

第 5 章 不确定性推理

在科学研究和日常生活中,人们曾经一度追求用某一确定的数学模型来解决问题或表征现象,但逐渐发现大多数情况下并不具有这种确定性和清晰性。事实上人脑中的大多数概念和经验都没有明确的边界,不确定性是客观存在的,它在专家系统、乃至人工智能的很多研究中都是不可避免的。

5.1 概 述

从上一章的学习中已经知道,推理就是从已知事实出发,运用相关知识推出结论或者证明某一假设成立或不成立的思维过程。其中,已知事实也称为证据,用于指出推理的出发点;知识则是推理得以进行并最终达到目标的依据。

确定性推理中,已知事实和规则都是确定性的,推出的结论或证明了的假设也都是确定性的,它们的真值或者为真,或者为假,是非真即假的刚性存在,如上一章讨论的归结原理就是建立在经典逻辑基础上的确定性推理。

本章将要讨论的不确定性推理则不然,对于已知事实和规则、推出的结论等,它们的真值都是柔性的,可能为真、可能为假,这与现实世界中事物及事物之间关系的复杂性是对应的。不确定性推理也是众多推理技术中非常重要的一种。

5.1.1 不确定性推理概述

人工智能的本质是要构建一个智能机器或智能系统,来模拟、延展人的智能,而这个智能系统的核心就是知识库。在这个知识库中,包含了大量具有模糊性、随机性、不可靠性或不知道等不确定性因素的知识,采用标准逻辑意义下的推理方法很难达到模拟延展人类智能的目的,因此,不确定性推理方法应运而生。

不确定性推理一直是人工智能与专家系统的一个重要的研究课题,相关学者也提出了多种表示和处理不确定性的方法。例如,考虑到随机性是不确定性的一个重要表现形式,而概率论作为研究随机性的一门学科已经有很深厚的理论发展,因此概率论是解决不确定性推理问题的主要理论基础之一;贝叶斯网络由于其广泛的适应性和坚实的数学理论基础,成为表示不确定性专家知识和推理的流行方法;同属概率推理的主观贝叶斯方法被成功应用于著名专家系统 PROSPECTOR;结合专家系统 MYCIN 的开发提出的确定性理论在 20 世纪 70 年代非常有名;作为经典概率论的一种扩充形式,证据理论不仅在人工智能、专家系统的不确定性推理中得到广泛应用,还被用于模式识别领域;扎德提出的模糊逻辑理论也被应用在不确定性推理、智能控制等方面。

不确定性推理是建立在非经典逻辑基础上的一种推理,它是对不确定性知识的运用与处理。严格地说,不确定性推理就是从不确定的初始证据出发,通过运用不确定的知识,最终推出既保持了一定程度的不确定性,又合理或基本合理的结论的推理过程。

在第4章中介绍的确定性推理是一种单调性推理。单调推理系统是指,在基于谓词逻辑的系统中,随着新命题的加入(包括经过系统推出的),系统中的真命题数是严格增加的,而且新加入的命题与系统已有的命题是相容的,不会因为新命题的加入而使旧命题变得无效。

在进行不确定性推理时,推出的结论并不总是随着知识的增加而单调增加的,其研究还涉及非单调性推理。非单调性推理系统是指,在非单调系统中,一个新命题的加入,可能会导致一些老命题为假。非单调推理系统模型适合以下3种情况。

(1) 知识不完全情况下要求进行默认推理的系统。

在知识不完全的情况下进行推理或判断,通常可以借助一些经验或知识。例如,假设约翰要去朋友杰克家吃饭,在经过路边的花店时,对于“杰克的太太珍妮喜欢花吗?”这个问题,约翰可能没有任何头绪,但考虑到一般的知识“大多数女人都喜欢花”,约翰就买了一束鲜花,打算送给珍妮。如果珍妮喜欢花,她会非常高兴。然而,如果珍妮看到花,突然打起喷嚏来,说明约翰以前的假设“珍妮喜欢花”是错误的,应该撤销掉,因为珍妮的行为说明她对花粉过敏。

