

人工智能 启发式搜索 状态空间 问题求解

计算机科学 1998 Vol. 25 No. 5

33-37

一种基于类比的启发式搜索方法*

A Heuristic Search Method by Analogy

王军玲 赵沁平

TP18

(北京航空航天大学计算机系 北京 100083)

摘要 Integrating analogical reasoning into the heuristic method in state-space search, we present a new heuristic search method by analogy. It can reduce the search effort and solve problems more effectively. This paper describes the idea and the strategy of the search method, discusses the solving model which includes three reasoning processes: generating a case, retrieving a case and guiding the search for a solution.

关键词 Analogical reasoning, heuristic search, Problem solving, Learning

1 引言

状态空间的启发式搜索一直是 AI 领域最主要的问题求解方法,过去已取得了不少成果,如 A* 算法和 AO* 算法等。但是在实际应用中,这些启发式搜索方法所使用的启发信息大多是人们依据具体领域问题靠经验总结得来的,启发信息的获取十分困难,且其精确性和可靠性也难以保证。另一方面,目前的状态空间搜索方法大多是一次性搜索,将同一问题状态空间中的多次搜索视为彼此独立、毫无关系的过程。在每次求解问题时,面临的都是全新、陌生的搜索空间,即使求解的是相同问题,算法仍然从零开始,这显然与人类求解问题的方式不相符。人类求解问题的一个重要特点,就是常常利用以前求解相同或相似问题的经验来指导新问题的求解,在实践中不断提高求解问题的能力,即“举一反三,熟能生巧”。如果将这种学习机制引入状态空间的搜索,则多次搜索被看成是相互关联的过程,前面搜索积累的经验将有助于提高后面搜索的效率。这种受以前搜索经验影响的搜索方法叫做学习式搜索方法。将机器学习技术引入状态空间的搜索,开展学习式搜索方法的研究,是目前研究启发式搜索方法的一种有效途径^[1]。

本文提出的基于类比的启发式搜索方法就是一种学习式搜索方法。它是在基于状态空间的问题求

解中,利用类比获得与新问题相似的去问题的求解过程,作为启发信息来指导新问题的求解。这样可以缩小搜索范围,降低问题求解的复杂性。这种方法与传统的启发式搜索方法相比,可以自动获取启发信息,并且随着问题求解次数的增多其求解效率不断提高。

2 基本思想和求解模型

状态空间的启发式搜索方法是在问题求解的过程中利用与该问题相关的启发信息帮助指导搜索,其启发信息通常被用于三种情况:(1)帮助确定扩展节点,(2)在扩展节点的过程中,帮助决定产生后继节点,(3)在扩展节点的过程中,决定哪些结点可从搜索树上删除(剪枝)。由此可见,这种传统的启发信息是一种局部信息,只是在搜索路径的每个节点上为选择操作提供指导,其启发能力受到一定的限制。此外,如前所述,传统的启发信息的获取十分困难,且其精确性和可靠性也难以保证。为此,我们提出了一种基于类比的启发式搜索方法。

基于类比的启发式搜索方法是把类比推理技术与状态空间的启发式搜索相结合,该方法实际上是对人类通过不断求解问题,积累经验,增强问题求解能力的一种模拟。要实现这种基于类比的启发式搜索方法,需要解决如下一些主要问题:

(1)如何积累问题求解的经验,即在记录一个问

* 本项目得到国家自然科学基金和国家教委博士点基金的资助。

题的求解过程时,需要记录哪些有用的信息。

(2)如何定义和判定两个问题的求解情况是相似的,如何高效地进行检索。

(3)如何有效地使用类比结论,即相似的去问题的求解经验,作为启发信息来指导新问题的求解。

已有的类比推理模型大多是基于概念描述的逻辑模型^[4-5,9,10],用于模拟人类在不同领域之间进行类比推理的能力。这类模型主要用于解决在领域知识不完备时无法用演绎推理解决的问题。通过使用类比推理引入相似领域中的相关知识和求解方法,以解决原系统不能解决的新问题。这类类比推理模型主要关心的是类比推理本身的可实现性和类比结论的正确性。而基于类比的启发式搜索方法是用于同一状态空间上的问题求解,目的是通过类比获取与新问题相同或相似的去问题的求解过程,作为启发信息来指导新问题的求解,以缩减搜索范围,提供求解捷径。这种面向问题求解过程的类比推理模型不但要关心类比结论,还要关心类比费用。我们基于 Carbonell 的派生类比(Derivational Analogy)^[2]的基本思想,在问题求解的状态空间上,以搜索过程为类比对象,将相似性问题与问题求解经验相结合,将类比启发信息的指导求解与弱方法求解相结合,建立了一个有效的基于类比的启发式搜索求解模型(图1)。它主要包括生成求解事例,检索及指导求解三个推理过程。

