

图规划及其扩展的分析和研究

The Analysis and Research of Graphplan and It's Descendants

李天际 姜云飞

(中山大学软件所 广州510275)

Abstract AI Planning and Scheduling are a classical problem of Artificial Intelligence. It is a highlight of AI for its significance in many application domains. Recently, dramatic advances have been made in this field. In this paper, we introduce our study on Graphplan which is one of the best methods and its descendent technologies. First, we will analyse Graphplan's algorithm and its key for success, then briefly introduce its descendants, at the end of the paper, we suggest areas for future research.

Keywords AI Planning and Scheduling, Graphplan

1 引言

智能规划与调度是人工智能领域的一个经典问题。近年来,国际上对规划的研究越来越热,AAAI-99和IJCAI-99中有大约1/4规划方面的文章,从98年开始,IJCAI 每两年举行一届智能规划与调度会议。在应用方面,规划技术广泛应用于工厂的作业调度、宇宙航行、车辆调度等领域。1998年底,美国的 NASA 发射的 Deep Space One 宇宙飞船的燃料自动控制系统使用了基于 SAT 的规划方法^[1],Murphy 等人1996年为美国联邦太平洋铁路建立了基于规划的自动调度系统^[2],Knoblock 等人用规划方法解决 Query Planning 问题,是规划技术在 Internet 上的成功应用^[3]。

规划问题的解法大概可分为全序算法、偏序算法、图规划、HTN 等几个方向,其中图规划方法在近几年引起了广泛的注意,在 AIPS-98 (Artificial Intelligence Planning & Scheduling) 的 Planning Competition 大会上,五个规划器中有四个是基于图规划的。图规划^[4]是由 Blum 和 Furst 在1995年首次提出来的,它的高效率引起了规划领域的广泛关注,人们纷纷对其进行扩展,包括允许条件效果 (Conditional Effects) 的扩展^[5-12]、处理某种形式的非确定性因素^[20-18]、时态规划^[19]、类型分析 (Type Analysis)^[7]、提高规划算法的效率^[11-15]、结合图规划和其他方法^[13-10-16]等许多方面。

在本文中,首先分析图规划方法的求解过程和它的优缺点,然后从表示方法的扩展、求解算法的优化和图规划与其他方法的结合三个方面分析图规划的扩展,限于篇幅,这里着重介绍表示方法的扩展,最后指

出以后可能的研究热点。本文的贡献是分析了智能规划与调度中重要的一种方法——图规划方法的最新研究进展情况,对规划及相关的人工智能技术在国内的发展起到抛砖引玉的作用。

2 图规划

所谓规划问题是:给出一个任务的初始状态、目标状态和所有可行的操作,规划问题就是如何自动找到完成这一任务的动作序列。图规划采用 STRIPS 问题域描述方法^[4],用 STRIPS 描述的规划问题由如下四个部分构成:

- 1) 一个操作 (Operator) 集合:表示所有合法的操作 (Action);
- 2) 一个物体集合:表示所有待操作的物体;
- 3) 一个初始状态:由命题集合构成,表示待规划问题的初始状态;
- 4) 一个终止状态:由命题集合构成,表示规划的目标。

其中,动作是例化的操作,操作必须包含合取的前提条件 (Preconditions)、添加效果 (Add-Effects) 和删除效果 (Delete-Effects)。

图规划的过程分为两个阶段:第一阶段是图扩展阶段。在这个阶段,图规划在线性时间内,从初始状态开始,把问题描述转化为一个按时间点分层的有向图,称为规划图 (Planning Graph, 简称为 PG)。PG 由两类节点 (命题节点和动作节点) 和四类边 (前提条件边、添加效果边、删除效果边、no-ops 动作边) 组成,PG 的奇数层是命题层,偶数层是动作层,PG 的第一层是命题

