(2)} \times \Omega^{(3)} \times \Omega^{(4)}$ 上可能不存在满足这些给定条件概率的联合概率分布 P . 基于规则的方法不能完全成功的原因, 就是没有考虑知识之间的依赖结构. 通常, 这种依赖结构可用超图来表示, 比如图 1.1 所表示知识的依赖结构可表示为图 1.2 所示的超图.

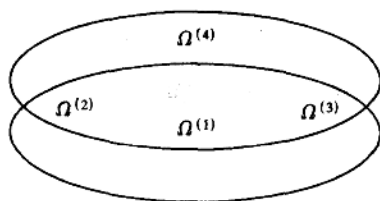


图 1.2 超图的例, 其中椭圆表示超边

为了适应专家系统性能的不断提高和应用领域的日益广泛, 专家系统的研究者们提出了许多新的或者改进的理论模型和经验模型. 基于模型的方法称为内涵方法, 内涵方法考虑知识之间的依赖结构, 并且基于模型的方法都以相应的数学模型为基础. 目前, 基于模型的理论主要包括: 贝叶斯网、Dempster-Shafer 理论(或称为证据理论)、基于 Fuzzy 集合或 L-集合的可能性理论, 以及粗集合(rough set)理论等. 原则上, 该类方法与控制策略无关, 即无论使用何种控制策略, 推理的结果都是惟一的. 此外, 研究者们还提出了处理不确定性的工程方法和控制方法^[1]. 这种方法的特点是通过控制策略的巧妙设计来限制或减少不确定性对系统的影响. 这种方法没有处理不确定性的统一模型, 其效果严重地依赖于控制策略. 上述这些模型与方法一般不强求逻辑上的完备性, 只要求能够对不确定的知识和数据在允许的误差范围内做出近似的推理判断. 尽管使用这些方法不能给出问题的最佳解决办法, 但一般能给出问题的专家水平的解决办法.

基于模型的方法都由两部分组成, 第一部分称为静态部分(该部分描述一般的领域知识); 第二部分称为动态部分(该部分用来集成用户的知识). 为了描述静态部分, 人们通常假定存在一个有限的辨别框架(the frame of discernment) Ω , 其中 Ω 是完备的且它的元素互不相同. 不确定性信息处理的一个主要目的就是用专家和用户的信息来发现 Ω 中惟一为真的元素 ω . 当新的证据(也可能是不确定的证据^[3])出现时, 动态部分要给出静态知识变化的合理过程. 人们往往用一个集合 $E \subseteq \Omega$ 来描述用户所提供的信息(或不确定性信息), 该信息的直观含义是说“用户认为 $\omega_0 \in E$, 但用户不知道 ω_0 是 E 中的哪一个”. 一般认为, 专家系统中知识的表示对应静态部分; 而推理过程对应动态部分. 1988 年, Gardenfors 认为有两种更新方式, 第一种称为 expansion(即不确定的状态越来越明朗); 第二种称为 contraction(与第一种更新方式不同, 是一种非单调的更新方式).

对于决策而言, 用户往往关心的是某个较小的子空间, 但基于模型的方法最终得到的是关于大空间上一个不确定性结构. 因此基于模型的方法总是使用柱面扩张或投影等操作来沟通不同空间上不确定性结构之间的联系.

§ 1.2 研究现状

1.2.1 抽象不精确推理模型及其性质

尽管目前提出的许多不精确推理模型表面上没有什么共同之处,但是在某种程度上,它们有许多共同特征.例如,它们有统一抽象结构,都存在着单位元,有一组共同遵循的性质.这些特征也是构造新的不精确推理模型的必要条件.

经过研究,我们就会发现:在不精确推理的结构中,必须包括如下三个要素:1) 证据(命题)不确定性的描述;2) 知识(规则)不确定性的描述^[5];3) 更新结论(命题)不确定性值的算法.

在命题不确定性的描述中,我们称对应于某命题的初始化(对该命题一无所知)时的不确定性值为命题单位元;在知识不确定性的描述中,称某规则的前提与结论相互独立时对应的规则强度为规则单位元;而且,命题单位元和规则单位元的性质提供了不精确推理模型的最弱约束条件^[22].

1.2.2 确定性理论

MYCIN 系统^[14]使用的不精确推理模型——确定性理论,是由 Shortliffe 等人考察了非概率的和非形式化的推理过程后于 1975 年提出的^[15],是不精确推理中最早且最简单的方法之一.该方法采用基于规则的推理.

1.2.3 贝叶斯方法

用概率论作为处理不确定性的理论是传统的方法,PROSPECTOR 就是使用概率论的一个成功的专家系统.使用概率来处理信息中的不确定性,一方面要给出精确的先验概率;另一方面还要把证据与假设之间的依赖关系刻画出来.为了刻画证据与假设之间的依赖关系, Pearl^[11]扩展了推理网的概念,提出了贝叶斯网(Bayesian network),用条件概率给出了贝叶斯网中节点之间的依赖关系,并给出了网络中概率值的传播方法.

