

专家系统中一个用函数自动调整 进行模糊匹配的推理模型

兰红星

(广西计算中心软件一室)

摘 要

本文给出了一个由五个元素组成的模糊推理模型 $S = \{D, V, R, T, F\}$, 提出了用函数对关系矩阵进行模糊调整, 讨论了如何选取调整函数 F ; 给出了该推理模型的算法。最后分析了两个简单的调整函数。

在人工智能的研究中, 专家系统一直受到重视。专家系统的基本思想是运用某领域内专家大量丰富的知识、经验来求解领域内的问题, 即运用专家的知识, 使该领域内大部分问题的求解过程得到控制。然而, 专家的知识一般比较难以精确描述; 专家解决问题的推理过程也是非精确的。此外, 专家的知识总还是有限的, 不完备的。所以专家系统不能采用以传统的二值布尔逻辑为基础的推理方法, 而只能采用模糊的非精确推理方法来利用专家的经验 and 知识, 即采用非精确推理手法以取得问题的精确结果。专家系统可分为经验型、工程型、工具型、探索型几种。在已研制出来的许多专家系统中, 采用了不同的推理模型。在这里介绍一种用函数自动调整进行模糊匹配的推理模型。

一、推理模型描述

一个函数自动调整模糊匹配的推理模型是一个五元组:

$$S = \{D, V, R, T, F\},$$

D 是一个某知识领域内的证据集 d_1, d_2, \dots

即 $D = \{d_1, d_2, \dots, d_n\}$

V 是该知识领域内的结论集 V_1, V_2, \dots

即: $V = \{V_1, V_2, \dots, V_m\}$

R 是一个关系矩阵, $R = V \times D$, 它表示“证据与结论”的关系, 它是一个模糊关系矩阵。

| R | d_1 | d_2 | | d_n |
|-------|----------|----------|-------|----------|
| V_1 | r_{11} | r_{12} | | r_{1n} |
| V_2 | r_{21} | r_{22} | | r_{2n} |
| ⋮ | ⋮ | ⋮ | | ⋮ |
| ⋮ | ⋮ | ⋮ | | ⋮ |
| ⋮ | ⋮ | ⋮ | | ⋮ |
| V_m | r_{m1} | r_{m2} | | r_{mn} |

其中 r 满足条件

$$r_{ij} \geq 0$$

$$\sum_j^n r_{ij} = 1 \quad (i=1, 2, \dots, m)$$

称为 (V_i, d_j) ($i=1, 2, \dots, m$), ($j=1, 2, \dots, n$) 具有关系的程度。

T 是一个指标向量,

$$T = (t_1, t_2, \dots, t_m)$$

$$P_i = \sum_j^n r_{ij} \quad (i=1, 2, \dots, m)$$

称为证据对结论 V_i 的支持。

当 $P_i \geq t_i$ ($i=1, 2, \dots, m$)时, 称从给定的证据可能得到结论 V_i 。

对给定证据后进行推理, 找出一个最佳方案。这实际上是一个综合评判问题。在专家系统中, 综合评判是非精确的, 对于给定的证据可能有一组可选方案, 但在任意的两个结论之间不一定能比较彼此的优劣。这些结论之间的关系是“偏序关系”, 它们具有自反性, 反对称性和传递性, 在进行了 P 的计算后, 即使数值上 $P_i > P_j$, 也并不能马上确定证据支持结论 i 的程度比支持 j 的程度大, 也就是说这时不见得应选择结论 i 。为此, 我们利用专家的知识经验和经验, 综合考虑各个结论的评判标准及它们之间的关系后定出一组 T , 只有满足以下条件:

$$P_i \geq t_i \quad \text{当 } i = I$$

$$P_i > t_i \quad \text{当 } i \neq I$$

我们才确认是选中了结论 I 。否则按某个规律调整关系矩阵 r_{ij} 后再重新计算 P 。

T 的设定有赖于专家大量丰富的知识经验。

F 是个函数, 称为调整函数。它与专家系统的推理思维有关。由实际情况分析可知, 对于某个证据, 它与领域内各个结论的关系程度是不同的, 而对于某个具体结论, 它依赖于各个证据的程度也不同。特别是它们的这种依赖(因果)关系会因为具体情况不同而变化, 从某种意义上来说, 这正是专家系统模糊推理的特点。所以, 在我们用统计学方法或其它手段对专家的大量经验知识进行处理而得到关系矩阵 r_{ij} 后, 还应确定 r_{ij} 变化时的规律。本模型

