

基于 CSP 的学习智能导航服务模型与算法研究

陈乙雄¹ 吴中福¹ 冯 永¹ 朱郑州²

(重庆大学计算机学院 重庆 400044)¹ (北京大学信息科学技术学院 北京 100871)²

摘 要 研究了在网络学习平台中如何为自主学习者提供学习活动智能导航服务的问题。目前,为了进一步满足虚拟学习环境中学习者的个性化需求,笔者所在课题组开发的网络学习系统中采用了基于知识点的学习路径生成算法和资源组合算法,从而能为不同学习者从资源库中提取出个性化的学习内容包。然而,在实际使用中笔者发现,学习者虽然获得了符合需求的学习内容,其学习效果仍然缺乏有效的保障。原因在于学习过程实质是由学习活动而非静态的学习内容组成的,在学习过程中学习者应该根据教学规律和自身特点,有步骤地完成一系列学习子任务,才能保证最后的学习效果。为此,在以往的知识层关系层之上建立了学习活动层,并将学习活动的调度问题转化为了 CSP 问题模型,并提出了相应的求解方法。实验表明,该方法能够生成符合预期目标的学习任务调度,从而实现学习活动的智能导航服务。

关键词 调度,远程教育,约束满足问题,智能导航

中图分类号 TP393 **文献标识码** A

Learning-Task Scheduling Algorithm Based on CSP Model

CHEN Yi-xiong¹ WU Zhong-fu¹ FENG Yong¹ ZHU Zheng-zhou²

(School of Computer Science, Chongqing University, Chongqing 400044, China)¹

(School of Information Science and Technology, Beijing University, Beijing 100871, China)²

Abstract This paper focused on realizing intelligent guide service for learning activities in e-learning environment. At present, our research group has adopted a knowledge topic-based content routing algorithm and resource combination algorithm to meet the individualize requirements from learners. However, the learning effect still lacks of assurance although the expected content package was generated. In fact, the learning process is consisted of a series of learning tasks in stead of static contents, so the effect of learning can only be guaranteed by a group of well organized learning tasks which are designed according to educational methodology. Thus, this paper established a learning task layer above the former knowledge topic layer and converted the scheduling problem as a Constrain Satisfaction Problem, and proposed the solution. The experiments showed that the proposed algorithm can generate an optimized schedule which is effective in providing learning guide service.

Keywords Scheduling, E-learning, CSP, AI planning

学习的过程是由一系列学习活动而不是资源内容组成的,因此要真正实现学习者在网络教学环境中的自主型个性化学习,应当在呈现个性化学习资源的同时,提供学习活动的导航服务。目前,多数教学系统对实现资源检索的个性化问题已经做了较为深入和全面的研究,包括笔者所在科研团队所做的基于本体、语义以及语用技术的资源检索方法研究^[1,2]。然而,笔者认为,即使通过各种资源检索方法从资源库中提取出了符合学习者特征的个性化学习内容包,也不能使学习效果得到保证。原因在于现有的资源提取方法只反映了学习者对资源内容的检索要求,而没有考虑其对资源的使用要求。比如,对同一段英文材料,学习者可能需要了解其语法构造乃至每个单词的发音规则,也可能只需要照抄一遍仅当作书法练习。因此,在学习内容确定之后,应当在此基础上

根据教学规律定义一系列的学习活动(或任务),并根据这些任务的前后关系建立任务图,则不同目标的学习要求可以看作图中满足某些约束的路径。由于在学习过程中的各类约束条件通常较多,因此可以把此类学习任务的调度问题转化为约束满足即 CSP 问题来求解,从而不仅可以为单个学习者生成学习路径实现智能导航,还能解决访问的并发控制、多学习者的同步与协同等问题。

1 CSP 问题

CSP 问题又称为约束满足问题。计算机科学包括人工智能领域中的许多问题都能归结为 CSP 问题,因此 CSP 问题建模及其求解方法广泛地应用于计算机视觉、电路设计与分析、故障诊断推理、信念维护、任务调度、科学实验规划、CAD 系

到稿日期:2010-01-20 返修日期:2010-04-21 本文受国家科技支撑计划基金资助项目(2006BAH02A24-6),重庆市自然科学基金资助项目(2008BB2183),横向课题“基于本体、语义和语用的智能化教育资源应用平台”资助。

陈乙雄(1977-),男,博士生,讲师,主要研究方向为调度理论、网格计算等,E-mail:chenyx@cqu.edu.cn;吴中福(1938-),男,教授,主要研究方向为网格计算等;冯 永(1977-),男,副教授,主要研究方向为远程教育等;朱郑州(1979-),男,讲师,主要研究方向为网格计算等。

统以及自然语言理解等领域。一般地, CSP 问题由一组变量 x_1, x_2, \dots, x_n (对应于各个变量的值域 R_1, R_2, \dots, R_n) 以及一组约束条件 C_1, C_2, \dots, C_m 组成。每个约束条件 C_i 是其变量值域的笛卡尔积的一个子集, 即:

$$C_i(X_{i1}, X_{i2}, \dots, X_{ij}) \subseteq R_{i1} \times R_{i2} \times \dots \times R_{ij} \quad (1)$$

