

TP18

1. 2. 类规则表示及其不精确推理算法

赵瑞清 (吉林大学计算机科学系)

摘要

This article gives a new representation of knowledge that is called rule-like. It surmounts the shortcoming that did not think highly of importance of conditions of premise in rule representation. It introduces a new concept of importance degree and gives a disseminating algorithm of unprecise inference. At the same time in order to improve the rate of inference, this article presents the idea of "grading threshold" and gives its technology of algorithm.

3.

知识表示是目前人工智能中一个研究热门, 因为现有的各种知识表示方式, 虽然都各有其优点, 但也各有其弱点, 离人们要求的目标距离还远。本文介绍一种新的知识表示, 我们称之为类规则表示。所以称之为类规则, 一是因为它与规则表示很类似, 二是因它又克服了一般规则表示将前提诸条件都视为同等重要的缺点。同时为了推理速度, 又引入了分层圈值的概念及其赋值的方法。

静态强度::=一个实数 $RC \in [0, 1]$

条件::=〈断言 可信度 CF 重要度 IM 〉

| 〈断言 关系 断言 可信度 重要度〉

| 〈断言 可信度〉 | 〈断言〉 〈重要度〉 | 〈断言〉

结论::=〈断言 可信度〉

可信度::=一个实数 $\in [0, 1]$

重要度::=一个实数 $\in [0, 1]$

断言::=字符串

一、表示模式

在我们的系统中, 其知识表示, 基本上与规则类似, 然而在AND结点的前提条件中增加了重要度一项。其形式定义如下:

定义1.1

类规则::=〈前提〉 \rightarrow 〈后件〉〈静态强度 RC 〉

前提::=〈条件〉AND〈条件〉AND...AND〈条件〉

| 〈条件〉OR〈条件〉OR...OR〈条件〉

| (〈条件〉AND...AND〈条件〉) OR〈条件〉

OR...OR〈条件〉

| 〈条件〉AND...AND(〈条件〉OR...OR〈条件〉)

\rightarrow ::=表示推出

后件::=〈结论〉|〈结论〉&&...&&〈结论〉

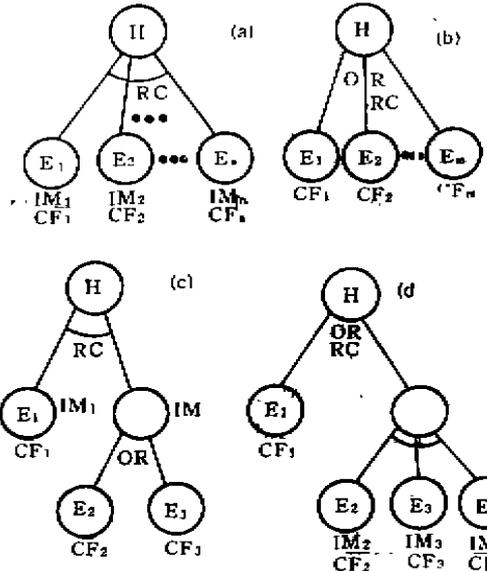


图1 类规则类型图 (AND结点前提条件给出 IM , OR不用)

用图形表示的规则有如图1的四种类型:

其中:可信度CF表示该断言的置信程度,当CF=1,表示该断言为真;CF=0,表示该断言为假;CF越大,断言为真的程度越大。它既可以是该断言成立的概率,也可以是其它。原始结点(叶结点)的CF由用户给出,中间结点与终结点的CF由不精确推理的传播算法求出。若类规则的前提中各条件是AND关系,则都在系统建造时,由领域专家给出各断言的重要度IM,它是说明前提诸条件中这一条件所占的重要程度的度量,IM越大,表示在此类规则的前提中它越重要。如图1(a),我们要求:

$$\sum IM_i = 1$$

也就是在AND结点,其前提各条件的重要度之和为1。

例子:

[规则1] 若该动物

- 是哺乳动物 IM0.3
- 且是食肉动物 IM0.3
- 且是黄褐色的 IM0.2
- 且有暗斑点 IM0.2

则该动物是豹 0.9

[规则2] 若该动物

有毛

或有奶

则该动物是哺乳动物 1.0

[规则3]若该动物

有尖齿IM0.4且有爪IM0.4且眼盯前方IM0.2

或吃肉

则该动物为食肉动物 0.95

[规则4]若该动物

是啮齿动物 IM0.6

且有毛发或有奶 IM0.4

则该动物是蹄类动物 1.0

二、 分层阈值

定义2:在推理网络中,我们称终结点为第一层,它的儿子结点为第二层,余下类推

先在知识库的不精确推理中,一般情况下,若采用固定策略,由真推理而求,一结点得到一个可信度CF不大于某一个值(阈值AF),则认为此结论不成立,否则结论成立。现在我们为了推理速度,在推理网络中的每一层都有一个阈值AF_i。