基于类比的启发式搜索方法在每次求解一个新问题时,不是直接去搜索给定的状态空间,而是首先在求解事例库中进行检索,查找与该问题相似的去问题的求解事例。若存在相似问题的求解事例,则以此作为启发信息,指导该问题的求解。具体地说,就是在新问题的求解过程中,对过去问题的求解事例中记录的成功搜索路径上每个操作选择的依据条件进行重新测试。如果依据条件仍满足,则算法跟随成功的求解路径。否则,采用搜索方法对原求解过程进行改写,并将经过改写而形成的新问题的求解过程作为一个新事例存储在事例库中,以便用于指导将来相似问题的求解。过去问题与新问题的相似性越高,则指导求解过程中需要的搜索就越少。在最理想的情况下,甚至不需要搜索。当没有检索到一个与新问题相似的去问题的求解事例时,则使用弱方法进行求解,并在获得最终解时,将求解过程作为一个求解事例存储在事例库中。系统最初使用时,由于事例库中缺少求解事例,所以只能使用弱方法进行求解。随着求解次数的增加,求解事例将不

断积累,使得系统能有充分多的机会获得与求解问题相似的去问题的求解事例,用以作为启发信息指导求解,从而使求解问题的效率不断提高。

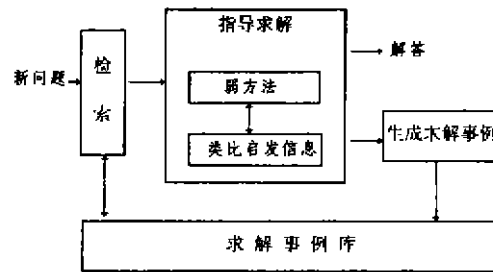


图1 基于类比的启发式搜索求解模型

由此可见,基于类比的启发搜索方法使用的类比启发信息和传统的启发信息相比,有这些特点:(1)类比启发信息不仅包含了局部信息,而且提供了指导求解的搜索方向,这种全局信息可将对一个庞大空间的搜索压缩为对一个或数个很小空间的搜索,极大地提高了求解效率。(2)类比启发信息是系统自动获取的,并随着问题求解次数动态增加。此外,将基于类比的启发搜索方法和传统的启发式搜索方法结合使用,可以进一步增强启发信息的启发能力,获得更高的求解效率。

最后要强调的是基于类比的启发式搜索方法的效用问题。把类比推理技术与状态空间的启发式搜索相结合,目的是减少问题求解过程中的搜索费用,提高求解效率。但是在类比求解过程中,如果我们盲目追求类比结论的精确性,使得获取类比启发信息的费用过大,或是使用类比结论指导新问题求解的方式不当,则会产生使用这种类比启发信息指导搜索所节省的搜索费用反而抵不了其带来的额外耗费,这就是基于类比的启发式搜索方法的效用问题,是我们在实现中不可忽视的重要问题。

3 生成求解事例

生成求解事例就是积累问题求解的经验,其生成过程主要解决的问题就是对于一个求解事例需要记录和保存问题求解过程中的哪些特征信息,以及如何有效地表示、抽取和存贮这些信息。

3.1 求解事例的表示和生成

在状态空间上求解一个复杂问题时,通常面临一个庞大的搜索空间,在大量的被搜索的节点中,有成功的,也有失败的。为了给将来的相似问题的求解提供有用信息,帮助减少搜索费用,首先要确定需要

保存搜索过程中的哪些特征信息。有两种极端的方法,一种是记下整个搜索过程。这种方法费用太高,显然行不通。另一种是只记住问题的最终解。转换类比(Transformational Analogy)^[2]和大多数的 CBR 系统^[3]采用的多是这种方法。问题的最终解只对应着一个特定的成功搜索路径上的操作序列,所包含的信息太少。因此为了能成功地对过去问题的解进行改写而获得新问题的解,这些系统要求检索到的过去问题和新问题要有很高的相似度,由此带来了很高的检索费用。