CSP 问题的求解就是为所有的 x 变量找到一种或多种赋值方案, 使约束条件得到满足。从式(1)中不难发现, 当只有两个变量 x_1 和 x_2 的值域是实数集 R 时, 则构成了笛卡尔坐标系, 其解空间为平面。根据约束条件的线性和非线性, 解的点集可以是平面中的直线或曲线。若变量数目增加为 3 个或以上, 其解空间就形成了三维乃至多维空间, 求解的难度便大大增加。事实上, 多数实际问题模型中的变量数目、取值范围及约束条件都较为复杂, 因此一般情况下, CSP 的求解是一个 NP 完全问题。

求解 CSP 问题的经典方法是基于树的搜索及相关的一些改进算法, 如弧一致性、路径一致性、前向检查、回跳、向后标记以及有关变量赋值次序和值选择的启发式策略。此外, 不同类型的 CSP 问题也可以根据问题的特征分别利用以下方法求解: 转化为一阶谓词公式或命题公式, 通过定理证明方法或模型创建寻找问题的解; 将 CSP 表示为具有最小状态的有穷自动机, 其解便是该自动机接受的语言, 可运用自动机的有关理论求解; 转化为整数线性规划问题用代数方法求解; 遗传算法等启发式方法可加快解的搜索^[3]。

2 系统模型

2.1 基本思想

总的来讲, 网络教学中的学习活动自动导航问题可以看作一类带有若干约束条件的调度问题, 也即 CSP 问题中的一种特例。因此, 为了实现教学系统中的自动导航服务, 需要将教学目标和教学方法结合起来, 首先建立某门课程总的学习活动关系图, 然后在图中根据不同的学习目标寻找不同的学习路径。以上思想可以由图 1 加以描述。

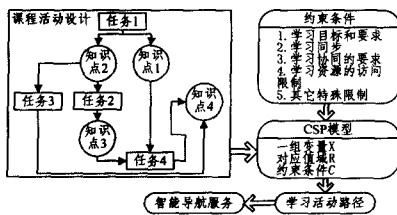


图 1 学习导航服务示意图

首先, 由课程领域专家或教师给出与该门课程有关的所有学习任务、开展各项任务所需要掌握的知识点以及完成某项学习任务后能够掌握的知识点。然后将各个学习者的学习活动调度方案用一组变量加以定义, 每个变量允许的取值范围为使得调度可行的那些值, 即形成学习活动路径。而学习者的学习目标、资源访问时的限制条件(如某些在线直播服务对并发访问数的控制)、多个学习者要求同步达到某个目标或协同完成一个共同目标时的约束关系可以转化为一组约束方程来定义, 最终将问题转化为一个 CSP 求解。

2.2 基础模型建立

由于学习活动路径的生成本质上是一个调度问题, 并在网络学习环境中具有各种约束条件, 因此可以将该问题一般化为约束满足即 CSP 问题。建立该问题模型的基本思路是首先按照一般的约束满足规划问题定义一组基本的变量和约

束, 然后根据网络学习的特点主要对约束条件做进一步改进, 使之更符合自主式学习过程的特征, 并最终形成一个网络学习自动导航的问题模型。

这里, 可以将学习活动的路径图等效地用一组变量来刻画, 即对所有变量的一种赋值方案唯一地确定了一个调度。若将调度用图来表示, 则定义的变量主要用于描述图中的节点、边(即与节点相关的联系)以及这些节点和联系发生与结束的时间。因此, 以每个活动 a 为单位, 将有关该活动的联系及发生时间加以定义, 就可以把整个问题转化为 CSP 问题模型。对任意一个活动 a , 其变量组定义为表 1。

表 1 变量说明表

变量名	取值范围	说明
$S(a)$	$[0, +\infty]$	活动 a 开始的时刻
$E(a)$	$[0, +\infty]$	活动 a 结束的时刻
$Sele(a)$	$[0, 1]$	0: 活动 a 未选中, 1: 活动 a 被选中
$Span(a)$	$[1, t]$	活动持续的时间, t 由用户定义
$Sup(k, a)$	{除 a 的所有活动}	完成条件 k 并支持活动 a 的活动集合
$T(k, a)$	$[0, +\infty]$	联系 $Edge(k, a)$ 生效时间, 若 k 为数值条件, 则为 $Sup(k, a)$ 中元素最后更新 k 的时间
$Stu_S(k, a)$	$[0, +\infty]$	活动 a 中需要条件 k 的开始时间
$Stu_E(k, a)$	$[0, +\infty]$	活动 a 中需要条件 k 的结束时间
$V_a(k, a)$	数值型变量	当 k 为数值条件, $Stu_S(k, a)$ 时, 活动 a 需要的条件 k 的值; 其它情况是该变量存储在开始时间 $S(a)$ 的实际值
$V_u(k, a)$	数值型变量	表示条件 k 被活动 a 刷新后的新值。若活动 a 对条件 k 无影响则不需要该变量