定义3:若第i层结论断言的CF≤AF_i(此值由领域专家给出),则认为该断言不成立,否则该结论成立,则称此值AF_i为第i层的阈值。

这样,在我们的系统中,其推理网络组成如图2。

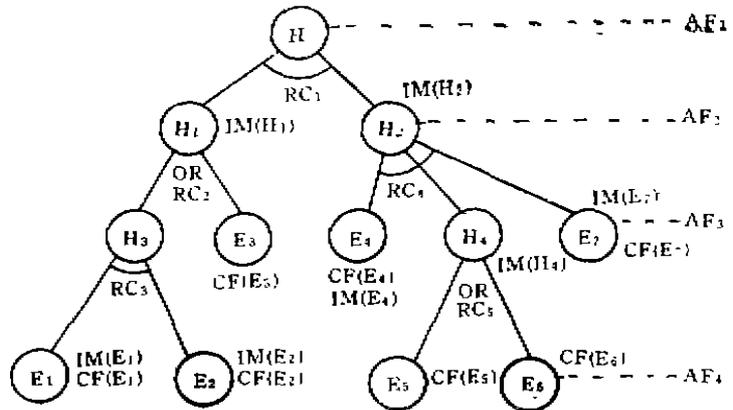


图2 系统推理网络示意图

在用本知识表示方法建造专家系统时,领域专家不仅要给出每条类规则的静态强度RC,而且要给出AND结点各子结点的重要度IM,同时还要给出各层的阈值AF_i。在给出AF_i之后,从定义3立刻可知,在我们的系统中,当推理到第i层,而该结点断言的CF≤AF_i时,系统就停止这一路径的推理。这样可以减少推理的时间。

给出AF_i有二种策略:一种是先给定AF₁,再逐次给出AF₂,AF₃,...,AF_n(n为该推理网络的深度);另一种则先给出AF_n(最深叶结点层的阈值),而后给出AF_{n-1},AF_{n-2},...,AF₁。采用何种策略,这与专业领域有关。给出AF_i(i=1,2,...,n)大致有以下三种方法。

1 固定阈值 这种方法是由领域专家与知识工程师一起,根据经验给出n个固定

固值 AF_1, AF_2, \dots, AF_n 。此法很简单，但是这些 AF_i 可能不太准确，而且当系统推理网络层次有所改变时，要重新请求领域专家给出所有新的 AF_i ，因此灵活性较差。

2 层次递减值固定 由于 $0 \leq RC \leq 1$ 及 $0 \leq CF \leq 1$ ，所以显然有 $AF_1 \leq AF_2 \leq \dots \leq AF_n$ 。此法是先确定 AF_1 或 AF_n 之后，使 AF_1, AF_2, \dots, AF_n 成一递增等差数列。此法优点是特简单，但如此给出 $AF_i (i=1, 2, \dots, n)$ 之后，可能会产生矛盾现象(在后叙述)。

3 用算法求固值 此法是用一个算法来给出 $AF_i (i=1, 2, \dots, n)$ ，一般说来，算法既与专业领域有关，更与专家所给知识有关，例如专家给出的静态强度 RC 都接近1，那末 AF_i 与 AF_{i-1} 之间大小的差距就较小。下面我们给出一个通用算法。

$$AF_k = \begin{cases} \min \{CF_i\}, & i \text{ 遍历第 } n \text{ 层的所有} \\ & \text{结点, } K=n \\ \min \{RC \cdot AF_{i+1}, RC_m(2AF_{i+1} - (AF_{i+1})^2)\}, & K \neq n \end{cases}$$

其中： i 遍历第 k 层的所有AND结点
 m 遍历第 k 层的所有OR结点

此公式的意义是，在第 n 层(最深层的叶结点)的固值 AF_n 取此层中最小的 CF 的值。至于 $AF_{n-1}, AF_{n-2}, \dots, AF_1$ ，一个具体的专家系统，它的推理网络一确定，就可算出第 $n-1$ 层的所有结点的 CF ，取其最小者作为 AF_{n-1} ，余类推。

要特别关注的是，当我们给出各层的 AF_i 之后，应该检查它们的一致性，尤其是对按第一、二种方法给出的各层固值，更应注意。

正如前面所述，当我们在推理中，得出第 K 层的某个结点的 $CF_0 \leq AF_K$ 时，系统应结束该结点再往上推理，但为了检查一致性，我们仍需算出该结点的父结点的 CF ，若 $CF > AF_{K-1}$ ，则产生了矛盾。例如图3有：