中的函数 F 就是用于对 r_{ij} 进行调节的,它根据具体的系统而可取不同的函数。

在现实世界中,有很大一类的问题可以用这样的模型来处理。例如,大型复杂设备故障检测专家系统,证据是故障现象,结论是故障原因,故障点;人员素质整评专家系统,证据是某人员的工作表现、性格等,结论是该人员的工作能力、品行等;医疗诊断专家系统,证据是病患者的症状、化验指标,结论是该患者的病因证型及处方医嘱等等。

二、推理过程算法

先对系统证据中有模糊量化意义的那些证据进行处理。例如“很好”、“好”、“一般”、“差”,“痛甚”、“痛”、“隐痛”等等。对于这些有量化意义的各个子集的证据,在输入时要么都不选取,要么只能选取一个。

第一步:设置向量 X ,输入用户证据(例如设备故障现象和检测点情况),使

$$x_j = \begin{cases} 1 & \text{证据 } d_j \text{ 存在} \\ 0 & \text{证据 } d_j \text{ 不存在} \end{cases} \\ (j=1, 2, \dots, n)$$

第二步:做矩阵运算

$$P = R \times X$$

第三步:做矩阵运算

$$B = P - T$$

并且使:

$$b_i = \begin{cases} 1 & \text{当 } P_i \geq t_i \\ 0 & \text{当 } P_i < t_i \end{cases} \\ (i=1, 2, \dots, m)$$

第四步:做计算

$$K = \sum_i^m b_i$$

第五步:判断

如果 $K = 1$,则认为用户的证据支持结论 V_i ,结束推理计算;

如果 $K < 1$,则认为要对 r_{ij} 进行调整,按一定规律确定调整函数的参数;

如果 $K > 1$,也未能确定唯一的结论,按另一个方向重新确定调整函数的参数。

第六步:调整 r_{ij}

$$R_{L+i} = R_L * F_i$$

“*”表示 F 对 R 进行调整的某种运算。

第七步:对关键证据的进一步澄清,根据需要向用户提问。

返回做第二步的计算,做下一轮推理。

这算法反映了这样的推理思想,如果从某一方面考虑觉得证据不足或证据不力,致使各个结论都难以成立时,把结论对证据的依赖“转移”到另一个方面去考虑,这种转移是广义的转移。而如果证据支持多个结论,致使不能取得唯一结论时,则对证据进行更严格的甄别或者选取更多的证据参与推理。直至结果满意为止。显然,这个算法的停机条件与 R 的设置

和 F 的选取都有关, 对于这个问题笔者以后再另行讨论。

三、调整函数的选取

由上述算法反映的推理思想可知, 调整函数 F 的设置在本模型中是很重要的。上面已经说过, r_{ij} 的取值与领域专家的经验知识有关, 只要我们对证据集合 D 中各元素编号进行仔细调整, r_{ij} 取值将与 i, j 有函数关系:

$$r_{ij} = g(i, j)$$

一般来说这个关系比较复杂, 也不易找到。但注意到本模型推理算法的特点, 只要能使

$$r_{ij} = g_i(j) \quad (i = 1, 2, \dots, m)$$

处理起来就简便些, 一般地这种关系也较简单些。在这里, g_i 可以是含有不同参变量的不同的函数, 我们记为

$$G = \{g_1, g_2, \dots, g_m\}$$

我们以算法反映的推理思想为指导, 分别讨论 g_i 的参变量, 分析 g_i 的变化, 再利用专家的经验知识修正参变量。如果参变量的变化使 g_i 的变化符合专家对问题的推理思维过程, 则我们就选这个 G 为 F 。

在实际情况中, 有时证据相互之间也有关联关系, 为处理的方便, 我们假设 d_j 是互相独立的。如果对某结论 v_i , d_j 与 d_{j+1} 有强弱的依存性时, 我们可以用这样的办法来处理, 增加一个 d_{j+2} , 使

$$r_{i, j+2} = \begin{cases} g_i(j+2) & \text{当 } i = 1 \\ 0 & \text{当 } i \neq 1 \end{cases}$$

为了计算机处理的方便, 我们希望有以下关系:

$$r_{ij} = g(i) + h(j)$$

这样我们就选取 $F = g(i) + h(j)$, 实现起来就十分简便了。

四、函数选用的例子

最简单的 F 函数选用出于这样的考虑: 当证据都不足以支持结论集中的任何一个结论, 即 $K < 1$ 时, 就让所有的 r_{ij} 都在原来的基础上“升值”一点; 反之, 如果证据支持两个以上的结论, 即 $K > 1$ 时, 就让所有的 r_{ij} 都在原来的基础上“贬值”一点。所以 F 的选取如下

$$F = \begin{cases} 1 + X & r_{ij} \text{ 需升值} \\ 1 - Y & r_{ij} \text{ 需贬值} \end{cases}$$