根据 CSP 模型, 对于上述变量组还应当建立一组约束条件。一般地, 根据调度问题的特性, 可以建立如式(2)的约束。

$$\begin{cases}
 S(a) + Span(a) = E(a) \\
 E(a_0) \leq S(a_i), i \in \{1, 2, \dots, n\} \\
 E(a_j) \leq S(a_n), j \in \{0, 1, \dots, n-1\} \\
 T(k, a) \leq Stu_s(k, a) \\
 V_a(k, a) = V_u(k, Sup(k, a)) \\
 C(k, a) = V_a(k, a) \text{ Operator Expression} \\
 Operator \in \{<, \leq, =, \geq, >, \neq\}, Expression \in R \\
 T_c(b) < T(k, a) \text{ or } Stu_e(k, a) < T_c(b)
 \end{cases} \quad (2)$$

在式(2)的这些约束条件中, $C(k, a)$ 表示活动 a 相应条件变元 k 在区间 $[Stu_s(k, a), Stu_e(k, a)]$ 中必须满足的条件。 $T_c(b)$ 是活动 b 改变因果关系 $Sup(k, a)$ 的时间, 即 b 改变由 $Sup(k, a)$ 生成的 k 的值的的时间。此外, 两个并行执行的活动需保持互斥的关系, 即不同的活动不能同时修改条件值 k 。

通过上述模型, 便将一个调度问题转化为更一般的 CSP 问题模型, 且模型可以根据需要将二值条件扩展到更复杂的值域。此外, 转化为 CSP 模型后, 对于一些复杂的约束条件, 如网络学习中对知识点的持续性、掌握程度, 甚至是遗忘程度都可以采用扩展约束方程的形式加以实现, 从而突破了单纯调度模型 $\alpha|\beta|\gamma$ ^[4] 的种种局限性, 为网络学习中的调度规划问题建立更精确的模型。

2.3 扩展的模型

为了使前述的 CSP 模型更加符合网络学习环境中的特点并有效提高求解的效率, 还应当适当地修改模型。这其中包括对变量取值范围的重新定义和对约束条件的调整。

(1) 在网络学习环境中, 对知识点完全陌生到完全掌握, 应当是一个渐进的过程, 并且不同的学习目标对相关知识点要求的掌握程度也不同, 因此 CSP 模型中与知识点条件有关

的变量大多为数值型,而不是布尔型。

(2) $Stu_S(k,a)$ 和 $Stu_E(k,a)$ 两个变量可以从模型中去掉。这是因为每个学习活动都是与知识点紧密联系的,即活动开始的时间便是与知识点产生联系的时间。

(3)系统中不应存在与知识点无关的活动,否则就不能称为学习活动。而且所有活动对知识点条件的数值都是单调增加的,即学习活动只要在向前进行,对知识点的掌握程度总是在增加的。

(4)由于同一个学习者在任一时刻只能进行一项活动,因此可以取消并行活动的互斥约束条件。

(5)若多个学习者之间存在有合作与同步的关系,则应该加入相应的同步约束条件。

(6)部分学习资源具有并发访问数的限制,这些限制也可以约束条件的形式加以定义。

上述修改的(1)–(4)项实质上是对模型进行了简化,而(5)、(6)项由于增加了约束条件,对模型的复杂度有一定提高,但相应地也缩小了有关变量的取值范围。因此,总的来讲,这些修改对提高求解效率是有利的。将这些修改反映到约束方程组(2)中,则有

$$\begin{cases} T(k,a) \leq Stu_S(k,a) \text{ 改为 } T(k,a) \leq S(a) \\ \forall a_j, a_k (j \neq k), a_j, a_k \in A(l_i), E(a_j) \leq \\ S(a_k) \text{ or } E(a_k) \leq S(a_j) \end{cases} \quad (3)$$

对于同步约束,若多个学习者 $l_i, l_{i+1}, \dots, l_{i+n}$ 之间需要同时进行的任务集合为 $\{a(l_i), a(l_{i+1}), \dots, a(l_{i+n})\}$, 则有

$$\begin{cases} S(a(l_i)) = S(a(l_{i+1})) = \dots = S(a(l_{i+n})) \\ E(a(l_i)) = E(a(l_{i+1})) = \dots = E(a(l_{i+n})) \end{cases} \quad (4)$$

对于教育资源的使用限制,这里定义了两个方面的约束条件。一个是关于资源的有效时间段,如一段现场直播,需要收看这段直播的学习活动就必须在该资源的有效时间窗口内进行,即

$$\begin{cases} \min(tw(R_j)) \leq S(a_j) \\ E(a_j) \leq \max(tw(R_j)) \end{cases} \quad (5)$$

另一个则是资源的并发访问限制。假设某个学习者的某个学习活动对资源 R_j 的消耗用 $comsu(a(l_i), R_j)$ 定义,资源允许的最大容量为 $Limit(R_j)$, 则有

$$\sum_{i=1}^n comsu(a(l_i), R_j) \leq Limit(R_j) \quad (6)$$

这样可以确保在执行活动集合 A 的过程中,所有学习者的资源消耗总和不会超过资源的最大容量。

此外,在网络学习环境中,存在一些类型的学习活动需要反复进行多次才能达到一定的学习效果。如果我们将活动需要重复的次数作为活动本身的一个特性来处理,则无法反映出不同学习者之间的个性化差异。因为按照教学的规律,学习者根据自身水平和学习目标的不同,显然对某项活动的重复次数要求也是不同的,所以应当允许活动在问题模型中重复出现。

