

时态规划中基于 CSP 技术的时态约束方法

伍丽华^{1),2)} 陈蔼祥³⁾ 姜云飞¹⁾ 边 芮⁴⁾

¹⁾(中山大学软件所 广州 510275)

²⁾(中山大学教学实验中心 广州 510275)

³⁾(广东商学院数学与计算科学学院 广州 510320)

⁴⁾(广东商学院公共管理学院 广州 510320)

摘 要 在规划图框架下,定义了动作图,并进一步扩展为时态动作图,使之能体现处理具有时间资源约束的时态规划问题中的时态信息.在此基础上,提出一种对时态信息进行表示与管理并且能够进行时态约束推理的时态一致性赋值方法,利用约束可满足问题(CSP)技术对时序约束进行表示和处理,包括过滤、约减及时态信息的一致性检验,使时态推理技术能更好地应用于时态规划的求解过程中.最后,给出一个基于时态规划图的遗传规划算法 GP-td,通过对国际智能规划大赛提供的 Satellite 规划领域问题进行实验.结果表明:该方法能够有效地提高大规模时态规划问题的求解效率和求解成功率.

关键词 时态动作图;时态推理;CSP 技术;一致性时态赋值;遗传规划算法.

中图法分类号 TP18 **DOI 号:** 10.3724/SP.J.1016.2012.01759

A CSP-Based Approach for Temporal Constraints in Temporal Planning

WU Li-Hua^{1),2)} CHEN Ai-Xiang^{1),3)} JIANG Yun-Fei¹⁾ BIAN Rui⁴⁾

¹⁾(Software Research Institute of Sun Yat-Sen University, Guangzhou 510275)

²⁾(Education & Experiment Center, Sun Yat-Sen University, Guangzhou 510275)

³⁾(School of Mathematics and Computational Science, Guangdong University of Business Studies, Guangzhou 510320)

⁴⁾(School of Public Management, Guangdong University of Business Studies, Guangzhou 510320)

Abstract This paper describes a CSP (Constraint Satisfaction Problems) conceptual model for making time explicit under the temporal action graph, and proposes a new temporal constraint reasoning techniques to handle durative action during the construction of a plan, for many real planning problems often require the planning goals can be satisfied in shorter time, and the execution of planning solution must take the time into account in most real-world applications. Our main contributions consist of: By the general CSP techniques, present some methods to manage temporal information associated with facts and actions in a temporal plan for filtering the domains and constraints, and for the constraints consistency checking; Present a genetic algorithm GP-td to solve temporal planning problem under the framework of the planning graph. All the ideas in this paper are fully implemented and integrated in our algorithm GP-td. Finally, the effectiveness of the techniques is demonstrated on the domain called Satellite benchmarks of International Planning Competitions (IPC). The results show that these techniques can efficiently solve large temporal planning problems and lead to a greater improvement in planning performance.

收稿日期:2009-06-26;最终修改稿收到日期:2011-08-03. 本课题得到国家自然科学基金(60773201, 60970042)、广东省自然科学基金项目(10451032001006140)、广东高校优秀青年创新人才培养项目(LYM10081)、广州市科技和信息化局应用基础研究计划项目(2010Y1-C641)资助. 伍丽华,女,博士,高级工程师,主要研究方向为智能规划和基于模型诊断. E-mail: wulihua@mail.sysu.edu.cn. 陈蔼祥(通信作者),男,1978年生,博士,副教授,主要研究方向为智能规划和基于模型的诊断、进化计算. E-mail: cax413@163.com. 姜云飞,男,1945年生,教授,博士生导师,中国计算机学会(CCF)高级会员,主要研究领域为智能规划、自动推理和基于模型诊断. 边 芮,女,博士,讲师,主要研究方向为智能规划.

Keywords temporal action graph; temporal reasoning; CSP techniques; consistency temporal assignment; genetic planning algorithm

1 引言

智能规划是对周围环境进行认识与分析,根据系统要实现的目标,对若干可供选择的动作及所提供的资源限制施行推理,综合制定出实现目标的动作系统.时间和资源约束规划是智能规划面向实际应用而产生的一种规划.在现实世界中,许多规划问题受外部事件和动态信息的影响,时态和资源约束规划问题中存在着大量能够并发执行的持续性动作,这些动作的执行会消耗相应的时间和资源,同时这类规划问题通常希望规划目标能在尽可能短的时间内实现^[1].因此,为表示实际规划问题,需要对时态信息以及资源信息进行有效表示,并且规划动作的执行需要考虑时间与资源耗费等多种因素^[2].对时间与资源约束规划的研究不仅具有理论价值,在实际应用上也具有重大的现实意义.