李天际 硕士生,主要研究领域为智能规划与调度,姜云飞 教授、博导,主要研究领域为自动推理、基于模型诊断及规划。

层,表示初始状态的集合,第二层是动作层,表示所有前提条件在第一层中为真的动作集合,第三层是命题层,由第二层的所有动作的添加和删除效果及 no-ops 动作的效果组成,依次类推。一个描述火箭问题的 PG 如图1所示。图规划最成功的地方是它使用了一种称为 Mutex 的局部一致性检测方法,Mutex 使得图规划的解提取速度非常快,Mutex 的定义如下:

1)同一层的两个动作互为 Mutex 当且仅当:① Interference: 一个动作删除了另一个动作的前提或效果;② Competing Needs: 在同一层中,前提条件互为 Mutex 的动作之间的关系。

2)同一层的两个命题互为 Mutex 当且仅当上一层所有产生这两个命题的动作是 Mutex。

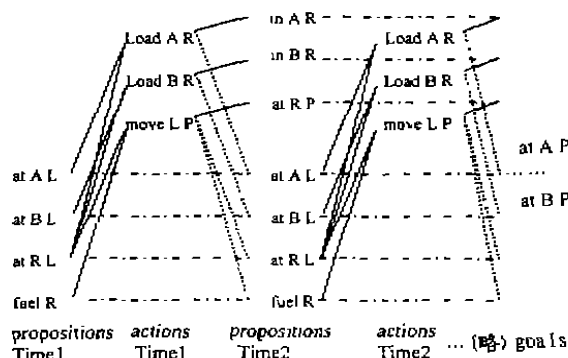


图1 描述火箭问题的规划图:初始状态在地点L有一个火箭R和两个物体A和B,终止状态是物体A和B在地点P。图中用 Proposition time x 表示的是命题层,命题层的节点是命题节点,用 action time x 表示的是动作层,动作层的节点是动作节点,第一个命题层表示初始状态,goals 表示终止状态,从命题层指向动作层的边是前提条件边,从动作层指向命题层的实线是添加效果边,虚线是删除效果边,用点划线表示 no-ops 动作。(at x y)表示物体x在地点y,(in(x,y)表示物体x在物体y中,(fuel x)表示物体x有燃料,load(x,y)表示把物体x装到物体y中,move(x,y)表示从地点x移动到地点y。

第二阶段是解提取阶段,在图扩展阶段,图规划扩展 PG,直到所有目标出现在 PG 的最后一个命题层中,并计算每一层的 Mutex。在解提取阶段,图规划从后往前递归查找一个正确的规划,如果失败,则 PG 再向下扩展一个动作层和一个命题层,重复上述查找过程。如果相邻的两个命题层的命题和 Mutex 完全相同,则该规划无解。图规划是正确而且完备的(证明见原文)。

在图规划没有产生之前,规划问题的研究热点是偏序算法,图规划的产生是一个转折点,它的效率比 Prodigy(全序算法的代表)和 UCPOP(偏序算法的代表)有明显的提高,图规划的成功主要有以下几方面的原因:

1)最重要的一点是图规划成功地使用了 Mutex,

大大简化了求解过程,Mutex 是所有基于图规划算法成功的关键;

2)图规划允许并行动作的存在,因此能够生成偏序规划;

3)记忆功能:图规划用哈希表记录某一时间点不可解的子目标,以后查找之前先查找该表。

3 表示方法的扩展

图规划的巨大成功引起了人们的研究兴趣,但是 STRIPs 描述语言的表达能力限制了图规划的应用领域,于是产生了条件效果、非确定性、时态规划等方面的扩展。

3.1 条件效果

条件效果在规划问题中的表示方法是:(when P Q)其中P为条件,Q为结论。在对许多现实世界中的问题进行描述时,条件效果起重要作用。文[9,12,1]分别对图规划进行了条件效果扩展,他们使用了不同的方式,效率也不尽相同,其中文[12]的方法最优,它不仅扩展了图规划的表示方法,而且对图扩展和解提取过程进行了优化,这些技术是 AIPS-98中著名的规划器—IPP 的理论基础。下面详细分析三种扩展方式。