为了达到上述目的,可以修改模型,让具备可重复特性的学习活动能够根据最大的重复次数 m 来创建影子活动,即 $a_{j1}, a_{j2}, \dots, a_{jm}$, 每个影子活动实质上就是同一学习活动的多次克隆,它们具有相同的值域和约束条件。这样在学习活动调度过程中,求解算法可以根据学习目标从这些克隆中选择若干个实例,即实现了不同次数要求的重复性学习活动安排。

2.4 模型的有效性分析

根据前面的叙述可以看到,模型的建立过程是从最一般

的形式再根据网络学习的特征逐步修改完成的。同时,该模型具有较强的灵活性,用户可以根据实际需要利用约束条件的变化来反映不同的应用特征,因此对比于传统的调度模型,基于 CSP 的模型具有更强的描述能力。虽然在网络学习环境中,较多的变化因素使得约束条件增多,并导致问题的复杂性随着规模指数级放大,但一方面,当活动的 $Sele(a) = 0$ 时,所有涉及 a 的变量和约束条件并未被激活;另一方面,由于网络学习是一个间歇性而非连续性的过程,在实际应用中学习者单次进行学习活动的长度通常较短,因此该问题从规模上多数是求解中/低负荷的规划问题,这样即使有较多的约束条件,问题的求解也会因为规模较小在执行时间上可以接受,况且学习系统对系统响应速度不像实时系统有很高的要求,而强调的主要是学习内容的质量。

在取值范围上,由于模型将传统纯粹二值判断方法扩展到了命题型与数值型相混合的更复杂值域,因此对知识点掌握程度这一概念有了更准确的定量描述。在变量的赋值过程中,首先确定 $Sele(a)$, 即选出活动节点;其次,也是最费时的操作是确定变量 $Sup(k,a)$ 的值,即确定活动之间的先后关系,以产生出整个规划的因果结构;最后指定任务的执行时间,以满足问题中所有的约束条件。相关研究^[4]表明,对于这类不是主要任务而以时间安排为主的伪调度问题,采用基于 CSP 的建模方法能更加有效地反映问题的实质。

另外,研究表明^[5,6],在模型的规范性要求方面,约束规划公式与偏序因果链接 POCL 途径非常相似,因此该模型在形式化方面具备与 POCL 途径相同的规范性,如正确性、完全性及最优性。当然,为了保证这些特性,模型的求解方法必须提供支持:最优性方面,一般而言,只要 CSP 的求解算法执行穷举的完全搜索,直到找到最优解,其最优性就可以得到保障。但当问题变量域是连续而非离散时,最优解的情况与求解算法的精度有关。同时,正确性和完全性也很容易保证,通过模型定义本身和求解算法的完全搜索就可以实现。这是因为所有支持因果关系或互斥的可能选择都被考虑到了,可确保如果存在某个解则一定能被求解算法搜索到^[7]。

根据以上分析,我们可以认为该模型在本文所针对的网络学习情景下具备通用与规范性,并且当求解算法执行完全的搜索时所得的解是正确最优的。

3 基于自动机的求解方法

目前,对于 CSP 的求解方法通常有谓词逻辑方法、自动机方法、整数线性规划、连接主义方法以及遗传算法等启发式方法^[3]。针对本文涉及到的具体应用环境,无论从教学还是管理的角度对方法的灵活性与扩展性要求都较高。而在上述方法中,由于有穷状态自动机在对问题的描述时具有较好的灵活性和可扩展性,因此本文采用自动机方法求解。

3.1 语法定义

有限 CSP 问题的解可表示为正规集,因而可以被其对应的最小确定性有穷自动机 MDFA 识别^[8]。E-learning 中的 CSP 问题在实际应用中多对变量进行离散化处理,因而属于有限 CSP 问题,所以可采用自动机方法求解。 $Va(k,a)$ 和 $Vu(k,a)$ 若表示知识点掌握的程度,可离散化为优、良、中、及格、不及格,五级分制或百分制等;时间 $S(a), E(a), Span(a)$ 和 $T(k,a)$ 等可离散化为小时、分钟等;资源消耗 $comsu(a(l_i), R_j)$ 可离散化为费用(元)等。这样,上节所述 CSP 模型即为

一个有限 CSP 问题。

对于该有限 CSP 问题,可用 MDFA 表达 CSP 约束条件。现定义表达 CSP 约束条件的语法。CSP 约束条件分为显式约束条件和隐式约束条件,前者由枚举其 n 元组表达,后者由显式约束条件经逻辑运算来表达。可形式定义约束条件表达式的语法如下:

- 1) 空集合 Φ 是一个约束条件,即唯一的不可满足约束。
- 2) 单个 n 元组是一个约束条件。
- 3) 若 C_1 和 C_2 是约束条件,则 $(C_1 \wedge C_2)$, $(C_1 \vee C_2)$, $(C_1 - C_2)$ 和 $(C_1 \circ C_2)$ 也是约束条件。其中 \wedge , \vee , $-$, \circ 分别表示与、或、逻辑差和子空间上约束条件的链接运算^[9]。
- 4) 通过有限次使用以上规则 1)~规则 3) 得到的表达式是一个约束条件。在有限域 R_1, R_2, \dots, R_n 上的 CSP 约束条件可以用上述形式表达。