要保证基于类比的启发式搜索方法有较高的效用,就要适当地降低对相似性的要求,以降低检索费用。为了弥补部分相似匹配带来的不精确性,我们在问题求解的搜索过程中除了要保留问题的最终解外,还要记录有关选择这些操作的情境和依据条件,把它们作为一个求解事例保存下来。通过把相似性问题和问题求解事例联系在一起,指导求解机制就可以充分地利用与新问题部分相似的过去问题的求解事例中所记录的丰富求解信息,有效地指导新问题的求解。

由此,我们将搜索过程中的特征信息定义为某一成功搜索路径上的操作序列以及选择每个操作的依据条件和失败路径上的初始操作选择以及最后的失败原因。一个问题的求解事例是由问题的描述和求解该问题时记录的特征信息所组成。

我们给成功搜索路径上每个操作建立了一个注释结构。结构中主要含有如下一些槽,它们记录着选择该操作时的情境和依据。

op:操作符

state:使用该操作的问题状态

brother:问题状态在选用该操作前曾经历的一些失败操作及它们各自失败的原因

precond:该操作的先决条件

why:选择该操作的理由(如:特定的控制知识)

所以,一个特征信息表示为一个操作注释链表。

特征信息的抽取是在问题求解的搜索过程中附加完成的。具体地说,把抽取过程插入在搜索算法的适当步骤上,当搜索算法找到了一个问题的解的同时,也完成了对这个成功的搜索路径上操作序列的注释,由此生成一个求解事例,存入事例库。由于特征信息的抽取不需要复杂的计算,所以记录这些信息几乎不需要花费更多的时间,而且特征信息的存储规模与搜索树的深度成正比,而与所访问过的结点数无关,因而存储的费用较为合理。

3.2 求解事例的存储和索引

随着问题求解次数的不断增加,事例库中存储的求解事例也越来越多。要使求解事例在需要时立即能被获得,就要按一定方式进行存储。也就是说,要为新的求解事例建立合适的索引,并纳入已有的事例库的存储结构中。用什么特征作为事例库的索引是一个重要的问题。如前所述,一个问题的求解事例由问题的描述和求解该问题时记录的特征信息所组成。我们用问题的描述,即问题的初始状态和目标状态作为索引特征。这样,每当系统求解一个问题时,检索过程就会依据该问题的初始状态和目标状态和事例库中的索引进行匹配,寻找一个相似的过去问题的求解事例。事例库的索引组织方式为二级索引,目标状态为事例库的一级索引,采用 hash 技术。初始状态,确切地说是初始状态的相关特征集(见 4.1 节)为事例库的二级索引,使用判别网络(Discrimination Network)^[6]。

4 相似性度量和检索

如何判定两个问题的求解情况是相似的,以及如何在不断增大的事例库中高效地进行检索是实现这种基于类比的启发式搜索方法的一个关键问题。检索过程的性能直接影响着该方法的效用。

检索性能的核心是检索质量和检索费用。检索质量是指获得过去问题的求解事例和新问题的相似程度。相似程度越高,检索质量就越好,作为类比启发信息,它的启发能力就越强。检索质量不但与给定的相似性度量方法有关,而且它随着检索时间单调增加。我们既要追求高质量的启发信息,又要尽可能降低获得这种启发信息的检索费用。为了实现高性能的检索过程,需要权衡这两个因素,从而选择一个最合理的方法,以保证基于类比的启发式搜索方法有较高的效用。

4.1 基于相关特征的相似性度量

相似性的定义和判定一直是类比推理研究中的一个主要问题。基于类比的启发式搜索研究也同样面临着这一问题。不同的着眼点、不同的表示或不同的应用领域,使用的相似性判定方法也不同。大体说来,目前主要有两种方法:域间类比和域内类比^[7]。域间类比(between-domain)是指靶(target)领域和基(base)领域来自不同的或相差很远的概念领域。在这种情况下,判定它们之间的相似性就要考察它们的概念的深层特性,比如结构相似、语义相似等,类比源的选取很困难,有时还要基于它们的某些突

出特征。域内类比(within-domain)是指靶领域和基领域来自相同或相近的领域。在这种情况下,通常根据它们的表面特征(即描述特征)和关系来显示它们之间的相似性。

我们研究的基于类比的启发式搜索是用于同一问题状态空间上的问题求解,属于域内类比,所以判别两个问题的求解情况是否相似只需考察它们的描述特征。但是在求解新问题之前,由于我们不知道新问题的求解过程,也不知道新问题的描述中那些特征和问题的求解有关,所以只能根据新问题的描述和过去问题的描述来判定它们的相似性,即用新问题的初始状态和目标状态同过去问题的初始状态和目标状态进行比较。