文[9]采用了一种称为完全扩展(Full Expansion)的方法,它通过一个预处理器(Preprocessor)把 UCPOP 的问题描述重写为 PG。UCPOP 的描述语言 ADL 比 STRIPs 要丰富得多,包括否定,条件效果,析取前提条件,全称和存在量词等。其中条件效果是一个关键,其处理方法是把条件效果中的条件转移到真正的前提条件中,从而把一个有条件效果的动作变成没有条件效果的多个动作,请看图2的例子。

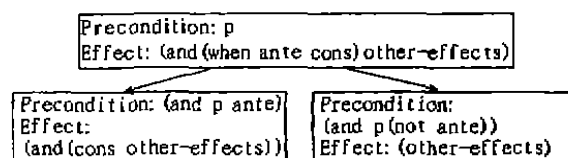


图2 文[9]的条件效果的处理方法

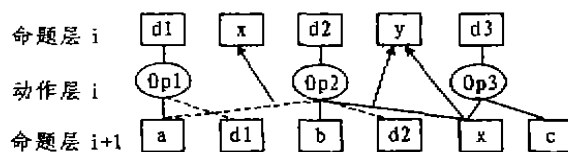


图3 IPP 的规划图,其中写带箭头的线相连的效果边表示条件效果边,其条件是箭头所指的命题

文[12]解决条件效果的方法是扩展 PG,把条件效

果加到 PG 中(见图3),相应地修改图扩展、Mutex 查找和解提取的方法,文[12]是著名的规划器 IPP 采用的方法,除此之外,IPP 运用了很多优化技术,使得 IPP 的效率非常高。

文[1]使用了一种称为因数扩展的技术,这种技术把每一个条件效果看成和前提条件相当,对每一个动作的前提条件和条件效果分别生成一个称为部件的结构。例如:一个动作 A 由前提条件 P 和三个效果 E、(when Q(F ∧ G))和 (when (R ∧ S) → Q) 组成,其中后两个效果是条件效果,则因数扩展的结果形成下面三个部件。①C1,前提条件为 P,效果为 E;②C2,前提条件为 P ∧ Q,效果为 F ∧ G;③C3,前提条件为 P ∧ R ∧ S,效果为 →Q。

比较上面三种方法,文[9]的方法会产生 2^{nm} (n 为前提条件数, m 为条件效果的个数) 个动作,其效率虽然比 UCPOP 要高,但不明显,而且没有对重写之后的 PG 进行优化。这种方法的优点是简单,缺点是效率最差,文[1]把每一个条件效果独立出来形成部件,其复杂度比完全扩展要小得多(多项式级),但是这种效率的提高是以 Mutex 和解提取的复杂度的提高为代价的,IPP 除了修改图规划的方法以适应条件效果外,还采取了其他多种优化技术,因此效率最高。事实证明,对 Mutex 查找方法和解提取过程的优化是效率提高的关键。

3.2 非确定性

经典的规划器假定规划的初始状态就确定地知道外部世界的所有信息,然而在现实世界中,许多信息对于规划器而言是不可确定的。例如在交互系统中,规划器必须在规划过程中同外界交换信息才能做出正确规划,这类问题是规划中的难点^[14],文[20,18,5]分别对这一类问题进行了探索,形成了 CGP、SGP、Pgraphplan 和 Tgraphplan。

CGP (Conformant Graphplan) 的基本指导思想是“不管可能的情况是什么,都能找到问题的解”,CGP 为所有可能世界构造一个 PG (采用文[9]处理条件效果的方法),然后从后向前在产生的规划图中找出在所有可能世界中都正确的解,这里要注意可能世界之间的 Mutex 关系,CGP 采用 Induced Mutex^[18]方法解决之。

SGP 是在图规划和 CGP 上增加了对动作感知效果的支持。感知信息就是在规划过程中交互的从外界得到的信息。SGP 使用了一种称为 SSM (SGP Sensor Model) 的方法,即使用 (Sense wff) 的方式表示感知效果 (其中 wff 表示由图规划的命题组成的任意逻辑表达式), (Sense wff) 当 wff 为真时返回真,为了简化感知效果的处理,SSM 限制 (Sense wff) 既不能出现在条