第一次使用贝叶斯网建造的专家系统是 MUNIN (Muscle and Nerve Inference Network). MUNIN 系统完全按照严格的条件概率来计算一种特征(characteristic)出现的概率.例如,计算条件概率 $P(\text{FORCE} | \text{MU.LOSS}, \text{MU.STRUCTURE})$ 就需要用到 $6 \times 5 \times 9 = 270$ 个概率值.显而易见,利用大量经验数值来严格估计后验概率是不实际的.针对这样的问题 Lauritzen 等人开发了专家系统工具 HUGIN,其思想是用一个团树(或称为马尔可夫树)来代替贝叶斯网(一个非循环的有向图).1990 年,针对一般的贝叶斯网,Cooper^[2]证明了概率值的传播计算问题是 NP 难解问题.目前,如何给出合理的贝叶斯网的树形分解结构以及如何抽象贝叶斯网是较难研究的课题.

对于一个概率模型(贝叶斯网或马尔可夫网)来说,寻找它的一个 MAP(the maximum posterior probability)是一个非常重要的问题.1994 年^[13]Shimony 证明了寻找一般概率模型的 MAP 是 NP 难解问题.为了得到 MAP 的一个近似解或特定领域问题的解,1993 年, Rojas 和 Guzman 把遗传算法(genetic algorithms)应用到概率推理之中;另外一种新的方法是把后验概率的求解问

题看成为一种线性不等式,从而可使用单纯形法和分枝、限界法给出 $[0, 1]$ 区间的实数解。

目前,人们越来越重视概率的解释问题。在专家系统中,很多人把概率理解为主观概率(subjective probability),即认为概率值是一个人的信任度(the degree of belief)。进一步,主观概率的这种解释可扩展为主体间的概率(intersubjective),即一组人的意见达到一致后的信任度。当一组人的意见达不到一致时,人们使用了概率簇(the class of probabilities)^[7]。

客观概率论者反对使用主观概率,他们认为概率与人的信任无关。为了在结肠内视镜专家系统中使用客观概率, Sucar 等人使用了 QUALQUANT 方法^[17]。使用该方法,领域专家只需要给出定性规则, QUALQUANT 方法根据定性规则形成树形贝叶斯网;然后,由贝叶斯网中的客观概率(即与领域专家无关的概率或条件概率)形成定量规则。

1.2.4 证据理论

基于概率的不确定性表示方法不能处理“无知(ignorance)”,为了表示部分无知所引起的不确定性, Dempster 和 Shafer 提出了证据理论。目前,围绕证据理论的研究主要集中在以下几个方面:①如何解释信任函数;②对于给定的 mass 分布,如何进行决策;③特殊证据函数的计算;④证据理论中的近似计算方法;⑤如何处理证据引起的证据函数的动态变化;⑥如何进一步拓展 Dempster-Shafer 理论及其应用;⑦开世界下 mass 分布的研究;⑧证据理论中的非单调关系等。

“如何解释信任函数”,是证据理论应用于实际时必须回答的问题。Dempster 在 1967 年用上、下概率给出了信任函数(belief function)的第一种解释;在这之后 Fagin 和 Halpern 用上、下包络给出了另一解释;Shafer 曾经指出,信任函数可用来表示证据;Walley、Halpern 和 Fagin 等人亦认为信任函数是证据的表示方式并讨论了捕获证据的方式,如果把信任函数解释为证据的表示,他们建议使用 Dempster 组合规则;Smets 等人把信任函数理解为确认度,从而提出了信任传递模型 TBM;Wong 等人把信任函数解释为区间结构(interval structure)等。

“对于 mass 分布进行决策”,目前也提出了一些方法:比如 Smets 等人的 TBM 模型中使用了 pignistic 概率进行决策;Kruse 等人把信任函数看成是随机集合的浓缩表示,从而给出了基于集合-值映射的决策方法等。

“特殊证据函数的计算和证据理论中的近似计算方法”方面的研究,目前亦有很多成果。例如: Barnett 的线性计算方法及其改进;层次假设空间(hierarchy of hypotheses)^[12]; Belief 函数的分解^[23]; 1990 年 Voorbraak 提出的贝叶斯近似方法; Dubois 和 Prade 在文中使用了和谐(consonant)近似,即用嵌套的信任函数近似代替原来的信任函数; Tessem 提出了 $(k, 1, x)$ 近似等。

“证据引起的证据函数的动态变化”的规则主要有三种,它们分别是: Dempster 条件规则(Dempster rule of conditioning)、几何条件规则(the geometric rule of conditioning)以及 Halpern 等人提出的条件规则。目前,对于这三种条件规则之间的内在联系,人们只是论证了: Dempster 条件规则是信任值的修正(revision)规则,几何条件规则是信任值的更新(updating)规则,修正规则所得到的 mass 函数是原来 mass 函数的一个限定化,更新规则所得到的 mass 函数是原来 mass 函数的一个严格限定化^[7]。