3.2 N DFA 的构造算法

现构造与 CSP 约束条件相应的 MDFA。首先构造非确定性有穷自动机 N DFA,再将其转换为等价的 MDFA。

- 1) 空集合 Φ 对应的 N DFA 为空机器,即不包含任何状态的机器。
- 2) 单个 n 元组 (a_1, a_2, \dots, a_n) 对应一个链式 FA,如图 2 所示。

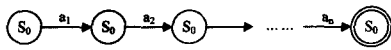


图 2 链式有穷自动机

- 3) 如 M_1 是 C_1 对应的 FA, M_2 是 C_2 对应的 FA, 则 $(C_1 \vee C_2)$ 和 $(C_1 \circ C_2)$ 对应于将 M_1 和 M_2 并接和串接,如图 3 所示。

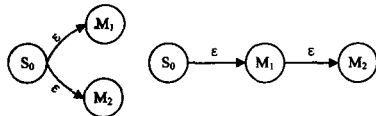


图 3 串接与并接

其中 ϵ 表示空句子,即 $a_i \epsilon a_j = a_i a_j$; S_0 表示新构造机器的开始状态。对并接来说,其新构造机器的终结状态为 M_1 和 M_2 终结状态集合的并集;对串接来说,其新构造机器的终结状态为 M_2 的终结状态。这里 S_0 出发的 ϵ 边,对于并接指向 M_1 和 M_2 的开始状态,对于串接指向 M_1 的开始状态。在串接时, M_1 指向 M_2 的 ϵ 边,表示由 M_1 的每一个终结状态出发都有一条 ϵ 边指向 M_2 的开始状态。对于 $(C_1 \wedge C_2)$, 因由 De-Morgan 定律有 $(C_1 \wedge C_2) = \neg(\neg C_1 \vee \neg C_2)$, 故只需求出对应的 $FA \rightarrow M$ 即可;将 M 在每个状态任一输入情况下进入的状态补全,对于拒绝的输入,可用进入 Refuse 状态表示;然后将该机器的非终结状态变为终结状态,终结状态变为非终结状态,就得到 $\neg C$ 对应的 $FA \rightarrow M$ 。如此,对 M_1 和 M_2 构造 $\neg M_1$ 和 $\neg M_2$,再将它们并接,得到 $(\neg C_1 \vee \neg C_2)$ 对应的 $FA (\neg M_1 \vee \neg M_2)$;再构造该机器的补机器,就得到 $(C_1 \wedge C_2)$ 对应的 $FA \rightarrow (\neg M_1 \vee \neg M_2)$ 。对于 $(C_1 - C_2)$, 因 $C_1 - C_2 = C_1 \wedge \neg C_2$, 先构造 $\neg C_2$ 对应的机器 $\neg M_2$,再构造 $C_1 \wedge \neg C_2$ 对应的机器 $M_1 \wedge \neg M_2$,方法如上述。

3.3 MDFA 的构造算法

现将 N DFA 转换为 MDFA。这里可参照文献^[9]中的标准算法先将 N DFA 转换为 DFA,将得到的 DFA 最小化,就得到其等价的最小确定性有穷自动机 MDFA,且不计同构是唯一的。

上述方法构造的 MDFA 中,其每一条由初始状态 S_0 到达某一终结状态 S_A 的通路对应的 n 元组是其对应 CSP 问题的一个满足约束条件的解。如按目标函数求优化解,可采用深度优先搜索方法,并在分支点上采用启发式方法来加快搜索速度。如果穷举其所有解以求出其最优解因状态数目巨大而运算开销太大,则可采用遗传算法、蚁群算法等求其较优解。该解对应 e-learning 环境中的较优学习活动路径。

3.4 关于启发式策略的使用

应该指出,随着 CSP 问题规模的增大,搜索空间也呈指数级增长。这时要在可以接受的时间内完成规划任务需要应用启发式方法,以减小搜索空间。

启发式方法的使用可以分为两个阶段。一方面,在问题建模阶段,可根据问题的定义自动抽取出发式估计方程,并将其包括在约束公式之中,如缩小变量值域的上下界范围,以避免无用的搜索。该方法的基本思想与启发式规划方法相似,都是利用估计逼近费用或时间,以支持约束条件或从某一估计的初始状态开始活动。启发式估计可用各种不同方法算出,如使用无约束规划图、无约束计划或近似计划^[10,11]。例如,用无约束规划图直接进行启发式估算,可估计出一个活动最早的开始时间,它也可作为可达性的最佳度量,即每个活动 a 与开始节点之间的距离 $\text{Dist}(\text{Start}, a)$, 则约束条件 $E(\text{Start}) \leq S(a)$ 改为 $E(\text{Start}) + \text{Dist}(\text{Start}, a) \leq S(a)$, 使该约束更加逼近活动 a 的开始时间,从而有效地缩小了搜索空间。另一方面,在问题求解过程中,一些估计方法也可用于 CSP 求解,如分支启发,即当因果链结 $\text{Sup}(c, a)$ 出现分支点时采用启发方法。这些启发算法可以是通常的变量或值的启发式选择。对前者,被首先选出的变量可以是具有最大数目约束条件的变量,或最小值域的变量,以减小分支数。对于后者,启发方法可提供一种排序标准,应用到提供因果链结的活动集 $\{a_i\}$ 上按值排序。例如,可启发式地决定选择有最小 $\text{Dist}(\text{Start}, a_i)$ 值的活动 a_i 为第一个活动,即最先到达的活动,以减少等待时间。