(2) 一个不断变化的世界必须用适应不断变化的知识库来描述。

在非单调系统中,应该对知识库的一致性进行维护。一旦新的命题加入引起了知识库的不相容,就应该取消某个或某些命题以及这些命题的一些推论命题,保证知识库的一致性。

(3) 产生一个问题的完全解可能需要利用暂时假设的部分解的系统。

例如,教学秘书要找一个适当的时间使3个工作繁忙的教授能同时参加一个会议。一个方法是首先假设会议在某个具体的时间举行,如周二上午,并将此假设命题放入数据库中,再从3个教授的时间安排表中检查不相容性。如果出现冲突,说明假设的命题必须取消,代之以一个希望不矛盾的命题,再进行不相容性检查。如此进行下去,直到一个假设加入数据库后库中的命题是相容的,则这个假设就是问题的解。如果再也没有假设可以提出了,此时问题无解。当然,上述过程中一个假设命题被取消后,依赖于此命题而建立起来的所有命题都应被取消。

5.1.2 不确定性的表现

在不确定性推理中,已知事实(或证据)、规则及推理过程在某种程度上都是不确定的,它们的不确定性主要表现在以下方面。

1. 事实的不确定性

事实的不确定性主要表现在事实的歧义性、不完全性、不精确性、模糊性、可信性、随机性和不一致性上。

(1) 歧义性是指证据中含有多种意义明显不同的解释,如果离开具体的上下文和环境,往往难以判断其明确含义。

(2) 不完全性是指对于某个事物来说,对于它的知识还不全面、不完整、不充分。

(3) 不精确性是指证据的观测值与真实值存在一定的差别。

(4) 模糊性是指命题中的词语从概念上讲不明确,无明确的内涵和外延。

(5) 可信性是指专家主观上对证据的可靠性不能完全确定。

(6) 随机性是指事实的真假性不能完全肯定,而只能对其真伪给出一个估计。

(7) 不一致性是指在推理过程中发生了前后不相容的结论,或者随着时间的推移或范

围的扩大,原来成立的命题变得不成立了。

2. 规则的不确定性

规则的不确定性主要表现在规则的前件、规则自身以及规则的后件几个方面。

(1) 规则前件的不确定性主要是指规则的前件一般是若干证据的组合,证据本身是不确定的,因此组合起来的证据到底有多程度符合前提条件,其中包含着不确定性。

(2) 规则自身的不确定性是指领域专家对规则也持有某种信任程度,专家有时也没有十足把握在某种前提下必能得到结果为真的结论,只能给出一个可能性的度量。

(3) 规则后件的不确定性是指基于不确定的前提条件,运用不确定的规则,得到的后件不可避免地含有不确定性因素。

事实上,从系统的高层看,知识库中的规则还可能有冲突,规则的后件也可能不相容,知识工程的目的就是要尽可能地减少或消解这些不确定性。

3. 推理的不确定性

推理的不确定性主要是由知识不确定性的动态积累和传播造成的。为此,整个推理过程要通过某种不确定度量,寻找尽可能符合客观世界的计算,最终得到结论的不确定性度量。

5.1.3 不确定性推理要解决的基本问题

在不确定性推理中,除了要解决在确定性推理过程中所提到的推理方向、推理方法、控制策略等基本问题外,一般还需要解决不确定性的表示方式与取值范围、不确定性的匹配算法及阈值的设计、组合证据不确定性的算法、不确定性的传播算法以及结论不确定性的合成算法等问题。对这些问题进行总结归类,大致可以分为3个方面,即不确定性的表示问题、不确定性的计算问题和不确定性的语义问题。

1. 表示问题

表示问题是指用什么方法描述不确定性,这是解决不确定推理问题关键的一步。表示的对象一般分为两类,即知识和证据,它们都要求有相应的表示方式和取值范围。在设计不确定性的表示方法时,一般要考虑两方面的因素:一是要能根据领域问题的特征把不确定性比较准确地描述出来,以满足问题求解的需要;二是要便于在推理过程中对不确定性的计算。事实上,由于要解决的问题不同、采用的理论基础不同,各种不确定性推理技术在表示问题的解决上也各有侧重。

目前,在专家系统中知识的不确定性一般是由领域专家给出的,通常是一个数值,它表示相应知识的不确定性程度,也称为知识的静态强度。静态强度可以是相应知识在应用中成功的概率,也可以是该条知识的可信程度或其他,它的取值范围可以根据它的意义与使用方法的的不同而不同。当然,知识的不确定性也可以用非数值的方法表示。

在不确定性推理中,证据主要有两种来源:一种是用户在进行问题求解时提供的初始证据,如医疗诊断专家系统中用户提供的病患症状、检查结果等,由于初始证据一般来源于观察,通常是不精确的、不完全的、模糊的,因此具有不确定性;另一种是在推理过程中得到的中间结果,会用作后续推理的证据,如医疗诊断时根据病患描述先将其划分至不同的科室就诊,由于中间结论也是基于不确定性推理得到的,因此包含不确定性。

证据的不确定性一般也是一个数值,它表示相应证据的不确定性程度,也称为动态强度。对于初始证据,其值由用户给出;对于中间结果,其值由推理中不确定性的传播算法计

算得到。同样,证据的不确定性也可以用非数值的方法表示。

一般来说,为了便于推理过程中对不确定性的统一处理,知识和证据不确定性的表示方法应该保持一致。尽管在某些系统中,为了方便用户使用,知识和证据的不确定性用不同的方法表示,但这只是形式上的,在系统内部会做相应的转换处理。

在不确定性的表示问题中,除了要考虑用什么样的数据来表示不确定性,还要考虑这个数据应该具有的取值范围,只有这样数据才有确定的意义,不确定性的表示问题才算圆满解决。例如,在确定性理论中,用一个 $[-1,1]$ 闭区间上的数据来描述知识或证据的不确定性,其值越大表示相应的知识或证据越接近于“真”,其值为1表示知识或证据必为真,其值越小表示相应的知识或证据越接近于“假”,其值为-1表示知识或证据必为假。

在设计不确定性的表示方式和取值范围时,应注意以下几点。

(1) 表示方式要能充分表达相应知识及证据不确定性的程度。

(2) 取值范围的制定应便于领域专家级用户对不确定性的估计。

(3) 表示方式要便于对不确定性的传播的计算,计算出的结论的不确定性不能超过设计的取值范围。

(4) 表示方式应该是直观的,同时有相应的理论基础。

2. 计算问题

计算问题主要是指不确定性的传播和更新,也是获得新信息的过程。在不确定性推理中可能涉及的计算问题有以下几个。

(1) 不确定性的匹配及阈值设计。

在前面几章关于推理的讨论中可以发现,推理中会不断利用知识的前件与数据库中的已知事实进行匹配,只有匹配成功的知识(规则)才有可能被激活。在确定性推理中,匹配是否成功很容易确定。但在不确定推理中,由于知识和证据都包含了不确定性,知识所要求的不确定性程度与证据实际具有的不确定性程度不一定相同,因而出现了“怎样才算匹配成功?”的复杂问题。

为了解决这个问题,可以设计一个方法用于计算知识和证据匹配的程度,再设计一个阈值用以限定匹配的“门槛”。如果匹配程度大于阈值,就认为知识和数据库中的证据匹配成功,知识可以被激活,进而冲突消解,执行;否则,就认为知识和数据库中的证据匹配失败,知识不可用。

(2) 组合证据的不确定性计算。

在产生式系统的推理中已经看到,知识的前提条件可以是简单条件,也可以是用“与”、“或”把简单条件连接起来构成的复合条件,进行匹配时,简单条件对应于一个单一的证据,复合条件对应于一组证据,这一组证据就被称为是组合证据。在不确定性推理中,为了计算结论的不确定性,往往需要知道前提条件的不确定性,如果前提条件是一组复合条件,就需要设计组合证据不确定性的求取算法。目前,已有很多学者提出了组合证据不确定性的计算方法,归纳起来,大致分为以下三类,具体如式(5-1)至式(5-3)所示。其中,用 $T(E)$ 表示证据 E 的不确定性度量。

① 最大最小法,即

$$\begin{aligned} T(E_1 \text{ AND } E_2) &= \min\{T(E_1), T(E_2)\} \\ T(E_1 \text{ OR } E_2) &= \max\{T(E_1), T(E_2)\} \end{aligned} \quad (5-1)$$

② 概率法,即

$$\begin{aligned}T(E_1 \text{ AND } E_2) &= T(E_1) \times T(E_2) \\T(E_1 \text{ OR } E_2) &= T(E_1) + T(E_2) - T(E_1) \times T(E_2)\end{aligned}\quad (5-2)$$

③ 有界法,即

$$\begin{aligned}T(E_1 \text{ AND } E_2) &= \max\{0, T(E_1) + T(E_2) - 1\} \\T(E_1 \text{ OR } E_2) &= \min\{1, T(E_1) + T(E_2)\}\end{aligned}\quad (5-3)$$

(3) 不确定性的传播。

不确定性推理的根本目的是根据用户提供的初始证据,通过运用不确定性知识,最终推出不确定性的结论,并给出结论的不确定性程度。在这个求解的过程中,必然会遇到不确定性的传递问题,即如何把证据及知识的不确定性传递给结论,把不确定性传播下去。

(4) 结论不确定性的合成。

在不确定性推理中有时会遇到这样的情况:基于不同的知识和证据推出了相同的结论,如从一些证据和一个规则得到 H 的可信度度量 $T_1(H)$,又从另一些证据和另一个规则得到 H 的又一个可信度度量 $T_2(H)$,如何从两个规则合成 H 最终的可信度度量 $T(H)$?这就需要设计结论不确定性的合成算法来解决。

3. 语义问题

语义问题解释上述表示问题和计算问题的含义。例如, $T(H, E)$ 可理解为当前提 E 为真时对结论 H 为真的一种影响程度, $T(E)$ 可理解为 E 为真的程度。在语义问题中特别关注一些特殊点,举例如下。

- (1) E 为 True, H 为 True, 规则 $E \rightarrow H$ 的不确定性度量 $T(H, E)$ 的值是多少?
- (2) E 为 True, H 为 False, 规则 $E \rightarrow H$ 的不确定性度量 $T(H, E)$ 的值是多少?
- (3) H 独立于 E 时, 规则 $E \rightarrow H$ 的不确定性度量 $T(H, E)$ 的值是多少?
- (4) E 为 True 时, 证据 E 的不确定性度量 $T(E)$ 的值是多少?
- (5) E 为 False 时, 证据 E 的不确定性度量 $T(E)$ 的值是多少?

5.1.4 不确定性推理方法的分类

目前,不确定性推理技术有很多分类方法,如果按照是否采用数值来描述不确定性,可以将其分为数值方法和非数值方法两大类。数值方法用数值对不确定性进行定量表示和处理,是研究和应用比较多的一种类型,目前已经形成了多种不确定性的推理模型,本章主要介绍其中典型的几种。非数值方法是指除了数值方法以外的其他各种对不确定性表示和处理的方法,如邦地(Bundy)于 1984 年提出的发生率计算方法等。

数值方法按其依据的理论基础又可以分为两类,即基于概率论的相关理论发展起来的方法和基于模糊理论发展起来的方法,前者如确定性理论、主观贝叶斯方法、证据理论等,后者如模糊推理方法。

5.2 确定性理论

确定性理论(Confirmation Theory)是美国斯坦福大学的绍特里夫等人在 1975 年提出的一种不确定性推理模型,并在 1976 年成功应用于血液病诊断的专家系统 MYCIN。

MYCIN 系统是 20 世纪 70 年代美国斯坦福大学研制的专家系统,用 LISP 语言编写,包含约 450 条规则。它从功能与控制结构上可分成两部分:第一部分以患者的病史、症状和化验结果等为原始数据,运用医疗专家的知识进行逆向推理,找出导致感染的细菌,若是多种细菌,则用 0~1 的数字给出每种细菌的可能性;第二部分在上述推理基础上,给出针对这些可能的细菌的治疗方案。MYCIN 系统中推理所用的知识是用相互独立的产生式方法表示的,其知识表达方式和控制结构基本上与应用领域不相关,这导致了后来专家系统建造工具 EMYCIN 的出现。

在确定性理论中,不确定性主要是用可信度因子(也称确定性因子)来表示的,因此人们也称该方法为可信度方法。本节主要介绍可信度的基本概念、确定性理论中不确定性的表示、计算和语义问题以及该方法的改进和推广。

5.2.1 可信度的基本概念

人们在长期的实践活动中,对客观世界的认识积累了大量的经验,当面对一个新的事物或新的情况时,往往可以基于这些经验对问题的真、假或为真的程度作出判断。这种根据以往经验对某个事物或现象为真的程度的判断,或对某个事物或现象为真的相信程度就称为可信度。

例如,小王今天开会迟到了,他的理由是路上遇到了交通事故,堵车了。就此理由而言,实际只有两种情况:一种是确实有交通事故发生,路上比较拥堵,导致开会迟到,理由为真;另一种是小王忘记开会的时间了,想以堵车为借口逃避单位制度的惩罚,理由为假。对小王的理由而言,既可以绝对相信,也可以完全不信,甚至可以以某种程度相信,具体选择哪种完全依赖于对小王以往表现以及当天路况的认识。

显然,可信度具有较大的主观性和经验性,其准确度难以把握。但考虑到人工智能所处理的大多数是结构不良的复杂问题,难以给出精确的数学模型,用概率的方法解决也比较困难,同时,领域专家具有丰富的专业知识和实践经验,能够较好地给出领域知识的可信度。因此,可信度方法可以用来解决领域内的不确定性推理问题。

由于不确定性推理要解决的主要问题包括表示问题、计算问题和语义问题,下面两部分分别讨论确定性理论是如何解决表示问题和计算问题的,由于语义问题是对表示和计算问题的语义说明,因此分别囊括在表示问题和计算问题中说明。

5.2.2 表示问题

CF(Certainty Factor)模型是绍特里夫等人在确定性理论基础上,结合概率论和模糊集合论提出的一种不确定性推理方法,CF 模型采用可信度因子来表示不确定性。

1. 知识不确定性的表示

在 CF 模型中,知识用产生式规则表示,一般形式为

$$\text{IF } E \text{ THEN } H \text{ (CF}(H,E))$$

其中:

(1) E 表示知识的前提条件,它可以是一个简单条件,也可以是用 AND 和(或)OR 连接多个简单条件构成的复合条件。例如

$$E = (E_1 \text{ OR } E_2) \text{ AND } (E_3 \text{ OR } E_4) \text{ OR } E_5$$

(2) H 是知识的结论,它可以是一个单一的结论,也可以是多个结论。

(3) $CF(H, E)$ 是该条知识的可信度,称为可信度因子(Certainty Factor),也称为规则强度,即前文所说的静态强度。 $CF(H, E)$ 是闭区间 $[-1, 1]$ 上的一个数值,其值表示当前前提 E 为真时,该前提对结论 H 为真的支持程度。 $CF(H, E)$ 越大,说明 E 对 H 为真的支持程度越大。例如,知识

$$\text{IF 头痛 AND 流鼻涕 THEN 感冒 (0.7)}$$

表示当病患确实头痛并流鼻涕,有七成把握认为他得了感冒。可见, $CF(H, E)$ 反映了前提与结论之间的联系强度,即相应知识的知识强度。

在 CF 模型中, $CF(H, E)$ 被定义为规则的信任增长长度与不信任增长长度之差,即

$$CF(H, E) = MB(H, E) - MD(H, E) \quad (5-4)$$

式中, $MB(H, E)$ 为规则的信任增长长度(Mesure Belief),表示因前提条件 E 的出现,使结论 H 为真的信任增长长度,其定义为

$$MB(H, E) = \begin{cases} 1 & \text{若 } P(H) = 1 \\ \frac{\max\{P(H|E), P(H)\} - P(H)}{1 - P(H)} & \text{否则} \end{cases} \quad (5-5)$$

式中, $P(H)$ 为 H 的先验概率, $P(H|E)$ 为在前提条件 E 出现的情况下结论 H 的条件概率。

信任增长长度 $MB(H, E) > 0$ 时,有 $P(H|E) > P(H)$,这说明由于证据 E 的出现增加了对 H 的信任程度;信任增长长度 $MB(H, E) = 0$ 时,表示 E 的出现对 H 的真实性没有影响,即此时或者 E 与 H 相互独立,或者 E 否认 H 。

$MD(H, E)$ 为规则的不信任增长长度(Mesure Disbelief),表示因前提条件 E 的出现,对结论 H 为真的不信任增长长度,或对结论 H 为假的信任增长长度,其定义为

$$MD(H, E) = \begin{cases} 1 & \text{若 } P(H) = 0 \\ \frac{\min\{P(H|E), P(H)\} - P(H)}{-P(H)} & \text{否则} \end{cases} \quad (5-6)$$

不信任增长长度 $MD(H, E) > 0$ 时,有 $P(H|E) < P(H)$,这说明由于证据 E 的出现增加了对 H 的不信任程度;不信任增长长度 $MD(H, E) = 0$ 时,表示 E 的出现对 H 为假没有影响,即此时或者 E 与 H 相互独立,或者 E 支持 H 。

由于一个证据 E 不可能既增加对 H 的信任程度,同时又增加对 H 的不信任程度,因此 $MB(H, E)$ 和 $MD(H, E)$ 是互斥的,具有互斥性,即

$$\begin{cases} \text{当 } MB(H, E) > 0 \text{ 时} & MD(H, E) = 0 \\ \text{当 } MD(H, E) > 0 \text{ 时} & MB(H, E) = 0 \end{cases} \quad (5-7)$$

由式(5-4)至式(5-7)可以得到 $CF(H, E)$ 的计算公式为

$$CF(H, E) = \begin{cases} MB(H, E) - 0 = \frac{P(H|E) - P(H)}{1 - P(H)} & \text{若 } P(H|E) > P(H) \\ 0 & \text{若 } P(H|E) = P(H) \\ 0 - MD(H, E) = -\frac{P(H) - P(H|E)}{P(H)} & \text{若 } P(H|E) < P(H) \end{cases} \quad (5-8)$$

式中, $P(H|E) = P(H)$ 表示 E 所对应的证据与 H 无关。

(4) $CF(H, E)$ 的意义、性质和典型值。

① 若 $CF(H, E) > 0$, 则 $P(H|E) > P(H)$ 。说明前提条件 E 增加了 H 为真的概率, 即增加了 H 为真的可信度, $CF(H, E)$ 越大, 增加 H 为真的可信度就越大。

② 若 $CF(H, E) = 1$, 则 $P(H|E) = 1$ 。说明由于 E 的出现使 H 为真, 此时, $MB(H, E) = 1, MD(H, E) = 0$ 。

③ 若 $CF(H, E) < 0$, 则 $P(H|E) < P(H)$ 。说明前提条件 E 减少了 H 为真的概率, 即增加了 H 为假的可信度, $CF(H, E)$ 越小, 增加 H 为假的可信度就越大。

④ 若 $CF(H, E) = -1$, 则 $P(H|E) = 0$ 。说明由于 E 的出现使 H 为假, 此时, $MB(H, E) = 0, MD(H, E) = 1$ 。

⑤ 若 $CF(H, E) = 0$, 则 $P(H|E) = P(H)$ 。说明 H 与 E 独立, 即 E 的出现对 H 没有影响。

⑥ $MB(H, E)$ 、 $MD(H, E)$ 和 $CF(H, E)$ 的值域分别为 $0 \leq MB(H, E) \leq 1, 0 \leq MD(H, E) \leq 1, -1 \leq CF(H, E) \leq 1$ 。

⑦ $CF(H, E) + CF(\neg H, E) = MB(H, E) - MD(\neg H, E) = 0$, 即对 H 的可信度与对非 H 的可信度之和等于 0, 对 H 的信任增长长度等于对非 H 的不信任增长长度。原因如式(5-9)和式(5-10)所示, 即

$$\begin{aligned} MD(\neg H, E) &= \frac{P(\neg H|E) - P(\neg H)}{-P(\neg H)} = \frac{(1 - P(H|E)) - (1 - P(H))}{-(1 - P(H))} \\ &= \frac{-P(H|E) + P(H)}{-(1 - P(H))} = \frac{-(P(H|E) - P(H))}{-(1 - P(H))} \\ &= \frac{P(H|E) - P(H)}{1 - P(H)} = MB(H, E) \end{aligned} \quad (5-9)$$

$$\begin{aligned} &CF(H, E) + CF(\neg H, E) \\ &= (MB(H, E) - MD(H, E)) + (MB(\neg H, E) - MD(\neg H, E)) \\ &= (MB(H, E) - MB(\neg H, E)) + (MB(\neg H, E) - MD(\neg H, E)) \\ &= MB(H, E) - MD(\neg H, E) = 0 \end{aligned} \quad (5-10)$$

⑧ 对同一证据 E , 如果支持多个不同的结论 $H_i (i=1, 2, \dots, n)$, 那么有

$$\sum_{i=1}^n CF(H_i, E) \leq 1 \quad (5-11)$$

因此, 如果设计专家系统时, 发现专家给出的知识有式(5-12)所示的情况, 即

$$CF(H_1, E) = 0.8, \quad CF(H_2, E) = 0.4 \quad (5-12)$$

由于 $CF(H_1, E) + CF(H_2, E) > 1$, 则应进行调整和规范化。

应该注意的是, 由于实际应用中各个公式中的概率值很难获得, 因此知识的可信度因子 $CF(H, E)$ 应由领域专家直接给出。其原则是: 如果由于相应证据的出现增加结论 H 为真的可信度, 则 $CF(H, E) > 0$, 证据越支持 H 为真, $CF(H, E)$ 越大; 如果由于相应证据的出现减少结论 H 为真的可信度, 则 $CF(H, E) < 0$, 证据越支持 H 为假, $CF(H, E)$ 越小; 如果相应证据的出现与 H 无关, 则 $CF(H, E) = 0$ 。

2. 证据不确定性的表示

在 CF 模型中, 证据的不确定性对应前文提到的动态强度, 也用可信度因子来表示, 其取值范围仍然是 $[-1, 1]$ 闭区间。对于初始证据, 其可信度由用户给出; 对于中间结果, 其可

信度是通过相应的不确定性传递算法计算得到。

对于证据 E 而言,其不确定性可信度用 $CF(E)$ 来表示,其含义如下。

- (1) $CF(E) = -1$, 表示证据 E 肯定为真。
- (2) $CF(E) = -1$, 表示证据 E 肯定为假。
- (3) $CF(E) = 0$, 表示对证据 E 一无所知。
- (4) $0 < CF(E) < 1$, 表示证据 E 以 $CF(E)$ 程度为真。
- (5) $-1 < CF(E) < 0$, 表示证据 E 以 $CF(E)$ 程度为假。

5.2.3 计算问题

在计算问题的解决中,不可避免地要设计组合证据可信度的计算方法、设计不确定性的传递算法、设计结论不确定性的合成算法等,以下分别加以说明。

1. 组合证据的不确定性

- (1) 当组合证据是多个单一证据的合取时,计算方法为

$$CF(E_1 \text{ AND } E_2) = \min\{CF(E_1), CF(E_2)\} \quad (5-13)$$

- (2) 当组合证据是多个单一证据的析取时,计算方法为

$$CF(E_1 \text{ OR } E_2) = \max\{CF(E_1), CF(E_2)\} \quad (5-14)$$

- (3) 当组合证据是单一证据的非时,计算方法为

$$CF(\neg E) = -CF(E) \quad (5-15)$$

2. 不确定性的传递

当从不确定的初始证据出发,运用不确定性的知识,推出结论并求结论的不确定性时,会用到不确定性的传递算法。此时,根据证据 E 的可信度 $CF(E)$,知识 $E \rightarrow H$ 的可信度 $CF(H, E)$,基于式(5-16)可以求得结论 H 的可信度 $CF(H)$,即

$$CF(H) = \max\{0, CF(E)\} \times CF(H, E) \quad (5-16)$$

由式(5-16)可知,若 $CF(E) < 0$,则 $CF(H) = 0$,即该模型没有考虑证据为假时对结论 H 所产生的影响。而且,若 $CF(E) = 1$,则 $CF(H) = CF(H, E)$,即该模型认为证据必然真时结论 H 的可信度就是规则的可信度。

3. 结论不确定性的合成

如果有多条知识可以推出相同的结论,而且这些知识的前提条件相互独立,那么利用这些知识和各自的前提,可以计算得到同一结论的多个可信度。此时,可以用结论不确定性的合成算法求出该结论的综合可信度。具体步骤为:首先将第一个可信度与第二个可信度合成,然后再用该合成后的可信度与第三个可信度合成,如此进行下去,直到求出最终的综合可信度。下面以两条规则的情况为例,说明结论不确定性的合成算法。

假设有以下知识:

IF E_1 THEN H ($CF(H, E_1)$)

IF E_2 THEN H ($CF(H, E_2)$)

首先根据不确定性的传递算法计算得到

$$\begin{aligned} CF_1(H) &= \max\{0, CF(E_1)\} \times CF(H, E_1) \\ CF_2(H) &= \max\{0, CF(E_2)\} \times CF(H, E_2) \end{aligned} \quad (5-17)$$

然后利用式(5-18)求出合成后结论的可信度,即

$$CF(H) = \begin{cases} CF_1(H) + CF_2(H) - CF_1(H) \times CF_2(H) & CF_1(H) \geq 0, CF_2(H) \geq 0 \\ CF_1(H) + CF_2(H) + CF_1(H) \times CF_2(H) & CF_1(H) < 0, CF_2(H) < 0 \\ CF_1(H) + CF_2(H) & CF_1(H) \text{ 与 } CF_2(H) \text{ 异号} \end{cases} \quad (5-18)$$

需要注意的是,式(5-18)不满足组合交换性,即如果有 n 个证据同时作用于一个假设,对应可求得 $CF_1(H)$ 、 $CF_2(H)$ 、 $\dots$ 、 $CF_n(H)$,那么使用式(5-18)进行逐一计算时, $CF(H)$ 的计算结果与各条规则合成的先后顺序有关。为了解决这个问题,在 MYCIN 的发展 EMYCIN 中,将式(5-18)修正为式(5-19),式(5-19)满足组合交换性。

$$CF(H) = \begin{cases} CF_1(H) + CF_2(H) - CF_1(H) \times CF_2(H) & CF_1(H) \geq 0, CF_2(H) \geq 0 \\ CF_1(H) + CF_2(H) + CF_1(H) \times CF_2(H) & CF_1(H) < 0, CF_2(H) < 0 \\ \frac{CF_1(H) + CF_2(H)}{1 - \min\{|CF_1(H)|, |CF_2(H)|\}} & CF_1(H) \text{ 与 } CF_2(H) \text{ 异号} \end{cases} \quad (5-19)$$

4. 结论不确定性的更新

如果已知证据 E 的可信度 $CF(E)$ 、结论 H 的可信度 $CF(H)$ 以及知识 $E \rightarrow H$ 的可信度 $CF(H, E)$,可以求得结论 H 的可信度的更新值 $CF(H|E)$ 。更新与不确定性的传递算法描述的情况不同,更新是指结论已经有了一个先验值。此时, $CF(H|E)$ 的计算可依据以下算法求得。

(1) 当 E 必然发生,即 $CF(E)=1$ 时,由式(5-20)求 $CF(H|E)$ 。

$$CF(H|E) = \begin{cases} CF(H) + CF(H, E)(1 - CF(H)) & CF(H) \geq 0, CF(H, E) \geq 0 \\ CF(H) + CF(H, E)(1 + CF(H)) & CF(H) < 0, CF(H, E) < 0 \\ CF(H) + CF(H, E) & \text{其他} \end{cases} \quad (5-20)$$

(2) 当 E 可能发生,即 $0 < CF(E) < 1$ 时,由式(5-21)求 $CF(H|E)$,即

$$CF(H|E) = \begin{cases} CF(H) + CF(E) \times CF(H, E)(1 - CF(H)) & CF(H) \geq 0, CF(E) \times CF(H, E) \geq 0 \\ CF(H) + CF(E) \times CF(H, E)(1 + CF(H)) & CF(H) < 0, CF(E) \times CF(H, E) < 0 \\ CF(H) + CF(E) \times CF(H, E) & \text{其他} \end{cases} \quad (5-21)$$

(3) 当 E 不可能发生,即 $CF(E) \leq 0$ 时,知识不可用,不可能发生的事情对结果没有影响, $CF(H|E)=CF(H)$ 。

同样,以上算法不满足组合交换性,EMYCIN 对其进行了改进,这里不再说明。

例 5-1 假设有以下一组规则:

R_1 : IF A AND (B OR C) THEN D (0.8)

R_2 : IF E AND F THEN G (0.7)

R_3 : IF D THEN H (0.9)

R_4 : IF K THEN H (0.6)

R_5 : IF G THEN H (-0.5)

已知 $CF(A)=0.5$, $CF(B)=0.6$, $CF(C)=0.7$, $CF(E)=0.6$, $CF(F)=0.9$, $CF(K)=0.8$,