关于“拓展 Dempster-Shafer 理论”,目前主要有如下几种方法:第一种是 Yen 提出的模型^[20],他把 Dempster 使用的集合-值映射推广为概率多集合映射。第二种方法是 Kruse 等人提出的广义 mass 分布^[7],该方法把辨别框架 Ω 扩展为 $FL(\Omega)$,其中 $FL(\Omega)$ 是 Ω 上所有 L 集合组成的集合,与常规证据理论不同, $m(v)$ 是分配给 L 集合 v 的 mass 值,虽然不知道如何把该

值分散到 Ω 的每个元素上,但 Ω 中的元素的地位是不平等的,其重要程度由 L 集合 v 来决定;该推广方法与 Yen 的方法有相同之处, Yen 的方法中隐含用一个子集合的集合和其上的概率分布来代替一个常规的集合.与 Kruse 和 Yen 等人的方法不同,第三种方法是 Smets 等人提出的可传递的信任模型,该模型把“belief”解释为确认度^[16].第四种方法是 Guan(管纪文)和 Bell 提出的广义证据理论^[6],Guan 和 Bell 把有限的幂集合 2^{Ω} 推广为一般布尔代数.他们认为推理中很多重要的空间是一个布尔代数,比如,命题集合和幂集合等(这与 Smets 等人的观点相同),基于这样的想法,Guan 和 Bell 定义了弱信任函数、信任函数、mass 函数、弱嵌套 mass 函数、嵌套 mass 函数等.第五种方法^[9]把信任函数和 Fuzzy 集合联系起来,以处理图象分析中的不确定性信息.

对于 Dempster 的组合规则,Zadeh 在 1986 年给出了一个反论,该反论说明了在冲突存在的情况下,使用 Dempster 的组合规则可能产生违反直观的结果.文[7]对 Zadeh 反论所作的解释是说“引起 Zadeh 反论的原因是因为辨别框架没满足闭世界假定”.对于开世界辨别框架 Ω 的处理目前有两种方法:第一种方法是把未知的世界集中到集合 $\{\emptyset\}$ 上;第二种方法是不断地扩充 Ω ,即把 $\Omega \cup \{\alpha\}$ 看成闭世界.

关于“证据理论中的非单调关系”的研究是“相容”概念(使用相容关系,我们可从一个假设空间向另一个假设空间传递 mass 函数)的延续.1986 年,Shafer 提出了相容关系,在这之后 Yager 证明了相容关系是单调关系.1992 年,Wong 等人推广了该关系,提出了区间结构.1995 年,Yager 引入了两种相容关系,证明了第一种相容关系即为通常意义下的相容关系,而第二种相容关系是一种 default 关系^[19].

1.2.5 可能性理论

Fuzzy 集合论是 Zadeh 首次提出的,目前使用该理论最成功的例子之一是处理心电图的系统 Flops.可能性理论是从 Fuzzy 集合发展起来的基于数值的处理模糊信息的方法^[21].可能性理论不仅能处理模糊性,而且还能处理不确定性.可能性理论研究的重点是如何刻画证据对可能性分布的动态影响.对于 $N(A) = \alpha$,Dubois 在 1992 年把它解释为 Jeffrey 规则(即 $\text{belief}(A) = \alpha$, $\text{belief}(A) = 1 - \alpha$),并给出了信任值变化的规则.1993 年 Dubois 等人讨论了不确定性证据对假设空间上的隶属函数(membership function)的影响,这里他们把 $N(A) = \alpha$ 理解为一个 Fuzzy 集合 F ,其隶属函数定义为:如果 $x \in A$,则 $\mu_F(X) = 1$,否则 $\mu_F(X) = 1 - \alpha$.1995 年,Dubois 等人基于可能性理论定义了一种效益数(utility),给出了一种定性决策理论,并用该方法处理了可变约束满足问题中的不确定性问题^[4].

与可能性理论有关的其他研究有 Fuzzy 逻辑、可能性逻辑和粗集合(rough set)理论等.

在实际应用中,选择一个合适的隶属函数是非常困难的,针对这一问题 Kruse 和 Meyer 提出了 L -集合,当必须同时考虑不确定性和模糊性时,他们建议使用 L -集合. Kruse 等人详细地讨论了使用 L -集合进行推理时所遇到的问题,用 L -集合给出了模糊规则的一种解释方法,给出了边界 L -集合的计算方法,以及模糊值的传播算法等.

1.2.6 非数值方法

基于集合论的发生率计算方法是 Bundy 于 1984 年首次提出的.在我们前面介绍的模型中,总是假定证据间是独立的,但事实并非如此.在概率论中,引进相关因子度量证据间的相关性.如果我们有公式从基本事件的相关性计算出复杂事件的相关性来,即纯粹从 $P(A)$,