此外,还可以利用诸如向前探测、弧一致性或预测技术等来求解 CSP。这些方法能形成一种修枝机制,使用限制去缩小变量值域,丢弃一些无用的局部解,从而提高整个求解过程的性能。特别地,当启发式算法包含于问题的公式中时,并不会对求解过程造成额外负担,因为它可在预处理阶段进行,这使得启发式算法能独立于求解过程本身。

具体结合到网络学习环境中,假设任务集合 $Tl_1 = \{t_1 l_1, t_2 l_1, \dots, t_i l_1\}$ 和 $Tl_2 = \{t_1 l_2, t_2 l_2, \dots, t_j l_2\}$ 均可分别包括在学习者 l_1 和 l_2 的学习路线(计划)中。由于 CSP 求解器的目的是找出哪些任务是解的一部分,一个基本的穷举方法则是试图首先实例化与任务 $t_1 l_1$ 有关的变量,然后以与 $t_1 l_2, t_2 l_1, t_2 l_2$ 等有关的变量,按宽度优先的方式变换两个学习者的任务。但如果因为对某一个学习者所选的任务导致了冲突,则将导致对另一个学习者任务进行很多不必要的回溯。比如,如果任务 $t_1 l_1$ 被错选,则 CSP 求解器将必须对已经实例化的任务 $t_1 l_2, t_2 l_1, t_2 l_2$ 等进行回溯。但这永远不能找出对学习者的 l_1 选择安排任务 $t_1 l_1$ 的错误的原因,而且会使得求解过程必须做很大程度的回退。当学习者数目增加且他们都做相同任务的时候,这种效率低下的状况会更加严重。针对这个问题,我们可以采用一种非常有效的值域相关的启发式算法,即简单地将同一个学习者有关的变量组合在一起。这样,选择策略会

首先选出一个学习者的变量集,并且在给第一个学习者找到有效的学习路线之前不会继续选第二个学习者的变量。不难发现,该方法类似于深度优先的探索方法,虽然当不同学习者共享同一个具有并发访问限制的资源时仍会产生回溯,但总的来讲,该策略不会给求解过程引入额外开销,因为变量组合独立于解题过程本身,可在求解问题之前进行计算,并且该策略可在较短的时间里为更多的学习者找到学习路线。

4 实验与分析

对于本文提出的模型及求解方法,我们结合已有的项目基础和相关研究进行了评估分析。具体环境以单机测试为主,机器主频为 2.6GHz,内存为 1G,开发软件采用了 eclipse,并将 Choco 库^[12]作为 CSP 问题的求解器集成到系统中,来测试学习活动调度的生成效果。在相关的项目研究中,我们已经完成了《计算机组成原理》这门课程的知识点提取、关系定义,并利用 Protégé 建立了知识本体。在该课程的知识点体系结构上,可以方便地定义本文研究所需要的学习活动图,如图 4 所示。鉴于篇幅的限制,图中只列出了课程的一部分知识点,并抽象出知识点之间的链接关系。

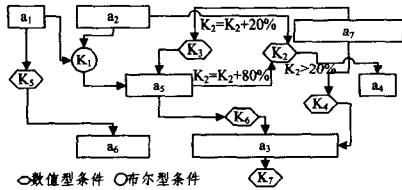


图 4 学习活动图

图中 K 为知识点, a 为活动。布尔型条件的知识点表示该知识点要么掌握,要么完全不会,通常为一些基本定义或概念型的知识点。而数值型条件的知识点表示该知识点掌握程度可以进一步划分,这类知识点通常为一些方法或应用类的知识点。根据图 4,我们对 CSP 模型中的变量有表 2 所列的取值范围的限定。

表 2 主要变量的取值范围

变量	取值范围	变量	取值范围
Sele(a)	{0,1}	Sup(k,a)	{a1,a2,a3,a4,a5,a6,a7}
S(a)	[0,15]	T(k,a)	[1,15]
E(a)	[1,16]	Stu_S(k,a)	[0,15]
Span(a)	[1,4]	Stu_E(k,a)	[1,16]
Va(k,a)	[0,5]	Vu(k,a)	[0,5]

表 2 中每个变量的含义在前面的模型定义中已经说明。这里我们还需要定义一组学习者对象,才能对本文的方法进行测试验证。假设有 4 个学习者,分别为 L_1, L_2, L_3, L_4 。每个学习者的初始特征信息、最佳接受方式、学习常用方法以及对各个知识点的掌握情况如表 3 所列。

表 3 学习者特征信息

学习者	偏好	方法	K1	K2	K3	K4	K5	K6	K7
L_1	视频	归纳	0	40%	0%	80%	100%	0%	0%
L_2	文本	推理	1	100%	40%	20%	0%	0%	0%
L_3	声音	推理	0	0%	100%	100%	60%	0%	0%
L_4	文本	归纳	0	20%	100%	40%	0%	0%	0%

假设当前系统的目标是上述学习者期望以最短的时间掌握知识点 K_7 ,同时还要满足学习活动 a_1 并发访问限制为 2,学习者 L_1 和 L_3 需要同时协作完成学习活动 3 的约束条件,利用本文测试平台运行得到学习者 L_1 的一组满足约束方程

