

专家系统 柔性推理 推理

69-73

柔性推理研究

吴建林 李怀祖

(西安交通大学管理学院 西安 710049)

TP18

摘要 In traditional expert system, the reasoning control is directed by model no matter what change the environment has. However, the flexible reasoning can organizes the process of reasoning dynamically in the changing environment according to the availability of knowledge, that is knowledge directed control. This paper discusses the model of flexible reasoning and studies on the internal and external mechanism of flexible reasoning.

关键词 Reasoning, Expert system.

一、引言

传统专家系统经典的推理方法是图搜索方法^[1],运用叙述性知识给出问题的部分状态描述,包括初始状态和目标状态;运用过程性知识给出“生成器”函数,从上层结点生成下层结点。如规则基系统中,由于 IF-THEN 规则的特点,大多采用模式匹配的方式构造“生成器”函数;运用控制性知识,给出评价函数,用于评价新生成的结点,控制继续搜索的前进方向。从上述过程中可以看出,“生成器”函数是一成不变的,即采用同一种模式来解决问题,不管环境变化对推理的影响。虽然启发式推理改进了评价函数,使得推理尽可能向成功方向靠近,但是,所给出的启发信息大多是静态的,仍然没有考虑环境变化对问题解决过程的影响。不仅如此,当环境所提供的信息不充分可用时,这种模式的推理就无法进行,显示出脆弱性。

人类在解决实际问题的过程中,积累了大量的问题求解经验模式,使得遇到同样的问题时可采用同样的模式完成。这正是专家系统研究的基础。一般情况下,人类总是按照层次分解、逐步求精的方式解决实际问题的,如图1。从任务划分的角度看,在类似环境里,人们总是采用类似模式解决实际问题,但当环境发生变化时,人类能自如地对这种分解模式加以修改,而不是生搬硬套。从知识的应用角度看,在面临一个大任务时,人类可能没有足够充分的知识可用,但是,人类并不是放弃这种任务不做,相反,这种情况却激励着人类去发掘新知识,即将任务进行划分,寻求应用于子任务的知识 and 解决子任务的方

法,并将这种过程重复下去,直到所有的隐知识显式化,问题也就迎刃而解了。

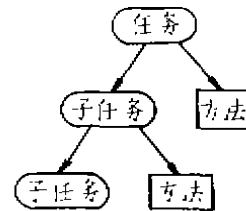


图1 任务分解求精层次

因此,传统专家系统采用固定的模式驱动控制解决问题的方式就显得力不从心了,必须采用知识驱动控制的方式^[2]来划分任务,逐步解决实际问题,这就是柔性推理(flexible reasoning),它根据知识的可用程度逐步划分任务,不拘泥于某一种任务划分模式,而且在知识不够充分时,可以激活子任务的划分去寻求新知识和新的子任务解决方法。这种推理方式更符合人类的思维过程,当环境不变时,知识的可用程度相应不变,因此,仍可以采用类似模式划分任务;环境变化时,知识的可用程度相应发生变化,任务划分模式也相应合理地变化。因此,知识驱动控制方式比模式驱动控制方式更优越。

本文在介绍柔性推理模型的同时,对柔性推理的内部和外部机制进行了描述,最后分析了柔性推理中必须解决的技术性问题。

二、柔性推理模型

任何一个系统处理外部信息的过程都是将其转

换为内部形式进行的。数据库系统中采用三级模式(外模式、概念模式和内模式)^[3];Allen Newell等人提出的专家系统 Soar 结构亦采用三级计算模型(知识级、问题空间级、符号级)^[4,5,6]。柔性推理也可以采用三级层次结构来模型化世界语义,如图2所示。