如何根据两个问题的初始状态和目标状态的相似来判定它们的求解过程的相似是一个难题。如果两个问题的描述是完全相似的,无疑它们的求解过程也是相似的。但是如果两个问题的描述是部分相似的,则它们的求解过程可能是相似的,也可能差异很大,其关键在于要确定问题的描述中,即问题的目标状态和初始状态中,哪些特征是重要的,哪些特征和问题的求解过程有关,以此作为相似性和判定条件。

为了能较准确地根据两个问题的描述的相似来判定两个问题的求解过程的相似,我们采用了基于相关特征的相似性度量方法^[7]。问题的初始状态中和问题求解过程有关的,即对获取目标状态有贡献的那些特征叫做该问题的初始状态的相关特征集。基于相关特征的相似性度量方法就是使用初始状态的相关特征集作为相似性的判定条件。因为使用相关特征概念能精确地表示初始状态和目标状态之间的语义依赖,所以通过使用新问题的目标状态和初始状态同过去问题的目标状态和初始状态的相关特征集进行比较来判定两个问题的相似。另一方面,相关特征集是初始状态的子集,因此可用较少的、更精确的特征集来索引事例,使得检索过程更为有效。

4.2 检索过程

检索过程的主要任务就是在事例库中找出和新问题相似的去问题的求解事例。简单的检索算法可描述为:首先,找到所有和新问题相似的去问题;然后,从中选出相似匹配值最高的问题;最后,返回这个问题的求解事例。这种检索算法,对于小型事例库来说是有效的,而且得到的检索质量较高。但是随着求解经验的积累,事例库不断增大,要得到这个最佳的相似匹配,会使检索费用明显地增加,从而影

响了这种基于类比的启发式搜索方法的效用。为了解决这个问题,如上所述(3.1节),我们把相似性问题与问题求解事例联系在一起,用求解事例中较丰富的特征信息来弥补部分相似匹配带来的不精确性,这样在检索过程中不必追求最佳的相似匹配,而是寻找最合理的相似匹配,以保证较低的检索费用。我们采取了如下措施:

(1)设置有限的检索时间。避免为寻求一个更好的匹配,而过分增加检索费用。

(2)设置相似度阈值。最大阈值:在有限的检索时间内,当检索到一个和新问题的相似匹配值超过最大阈值的过去问题时,检索算法就认为这是最合理的相似匹配。最小阈值:在有限的检索时间内,如果算法没有找到一个相似匹配值超过最大阈值的过去问题,则算法选择一个超过最小阈值的过去问题为最合理的相似匹配。

设置最小阈值是因为在新问题的求解过程中,即使使用和新问题相似匹配值不高的过去问题的求解事例作为类比启发信息,也比没有启发信息指导而只是使用弱方法进行搜索求解要有效得多。当然所设置的最小阈值不能太低,否则会产生错误的指导,反而使得搜索费用更高。至此,我们可简单地给出检索策略:

第一步:索引匹配目标状态,若没有匹配上,则返回 nil。

第二步:在该目标状态下的判别网络上渐进地进行查找,计算初始状态的相关特征集与新问题的初始状态相似匹配值。

(1)若该相似匹配值超过最大阈值,则返回满足该匹配的过去问题的求解事例。

(2)检查时间界限,若超过检索时间,转向第三步。

第三步:若存在满足最小阈值的相似匹配,则返回相似匹配值最大的那个过去问题的求解事例。

第四步:否则,返回 nil。

5 指导求解

指导求解过程主要解决的问题是如何使用检索过程获得的相似过去问题的求解事例,有效地指导新问题的求解。其中,关键问题是对于求解过程中可能出现的各种失配现象,指导求解机制要有灵活的处理策略^[1],这直接影响着基于类比的启发式搜索方法的效用。我们把类比启发信息的指导求解和弱方法求解紧密地结合在一起,根据不同的失配情况

分别采取以下改写方法,并将改写后的求解事例作为一新事例,存储在事例库中。

(1)扩充原求解事例。如果新问题的当前状态不在原求解事例中,则挂起原求解事例,使用宽度优先搜索方法进行求解,直到到达满足条件的某一问题状态,然后再重新使用原求解事例指导,并把附加的操作及其注释插入到原求解事例中去。当原求解事例结束时,新问题的求解任务仍未完成,此时可使用弱方法继续进行搜索求解,直到达到新问题的目标状态为止,并将其附加的操作及其注释插入原求解事例的末尾。