$$Y = 0.618X$$

$R_{L+1} = R_L * F_L$ 中的 $*$ 是普通乘法。

这个 F 的选用使得本模型的推理过程与当前的中医诊疗专家系统中较流行的“加权求和”、“浮动阈值”的推理策略有相似之处。显然本模型的推理过程更合理。在后者的推理策略中, 证据对结论的支持表现在已定好的权重安排上, 加权求和后, 不管怎样浮动阈值, 也不再考虑证据因素, 这实际上是不全面的, 有缺陷的。而在本模型的推理计算中, 只要对推理结果不满意, 重点考虑的是 r_{ij} 。虽然调整时使所有的 r_{ij} 都增值或贬值了, 但注意到算式 $P = R * X$, 使得实际上只对有用证据给与了考虑, 并不是所有的 P_i 都能同样地增贬值。

也就是说在推理中, 始终把对证据的考虑放在首位, 这思路更符合专家在解决问题时的思维方法。当然, 在实际设计中, 我们还应设置一个与选取证据个数有关的增降值范围。

选取这样的调整函数后, 使 $\sum_{j=1}^n Y_{ij} = 1$ 的条件不能满足了, 但这并不影响本模型的推理计算。

有些领域的专家系统, 结论集的各个结论与各证据的关系表现为高斯分布, 即

$$g(j) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\delta}} e^{-\frac{(j-a)^2}{2\delta^2}}$$

由高斯分布函数性质可知, 改变参数 a 的值, 分布曲线沿着横轴平移而形状不变, 改变参数 δ 时, 分布曲线变化, 但分布曲线下的面积不变。为了计算的方便, 根据证据集中各结论与证据的编号情况, 我们选取二组参数

$$A = \{a_1, a_2, \dots, a_m\}$$

和 $\delta = \{\delta_1, \delta_2, \dots, \delta_m\}$ 。

这样我们选取的 F 可以是

$$F = g_i(j) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\delta_i}} e^{-\frac{(j-a_i)^2}{2\delta_i^2}}$$

$R_{L+1} = R_L * F_L$ 中的 $*$ 是普通乘法。

这样, 在推理计算中如果需要调整 r_{ij} , 我们就可以根据专家的经验确定 δ 如何变化, 使分布曲线变得“平坦些”或者“尖凸些”。例如, 如果在计算时认为是对权重的证据依赖过重而又忽略了其它证据, 从而使 $K \approx 1$, 则让 F 函数的参数 δ 变大后调整 r_{ij} 。反之, 如果认为推理计算中未能足够重视权重证据而使 $K \approx 1$, 则让 F 函数的 δ 参数变小后调整 r_{ij} , 然后再做推理计算。显然, δ 变大的增量和缩小的增量应有一个合适比例。我们还应给 δ 设定一个变化区间 $[\delta_s, \delta_L]$, 如果 δ 的取值落在这区间之外还未能得到明确的结果, 就认为推理失控了, 应做失控处理, 或者要求用户进一步提供证据, 或者给出失控的推导过程供用户参考。这样类型的 F 选取, 如果 T 指标设置不合理, 还会发生 δ 变化的“振荡”现象, 一旦发生振荡, 也应做失控处理。

五、小结

推理机制是人工智能系统研究中的核心课题之一。有一个原理断言高精度与高复杂度是难以兼容的〔2〕。立足于数值的精确计算可能难以把握住人类思维过程的高度复杂性。推理机制中的模糊匹配或许能从另一个角度出发对人文系统中的行为作出有意义的推断。本模型的研究是在这方面的一个探索, 本模型已应于实际系统的设计, 取得了初步成果, 但还有许多工作有待继续深入, 进一步完善。

参 考 文 献

- [1] 汪培庄,《模糊集合论及其应用》,上海科学技术出版社,1983年。
- [2] (美)L·A·Zadeh著,陈国权译,《模糊集合语言变量及模糊逻辑》,科学出版社,1982年。
- [3] 陈永义等,“综合评判的数学模型”,《模糊数学》,1983年第1期。
- [4] 中山大学数学力学系,《概率论及数理统计》,人民教育出版社,1980年。
- [5] (日)浅居喜代治等著,赵汝怀译,《模糊系统理论入门》,北京师范大学出版社,1982年。

A REASONING MODEL FOR FUZZY MATCHING BY AUTOMATIC ADJUSTMENT OF FUNCTION IN EXPERT SYSTEM

Lan Hongxing

(Computer Centre of Guangxi)

ABSTRACT

This paper gives a fuzzy reasoning model consisting of five elements $s = (D, V, R, T, F)$, and proposes that the relation matrix is inexactly adjusted by a function. It also discusses how to select the adjusting function F , and gives an algorithm of the reasoning model. Finally, two simple adjusting function are analysed.