$CF(H) = RC(CF_0 \times IM_0 + CF \times IM)$ 若存在一个 CF 的值(一般以 $CF=1$ 计算)，使

$$CF(H) > AF_{K-1}$$

则产生了矛盾。

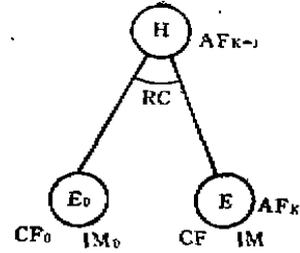


图3

所以产生这个矛盾原因有二，一是 AF_{K-1} 给得太小，二是 AF_K 给得太大。通常常用下法来判断是否产生不一致性。

若有 $CF_{K,i} \leq AF_K$

而存在

$$CF_{K,1} \vdash \dots \vdash CF(H) > AF_1$$

则产生矛盾，也就是所给的 $AF_i (i=1, 2, \dots, n)$ 不一致，其中：

$CF_{K,i}$ 表示在 k 层存在一个断言 i 的 CF

\vdash 表示可推得上一层的 CF

$CF(H)$ 表示终结点的可信度

从上可见，判断是否一致复杂性较大。

三、不精确性的传播算法

1、AND结点的算法

如图1之(a)，则 $CF(H)$ 由下式给出

$$CF(H) = \begin{cases} 0, & \text{若 } CF_K = 0, K=1, \dots, n, \\ RC \times \sum_{k=1}^n CF_{F_k} \times IM_k, & \text{否则} \end{cases} \quad \dots(1)$$

2、OR结点的算法

如图4有

$$CF(H) = RC(CF_1 + CF_2)$$

$$\dots + CF_1 \times CF_2 \times RC^2 \quad \dots\dots(2)$$

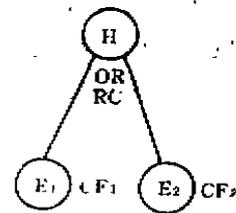


图4

3、两条类规则得同一结论的算法

若有类规则1、规则2的结论都为H，则有

$$CF(H) = CF_1 + CF_2 - CF_1 \times CF_2 \dots (3)$$

其中：CF₁ 为规则1对结论H的影响，

CF₂ 为规则2对结论H的影响。

例如图5，则有：

$$CF_1(H) = RC_1(CF_1 \times IM_1 + CF_2 \times IM_2)$$

为规则1对H的影响；

$$CF_2(H) = RC_2(CF_3 + CF_4) - CF_3 \times CF_4 \times RC_2$$

为规则2对H的影响。

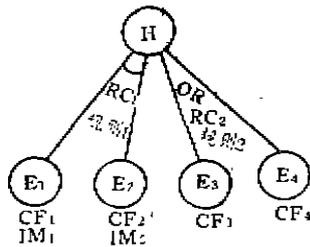


图5

公式(2)或(3)显然满足结合律，所以若前提条件超过2个，可以先任意选2个进行计算，而后再与第3个结合计算，其余类推。

四、一个例子

若给出的推理网络如图6

1. 求出各层的AF

实际上，这一工作是在建立专家系统时做的，作为一个例子，我们运用求圈值的通用算法进行如下。

若领域专家认为CF(E₅), CF(E₆)分别最小为0.7, 0.6才算E₅, E₆成立，于是

$$AF_4 = \min \{ 0.7, 0.6 \} = 0.6$$

这样CF(H₃)最小为0.9 × (0.7 × 0.6 + 0.3 × 0.6) = 0.54。若领域专家又认为CF(E₁), CF(E₂), CF(E₃)分别最小为0.8, 0.7, 0.7才算成立，那末