组的赋值方案如表 4 所列。

表 4 学习者 L_1 的赋值结果

变量	取值	变量	取值	变量	取值
Sele(a1)	1	Sele(a3)	1	Sup(k,a)	{a1,a6,a7}
Sele(a2)	1	Sele(a4)	0	T(k,a)	[1,15]
E(a)	[1,16]	Sele(a5)	1	Stu_S(k,a)	[0,15]
Span(a)	[1,4]	Sele(a6)	0	Stu_E(k,a)	[1,16]
Va(k,a)	[0,5]	Sele(a7)	1	Vu(k,a)	[0,5]

同理,我们可以得到另外 3 个学习者 L_2, L_3, L_4 的赋值方案。按照 CSP 模型特征,上述变量的赋值方案一旦确定,即得到了一个问题的解。由于该解实质上刻画了对学习活动的调度,我们可以利用甘特图,如图 5 所示。

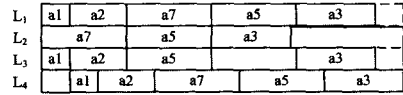


图 5 学习活动甘特图

以上调度结果表明,在满足相关约束条件的基础上,算法达到了预期的运行效果,即本文提出的方法能有效地为不同学习者规划学习活动路径,从而实现导航服务。当然,这里分析的是一个较具有代表型的经典测试用例。在进一步测试过程中,我们还发现,当系统中存在允许重复的活动时,由于在建模时是将这类活动按照其允许的最大重复次数来建立的多个克隆实例,即每个实例都具有相同的值域和约束条件,因此在求解过程中若算法已经发现其选中的一个实例即 $Sele(a_i)=1$ 会导致无解,理论上在回溯过程中选择其它克隆实例同样会导致无解。在这种情况下,CSP 求解器会浪费大量时间资源去处理,但都会导致无解的相同活动,这些多余的搜索将显著降低搜索算法的整体性能。对于这个问题,我们可以增加约束条件:设 a 是一个最多可重复 n 次的活动,在模型中产生 n 个实例($a_{rep1}, a_{rep2}, \dots, a_{repn}$),每个都带有全部变量和约束条件,且:

for($i=1; i < n; i++$) {
if Sele(a_{rep_i})=0 then Sele($a_{rep_{i+1}}$)=0}

该循环的目的是产生形为 if Sele(a_{rep_1})=0 then Sele(a_{rep_2})=0, if Sele(a_{rep_2})=0 then Sele(a_{rep_3})=0, ... 的约束条件。这些约束条件使 CSP 求解器有序地处理这些任务,即当 a_{rep_1} 和 a_{rep_2} 两个任务已选入规划结果前,任务 a_{rep_3} 不会被安排,这样就防止了对象任务进行回溯造成的时间浪费。

通过以上分析,也表明了本文基于 CSP 和自动机方法设计的模型具有较强的灵活性和可扩展性,能较好地满足网络学习应用环境中的各种复杂需求。

结束语 在网络教学环境中,实现学习者期望的学习目标并不是简单地把相关学习内容呈现在学习者面前,而是按照教学规律组织一系列的学习活动,即提供学习导航服务,以能更好地保证学习效果。本文根据学习导航问题的实质,将其定义为基于约束满足的规划问题,并进行了求解。通过本文的研究,我们发现约束规划法的表述能力非常适合对学习导航的模型建立,同时问题求解算法复杂度也能够结合具体的应用环境加以控制。由于本文的实验运行结果当前只能反映本文方法在所定义的模型基础上能够在有效时间内找到较优的解,从学习者的角度来看学习效果是否得到了改进,还需要在实际应用中进一步验证,因此本文的下一阶段工作重点将把文中提出的模型和方法集成到实际应用系统中并加以完善。

