

ZHINENG
XINXI CHULI

智能信息处理

安居白 编著

大连海事大学出版社

智能信息处理

安居白 编著

大连海事大学出版社

图书在版编目(CIP)数据

智能信息处理/安居白编著. — 大连:大连海事大学出版社, 2000.8

ISBN 7-5632-1419-4

I. 智… II. 安… III. 人工智能-信息处理 IV. TP18

中国版本图书馆 CIP 数据核字(2000)第 39429 号

大连海事大学出版社出版

(大连市凌水桥 邮政编码 116026 电话 4728394 传真 4727996)

(<http://www.dmupress.com> E-mail: cbs@dmupress.com)

大连海事大学印刷厂印装 大连海事大学出版社发行

2000 年 8 月第 1 版 2000 年 8 月第 1 次印刷

开本: 850×1168 1/32 印张: 5.75

字数: 144 千 印数: 001~500 册

责任编辑: 林晓阳 封面设计: 王 艳

责任校对: 金以铨 版式设计: 大 洋

定价: 8.80 元

本书由

大 连 市 人 民 政 府 资 助 出 版
大连海事大学学术著作出版基金

The published book is sponsored by

The Dalian Municipal Government
and

The Academic Works Publishing Foundation
of the Dalian Maritime University.

大连市学术专著资助出版评审委员会

名誉主任:楼南泉

主任:钟万勰

副主任:何国钟 邱 东 吴兆麟 刘国恒

委员:赵国藩 丁德文 沈闻孙 何鸿斌 孔宪京

赵亚平 汪榕培 杨德新 金 涛 肖正扬

赵宝昌 司玉琢 夏德仁 李寿山 王子臣

王逢寿 武春友 于 立 张 晶

工程技术专家评审组

组 长:袁 一 (大连理工大学 博导、教授)

副组长:刘人杰 (大连海事大学 博导、教授)

成 员:王承遇 (大连轻工学院 博导、教授)

吴迪镛 (中科院大连化学物理研究所 博导、
研究员)

陈朝贵 (铁道部大连内燃机车研究所 高级工
程师)

郭东明 (大连理工大学 博导、教授)

戚正风 (大连铁道学院 教授)

蒋志凯 (大连水产学院 教授)

内 容 提 要

本书分上、下两篇:上篇介绍了智能信息处理的基础理论,包括主观 Bayes 方法、确定性理论、证据理论、可能性理论、模糊推理、模糊产生式系统等;下篇结合编著者本人以及其他学者在智能信息处理技术应用方面取得的最新成果,系统地介绍了智能信息处理过程中常用的方法——信息融合技术(data-fusion)、人工神经网络技术(ANN)、专家系统(ES)以及它们的综合集成等。

前 言

在长期的科学研究活动中,人们养成了尊重严谨、崇尚精确的习惯,许多科学研究目标一直是追求定量化或用精确的数学公式来描述系统之间或系统内部的关系,然而,不幸的是,在很多实际系统中均不同程度地存在着不确定性因素,采集到的信息往往是不精确的、不完全知道的,甚至是模糊的、不完备的、彼此不一致的和时变的。正如著名的人工智能专家 E. A. Feigenbamm 所说:可以精确地建立数学模型的问题已越来越少,而呆板的例行公事式的数据处理技术也已建立,大量未解决的重要实际问题往往需要运用专家的独到经验,而这样的问题是难以建立精确的数学模型的,也不宜用常规的传统程序来求解。对于上述问题,一个基于日新月异的人工智能理论与方法的新技术——智能信息处理是大有用武之地的。智能信息处理由于具有良好的应用前景,因此最近几年受到人工智能学者和其他领域学者的广泛重视,并被列为人工智能国际学术会议的一个专题。

智能信息处理,就是研究如何让机器模拟人类大脑的思维和推理过程来处理那些可能是模糊的,也可能是确定的,可能是相互支持或补充的,也可能是相互矛盾或竞争的信息,以得出我们为了完成模式识别、故障诊断及控制等这类任务所需要的结论。这里的核心问题也是最棘手的问题就是如何处理不确定性。这种不确定性一方面是由各种客观原因造成的,另一方面主要是由人类的思维所具有的模糊性而产生的,这就要求我们采用不同于以往所采用的理论和方法来进行研究。