近年来,研究者们对基于时态和资源约束规划的课题进行了深入研究,并取得了许多重要的成果.国际智能规划大赛中,时态与资源约束规划是一个很重要的领域,参赛的规划系统越来越多,其中 LPG 规划器^[3]、Metric-FF 规划器^[4]和 SGPlan^[5]是众多能处理时态和资源约束规划的规划系统中,表现突出且性能较好的规划器.但目前现有的时态规划算法的效率以及规划过程中时态推理的技术及其运用都难以令人满意^[6].例如 LPG 规划器,它是一个基于规划图、采用局部搜索方法的规划系统,能有效地处理动作带持续时间和存在数值表达式的规划问题.虽然以 LPG 为代表的局部搜索技术被认为是非常有效的领域无关的规划技术,但从实验结果来看,使用局部搜索技术的规划器,性能均不同程度地受到局部极小值的影响^[7-8],局部搜索是为了避免完全搜索的组合爆炸,虽然能找到解时求解的效率非常高,但局部搜索方法是不完备的,有解存在时它可能找不到解.因此 LPG 规划器不得不采用许多其他策略,比如提高启发式估值的精度、以一定的概率随机选取邻近节点,以及设立禁忌搜索列表等办法,以试图摆脱局部极小值的影响^[7-8].FF 是采用启发式估值的前向状态空间搜索的规划器, Metric-FF 是 FF 的扩展版本,增加了对 Metric 的处理,但在处理

Temporal 时表现较弱. SGPlan 是基于子目标分解技术的规划器,它不对数值信息进行专门处理,数值的处理完全依赖于底层所采用的 Metric-FF 规划器.

针对时态规划领域普遍存在的问题,本文在时态推理技术和时态规划问题的求解方法两个方面进行了研究.第 2 节介绍规划图、时态动作图及时序约束;第 3 节讨论时态信息的表示,并提出一种时序约束推理方法;第 4 节研究时态信息的过滤和时态赋值的一致性检验方法;第 5 节给出基于时态规划图的时态规划算法;第 6 节总结全文.

2 规划图与时态动作图

图规划方法是智能规划中一种很重要的规划技术,图规划方法简单地说,就是对给定规划问题,首先构造规划图,然后在规划图上反向搜索可能的规划解.图规划是以规划图为数据结构的一种规划方法,传统规划领域中难以处理的动作和状态之间可能存在的互斥关系均能简洁地表示在规划图上^[9-10].此外,通过构造规划图,不仅实现了规划领域中所有动作的例化,而且给出了整个规划解的搜索空间.

关于规划图与时态动作图的概念,在文献^[11]中已有介绍,为保持内容的连贯性,这里对相关概念作简要介绍.

2.1 规划图与动作图

规划图是指包含两类节点(命题节点和动作节点)、三类边(前提条件边、添加效果边、删除效果边)的有向无环分层图.规划图中命题层和动作层交替出现,命题层包含一些命题节点,动作层包含动作节点.在第 t 层的动作节点代表时间步 t 所有可能的规划动作,事实节点表示的命题对应于时间步 t 被例化的一个或多个动作的前件,或者是时间步 $t-1$ 被例化的一个或多个动作的效果.规划图第 0 层是命题层,包含规划问题初始状态的所有命题,规划图的最后一层应包含规划命题的目标状态集合.

定义 1(动作图 A). 给定规划问题 P , 其对应的规划图为 G , 动作图 A 为满足下列条件的规划图 G 的一个子图: 如果规划图 G 中一个动作节点 a 在动作图 A 中, 则规划图 G 中对应与动作 a 的前件节

点和正负效果节点亦在 A 中, 而且规划图 G 中与 a 相连的边亦在 A 中.

定义 2(规划图/动作图的阶). G/A 为一规划图/动作图, 假定该规划图/动作图有 k 个动作层, 则该规划图/动作图的阶为 k , 记为 $\|G\| = k / \|A\| = k$.

定义 3(完全动作图). 给定规划问题 P, G 为对应于 P 的规划图, 该规划图的阶为 k . A_f 为一动作图, 若 A_f 与规划图 G 同阶, 即 $\|A_f\| = \|G\| = k$, 称这样的动作图 A_f 为规划图 G 的完全动作图.

下面我们将扩展经典规划图和动作图, 使之成为能够表示规划中时态信息的时态动作图.

2.2 时态动作图

定义 4(时态动作图). 时态动作图是一个三元组 $TA = \langle A_f, \tau, \Omega \rangle$, 其中:

(1) A_f 为一完全动作图;

(2) τ 为 A_f 中命题节点和动作节点的时态赋值, 其中命题节点 f 的时态值 $Time(f)$ 表示相应命题 $[f]$ 最早成立时间, 动作 a 的时态值 $Time(a)$ 表示执行相应动作 $[a]$ 的最早终止时间;

(3) Ω 为 A_f 中动作之间的序约束关系.

由定义 4 可知, 时态动作图是在动作图的基础上增加时态赋值 τ 和序约束 Ω . 之所以在时态动作图上显式地增加序约束, 是为方便在时态动作图上进行时序推理.

时态动作图上的时序约束包含两种类型的序约束: 因果(casual)序约束和互斥(mutex)序约束.

定义 5(因果序约束). a, b 为两个规划动作, 且 $a \in A_f, b \in A_f$. 如果 $\exists p \in Add(a)$ 且 $p \in Pre(b)$, 则称 a 与 b 存在因果约束, 显然, 规划动作 a 必须先于动作 b , 由这种因果约束确定的序关系称为因果序约束, 记为 $a \infty cb$.

定义 6(互斥序约束). a, b 为两个规划动作, 且 $a \in A_f, b \in A_f$. $level(a), level(b)$ 分别表示动作 a, b 在动作图 A_f 中所在的层数. 如果 a, b 是互斥动作, 且 $level(a) < level(b)$, 则称 a 与 b 之间存在互斥序约束, 记为 $a \infty_E b$, 此时 $a \infty_E b \in \Omega$. 如果 a, b 是互斥动作, 且 $level(a) = level(b)$, 同样, a 与 b 之间存在互斥序约束, 记为 $a \infty_E b$ 或 $b \infty_E a$, 此时 $a \infty_E b \in \Omega$ 或 $b \infty_E a \in \Omega$.

为简洁起见, 将因果序约束和互斥序约束统一表示成 $a \infty b$, 同时约定 $\wedge \infty a$ 表示不存在有序约束(因果序约束或互斥序约束), 不要求某动作必须在动作 a 之前发生.

3 时态动作图的 CSP 模型

3.1 CSP 概述

在本节中, 我们将利用约束可满足问题(Constraint Satisfaction Problems, CSP)的方法和技术, 对时态规划问题中的动作与事实的时态关系加以表示和处理.

定义 7(CSP)^[9-10, 12]. 在有限域上的 CSP 为一个三元组 $P = (X, D, C)$, 其中:

$X = \{x_1, \dots, x_n\}$ 是 n 个变量的有限集;

$D = \{D_1, \dots, D_n\}$ 是变量的有限域的集合, $x_i \in D_i$;

$C = \{c_1, \dots, c_m\}$ 是约束的有限集, 一个 k 元约束 c_j 限定了 k 个变量的可能取值, 其中这 k 个变量是 X 的子集 $\{x_{j1}, \dots, x_{jk}\} \subseteq X$. c_j 定义为一个笛卡尔乘积的子集: $c_j \subseteq D_{j1} \times \dots \times D_{jk}$, 即对于这些变量, 约束允许可取值的元组的集合为 $\{(v_{j1}, \dots, v_{jk}) \in D_{j1} \times \dots \times D_{jk} \mid (v_{j1}, \dots, v_{jk}) \in c_j\}$.

定义 8(一致的 CSP)^[9-10]. CSP $P(X, D, C)$ 的一个解是一个 n 元组 $\sigma = \{v_1, \dots, v_n\}$, 使得 $x_i \in D_i$, 且变量值 $x_i = v_i, 1 \leq i \leq n$, 满足 C 中所有的约束. 若这样的解 σ 存在, 则 CSP 是一致的.

下面将在时态动作图上建立 CSP 模型, 并利用区间代数提出一种基于规划图的时态表示方法和时态推理技术.

3.2 时态动作图的 CSP

时态动作图的时态赋值 τ 中, 命题节点 f 的时态值 $Time(f)$ 表示相应命题 $[f]$ 最早成立时间, 动作 a 的时态值 $Time(a)$ 表示执行相应动作 $[a]$ 的最早终止时间, 并且动作 a 的持续时间为 $Dur(a)$. 特别地, 时态值 $Time(a_{end})$ 表示最后一个动作的最早终止时间, 也就是规划目标实现的最早时间.

为了对时态动作图上的时态赋值进行过滤和一致性检验, 我们需要在时态动作图上抽象出一个 CSP 模型, 然后利用 CSP 技术, 对该模型上的时态信息进行有效处理.

定义 9(CSP 模型). 时态动作图 $TA = \langle A_f, \tau, \Omega \rangle$ 上的 CSP 为一个三元组 $P = (X, D, C)$, 其中:

$X = \{i_1, \dots, i_n\}$ 是 n 个变量的集合, 其中 i_k 是执行动作 a_k 的时段变量, $1 \leq k \leq n$;

$D = \{D_1, \dots, D_n\}$ 是变量取值域的集合, $i_k \in D_k$, 其中 $D_k = [0, Time(a_{end})]$, $1 \leq k \leq n$;

$C = \{c_1, \dots, c_m\}$ 是二元约束的集合, $c_j \subseteq D_{j1} \times$

$D_{j_2}, 1 \leq j \leq m.$

在时态动作图中,每个动作都有持续时间,例如码头货运领域中的动作 move,其时段变量为

$i_{move} = [Time(a_{move}) - Dur(a_{move}), Time(a_{move})].$

在上述定义中,我们把动作执行的持续时段定义为一个 CSP 变量,其域为规划目标最早实现之前的任一时段,而约束则为时段(区间)之间的约束关系,这样将形成一个时态约束网络^[13].

3.3 约束与运算

在区间代数中,两个时段 i 和 j 之间,可能的关系有 13 种^[14-15],基本关系符号集合设为

$R = \{b, m, o, s, d, f, e, b', m', o', s', d', f'\},$

分别表示 before, meets, overlaps, starts, during, finishes, after, is-met-by, is-overlap-by, is-start-by, includes 和 is-finished-by. 其中关系 b, m, o, s, d 及 e 如图 1 所示,而 b', m', o', s', d' 和 f' 分别是 b, m, o, s, d 和 f 的对称关系.

关系	图示
before	$i_1 \ b \ i_2$ $i_2 \ b' \ i_1$
meets	$i_1 \ m \ i_2$ $i_2 \ m' \ i_1$
overlaps	$i_1 \ o \ i_2$ $i_2 \ o' \ i_1$
starts	$i_1 \ s \ i_2$ $i_2 \ s' \ i_1$
finishes	$i_1 \ f \ i_2$ $i_2 \ f' \ i_1$
during	$i_1 \ d \ i_2$ $i_2 \ d' \ i_1$
equal	$i_1 \ e \ i_2$ $i_2 \ e \ i_1$

图 1 时段基本关系

时态动作图中的 CSP 变量的约束集合为

$C = 2^R = \{\emptyset, \{b\}, \{m\}, \{o\}, \dots, \{b, m\}, \{b, o\}, \dots, \{b, m, o\}, \dots, R\}.$

C 中的每个元素 c 是一个约束,它是基本关系的集合,或者是基本关系的析取,例如: $[i\{b, m\}j]$ 也可以表示为 $[(i\{b\}j) \vee (i\{m\}j)]$, “ \emptyset ”为不可满足的约束,“ R ”为总是可以满足的全约束. 任意两个时段的关系可以用基本关系的析取来表示.

时段变量之间的约束可以进行下列两种运算:

- (1) 集合的常用运算,例如: \cup, \cap 等等;
- (2) 约束关系的复合运算,例如:

对 $c_{1,2}, c_{2,3} \in R$, 如果 $[i_1 \ c_{1,2} \ i_2]$ 且 $[i_2 \ c_{2,3} \ i_3]$, 则

$[i_1 \ (c_{1,2} \cdot c_{2,3}) \ i_3].$

下面是一个时段约束网络的例子.

例 1. 考虑一个码头货运的领域,假设有 5 个动作: load, move, unload, inspect, seal, 分别表示装载、移动、卸载、检查和密封,我们用 5 个时段 ($i_{load}, i_{move}, i_{unload}, i_{inspect}, i_{seal}$) 分别表示这几个操作执行的持续时间,动作之间要满足下面的条件:

(1) 操作 inspect 在集装箱被装上机器人之前或之后而不是抓的过程中完成,并且必须在机器人移动之前完成.

(2) 操作 seal 在集装箱被装载后和被卸载前完成,并且在机器人移动之前或到达目的地之后,而不是在移动过程中.

我们可以用一个时态约束网络表示该问题的时态信息,其中操作的执行时段及其时序关系构成了一个约束网络(图 2),图中的节点为各操作的时段,图中的弧表示时段之间的二元约束,例如: $[i_{inspect} \{b, b'\} i_{load}]$, 由图中时段推导出来的时段关系用虚线弧表示.

约束网络的解集对应这 5 个动作所有可行的组合,即要求这些动作组合必须满足时态约束.

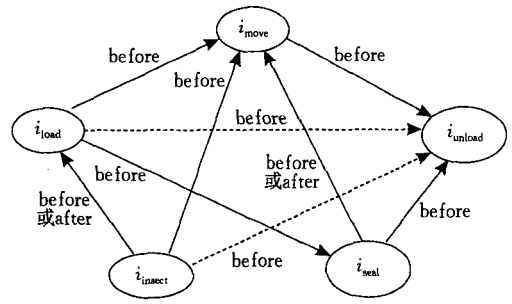


图 2 时段约束网络

4 时态信息的过滤和一致性检验

首先我们介绍一些与过滤和约减有关的概念,这些概念参考了文献[9-11].

定义 10(冗余值). 一个域 D_i 中的值 v 如果不出现在任何一个解中,则称为是冗余的. 一个约束 c_i 的元组如果不是任何一个解中的元素,则称为是冗余的.

定义 11(极小 CSP). 如果 CSP 的域 D 没有冗余值,且约束 C 中没有冗余元组,则 CSP 是极小的.

定义 12(冗余约束). 一个约束 $c \in C$ 是冗余的,当且仅当 $CSP(X, D, C)$ 等价于 $(X, D, C - c)$, 即在 C 中去除 c 不改变解集.

例如,在例 1 中,一个操作执行所持续的时段是

有限的,其域中将会有一定的冗余值.而在约束中,如果操作 load 与 unload 之间有约束 $b(\text{before})$,则这里的约束 b 将是约束的冗余元组,因为由 $[i_{\text{load}}\{b\}i_{\text{move}}]$ 与 $[i_{\text{move}}\{b\}i_{\text{unload}}]$,即得 $[i_{\text{load}}\{b\}i_{\text{unload}}]$.

过滤与约减虽然都是消去冗余值和冗余元组,但过滤比最小约减弱,因为过滤后,域中剩下的值可以属于或不属于一个解.而最小约减是解决一致性问题的,因为一个 CSP 无解,当且仅当最小约减过程把一个域或一个约束约减为空集,最小约减有可能给出所有的解.

4.1 冗余约束的过滤

在 CSP 技术中,过滤和约减域中冗余值的算法称为弧一致性算法^[9-10],其功能就是消去域 D_i 中不满足 x_i 的约束 c_{ij} 的值,这样的值是冗余的,因为它不满足约束.算法的主要思想是对所有变量序对 (x_i, x_j) 进行迭代, $i \neq j$, 并且需要更新下列的两个式子:

$$D_i \leftarrow \{v \in D_i \mid \exists v' \in D_j : (v, v') \in c_{ij}\},$$

$$D_j \leftarrow \{v \in D_j \mid \exists v' \in D_i : (v, v') \in c_{ij}\}.$$

当变量序对 (x_i, x_j) 被过滤后,含有这两个变量其中之一的变量序对,比如 (x_i, x_k) , 就可以进一步约减 D_i , 这可能蕴涵了 D_j 中其它的冗余值,如此类推,直至到达一个不动点.在这个点上,只有留在域 D_i 中的值,才满足所有涉及变量 x_i 的约束.如果域 D_i 被约减为一个空集,则 CSP 是不一致的.如果没有域 D_i 被约减为空集,则 CSP 被称为弧一致的.

约束中冗余元组的过滤称为路径一致性^[9-10], 路径一致性对变量 x_i, x_j 和 x_k 的所有三元组进行测试,检验三元组是否满足 3 个约束 c_{ij}, c_{jk} 和 c_{ik} 的值.值 (v_i, v_j) 如果满足约束 c_{ij} , 并且如果 x_k 有值 v_k 使得 (v_i, v_k) 满足 c_{ik} 和 (v_k, v_j) 满足 c_{jk} , 则 (v_i, v_j) 能成为解的一部分.也就是说,通过传递,由约束 c_{ik} 和 c_{kj} 得到约束 c_{ij} .

下面是一个约束的复合运算,运算符号记为“ \cdot ”:
 $c_{ik} \cdot c_{kj} = \{(v, v') \mid v \in D_i, v' \in D_j \mid \exists w \in D_k : (v, w) \in c_{ik} \text{ 且 } (w, v') \in c_{kj}\}.$

约束的复合运算 $c_{ik} \cdot c_{kj}$ 定义了一个从 x_i 到 x_j 的约束,其中 x_i 和 x_j 分别受 c_{ik} 和 c_{kj} 约束,序对 (v_i, v_j) 必须满足 c_{ij} , 同时,对于每个 k , 要满足约束的复合 $c_{ik} \cdot c_{kj}$, 否则,它是冗余的.于是这里的过滤操作是:

$$c_{ij} \leftarrow c_{ij} \cap [c_{ik} \cdot c_{kj}], \quad k \neq i, j.$$

如果过滤产生一个空约束,则 CSP 是不一致的.

4.2 时态赋值一致性检验

一个时态动作图,经过对域中冗余值和约束中冗余元组的过滤后,得到一个没有冗余信息的时态

动作图,但此时的时态动作图上的时态赋值是否一致,还需要检验.

对一致性的检验,实际上在前面的算法中已经有所蕴含,因为消除域中的冗余值,或消除约束中的冗余元组,当这种消除产生一个空域或一个空约束时,则可判定此 CSP 是不一致的.

但必须注意到,一个网络初始是弧一致的,但经路径一致性算法 PC-td 过滤后,就不能保证弧一致了,因为约束里一些冗余元组被消除了.下面我们综合考虑弧一致算法和路径一致算法,通过定义 $c_{ii} = D_i^2$, 把过滤操作修改为:

$$c_{ij} \leftarrow c_{ij} \cdot \bigcap [c_{ik} \cdot c_{kk} \cdot c_{kj}],$$

对所有三元组,包括对 $i=j$.

从而得到一个 CSP 一致性检验算法 APC-td (图 3), 该算法同时保持路径一致性和弧一致性. APC-td 算法如算法 1 所示.

算法 1. CSP 一致性检验算法.

APC-td (TA, Conslist)

1. while Conslist $\neq \emptyset$ do
2. select any $C_{ij} \in \text{Conslist}$ and $\text{Conslist} \setminus \{C_{ij}\}$
3. for each $k \neq i, j$ and $1 \leq k \leq n$ do
4. $C_{ii} = D_i^2, C_{jj} = D_j^2$
5. $\text{Conslist} \leftarrow \text{Conslist} \cup \text{Filter_op}(i, k, [C_{ij} \cdot C_{jj} \cdot C_{jk}])$
6. $\text{Conslist} \leftarrow \text{Conslist} \cup \text{Filter_op}(j, k, [C_{ji} \cdot C_{ii} \cdot C_{ik}])$
7. End
8. Filter-op(i, j, C)
9. $C \leftarrow C \cap C_{ij}$
10. if $C = \emptyset$ then exit (inconsistent)
11. if $C = C_{ij}$ then return (\emptyset)
12. $C_{ij} \leftarrow C$
13. return (C_{ij})
14. end

APC-td 算法也是一个递增式算法,它更新要被过滤的约束的列表 Conslist. Conslist 初始化为整个约束集合 C , 或为新增的或修改约束的子集. Filter-op 过程执行过滤操作,返回的约束将加入到 Conslist, 如果不需要更新 Conslist 则返回 \emptyset .

以上讨论了对时态动作图进行时态赋值,并检验了时态信息的一致性,下一节将进入规划的求解过程.

5 基于时态规划图的时态规划

本节在文献[11]工作基础上,利用 CSP 技术,对时态信息进行过滤和一致性检验,加强了时态关系之间的推理,并通过实验,证明了在求解过程中,引入信息的处理,可以有效地提高求解效率,并与相

关工作进行了比较。

5.1 时态规划求解算法

前面介绍的规划图、动作图以及时态动作图,解决了如何表示规划中动作及时态的问题,对时态动作图上时态信息的一致性处理,保证了规划图的时态一致性,时态规划问题的求解相当于在时态动作图空间 S_{TA} 中搜索时态解图。

用遗传算法求解问题的首要步骤是根据具体的问题领域,将候选解编码成适当的染色体形式,并设计相应的适应度函数,然后设计相应的遗传操作算子对染色体进行进化,算法如下所示。

算法 2. 基于时态规划图的遗传规划算法 GP-td.

Search_plan_by_GP-td (Π , max_gen , max_time)

Input: A planning problem Π , the maximum number of generation max_gen , the maximum number of time steps

Output: A solution graph representing a plan solving Π or fail

1. for $i \leftarrow 1$ to max_time do
2. $A_graph \leftarrow create_graph_layer(ops, initial_facts)$
3. $TA \leftarrow Time_assign(A_graph)$
4. $APC_td(TA, TA_c)$
5. $oldpops \leftarrow initialize\ pop\ based\ on\ the\ planning\ graph$
6. for $i \leftarrow 1$ to $popsize$ do
7. $Quality_of_solution(I, G, oldpop[i])$
8. for $j \leftarrow 1$ to max_gen do
9. for $i \leftarrow 1$ to $popsize$ do
10. $newpops[i], newpops[i+1] \leftarrow randomly\ select\ two\ chroms\ from\ the\ oldpop$
11. $newpops[i], newpops[i+1] \leftarrow crossover\ the\ selected\ chroms$
12. $newpops[i], newpops[i+1] \leftarrow mutate\ the\ selected\ chroms$
13. $newpops[i], newpops[i+1] \leftarrow localfix\ the\ selected\ chroms$
14. $Quality_of_solution(I, G, newpop[i])$
15. $Quality_of_solution(I, G, newpop[i+1])$
16. if there no inconsistencies exist in the candidate solution
17. return the best pop as the plan solving Π
18. $i \leftarrow i+2$
19. return fail

上述算法描述中,首先根据规划问题得到充分扩展后的动作规划图(步 1、2),然后通过时态赋值,把规划图扩展为时态动作图 TA (步 3),步 4 对 TA 进行时态一致性检验。

步 5 为根据规划图进行种群初始化,种群初始化完成后,首先调用质量评价函数对初始化后的种群的质量进行评价(步 6、7)^[11,16],此后,算法进入种群演化阶段(步 8~18)。

在种群演化过程中,算法根据各候选规划解的质量随机选择染色体进行交叉、变异等遗传操作(步 10、11、12),然后,算法再对经过遗传操作后的染色体进行局部不一致的修复操作(步 13)。

经过一系列进化操作后,算法再对这些进化后的染色体的质量进行评价(步 14、15),一旦有不一致染色体出现,算法停止并宣告找到规划解(步 16、17),如果算法在最大进化代数内都不能找到规划解,则失败返回(步 19)。

在实验测试中,我们选取了智能规划大赛提供的 Satellite 规划领域的问题进行测试。由于目前我们的算法只能处理规划动作持续时间是恒定的规划问题,因此所选取的是 Simple Time 版本的问题实例进行测试。测试平台为:CPU(C II 850MHz) + RAM(128MB),操作系统为 Linux 平台上的 Redhat 9.0,运行软件为 Redhat 9.0 自带的编译器 gcc,限于篇幅,我们只列出部分测试实例(pfile1 ~ pfile20)的实验。

5.2 相关工作比较

与本文工作相近的是在规划图基础上发展起来的规划器 LPG^[9-10] 和 GA^[11]。

LPG 规划器也是能处理时态约束的规划器,它采用的搜索策略是局部搜索策略,其搜索对象主要是动作图。本文关于时态推理部分与 LPG 的时态处理技术类似,都是在规划图的子图上进行时态推理,但由于 LPG 使用的是局部搜索技术,这使得 LPG 容易陷入局部极小值^[3],而本文利用 CSP 技术对时态信息进行过滤和一致性检验处理,并利用了遗传算法的并行搜索与全局寻优思想方法,在规划图上运用遗传搜索的手段进行规划解的搜索,与 LPG 的局部搜索思想具有本质的差别。LPG 算法的弱点是搜索具有局部性,这将导致图规划算法常常要进行回溯,LPG 则为了能逃出局部极小值,在遇到没有比当前节点更好的节点时,采用以一定的概率随机选取邻节点的策略。而本文的算法 GP-td 采用遗传算法求解,由于采取了局部修复算子,在一定程度上避免了局部极小值。

文献[11]提出的基于规划图的遗传规划算法 GA,介绍了基于时态动作图的遗传规划算法的设计,包括染色体的编码、适应度函数、遗传操作算子,以及为增强遗传规划算法收敛速度而设计的局部修复算子等。GP-td 是在其工作基础上,描述了时态规划过程中时态信息的有效表示的一种时序约束的推理技术,能消除时态信息中存在的冗余和不一致。

图 3 是 GP-td、LPG 及 GA 在求解 Simple Time

的 Satellite 实例时的对比结果, 其中横坐标为 Satellite 的 20 个测试实例 Pfile1~Pfile20, 纵坐标为算法成功返回结果的平均求解时间. GP-td 使用的规划图和互斥关系跟 LPG 完全一样, 因此, 两者的 Parsing time 和 Mutex time 完全一样, 两者性能上的区别主要在解提取的时间耗费上. 从中我们可以看到, GP-td 在求解过程中, 随着问题规模逐渐增大, 其失败次数将逐渐增多, 但其成功求解的效率与 LPG 相比, 有一定的优势, 在大部分情况下比 LPG 效率更高. 此外, GP-td 与 GA 算法会出现在给定的迭代次数内无法成功的情况, 因此图 4 给出了 GP-td 与 GA 的求解成功率. 实验表明, 在问题规模较大的情况下, GP-td 算法在求解上比 LPG 和 GA 有更高的效率, 也比 GA 算法有更高的求解成功率.

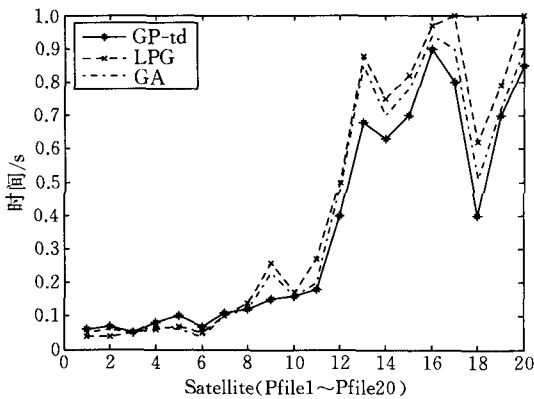


图 3 GP-td、LPG 与 GA 算法在求解效率的比较

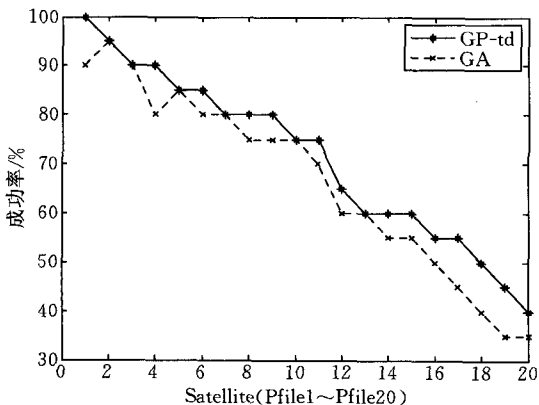


图 4 GP-td 与 GA 算法在求解成功率的比较

6 结论和进一步工作

本文在规划图框架下, 对时态推理技术和时态规划求解进行了研究. 在时态推理方面, 由于在规划过程中需要考虑规划目标能在尽可能短的时间内实现, 并且动作的执行需要考虑时间和资源的消耗以

及存在并发动作等因素, 而这类规划问题在经典规划中, 用带瞬间动作的 STRIPS 模型是无法进行表示的. 因此, 为表示实际规划问题, 本文对时间信息如何进行有效表示, 并能进行时序约束推理进行了研究. 而在时态规划方面, 采用了遗传规划算法进行求解, 并通过实验, 验证了算法的可行性和有效性.

在时态规划图的基础上, 运用遗传算法对规划解进行搜索是全新的一个研究课题, 我们通过实验, 验证了该技术路线的合理性和可行性. 当前规划领域研究中, 除了不断寻找新算法, 以提高规划算法的求解效率, 也要设法进一步扩充现有算法的处理范围和处理能力, 因此, 不少研究者在扩充规划算法的处理范围和能力方面进行了大量的研究工作.

我们将进一步深入研究时态约束推理技术和方法, 使在规划求解过程中, 对于新增的时态信息也能够处理. 同时, 进一步提高现有遗传规划算法的效率, 并且扩充遗传规划算法处理时间和数值资源的能力.

参 考 文 献

- [1] Vere S A. Planning in time: Windows and durations for activities and goals. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1983, 5(3): 246-267
- [2] Luca Chittaro, Angelo Montanari. Temporal representation and reasoning in artificial intelligence: Issues and approaches. *Annals of Mathematical and Artificial Intelligence*, 2000, 28: 47-106
- [3] Gerevini A, Saetti A, Serina I. Planning through stochastic local search and temporal action graphs in LPG. *Journal of Artificial Intelligence Research (JAIR)*, 2003, 20: 239-290
- [4] Hoffmann J, Nebel B. The FF planning system: Fast plan generation through heuristic search. *Journal of Artificial Intelligence Research (JAIR)*, 2001, 14: 253-302
- [5] Chen Y, Hsu C, Wah B. Temporal planning using subgoal partitioning and resolution in SGPlan. *Journal of Artificial Intelligence Research (JAIR)*, 2006, 26: 323-369
- [6] Fox M, Long D. PDDL2.1: An extension to PDDL for expressing temporal planning domains. *Journal of Artificial Intelligence Research (JAIR)*, 2003, 20: 61-124
- [7] Gerevini A, Saetti A, Serina I. On managing temporal information for handling durative actions in LPG//*Proceedings of the Eight Congress of the Italian Association for Artificial Intelligence*. Pisa, Italy, 2003: 91-104
- [8] Gerevini A, Serina I, Saetti A, Spinoni S. Local search techniques for temporal planning in LPG//*Proceedings of the 13th International Conference on Automated Planning and Scheduling (ICAPS-03)*. Trento, Italy, 2003: 62-71
- [9] Malik Ghallab, Dana Nau, Paolo Traverso. *Automated Planning Theory and Practice*. San Francisco, CA, USA: Morgan Kaufmann Publishers, 2004: 167-190

- [10] Jiang Yun-Fei, Yang Qiang, Wu Li-Hua et al. Automated Planning Theory and Practice. Beijing: Tsinghua University Press, 2008; 150-169(in Chinese)
(姜云飞, 杨强, 伍丽华等译. 自动规划: 理论和实践. 北京: 清华大学出版社, 2008; 150-169)
- [11] Wu Li-Hua, Chen Ai-Xiang, Jiang Yun-Fei. Using genetic algorithm to solve temporal planning problem under the framework of the planning graph. Journal of Computer Research and Development, 2008, 45(6): 981-990(in Chinese)
(伍丽华, 陈嵩祥, 姜云飞. 规划图框架下用遗传算法求解时态规划问题. 计算机研究与发展, 2008, 45(6): 981-990)
- [12] Stefik M. Planning with constraints. Artificial Intelligence, 1981, 16(2): 111-140
- [13] Dechter R, Meiri I, Pearl J. Temporal constraint networks. Artificial Intelligence, 1991, 49(1-3): 61-95
- [14] Allen J. Maintaining knowledge about temporal intervals. Communication of the ACM, 1983, 26(1): 832-843
- [15] Allen J F, Kautz H A et al. Reasoning about Plans. San Mateo, CA: Morgan Kaufmann, 1991; 1-68
- [16] Chen Ai-Xiang, Jiang Yun-Fei, Zhang Xue-Nong, Liu Guo-Ying. GP: Genetic planning algorithm based on planning graph. Chinese Journal of Computers, 2007, 30(1): 153-160 (in Chinese)
(陈嵩祥, 姜云飞, 张学农, 刘国英. GP-基于规划图的遗传规划算法. 计算机学报, 2007, 30(1): 153-160)



WU Li-Hua, born in 1963, Ph. D., senior engineer. Her current research interests include automated planning, intelligent diagnosis, and mathematical logic.

CHEN Ai-Xiang, born in 1978, Ph. D, associate professor. His research interests include AI planning, model-based diagnosis, and evolution computation.

JIANG Yun-Fei, born in 1945, professor, Ph. D. supervisor. His research interests include automate reasoning, AI planning and model-based diagnosis.

BIAN Rui, born in 1982, Ph. D., lecturer. Her current research interest is intelligent planning.

Background

Intelligent planning is one of the most active topics in Artificial Intelligent research. In most real-world applications, many real planning problems often require the planning goals can be satisfied in shorter time, and the execution of planning solution must take the time into account. Rely on temporal representations and temporal reasoning techniques, temporal planning systems deal with actions durations and other temporal constraints in intelligent planning. Constraint satisfaction problems (CSPs) play an important role in various fields of computer science and are ubiquitous in temporal reasoning. In last two decades, researchers have proposed various practical technologies for temporal planning. The time-orient view for temporal planning opened a promising avenue of development based on constraint satisfaction techniques. Systems such as HSTS and IxTeT rely on CSPs for handling resource and temporal constraints. It can be expected that this area of research will become essential in automated planning. The international planning conferences, AIPS and then ICAPS, have been renamed to emphasize planning and scheduling. However, more work is needed to disseminate to the planning community benchmarks involving resources, as well as tools for handling them efficiently.

Unlike all previous work, the purpose of this paper is to give a genetic algorithm to solve temporal planning problem under the framework. In this paper we employed the CSP method to perform a CSP conceptual model for making time explicit under the temporal action graph, and proposed a new temporal constraint reasoning techniques to handle durative

action during the construction of a plan. By the general CSP techniques we developed some approaches to manage temporal information associated with facts and actions in a temporal plan, and extracted from a planning graph with consistency temporal assignment for filtering the domains and constraints, and for the constraints consistency checking. And we devoted to genetic algorithm GP-td to solve temporal planning problem under the framework of the planning graph. The effectiveness of the techniques is demonstrated on the domain called Satellite benchmarks of International Planning Competitions (IPC). The experiments show it can solve efficiently a kind of simple temporal planning problem and is more efficiency than other classical planning approaches.

The research of this paper was partially supported by the National Natural Science Foundation of China (Nos. 60773201, 60970042), the Natural Science Foundation of Guangdong (No. 10451032001006140), and the Technology Project Foundation of Guangdong University (LYM10081). The research team focuses on enabling automated planning to be applicable for realistic problems, and we has gained a fruitful achievement in some research topics. Such as genetic algorithm for solving SAT problems based on learning clause weights, GP: genetic planning algorithm based on planning graph, strategy of extracting domain knowledge for STRIPS world, and observation reduction for strong plans, and so on. The work introduced in this paper belongs to an important part of them, which aims at a new temporal constraint reasoning technology to handle the temporal problems.