件效果的结论中,又不能有前提条件。SGP 的图扩展过程和 CGP 基本相同,解提取过程使用了流行的 CSP (Constraint Satisfaction Problem) 方法。

Pgraphplan 和 Tgraphplan 是图规划原作者对其进行概率扩展的产物。Pgraphplan 和 Tgraphplan 假定初始状态和当前状态已知动作的选择是有概率的,概率用 MDPs (Markov Decision Processes) 表示,一个带有 MDPs 的规划图如图4所示。在图扩展阶段, Tgraphplan 和图规划相同,在从后向前的解提取阶段, Tgraphplan 每次选取可能性最大的动作节点。Pgraphplan 和 Tgraphplan 不同,因为 Pgraphplan 的解提取阶段使用了不同于图规划的向前链接查找方法,图规划中至关重要的 Mutex 的作用消失了,所以 Pgraphplan 采用了两个方法解决这个问题。一种方法称为“必要”节点,通过计算“必要”节点来删除无法到达目标状态的节点;第二种方法称为“值传递”,类似于 A* 算法的一种启发技术,这种方法在 Pgraphplan 中的作用最大。

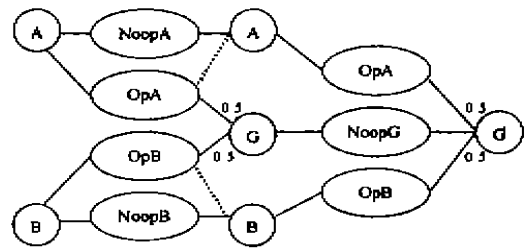


图4 Pgraphplan、Tgraphplan 的规划图,虚线表示删除效果,添加效果边的数字表示概率

Tgraphplan 产生次优解,其效率和原始的图规划相当;Pgraphplan 产生最优解。因此,虽然使用了两种优化技术,其速度没有图规划快,但是比其他解决 MDPs 的方法效率要高。

3.3 时态规划

Smith 和 Weld 除了在非确定性^[20,18]方面作了大量工作外,还对规划中的另一个难题——时态规划进行了探索,在文[19]中,作者开发出 TGP (Temporal Planning Graph),在 TGP 中,每一个动作都有一个非负的开始时间和持续周期 (Duration),且满足如下三个条件:

- 1) 所有的前提条件在开始时间为真。
- 2) 前提条件在动作持续周期中保持不变。
- 3) 效果在持续周期中没有定义,只在动作的结束时刻为真。

这三个条件使得两个前提或效果互为否定的动作不能同时进行。由于这种时间的表示方法破坏了图规

划以时间点为基础的分层方法,因此 TGP 的 Mutex 处理方法更为复杂,TGP 在两个方面扩展了 Mutex:

1) 分别处理永久和短暂 Mutex 关系。永久 Mutex 指的是在图扩展过程中保持不变的 Mutex;短暂 Mutex 指的是随时间的变化而发生条件或周期变化的 Mutex。作者把永久和短暂 Mutex 关系系统称为 eMutex (Eternal Mutex)。

2) 引入动作和命题之间的 Mutex 关系,这种关系被称为 cMutex (conditional Mutex),cMutex 是 TGP 的关键。

关于 eMutex 和 cMutex 的详细处理方法请参看原文,同其他的时态规划器相比,TGP 的效率非常高。

3.4 类型分析

类型分析技术是 AIPS-98 和 AIPS-2000 的高效规划器 STAN 使用的一种预处理技术,STAN 使用了一个独立于规划器的模块 TIM (Type Inference Module) 对 STRIPS 或 ADL 语言描述的问题进行分析,从而得到该领域的部分知识(即用一种领域独立的技术得到具体领域的知识),这种知识使得规划的效率有显著的提高,从 STAN 在两届 AIPS 中的表现足以证明这一点。预分析技术是规划技术应用到具体领域的关键。

4 求解算法的扩展、图规划与其他技术的结合

虽然规划技术在最近几年有了长足的进步,但是由于规划问题都是人工智能中的难题,Bylander^[2]在 1994 年证明了用 STRIPS 描述的规划问题是 PSPACE 难题。因此,为了进一步提高规划效率,大量扩展技术应用到图规划中,我在这里简单介绍其中有代表性的工作。

在图规划取得成功之后,Kambhampati 和 Nebel 等人马上对其进行研究^[11-15],Kambhampati 的研究团队在文[11]中分析了图规划的实质是通用前向状态空间搜索树的特例,并把图规划的搜索问题转化为 CSP 问题,Kambhampati 还对 EBL (Explanation Based Learning) 在图规划中的应用作了初步探索。在文[10]中,Kambhampati 对这两个方面的工作进行了详细总结。在文[15]中,Nebel 等人把图规划的图扩展过程改为从后向前,并使用了一定的启发知识。

Kautz 和 Selman 在规划研究中的成果是大家公认的,在 IJCAI-99 中,他们总结了他们的规划器 BlackBox (BlackBox 是 AIPS-98 规划竞赛中的实际冠军),BlackBox 成功地把图规划转化为 SAT 问题,并利用目前高效的系统和随机搜索算法来解决,取得了巨大的成功。

基于启发式搜索的方法在近年来(特别是今年初

的 AIPS-2000 大会上)取得了惊人的成绩,Kambhampati 在文[17]把启发式搜索技术引入图规划中,效率的提高平均在 3 倍左右。

参考文献

- 1 Anderson C R, Smith D E, Weld D S. Conditional effects in Graphplan. In: Proc. of the 4th Int. Conf. on AI Planning Systems, Pittsburgh, PA, 1998. Available at: <http://ic-www.arc.nasa.gov/ic/people/de2smith/publications/ce-AIPS-98.ps>
- 2 Bylander T. The Computational Complexity of Propositional STRIPS Planning. Artificial Intelligence, 1994, 69(1~2): 165~204.
- 3 Blum A, Furst M L. Fast Planning Through Planning Graphplan Analysis. In: Proc. of the 14th National Conf. AI, 1995 1636~1642
- 4 Blum A, Furst M L. Fast Planning Through Planning Graphplan Analysis. Artificial Intelligence, 1997, 90: 281~300
- 5 Blum A, Langford J. Probabilistic Planning in the Graphplan Framework. In: AIPS-98 Workshop on Planning as Combinatorial Search, 1998. www.cs.cmu.edu/~avrim/Papers/ecp.ps
- 6 Knoblock C A. Building a Planner for Information Gathering: A Report from the Trenches Artificial Intelligence Planning Systems. In: Proc. of the Third Int. Conf. (AIPS96), Edinburgh, Scotland, 1996. Available at: <http://www.isi.edu/sims/papers/96-aips.ps>
- 7 Fox M, Long D. The Automatic Inference of State Invariants in TIM. Journal of Artificial Intelligence Research, 1998, 9: 367~421
- 8 Fikes R, Nilsson N. STRIPS: A new approach to the application of theorem proving to problem solving. Artificial Intelligence, 1971, 2: 209~208
- 9 Gazeau B C, Knoblock C A. Combining the Expressivity of UCPOP with the Efficiency of Graphplan. In: Proc. of the 4th European Conf. on Planning, 1997. www.isi.edu/sims/papers/
- 10 Kambhampati S. Planning Graph as (dynamic) CSP: Exploiting EBL, DDB and other CSP Techniques in Graphplan. Journal of Artificial Intelligence research, 2000, 12: 1~34
- 11 Kambhampati S, Lambrecht E, Parker E. Understanding and extending Graphplan. In: Proc. of the 4th European Conf. on Planning, 1997
- 12 Koehoer J, Nebel B, Hoffman J, Dimopoulos Y. Extending planning graphs to an ADL subset. In: Proc. of the 4th European Conf. on Planning, 1997
- 13 Kautz H, Selman B. Unifying SAT-based and Graph-based

数据挖掘与组合学习^{*}

Data Mining and Ensemble of Learning Methods

刁力力 胡可云 陆玉昌 石纯一

(清华大学计算机科学与技术系智能技术与系统国家重点实验室 北京100084)

Abstract Data-mining is a kind of solution for solving the problem of information exploding. Classification and prediction belong to the most fundamental tasks in data-mining field. Many experiments have showed that the results of ensemble of learning methods are generally better than those of single learning methods under most of the time. In the sense, it is of great value to introduce ensemble of learning methods to data mining. This paper introduces data mining and ensemble of learning methods respectively, along with the analysis and formulation about the role ensemble of learning methods can act in some important practicing aspects of data mining: Text mining, multi-media information mining and web mining.

Keywords Data-mining, Classification/prediction, Ensemble of learning methods

一、概述

数据挖掘是信息爆炸问题的一种解决方案。在数据挖掘中,分类预测是最基本的任务之一。组合学习器是分类预测器的集合,这些分类器的单独决策被以某种方式组合起来(典型的方法是通过加权或无权重投票)以给新样本分类。实验表明,组合方法在多数情况下比单个分类预测方法要精确,因此,在数据挖掘中引入组合学习方法具有相当的现实意义。组合学习方法应用在数据挖掘的重要应用方面——文本、多媒体和网络信息挖掘中的初步实践验证了这一点。

二、数据挖掘

2.1 数据挖掘介绍

当前,在各种企业、商业领域中的交易记录与财务

报表,科研领域所收集的数据(例如,气象卫星传回的气象图像),其数据规模经常在数十兆、甚至上千兆字节。面对“堆积如山”的数据集合,传统的数据分析手段难以应付,因此,人们无法理解并有效使用这些数据。另外,传统的数据分析方法(比如统计)只能获得数据的表层信息,无法获得数据属性的内在关系和隐含的信息。这样,快速的数据产生与搜集技术和拙劣的数据分析方法之间形成了鲜明的对照,这就需要新的技术来智能地和自动地分析这些原始数据,以使消耗大量财力与物力所收集与整理的宝贵资源——数据得以利用。这就是数据挖掘和KDD技术产生的背景。KDD即数据库中的知识发现,指识别出存在于数据库中有效的、新颖的、具有潜在效用的、最终可理解的模式的非平凡过程。KDD是应用特定的数据挖掘算法和评价解释模式的一个循环反复过程,并要对发现的知识不断

^{*} 本文得到中国国家自然科学基金重大项目(编号:79990580)、中国国家重点基础研究发展项目(编号:G1998030414)和清华大学信息学院基础研究项目资助。

- | | |
|--|---|
| Planning. In IJCAI-99, 1999 | In: Proc. 1 st Intl. Conf. Autonomous Agents, 1997. 253 ~ 261 |
| 14 Murphy K, Ralston E, Friedlander D, Swab R, Steege P. The Scheduling of Rail at Union Pacific Railroad. In: Proc of AAAI Conf. 1997. 903~912 | 18 Smith D E, Weld D S. Conformant Graphplan. In: Proc. 15 th National Conf. On AI, 1998 |
| 15 Nebel B, Dimopoulos Y, Koehler J. Ignoring irrelevant facts and operators in plan generation. In: Proc. of the 4 th European Conf. on Planning, 1997 | 19 Smith D E, Weld D S. Temporal Planning with Mutual Exclusion Reasoning. In IJCAI-99, 1999 |
| 16 Nguyen XuanLong, Kambhampati S. Extracting effective and admissible State Space heuristics from the Planning Graph. To Appear in AAAI-00, 2000 | 20 Weld D S, Anderson C R, Smith D E. Extending Graphplan to handle uncertainty and sensing actions. In AAAI-98, 1998 |
| 17 Pell B, et al. An Autonomous Spacecraft Agent Prototype. | 21 www.cs.toronto.edu/aips-2000/selfContainedAips-2000.ps |