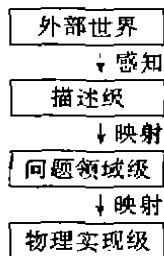


图2 柔性推理三级模型结构

1. 描述级

人类获取知识的手段一般包括直接感知和内部知识的利用两个方面。直接感知是前提,知识的利用一般应满足两个方面的原则^[7],一是知识的永久性原则:一旦知识被获取,那么它们就永远可用;二是知识的理性原则:如果采用一个动作能达到一个更好的状态,那么这个动作就被优先考虑。然而实际上永久性原则经常被破坏,因为人们在解决问题时并不是利用自己掌握的所有知识,而且经常会忘记一些知识,因此,获取知识时,不必穷尽所有领域各方面的信息;另外,从知识的理性原则可以看出,人类在解决问题时重视将要实现的目标和达到目标所采取的动作联系起来,而如何采取动作达到目标则由人脑根据环境的不同临时作出决策。

模型的描述级应该模型化两个方面的信息,一方面描述目标和完成目标所应采取的动作集;另一方面就是应该抽象出环境变化灵敏度知识。每一个动作都是针对目标进行的,因此,描述级模型类似于程序设计中的抽象算法,然而,抽象算法是被动地接受规定好的动作系列,使用清晰的行为描述实现既定目标;而柔性推理的描述级模型应能主动地根据环境变化灵敏度知识动态组织动作序列,并采取它达到系统目标。它是一个动态过程,关键技术问题在于如何抽取环境变化灵敏度知识。

环境变化灵敏度知识有两类:一类是环境对已存在知识的影响,环境的变化可能使得知识库里的知识强度发生变化,那么知识强度应该动态生成。规则系统中的不确定推理曾经用到规则强度^[8],但都是静态的,无法反映环境变化的影响,另一类是从变化的环境中抽取新的知识,这两类灵敏度知识都

与环境的特征有关,因此,刻画环境的特征尤其重要。环境的特征应反映环境变化的根源,主要抽取出来某类应用环境间的不同之处,相似环境特征一般在知识获取过程中应能识别。

描述级根据目标和达到目标所采取的动作描述系统,并兼顾环境的变化影响,独立于系统的实现,将重点置于系统的内部而非形式,不拘泥于任何一种表达形式。

2. 问题领域级

每个应用问题都有自己的问题领域空间,问题领域级表达对应于每个应用问题的任务知识和搜索控制知识,每条任务知识包含三方面内容:①初始状态:完成本任务之前的环境状态。②目标状态:完成本任务后系统应达到的状态。③动作集:完成本任务的所有动作。搜索控制知识控制推理从动作集中挑选合适的动作作用于本任务,使得它从初始状态到达目标状态。因此,在问题领域级,知识被模型化为:状态系列、动作集、搜索控制以及目标识别等方面。

从描述级到问题领域级存在一种映射,它将描述级从外部世界感知的信息转换到问题领域空间,将问题描述的目标和达到目标应采取的动作映射到问题领域空间中的状态系列和动作集;将环境变化灵敏度知识和一些启发性知识映射到问题领域空间中的搜索控制知识,随着描述级描述形式的不同,映射应随之改变,以保证问题领域空间的表达方式不变,使得问题领域级的表达方式独立于描述级的应用问题描述方式。

3. 物理实现级

以某种组织方式存储问题领域级的任务知识和搜索控制知识于长期存贮中,即存贮知识库,建立工作内存以存贮中间推理过程形成的状态系列,即全局数据库。另外,组织一部分内存存贮环境变化灵敏度动态知识和知识再利用形成的新知识,这部分内存和柔性推理机制密切相关。

从问题领域级到物理实现级也有一种映射,这种映射是自然的,但它应随物理实现级的变化而变化,也应随问题领域级知识表达方式的变化而变化,以保证物理实现级和问题领域级的独立性。

三、柔性推理外部机制

柔性推理外部机制、描述推理过程中对应于问题领域级的状态变化以及问题空间的变化过程,柔性推理应能体现人类解决问题的思维方式,即层次分解,逐步求精过程,而且能根据环境的变化临时改