本书首先介绍了智能信息处理的基础理论,包括主观 Bayes 方法、确定性理论、证据理论、可能性理论、模糊推理、模糊产生式系统等,然后结合智能信息处理技术应用方面取得的最新成果,系统地介绍了智能信息处理过程中常用的方法——信息融合技术(data-fusion)、人工神经网络技术(ANN)、专家系统(ES)以及它们的综合集成等。

由于作者的水平有限,书中难免出现错误,热切地希望各位读者批评指正。

安居白

2000 年 3 月 2 日于大连海事大学

目 录

上篇 智能信息处理的基础理论

1	不精确推理模型	(3)
1.1	不精确推理模型的基本结构	(3)
1.2	主观 Bayes 方法	(8)
1.3	确定性理论	(16)
1.4	证据理论	(23)
1.5	可能性理论	(35)
1.6	证据理论与确定性理论	(43)
2	模糊推理	(55)
2.1	基本概念	(57)
2.2	模糊条件推理	(59)
2.3	模糊三段论	(66)
2.4	模糊换质位法	(69)
2.5	具有“IF...THEN...ELSE...”命题形式的 模糊推理	(70)
3	模糊产生式系统	(76)
3.1	模糊产生式规则	(76)
3.2	模糊产生式系统	(80)

下篇 智能信息处理的方法及其应用

4	信息融合技术	(97)
4.1	信息融合的基本原理和系统结构	(98)
4.2	信息融合的基本方法	(102)

4.3	信息融合研究存在的问题和发展方向	(107)
4.4	一个 Bayes 数据融合模型及其在发酵控制中的 应用	(109)
5	专家系统及其在信息处理中的应用	(115)
5.1	什么叫专家系统	(115)
5.2	一些较著名的专家系统	(117)
5.3	专家系统的分类	(118)
5.4	柠檬酸发酵过程控制专家系统	(120)
6	神经网络及其在信息处理中的应用	(129)
6.1	BP 网络	(132)
6.2	Hopfield 网络	(152)
6.3	BP 网络在烧结质量推断中的应用	(156)
6.4	子波神经网络及其在自动目标识别中的应用 ...	(161)
	结束语	(171)
	参考文献	(173)

上篇 智能信息处理的基础理论

1 不精确推理模型

把采集到的信息进行处理以得出我们为了完成模式识别、故障诊断、控制及决策等这类任务所需要的结论的过程,实际上是一个推理过程。在信息处理的实际推理过程中,领域专家的知识和我们处理的信息往往是不确定的、不精确的、不完全知道的,甚至是模糊的、不完备的、彼此不一致的和时变的。为了要把这些不确定性的知识和要处理的信息进行形式化表示并运用其进行判断、推理和决策,必须要研究和探讨不精确的推理方法。不精确推理模型是人工智能工作者为解决这一问题而研究出来的理论成果。

引起不确定性的原因是很多的,因而处理问题的方法也不尽相同。引起不确定性的常见的几种原因是:由随机性而引起的不确定性;由不确切知道所引起的不确定性;由模糊性所引起的不确定性。^[1, 2]针对这些情况,人工智能工作者提出了两种处理不确定性的方法:一种是数值计算方法,包括主观 Bayes 方法、确定性理论、证据理论和可能性理论等各种不精确推理模型;另一种是非数值计算方法,包括非单调推理和批注(endorsement)模型等。^[1, 2, 3, 4]本章主要讨论在智能信息处理应用系统中采用的各种不精确推理模型。

1.1 不精确推理模型的基本结构

在基于规则的智能信息处理应用系统中,任何一种不精确推理模型,尽管它们处理问题的基本思想和方法有很大差异,但不精

确推理的本质是相同的,也就是说,它们有一个相同的结构形式,即都包括有如下三部分:① 知识不确定性的描述;② 证据不确定性的描述;③ 不确定性的更新算法。^[4]