$$AF_2 = \{ 0.8, 0.7, 0.7, 0.54 \} = 0.54$$

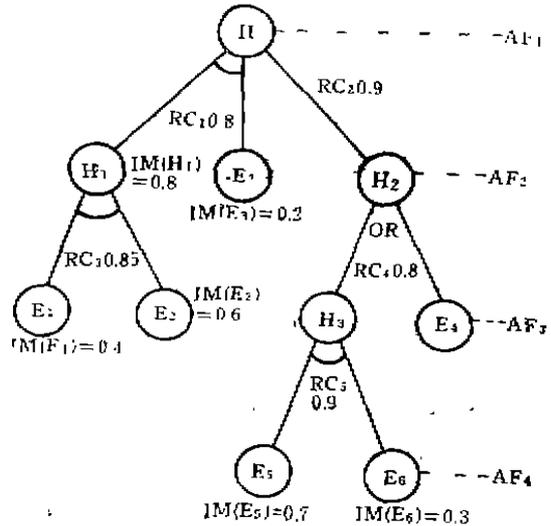


图6 一个例子

这样CF(H₁)最小为

$$0.85 \times 0.54 = 0.459$$

CF(H₂)最小为

$$2 \times 0.54 \times 0.8 - 0.54^2 \times 0.8^2 = 0.677$$

若领域专家又认为CF(E₁)最小为0.4才算成立，那末

$$AF_2 = \min \{ 0.459, 0.677, 0.4 \} = 0.4$$

而 AF₁ = min { 0.4 × 0.8, 0.4 × 0.9 }

$$= 0.32$$

2. 今若由用户给出：CF(E₁) = 0.9,

CF(E₂) = 0.7, CF(E₃) = 0.9, CF(E₄) = 0.8,

CF(E₅) = 0.9, CF(E₆) = 1.0

问在此情况下CF(H)是多少？

解：

(1) 求RC₁对H的影响

∵ CF(E₁) > AF₃, CF(E₂) > AF₃

∴ CF(H₁)计算如下：

$$CF(H_1) = 0.85(0.9 \times 0.9 + 0.6 \times 0.7) = 0.663$$

∵ CF(H₂) > AF₂, CF(E₃) > AF₂

∴ CF₁(H)计算如下：

$$CF_1(H) = 0.8(0.8 \times 0.663 + 0.2 \times 0.8) = 0.5518$$

(2) 求RC₂对H的影响

∵ CF(E₅) > AF₄, CF(E₆) > AF₄

∴ CF(H₃)计算如下：

$$CF(H_3) = 0.9(0.7 \times 0.9 + 0.3 \times 1.0) = 0.837$$

∵ CF(H₂) > AF₃, CF(E₄) > AF₃

TP18

语义网络中的性质继承

韩建超 (中国人民大学信息系)

摘要

语义网络是知识表示的一种重要形式,网络表示的特性之一是处理性质的继承问题,但早期的网络表示法不能处理带有例外的情形,因而无法实现非单调推理。最早把多元继承与非单调推理结合起来的基本思想是树型继承系统的直接扩展,然而这种系统并非十分有效。本文介绍语义网络的各种表示及其上的推理,包括最短路径法,标志传播法,E&R方法和推理距离排序法,并讨论了带有例外的语义网络产生不一致性的四个方面。

一 引言

语义网络已被广泛用作人工智能中知识表示的一种有效机制,在这样的网络上,所谓“推理”实际上就是结点从其祖先中继承性质。继承网络是按照通常的IS-A关系组织的分类,如图1所示: Hayes^[1]和Schubert^[2]已经证明了这样的网络自然地对应于特定的一阶逻辑的理论。例如:

Nautilus(Fred)

$\forall x. Nautilus(x) \rightarrow Cephalopod(x)$

$\forall x. Cephalopod(x) \rightarrow Mollusc(x)$

$$\therefore CF(H_2) = 0.8(0.837 + 0.8) - 0.8^2 \times 0.8 \times 0.837 = 0.8811$$

$\because CF(H_2) > AF_2$, 所以继续往下推

$$CF_2(H) = 0.9 \times 0.8811 = 0.7923$$

(3) 求CF(H)

$$CF(H) = (0.5518 + 0.7923) - 0.5518 \times 0.7923 = 0.4372$$

参考文献

- [1] Zadeh, L., «A theory of approximate reasoning» in MI-9, 1979.
- [2] Lenat, D. B., «Heuristics: The Nature of Heuristics» Artificial Intelligence, Vol. 19, No. 2, Oct. 1982.
- [3] Winston, P. H. «Artificial intelligence», Addison Wesley Publishing Company, 1977.

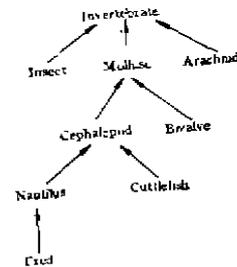


图1: 分类的网络

$\forall x. Mollusc(x) \rightarrow Invertebrate(x)$

.....

- [4] Nilsson, N. J. «Principles of artificial intelligence» Tioga Publishing Co. 1980.
- [5] Borkin, «Data Models: A Sematic approach of DBS», 1980.
- [6] Davis, R. and Lenat, D. «Knowledge-Based Systems in AI.» New York, McGraw-Hill. in Press, 1980.
- [7] Carbonell, J. G., Jr. «A Computational Model of Analogical Problem Solving» in Proc. IJCAI7, 1981.
- [8] 赵瑞清、单惠琴, «专家系统中知识库的维护», 计算机学报(2), 1988.
- [9] 王湘浩等, «关于人工智能», 计算机科学, (2), 1983.
- [10] 管纪文, 赵瑞清, «医疗专家系统的研制 I, II», 医药学信息处理学报(1), 1984, (1, 2), 1985.
- [11] 赵瑞清, «专家系统初步», 气象出版社, 1986.
- [12] 赵瑞清, «专家系统原理», 气象出版社, 1987.