变决策模式,形成一种新的问题解决方法,因此,柔性推理过程应不同于传统推理模式,如图3所示。

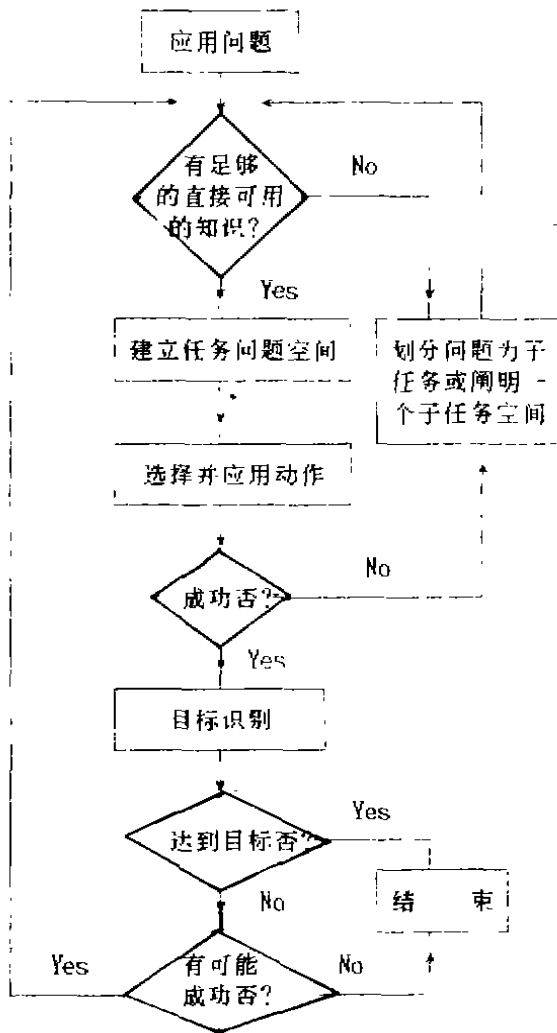


图3 柔性推理外部机制

1. 建立任务问题空间

为每一个应用问题建立任务问题空间是解决此应用问题的前提。对于一个应用问题,开始时,直接可用的知识就是直接从外界感知得到的,包括应用领域知识、具体启发性知识和环境变化灵敏度知识,它们对解决此应用问题是必要的,但可能不充分。如果知识足够充分,也就是说能明确地为此应用问题直接阐明其初始状态、目标状态和动作集,那么,问题的解决就比较直接,然而,一般情况下,由于问题的复杂度较大,直接解决问题不太可能,即外界直接感知的知识是不充分的,因此它驱动控制,将大任务划分为若干个小任务,为每一个子任务重新建立任

务问题空间,即从知识库和外部感知知识中寻找直接可用于子任务的知识,为其阐明初始状态、目标状态和相应的动作集。如果仍然没有直接知识可用于子任务,则重复子任务划分过程,直到子任务问题空间的阐明是直接的。

2. 选择并应用动作集

柔性推理的过程也是一种状态转换过程,过程的实现是通过应用动作集中的动作完成的,动作的选择也是根据直接可用的知识进行的,可能有以下几种情况:

① 动作的选择是直接的,那么可以直接应用此动作达到状态的转换。

② 现有可用的知识无法区分两个或更多个动作集。这种情况下,传统专家系统是利用评价函数来选择的,评价值相等时,可能任选一条分支,如深度优先和宽度优先就是采用系统隐含的方向来选择分支。柔性推理遇到这种情况时,首先假定只是现有直接可用的知识无法区分它们,也许继续发掘知识时可以对它们加以区分;其次才考虑采用某种隐含方式任选一个动作。因此,有必要为区分两个动作阐明一个任务问题空间,寻找解决此局部问题的知识。

③ 动作的选择有冲突的可能,当直接可用的知识选择的两个动作互相不相容时,这时必须进一步确定选择其中一个,另一任务问题空间必须被阐明,发现深层知识来解决这种冲突。

④ 动作的选择及应用对状态没有影响时,这种选择存在着不合理性,有必要重新选择另外的动作。

⑤ 选择的动作所需求的限制和现有知识冲突,这种选择也不合理,亦需重新选择其它动作。

利用直接可用的知识选择和组织动作,可以灵活地接受外部环境变化对系统影响方面的信息,以支持柔性推理。为每一动作的选择阐明一个任务问题空间类似于程序设计中的子过程调用,但子过程的调用点是固定的,而前者则能根据知识的可用程度自动阐明一个子目标,它是在系统运行时刻确定的、是动态组织的,而子过程调用是静态的。

3. 目标识别

目标的识别需要计算某目标和最后目标的相似度^[8],由计算的值可以确定:①达到目标状态,问题即解决。②没有达到目标状态,如果相似度越来越小,表明解决某一子任务的某个动作是不合理的;如果没有别的动作可选,则应终止此子任务问题的解决过程。如果相似度越来越大,表明状态的改变朝着成功的方向前进,可以继续下去。

4. 自学习过程

柔性推理利用直接可用的知识组织动作序列,当发现达到某一目标缺少必要的知识时,即阐明一个子任务问题空间,然后为此子任务问题空间寻找直接可用的知识来解决问题。如果子任务问题空间中的目标状态顺利达到,那么适用于此子任务问题空间的直接可用的知识可以上升到其父任务问题空间,以便当再次遇到相似困境时不会重复阐明一个子任务问题空间,而可以直接利用内部累积的知识,我们称这种机制为知识块积。因此,柔性推理的自学习过程就是知识块积机制。

四、柔性推理内部机制

柔性推理外部机制表明,由于知识的直接可用程度不同,推理过程中就逐步形成了一个目标活动层次,层次上的每一个结点对应一个问题的解决,它作为一个封装对象,其内容包括:①目标,也即此结点的解决应达到何种状态。②为此结点阐明的子任务问题空间,包括初始状态、目标状态和动作集描述。③当前状态,即推理过程中的状态。④当前采纳的动作。

目标活动层次是动态建立的,问题求解过程结束后它也随之消失,因此它应组织在工作内存中。如图4所示。图中双圆表示长期存贮,而单圆表示短期存贮,方框代表过程。

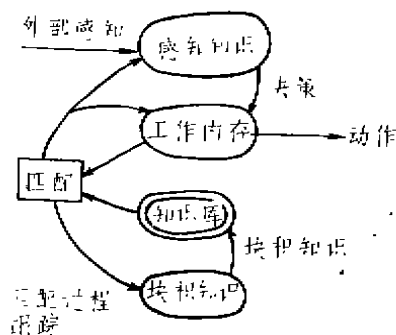


图4 柔性推理内部机制

“感知知识”即从外部感知的信息,包括描述具体问题的知识、具体的启发知识以及环境变化灵敏度知识。它们是目标活动层次顶层结点直接可用的全部知识,用来为应用问题建立一个任务问题空间并对动作序列组织做出决策。“知识库”里存放着应用领域的任务知识和搜索控制知识。类似于规则基系统的规则匹配过程,“知识库”里的一般知识和“工作内存”中针对具体应用问题方面的知识进行匹配。

“匹配”是一个复杂的过程,一方面要将匹配结果返回到“工作内存”,表明针对当前状态在知识库中是否搜索到直接可用的知识,若有,则配合“感知知识”组织动作序列实现状态的转换;与此同时,要将“感知知识”信息返回到“感知知识”,以确定“知识库”里是否有和具体应用问题知识相冲突的可能,以便正确地协动作序列的产生。另一方面,匹配的过程必须跟踪记录下来,这种过程知识和匹配结果一起形成“块积知识”,“块积知识”可以从目标活动层次低层逐级返回到高层,它可以作为“知识库”的一部分长期保留下来,以便以后遇到同样问题时能直接顺利地解决,实现知识的重用。

从柔性推理内部机制可以看出,选择并应用动作并不是盲目进行的,它要吸收两方面的知识,一方面来自于“感知知识”,考虑环境变化灵敏度对动作决策的影响;另一方面通过“工作内存”和“知识库”的匹配,从“知识库”里抽取可用的任务知识和搜索控制知识。只有当的确没有充足的知识可用时,才采用低层的内部规则来对动作的选择做出决策,这是符合人类解决问题的思维机制的。

另外,“知识库”在开始建立时没有必要象规则基系统那样存贮成千上万条规则,只需存贮应用领域一般任务知识和搜索控制知识,柔性推理的内部知识块积机制可以逐步丰富“知识库”的内容,就象人类专家一样,它的问题解决能力也有一种进化过程,存在经验知识的不断积累。这就部分解决了知识获取的“瓶颈”问题。