对于知识(规则)不确定性的描述就是要明确地给出当证据为真时结论为真或假的值,而且还要给出规则的单位元;对于证据不确定性的描述同样要明确给出证据为真或证据为假的值以及证据的单位元;而对于不确定性的更新算法就是要定义 n 个函数和算法,以便不确定性在推理网络中能够得以传播,最终得到问题的解。在基于规则的智能信息处理应用系统中,领域的知识是用规则表示的。其一般形式为:

$$\text{if } E \text{ then } H \quad (f(H, E))$$

其中: E 表示规则的前提条件,即证据,它可以是单独命题,也可以是复合命题; H 表示规则的结论部分,即假设,它也是命题。由于规则在推理网络中是首尾相接的,因此一个规则的结论还可以是另一个(或一些)规则的前提条件; $f(H, E)$ 是 E, H 的一个函数,它表示证据 E 为真时对假设 H 的影响程度,它刻画了知识的不确定性。在实际的推理网络中,证据 E (或者是原始观察,或者是其他规则的结论部分)也常常是不确定的,这就是证据的不确定性。规则的含义是:如果证据 E 为真,则假设 H 为真的程度完全由规则强度 $f(H, E)$ 决定。

在一个应用系统的知识库中,有许多这样的规则。在处理具体问题时,通过与用户的交互作用,即可形成一个推理网络。不精确推理的主要任务就是根据证据 E 的不确定性值和规则的不确定性因子 $f(H, E)$ 来更新假设 H 的不确定性值,重复这一过程,直到求出所需假设的不确定性值,从而做出判断和决策。例如,在知识库中有如下几条规则:

$$R1: \text{if } E_1 \quad \text{then } E_4 \quad (f_1)$$

$$R2: \text{if } E_1 \text{ or } E_2 \quad \text{then } E_5 \quad (f_2)$$

R3: if E_1 and E_3 then E_6 (f_3)
 R4: if E_2 then E_7 (f_4)
 R5: if E_3 then E_7 (f_5)
 R6: if E_4 and E_5 and E_6 then E_8 (f_6)
 R7: if E_5 or E_6 then E_9 (f_7)
 R8: if E_6 then E_{10} (f_8)
 R9: if E_7 then E_{10} (f_9)

在处理某个实际问题时,可以形成如图 1.1.1 所示的推理网络。

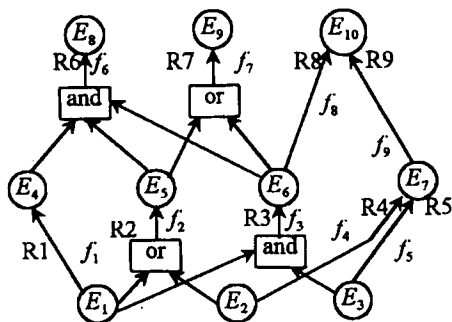


图 1.1.1 规则形成的推理网络

图 1.1.1 中有一点需要说明,若图是由命题逻辑(二值逻辑)组成的推理网络,则规则 R4 和 R5 应合并成一条规则,即 $(E_2 \text{ or } E_3) \rightarrow E_7$, 规则 R8 和 R9 也与此类似。但在不精确推理中,规则 R4 和 R5 与规则 $(E_2 \text{ or } E_3) \rightarrow E_7$ 是有区别的,这要取决于 E_2 和 E_3 之间的相关性:若相关,则合并成一条规则;若相互独立,则分成两条规则。

在不精确推理模型中,知识不确定性的描述是指证据和结论之间关系的不确定性程度,这就是定义函数 $f(H, E)$,有时也称为规则强度。以规则为例,知识不确定性描述是指前提对结论的

影响程度(另一种理解是把规则看成是蕴含式命题,命题的不确定性是指蕴含式本身为真的程度)。在实际应用中, f 的解析式一般很难给出,通常是由领域专家根据经验(或部分统计)再参照函数 f 的解析式含义主观给出每个 $f(H, E)$ 的值。这里要明确定义3个主要的度量,即 E 为真则 H 为真、 E 为真则 H 为假和 E 对 H 没有影响的3个值。我们称最后一个度量为规则的单位元。