(2)裁剪原求解事例。在新问题的求解过程中,如果新问题的当前状态同原求解事例中某状态相同,则循搜索链前进到该状态,并将跳过的操作及其注释从原求解事例中删除。如果在原求解事例未结束时,新问题的目标状态已到达。在这种情况下,将原求解事例中余下的部分删除掉。

(3)背离原求解事例。在新问题的求解过程中,如果原求解事例建议的某操作所依据的理由不再满足,则认为该操作在当前状态下失败,这时终止原求解事例的指导,开始使用弱方法重新选取路径,继续进行求解。选择该操作的依据为重新选取路径提供了约束。这里要说明的是,由于我们采用了基于相关特征的相似性度量方法,所以一般不会出现完全背离原求解事例的现象。下面给出指导求解算法的简单描述。

指导求解算法

第一步:当检索过程没有得到类比启发信息时,则采用弱方法进行搜索求解,生成该问题的求解事例,并存贮在事例库中,返回。

第二步:当检索到一个和新问题完全相似的过去问题的求解事例时,将过去问题的解直接转换为新问题的解,返回。

第三步:当检索到一个和新问题部分相似的过去问题的求解事例时,首先使用弱方法进行搜索求解,直到到达某一问题状态,该状态与原求解事例中的某一状态相同,对原求解事例进行相应的裁剪和扩充。

第四步:使用原求解事例指导求解新问题,即重新对原求解事例中记录的带注释结构的一组操作逐个地进行测试:(1)若新问题的当前状态为目标状态,则裁剪原求解事例,返回;(2)若过去某失败操作的理由仍满足,则将该操作剪枝;(3)若使用操作的先决条件和依据的理由仍然满足,则将该操作及注

释结构拷贝下来。否则,转向第五步。

第五步:采用弱方法继续进行搜索求解,直到达到新问题的目标状态。

采用这样的指导求解算法主要有如下一些优点:首先,该算法是在相似的去问题的求解过程的指导下逐一测试所建议的操作,而不是象弱方法求解那样不断地生成一组候选项,并扩展它们,因而节省了搜索费用和生成费用。其次,在新问题的搜索空间中尽早地将符合失败原因的操作剪枝,缩减了搜索范围。最后,由于把类比启发信息的指导求解与弱方法搜索求解紧密地结合在一起共同完成求解任务,所以当新问题的求解过程和相似的去问题的求解过程出现失配时,算法能灵活地采取适当的处理策略进行改写,从而保证了类比启发式搜索方法的有效性。

参考文献

- [1] Blumenthal B. & Porter B. W., Analysis and empirical studies of derivational analogy, *Artificial Intelligence*, 67, 1994
- [2] Carbonell J. G., Learning by analogy: Formulating and generalizing plans from past experience, In Michalski R. S. et al. (Ed.), *Machine Learning: An Artificial Intelligence Approach*, Tioga, Palo Alto, CA, 1983
- [3] Carbonell J. G., Derivational analogy: A theory of reconstructive problem solving and expertise acquisition, In Michalski R. S. et al (Ed.), *Machine Learning: An Artificial Intelligence Approach*, Vol. I, Morgan Kaufman, Los Altos, CA, 1986
- [4] Gentner D., Mechanisms of analogical learning, In Vosniadou S. & Ortony A. (Ed.), *Similarity and Analogical Reasoning*, Cambridge University Press, 1990
- [5] Holyoak K. J. & Thagard P. R., A computational model of analogical problem solving, Same to [4]
- [6] Kolodner J. L., *Case-Based Reasoning*, Morgan Kaufmann Publishers, Inc., San Mateo, CA, 1993
- [7] Veloso M. M., Prodigy/Analogy: Analogical Reasoning in General Problem Solving, In Wess S. et al (Ed.), *Topics in Case-base Reasoning*, Springer Verlag, 1994
- [8] Vosniadou S. & Ortony A., Similarity and analogical reasoning: a synthesis, Same to [4]
- [9] Winston P. H., Learning and reasoning by analogy, *CACM*, 23(12)1980
- [10] 赵沁平、李波, 类比推理的计算模型, *软件学报*, 7(3) 1996
- [11] 王士同、陈剑夫编著, 问题求解的人工智能神经网络方法, 气象出版社, 1995