五、结论

随着应用问题受环境影响的程度提高,如管理决策中决策的每一步都受当时环境的影响,使得传统推理模式受到很大限制。柔性推理根据具体应用知识和环境变化灵敏度知识为应用问题建立任务问题空间,如果知识的可用程度不充分,则可以将大任务逐步细分,为每一子任务建立子任务问题空间。或者,没有足够可用的知识用来选择动作时,亦为此阐明一个任务问题空间。这样形成的目标活动层次极其类似于图1中的人类解决问题的思维过程。也即问题的解决采用层次分解、逐步求精的过程,完成任务的动作组织是动态的。另外,柔性推理的知识块积机制有力支持了知识的重用性,并部分解决了知识获取的“瓶颈”问题。

柔性推理将刻画环境变化灵敏度知识的任务交给了用户,为了方便用户,必须采取一种适合于用户

神经网络 学习算法 全局最优解

计算机科学1996 Vol. 23 No. 1

73-75

BP 网络的全局最优学习算法

徐宜桂 史铁林 杨叔子

(华中理工大学机械工程学院 武汉430074)

TP18

摘要 A new global optimization training algorithm for BP network is presented in this paper. This algorithm can solve some knotty problems such as local minimization and network oscillation, which result from the traditional gradient search algorithm, and have more high training efficiency, more simple and feasible application procedure than Simulated Annealing and Genetic Algorithm. As a example, a 2-2-1 neural network on XOR problem is trained with this algorithm, and the results is satisfactory.

关键词 BP network, Global optimization, Training algorithm

一、概述

自从1985年,Rumelhart 和 McClelland 领导的PDP 研究小组提出多层前馈网络的误差反传训练算法(即BP网)以来,BP网络已成功地解决了语言识别,过程监控等工程领域中的大量问题,成为目前众多神经网络中应用最为广泛的代表性网络之一。然而,由于BP网络大多采用的是沿梯度下降的搜索求解算法,这就不可避免地出现了网络学习收敛速度慢,以及容易陷于局部极小等问题。此外,在具体实施过程中,有关参数如训练速率 η 和冲量系数 α 的选取,只能凭实验和经验确定,而且一旦取值不当,

又会引起网络振荡,甚至导致网络麻痹以至不能收敛。

模拟退火和遗传算法可在一定程度上克服上述缺陷,但模拟退火方法在使用过程中要解决一些目前尚无理论指导依据的问题,如如何产生新的搜索状态,如何确立新状态的接受标准,如何确定退火温度的下降过程等等,且退火结束后以多大概率稳定在全局最优解也缺乏有力的理论依据。而遗传算法在使用时则要解决诸如如何找到通用且有效的编码方法,如何定义适应度函数,如何确定群体规模值以及交叉、变异发生概率值等参数取值问题,所有这些问题直接影响到模拟退火和遗传算法应用的成功与

表达的方式描述环境变化灵敏度知识,运用映射机制转换为内部表达形式。环境变化灵敏度知识的刻画很困难,环境特征的抽取是关键,这方面的研究将有力推动柔性推理的发展。

参考文献

- [1]涂序彦,《人工智能及其应用》,电子工业出版社,1988
- [2]Ameen Abu-Hanna and Wouter Janseijer, Modelling Domain Knowledge Using Explicit Conceptualization, IEEE Expert, October 1994
- [3]萨师煊等,《数据库系统概念》,高等教育出版社,1983
- [4]Jack W. Smith and Todd R. Johnson, A Stratified Approach to Specifying, Designing, and Building Knowledge System, IEEE Expert, June 1993
- [5]Gregg R. Yost, Acquiring Knowledge in Soar, IEEE Expert, June 1993
- [6]David. M. Steier et al., Combining Multiple Knowledge Sources in an Integrated Intelligent System. IEEE Expert, June 1993
- [7]施鸿宝,《专家系统》,西安交通大学出版社,1990
- [8]张文修,《不确定性推理原理》,西安交通大学出版社,1994

徐宜桂 博士生,副教授;史铁林 副教授,博士后;杨叔子,华中理工大学校长,科学院院士。