证据不确定性的描述就是把命题为真的程度与某种度量标准对应起来,同样也要明确定义3个主要的度量,即命题为真、为假和对命题一无所知时的值。我们称最后一个度量为证据的单位元。对同一命题,不同的模型可以采用不同的度量标准来定义这3个度量,例如:在概率论中,这3个度量分别为1, 0和该命题的先验概率;而在确定性理论中,这3个度量分别是1, -1和0。

更新命题不确定性值的算法是推理的核心部分,它使得证据的不确定性和规则的不确定性恰当地反映在结论的不确定性里。

从上面的分析可以看出:在基于规则的智能信息处理应用系统中,我们为每个公理(原始证据和规则本身)赋予一个不确定性度量,再给出一组算法,在此基础上,我们就可以通过这组算法,由公理的不确定性求出定理(规则中的结论部分)的不确定性。这就是不精确推理的核心思想。

根据规则的结构,更新命题不确定性值的算法一般应包含如下5个函数:

① 如果有规则 $E \rightarrow H$,则根据前提 E 的不确定性值 $C(E|E')$ 和规则强度 $f(H|E), f(H|\bar{E})$,求出结论 H 的不确定性值 $C(H|E')$ 。在不精确推理中,有时 $C(H|E')$ 还与 E 的单位元 $e(E)$ 和 H 的单位元 $e(H)$ 有关,我们把该函数记为 F ,表示为:

$$C(H|E') = F(C(E|E'), f(H|E), f(H|\bar{E}), e(E), e(H)) \quad (1.1.1)$$

② 如果我们已经分别求出命题 H 的两个不确定性值 $C(H|$

E_1'), $C(H|E_2')$, 它们分别表示不同的知识源 E_1, E_2 对命题 H 的支持程度, 且 E_1 和 E_2 是相互独立的, 那么, H 的不确定性值 $C(H|E_1' \& E_2')$ 是 $C(H|E_1')$, $C(H|E_2')$ 和 H 的单位元 $e(H)$ 的函数, 我们把该函数记为 G , 表示为:

$$C(E|E_1' \& E_2') = G(C(H|E_1'), C(H|E_2'), e(H)) \quad (1.1.2)$$

下面 3 个函数是处理复合命题的不确定性的。

③ 如果命题 E 是由命题 E_1 和命题 E_2 的逻辑与组成的复合命题, 即 $E = E_1 \text{ and } E_2$, 则 $C(E|E')$ 是 $C(E_1|E')$ 和 $C(E_2|E')$ 的函数, 我们把该函数记为 H , 表示为:

$$C(E|E') = C(E_1 \text{ and } E_2|E') = H(C(E_1|E'), C(E_2|E')) \quad (1.1.3)$$

④ 如果命题 E 是由命题 E_1 和命题 E_2 的逻辑或组成的复合命题, 即 $E = E_1 \text{ or } E_2$, 则 $C(E|E')$ 是 $C(E_1|E')$ 和 $C(E_2|E')$ 的函数, 我们把该函数记为 T , 表示为:

$$C(E|E') = C(E_1 \text{ or } E_2|E') = T(C(E_1|E'), C(E_2|E')) \quad (1.1.4)$$

如果某命题是由多个子命题的逻辑与或者逻辑或组成的复合命题, 就要反复使用式(1.1.3)和式(1.1.4)。

⑤ 对任意命题 E , E 的补 $\bar{E}$ 的不确定性值 $C(\bar{E}|E')$ 仅是 E 的不确定性值 $C(E|E')$ 的函数, 我们把该函数记为 N , 表示为:

$$C(\bar{E}|E') = N(C(E|E'))$$

在实际的智能信息处理应用系统中, 规则强度和命题单位元是由领域专家在构造应用系统时给出的, 它也是知识的一个重要组成部分。命题 E 和 H 的单位元表示在推理之前, 即在没有任何证据的情况下, 我们对 E 和 H 一无所知。原始证据的不确定性值是由系统的用户在系统运行时给出的。系统的主要推理过程是: