

93, 2005)

①

1-6

诱导推理 应用

人工智能

计算机科学1993 Vol. 20 No. 5

诱导推理及其应用

TP18

马绍汉 张 宏 (山东大学计算机系 济南250100)

摘 要

A

诱导推理方法是三种基本的逻辑推理方法之一——其余的方法为演绎和归纳。本文概述了诱导推理方法的研究及其在其它问题领域中的应用,并论述了该方法与其它方法相结合的研究。

一、引言

一般地说,人工智能包括推理、学习和联想三大功能。目前人们仍然在为更好地实现这些功能努力工作着。本文将讨论实现这些功能的非常有用的方法——诱导推理(Abductive Reasoning)。

七十年代初,许多人工智能的研究者感到演绎推理机制太脆弱而不能适应任务的要求,演绎推理不能表达或不能充分反映象规划、感知、类比等等人们在某种层次上的思维活动。作为补救措施,许多研究者提出了一些替换这种拘泥形式的表达方式,例如:高阶逻辑(higher logics),模拟模型(analog models)以及通用程序设计语言等等,与此同时有些研究者则转向诱导推理方法的研究。

早在1955年,Peirce^[1]提出了“诱导推理方法”。根据Peirce的描述,诱导推理方法恰恰可以用来解决当时人工智能研究所需的方法问题。诱导推理方法是三种基本的逻辑推理方法之一——其余的方法为演绎和归纳^[2]。我们在实际生活中经常采用诱导推理方法这种思维形式,不妨采用McCulloch所举的例子加以说明:

已知的规则为:所有患结核病的人都有肿块,

观察到的病情为:Jones先生有肿块;

那么可以得出结论:Jones先生可能得了结核病。可以看出,在例中我们采用了

“可能”的字样,这就说明我们得出结论的过程只不过是产生假设的过程,如果该假设为真恰好可以用来解释观察到的病情,这种疾病诊断方法在医学中称为“鉴别诊断”,是医生们常用的方法。

为了更好地说明“诱导推理方法”,我们采用三段论的表示来形象地说明归纳、演绎及诱导三种基本逻辑推理方法,以示它们各自的特点:

①所有患结核病的人都有肿块: $\forall (X) (\text{tuberculosis}(X) \supset \text{bumps}(X))$

②Jones先生得了结核病: $\text{tuberculosis}(\text{Jones})$

③Jones先生有肿块: $\text{bumps}(\text{Jones})$

三种推理方法分别为:(A)演绎推理方法就是由①和②得出结论③;(B)归纳推理方法就是由②和③之间经常出现的关系总结出规则①;(C)诱导推理方法就是由①和③得出可能成立的假设②。

近20年来,在诱导推理方面取得了较丰富的理论成果,并运用这些理论解决了许多实际问题,不仅如此,诱导推理方法在当今人工智能研究的三个主要方向:自然语言理解、机器人和专家系统以及模式识别、神经网络的研究中仍将有着广泛的应用前景。

二、诱导问题

为清楚地说明什么是诱导问题,我们列举一生活中的例子:

人们在吃糖醋排骨时,吃出有甜味和酸

味, 然后就会根据所知道的——菜中若放了糖就会有甜味、放了醋就会有酸味、放了盐就会有咸味等知识, 从油、盐、酱、醋、糖等佐料中, 选出糖、醋来解释菜中为何会有甜味和酸味。从而可以得出结论: 厨师在作菜时, 可能放了醋、糖两种佐料。

我们可以把菜中有甜味、酸味分别看作单个数据(或结果), 两者合在一起作为数据的集合; 把油、盐、酱、醋、糖分别看作单个假设(或原因), 合起来作为假设的集合; 而把我们得出的菜中可能放了醋、糖这个假设(原因)的集合作为解释。那么, 我们利用所掌握的知识, 由数据集合找出解释的过程即为诱导推理过程, 寻找数据集合的最佳解释问题即为诱导问题^[4]。下面我们根据[2]的方法提出一种诱导问题模型:

首先, 为描述模型方便, 引入一些符号: d 表示一个数据, D 表示数据的集合, D_{all} 表示所有数据的集合, h 表示一个假设, H 表示假设的集合, H_{all} 表示所有假设的集合。

我们用四元组 $\langle D_{all}, H_{all}, e, pl \rangle$ 表示一个诱导问题, 其中: D_{all} 表示所有待解释数据的集合; H_{all} 表示所有假设的集合; e 是从 H_{all} 到 D_{all} 的映射($e(H) = D$, H 解释 $e(H)$); pl 是从 H_{all} 到一个半序集的映射, 即 $pl(H)$ 表示假设 H 的可能性值是多少, 以便于选择最佳或最有可能的解释时, 参照此值, 按一定的方式进行比较。如果不对 pl 作任何限制, 即认为所有 H 的可能性值一样, 那么一个解释就可以认为是最佳解释。

我们称一个假设的集合 H 为该诱导问题的一个解释, 是指 H 满足以下两个条件:

- (1) 完全性: $e(H) = D_{all}$ 。
- (2) 最小性: 不存在 H', H , 使得 $e(H') = D_{all}$ 。

对于一个解释 H , 如果不存在其它的解释 H' , 使得 $pl(H') > pl(H)$, 那么我们称解释 H 为最佳解释。

如果我们对 H_{all} 中元素及 e 加以不同的

限制, 就可以将诱导问题划分为不同的类, 那么, 求解不同诱导问题类的时间复杂性也不相同, 例如: Bylander^[2]在上述模型的基础上, 将诱导问题划分为四大类: 独立诱导问题类(Independent abduction problems), 单调诱导问题类(Monotonic abduction problems), 矛盾诱导问题类(Incompatibility abduction problems)及相消诱导问题类(Cancellation abduction problems), 同时得出独立诱导问题及单调诱导问题为多项式时间可解的, 矛盾诱导问题及相消诱导问题为NP完全问题。这就说明我们要解决诱导问题, 不可能找到一个通用的有效求解方法, 而只能根据具体情况的不同限制, 从不同的角度来研究。为使更多的问题能够在多项式时间内得以解决, 我们研究了矛盾诱导问题的一类子问题——2SAT诱导问题, 并对其进行了扩展, 得出了矛盾诱导问题的最大P问题及最小NP完全问题^[9]。

还必须指出, 解释不是唯一的, 可能有许多解释, 那么应该选取什么样的解释作为最佳或最可能的解释问题就导出了关于最佳或最可能解释的标准研究, 比方说, 映射 Pl 应该如何定义; 在什么条件下 $Pl(H') > Pl(H)$ 等等。不同的研究者常采用不同的模型, 其标准也各有不同, 即使在同一模型下, 其标准也不相同。例如有: 简单的最小基数标准、非冗余性标准、贝叶斯最大可能性标准以及最好-最小标准等等。我们已经知道, 有许多诱导问题是NP完全的, 标准的选取也将对问题能否有效的解决有很大的影响。例如: 文[2]中选用了最好-最小标准来求解独立诱导问题及单调诱导问题的最佳解释, 如果 Pl 值不是全序的, 那么求解这类问题的最佳解释是NP完全的。

诱导问题的研究是相当有意义的, 世界上两大著名问题: Reiter的诊断问题和Pearl的信念修正问题, 就可以通过变换转化为诱导问题。这不仅说明了诱导推理方法在解决许多实际问题时的重要性, 而且还给我们

以启迪:过去二十多年来,关于诊断、信念修正等问题的研究,不论是研究者直接提出了诱导的观点,还是没有直接提出来,他们的研究成果都将对求解诱导问题的研究作出贡献,为诱导推理方法在其它领域的应用给予理论的、方法的指导。

下面我们将谈谈诱导推理方法在其它问题领域的研究情况。

三、在诊断方面

人工智能的许多领域中有不少问题是关于寻求最佳解释的问题,其中诊断是最明显的例子之一。所谓诊断就是希望找出系统中有故障的部件,使得在假定这些部件有故障的情况下,该系统出现的故障恰好与实际观察到的故障一样,即找出含故障部件的最小集合,其中一种著名的诊断问题为Reiter的诊断问题,其描述如下:

Reiter的诊断问题用一个三元组 $\langle SD, COMPONENTS, OBS \rangle$ 表示。 SD 及 OBS 均为有穷的一阶语句的集合,分别为系统说明及观察到的故障现象, $COMPONENTS$ 是一个有限的常量的集合且说明该系统由哪些部件构成。同时,用 AB 来表示一种特殊的一阶谓词。假设 a 为 $COMPONENTS$ 中的一个元素,即 a 为该系统的部件,那么 $AB(a)$ 就说明 a 这个部件出了故障。一个诊断就是要找到一个最小的集合 $\Delta \subseteq COMPONENTS$,使得

$$SD \cup OBS \cup \{AB(c) \mid c \in \Delta\} \cup \{\sim AB(c) \mid c \in COMPONENTS \setminus \Delta\}$$

是一致的。也就是说,如果假定系统中 Δ 中的部件出了故障而 $COMPONENTS \setminus \Delta$ 中的部件均为完好的,那么该系统所出的故障与实际观察到的故障现象 OBS 及关于整个系统的描述相一致。

看起来这种关于诊断的基于一致性的描述与诱导问题寻找假设的集合来解释数据是有区别的,然而许多研究者描述了它们之间的联系。Bylander^[2]就利用上述模型将Reiter的诊断问题变换成了诱导问题,其变换

如下:

$$\text{令: } H_{oit} = COMPONENTS$$

$$D_{oit} = OBS$$

$$e(H) = \max\{D \mid D \subseteq D_{oit}, SD \cup D \cup \{AB(h) \mid h \in H\} \cup \{\sim AB(h) \mid h \in H_{oit} \setminus H\}$$

是一致的}

因为Reiter诊断问题并未在选取 h 时加以限制,所以对 PI 映射也不作任何限制。

近年来已经提出了不少利用诱导推理方法来解决诊断问题的诱导诊断模型,例如:基于集合覆盖原理的诱导诊断模型(Reggia等1983,1985; Peng和Reggia 1990; Allemang等1987);基于概率理论的诱导诊断模型(Charniak 1983; Cooper 1984; Henrion 1990; Neapolitan 1990; Peng和Reggia 1987, 1990; Pearl 1987);基于形式逻辑或信念系统的诱导诊断模型(Reiter 1987; Poole 1989; Levesque 1989);基于神经造型技术的诱导诊断模型(Goel等1988; Wald等1989);基于启发原理的诱导诊断模型(Josephson等1987; Pople 1977; Miller等1982; Thagard 1989; Potter等1990);基于最小覆盖理论的诱导诊断模型(Reggia等1985; Peng和Reggia 1990)以及基于因果关系理论的诱导诊断模型(Konolige1992)等等。这些模型都拥有一个知识库来表示数据和假设(或称迹象(manifestations)和异常(disorders)、结果(effects)和原因(causes))间的关系(如果假设为真,那么数据亦为真),并且通常将假定-测试(hypothesis-and-test)的处理过程作为其推理机制。求解问题的目标就是要找出给定数据集合的最佳的或最可能的解释。

利用诱导推理方法来解决诊断问题的诱导诊断模型系统在实际应用中编制出了非常有效的应用程序,例如:疾病诊断专家系统、血液抗体识别系统等等。这些模型也可以应用于其它问题领域的研究,例如:基于因果关系理论的诱导诊断模型同样可以应用于机械

的、电子的系统以及安排调度计划系统等。正如在疾病诊断中我们可以把疾病看作原因,把症状看作结果一样,可以把机械的、电子的系统中的部件及输入作为原因,把输出作为结果;在安排调度计划系统中把计划作为原因,行动作为结果。

四、在信念修正方面

若一个智能系统具有能够发现矛盾、找到出现矛盾的原因并能将其从知识库中删除等功能,则称该智能系统为信念修正系统、真值维护系统或原因保留系统^[8]。有许多研究者从事这种系统的研究并发表了不少关于此方面的文章。

Doyle首先研究了该领域,接着Goodwin及Petrie研究了算法的改进以及许多实际应用的例子。McDermott的工作导致了含有信念修正的第一个商业系统—DUCK的开发,而De Kleer的工作是八十年代最负盛名、销售量最大之一的KEE(Knowledge Engineering Environment)专家系统工具的基础(专家系统工具的研究是目前人工智能研究的热点之一)。Pearl也提出了他的信念修正问题:

一个贝叶斯信念修正网是一个非循环的有向图,顶点的集合 W 表示命题变量的集合,图中的弧表示相连的命题间有直接的因果影响(父辈与子辈的关系),且这种影响的强弱由给出的条件概率确定。令 x 表示对变量 $X \in W$ 的一个值赋, s 表示对变量 X 的父辈 S 的一个赋值。用条件概率 $p(x|s)$ 来表示它们之间的概率依赖关系,即表示:当 X 变量的父辈结点 S 有了一个赋值 s 后, X 的一个赋值 x 出现的概率是多少。

对于Pearl提出的信念修正问题,变量集合 W 的某一子集 V 被初始化为特殊的值,用 v 来表示对这些变量的赋值。要解决的问题就是寻找一个最有可能的对于变量集合 W 的赋值 w^* ,使得 $p(w^*|v)$ 比任何其它的赋值 w 的 $p(w|v)$ 都大, w^* 被称为最有可能的解释(MPE)。

同样,我们也可以利用前述诱导问题模型,将Pearl的信念修正问题变换到诱导问题,其变换如下^[2]:

$$\text{令: } H_{all} = W \setminus V$$

$$D_{all} = v$$

$$e(H) = \max\{D | D \subseteq D_{all}, p(H = \text{true} \wedge H_{all} \setminus H = \text{false} | D) > 0\}$$

$$pl(H) = p(H = \text{true} \wedge H_{all} \setminus H = \text{false} | e(H))$$

这充分说明了信念修正问题可以用诱导推理方法来解决。同样,过去关于信念修正问题研究所取得的成果也适于诱导问题。

由Pearl的信念修正问题可以看出,贝叶斯信念网提供了一种自然的、有效的表达变量间的概率依赖方法,因此许多研究者探索了信念网在人工智能中的知识表达方面的应用。尽管Cooper证明了使用信念网的概率推理(probabilistic inference)问题是NP难题,但是我们可以充分利用信念网能够精确地表达某个领域中已知的变量间的概率关系,来寻求解决一些特殊情况或常见情况的算法,而不是寻求通用的有效概率推理算法,基于这种动机研制出了几个用于诊断及数据解释的专家系统。

另外,贝叶斯信念修正问题是神经网络研究的一种基础理论,其研究成果必将对神经网络的发展起到巨大的推动作用。

五、在识别方面

1989年Reiter和Mackworth提出了一种关于图画及图象解释的逻辑框架。David Poole利用了缺省及诱导推理的方法由事实、猜测以及对图画和图象进行观察所得的一些信息求出了解释^[5,6],即求出了对于整个图画和图象的总体描述。

模式识别的研究是当今世界计算机领域的一大研究热点,通过模式识别与Reiter和Mackworth提出的逻辑框架之间进行比较,我们发现有许多相似之处。例如:Reiter和Mackworth提出的逻辑框架中的对图画及图象进行观察所得的一些信息恰好可与人类感官接受的图象、文字和语音等模式信

息相对应；在Reiter和Mackworth提出的逻辑框架中需要一些事实、猜测，同样在模式识别中也需要；在Reiter和Mackworth提出的逻辑框架中所得的对于整个图画和图象的总体描述也与模式识别中最终所得的处理结果（如：识别出来的汉字、图象）相对应。再者Peirce也曾提出：“诱导推理可以不含任何明显界线地渐变感性判断”^[3]。我们认为诱导推理方法在识别方面将会有广泛的应用前景。

六、在机器学习方法的研究方面

使计算机具有学习能力，这是人工智能研究者梦寐以求的目标，学习功能是人工智能的三大功能之一。机器学习的方法有很多，如：归纳学习、类比学习、基于解释的学习以及神经网络等。下面我们就类比学习和基于解释的学习来说明诱导推理方法在机器学习方法研究中的重要性。

一般来说，对于未知的或知之甚少的领域中的问题，我们经常借助于熟知的领域来加以解决。类比现象是普遍存在的，在科学研究中常常通过类比来获得新概念和新方法；同样人类知识的积累，也是在人脑理解、吸收和记忆下来的旧知识的基础上，借助于新知识与旧知识间存在着的某些共性，对新知识进行消化吸收，曾经学过的知识往往有助于我们理解新的领域。目前许多人工智能和认知心理学家都在探讨类比推理在机器学习中的应用。

我们在前面已经提到过诱导推理方法可以用来表达类比，Peirce也曾经指出诱导在类比推理中起着相当重要的作用^[8]。也就是说，我们在学习新知识时，经常试图寻找与新知识有共性的旧有知识，以此来启发我们对新知识的理解，而这种寻找过程恰好与诱导推理过程等同。

基于解释的学习是一种从单例出发，利用领域知识进行分析学习的方法。知识的获取和精化在任何设计处理动态环境的系统中都是非常重要的过程。归纳或基于类似的学

习(Similarity-based learning)已被证实知识获取方面是非常有利的机制(Quinlan 1986a, Michalaki 1983; Mitchell 1982)。演绎或基于解释的学习在知识的精化方面也是很好的方法(Mitchell等1986; DeJong and Mooney 1986)。

无论是知识的获取还是知识的精化，关键在于排除“干扰”(noise)。干扰在任何一个真实世界的领域中都存在，这种干扰可以使一个设计精良的系统由于一个意想不到的事情而变得脆弱。然而干扰的出现是随机的，是人们无法预测的，即使一个考虑非常细致的系统，也无法安全地躲开一个个出乎意料的干扰。因此，系统应该能够识别干扰并进行完美的处理。在基于解释的学习中，采用诱导推理方法来处理干扰是行之有效的办法，例如在Mani的文章中^[7]，就提出了使用诱导推理方法来处理干扰的两种算法，而且这两种算法的有效性已被两个不同的领域的使用示例所证实。

七、诱导推理方法与其它方法相结合的研究

诱导推理方法在过去几十年中已经颇受青睐，而且在今后的人工智能研究中仍大有用武之地，它可以和其它方法相结合来解决更多的实际问题。我们就以下三方面加以说明。

1. 诱导与缺省相结合

信念是我们对事实的感知，我们的信念是随着时间而改变的。缺省是对这些信念的一种抽象或概括。各种形式的缺省推理模型在人工智能研究中兴起，关于缺省推理模型(Poole 1988; Reiter 1980)、缺省逻辑(Brewka 1991)理论的研究以及实际应用研究均取得了许多成果。

缺省与诱导相结合共同来解决问题的方法在处理诊断、识别等问题上David Poole就提出了相当成形的理论^[5, 8]。

2. 诱导与约束(Constraints)相结合

在前面关于信念修正问题的描述时，我们可以看出在假设与数据（原因与结果）间

的联系上加上了一种概率约束。现在对于约束的研究相当广泛,例如时间约束就是一非常时髦的话题。诱导推理方法可以使用在概率约束方面,我们相信诱导推理方法也同样适用于其它约束的研究。

3. 诱导与其它两种推理方法相结合

我们已经知道,诱导推理是三种基本的逻辑推理方法之一,其余的方法为演绎和归纳。高阶逻辑的研究在演绎推理中不失为一种好办法,相应地势必引起其在诱导方面的研究。Smith关于在器官合成中的规划研究就采用了用诱导推理方法为一器官合成的演绎规划提供策略。Peirce在论述类比推理时,也是三者结合的产物。

八、结束语

诱导推理方法以及与其它方法相结合的研究已经取得了许多成果,而且在实际中也得到了广泛的应用,在自然语言的理解、动态程序设计环境中的规划及模型建造等方面也有研究者涉足。在七十年代Pople就曾预言该方法在定理证明方面的应用也是值得研究的。

人工智能这种高技术领域的研究、发展和应用,反映了人类为了能够利用机器来辅助人类进行高层次的智能活动正在坚持不懈地努力。任何高技术产品的出现都离不开基础理论的研究。诱导推理方法,这种非常有用的逻辑推理方法在今后的研究中将做出新的贡献,其本身的研究也将取得更多的成果。

参考文献

- [1] Harry E. Polor, On the Mechanization of Abduction Logic, Proc. IJCAI-73, Stanford, CA (1973) 147-152
- [2] Tom Bylander, Dean Allemang, The Computational Complexity of Abduction, Artif. Intell. 49 (1991) 25-60
- [3] Peirce, C. S., Collected Papers of Charles Sandeers Peirce, C. Hartshorne, P. Weiss, and A. Burks (eds.) 8 vols., Cambridge, Mass, 1931-1958, especially vol. 11, p. 272-607
- [4] J. R. Josephson, 等, A Mechanism for Forming Composite Explanation Hypotheses, IEEE Trans, Syst. Man, Cybern, 17(3) (1987) 445-454
- [5] David Poole, A Methodology for Using a Default and Abductive Reasoning System, International Journal of Intelligent Systems, vol. 5, 521-548 (1990)
- [6] David Poole, Explanation and Prediction: An Architecture for Default and Abductive Reasoning, Comput. Intell. 5, 97-110 (1989)
- [7] Ganesh Mani, Handling Noise in EBL: an Abductive Approach, JETAI, vol. 1, 58-73 (1992)
- [8] Joao P. Martins, 等, A Model for Belief Revision, Artif. Intell. 35 (1988) 25-79
- [9] 张宏, 马绍汉, 一类诱导问题的多项式时间算法 (待发表)

下期主要内容预告

Robin Milner 谈程序语言及计算机科学;
知识进化和高级思维过程的逻辑基础;
九十年代计算机网络和分布式系统的发展趋势;
神经网络计算机的发展与现状;
软件工程开发风范;
软件可靠性模型综述;
演绎数据库规则语言的分析与研究。