参考文献

- [1] Gao Min, Wu Zhongfu. Personalized Context-Aware Collaborative Filtering Based on Neural Network and Slope One[J]. *Lecture Notes in Computer Science*, 2009; 109-116
- [2] Gao Min, Wu Zhongfu, Du Jianjun. Incorporating Pragmatic Information in Personalized Recommendation Systems[C]// *Proceedings of The 11th International Conference on Informatics and Semiotics in Organizations*, 2009(ICISO'09). April 2009
- [3] 陈源, 史忠植. 约束满足问题求解途径之比较与分析[J]. *计算机科学*, 1998, 25(1): 8-12
- [4] Brucker P. *Scheduling Algorithms*(5th Edition)[M]. Germany: Springer-Verlag, 2007; 12-29
- [5] Penberthy J, Weld D S. UCPOP: A Sound, Complete, Partial-order Planner for ADL[C]// *Proceedings of the International Conference on Principles of Knowledge Representation and Reasoning*. Kaufmann, 1992; 103-114
- [6] Vidal V, Branching G H. Pruning: An Optimal Temporal POCL Planner Based on Constraint Programming[J]. *Artificial Intelligence*, 2006, 170; 298-335
- [7] Long D, Fox M. Encoding Temporal Planning Domains and Validating Temporal Plans[C]// *Proceedings of the 20th UK Planning and Scheduling SIG Workshop*. 2001; 167-180
- [8] Vempaty N R. Solving Constraint Satisfaction Problems Using Finite State Automata[C]// *AAAI*. 1992; 453-458
- [9] Hopcroft J E, Ullman J, et al. *Introduction to Automata Theory, Languages and Computation*[M]. Addison-Wesley, 1979; 56-71
- [10] Bonet B, Geffner H. Planning as Heuristic Search[J]. *Artificial Intelligence*, 2001, 129; 5-33
- [11] Haslum P. Improving Heuristics Through Relaxed Search—An Analysis of TP4 and HSP[J]. *Journal of Artificial Intelligence Research*, 2006, 25; 233-267
- [12] The Choco Team. Choco: an Open Source Java Constraint Programming Library[D]. *Third International CSP Solver Competition*, 2008
- (上接第 25 页)
- [2] 李宝林, 张翼英, 兰芸. 用关联分析技术识别不良信息特征项的新方法[J]. *计算机工程与应用*, 2003(28)
- [3] Roberts S, Tarassenko L, Pardey J, et al. A validation index for artificial neural networks[C]// *Proceedings of First International Conference on Neural Networks and Expert Systems in Medicine and Healthcare*. 1994; 24-30
- [4] Parra L, Deco G, Miesbach S. Statistical independence and novelty detection with information preserving nonlinear maps[J]. *Neural Computation*, 1996, 8(2); 260-269
- [5] 杨全峰, 申铎京. 基于内容的敏感图像过滤关键技术研究及应用[J]. *仪器仪表学报*, 2007, 28(11)
- [6] 温泽逢, 袁华. 基于内容的图像过滤新方法[J]. *通信学报*, 2006(27)
- [7] 段丽娟, 崔国勤, 高文, 等. 多层次特定类型图像过滤方法[J]. *计算机辅助设计与图形学学报*, 2002, 14(5)
- [8] Jabri S, Duric Z, Wechsler H, et al. Detection and Location of People in Video Images using Adaptive Fusion of Color and Edge Information[C]// *Proc. Int. Conference on Pattern Recognition*. 2000
- [9] Adams W H, Iyengar G, Lin C Y, et al. Semantic Indexing of Multimedia Content Using Visual, Audio, and Text Cues[J]. *EURASIP Journal on Applied Signal Processing*, 2003
- [10] Velivelli A, Ngo C-W, Huang T S. Detection of Documentary Scene Changes by Audio-Visual Fusion[C]// *Proc. Int. Conference on Image and Video Retrieval*. 2004
- [11] Berretti S, Bimbo A D, Pala P. Merging Results for Distributed Content Based Image Retrieval[J]. *Multimedia Tools and Applications*, 2004, 3(24); 215-232
- [12] Raskar R, Ilie A, Yu J. Image fusion for context enhancement and video surrealism[C]// *Proceedings of the 3rd international symposium on Non-photorealistic animation and rendering*. 2005
- [13] Zhai Y, Yilmaz A, Shah M. Story Segmentation in News Videos using Visual and Textual Cues[C]// *Proc. ACM Int. Conference on Multimedia*. 2005
- [14] Zhu Qiang, Yeh Mei-chen, Cheng Kwang-ting. Multimodal fusion using learned text concepts for image categorization[C]// *Proceedings of the 14th annual ACM international conference on Multimedia*. 2006
- [15] Grobe P W L, Holzappel H, Waibel A. Confidence based multimodal fusion for person identification[C]// *Proceeding of the 16th ACM international conference on Multimedia*. 2008
- [16] Liu M, Fu Y, Huang T S. An audio-visual fusion framework with joint dimensionality reduction[C]// *IEEE Conf. on IC-ASSP*. 2008
- [17] Callan J, Crestani F, Nottelmann H, et al. Resource selection and data fusion in multimedia distributed digital libraries[C]// *Proceedings of the 26th annual international ACM SIGIR conference on Research and development in information retrieval*. 2003
- [18] Wei Xiao-yong, Ngo Chong-wah. Ontology-enriched semantic space for video search[C]// *Proceedings of the 15th international conference on Multimedia*. 2007; 981-990
- [19] Yang W. Personal Authentication Using Finger Vein Pattern and Finger-Dorsa Texture Fusion[C]// *Proceedings of the 17th ACM international conference on Multimedia*. 2009; 905-908
- [20] Shi Y, Zhang T. Feature analysis; support vector machines approaches[C]// *SPIE Conference on Image Extraction, Segmentation, and Recognition*. 2001; 245-251
- [21] 孟小峰, 周龙骧, 王珊. 数据库技术发展趋势[J]. *软件学报*, 2004, 15(12)
- [22] 王伟平, 张冬冬, 李建中, 等. 一种有效的挖掘数据流近似频繁项算法[J]. *软件学报*, 2007, 18(4)
- [23] 李人和, 宫学庆, 周游弋, 等. RealMon: 处理低质量 SNMP 数据流的实时监测系统[J]. *山东大学学报*, 2007, 42(11)
- [24] 常建龙, 闫莺, 宫学庆, 等. SMART: 基于数据流技术的电信网络流量监控系统[J]. *山东大学学报*, 2007, 42(11)
- [25] 桂浩, 冯玉才, 李又奎. 面向流数据的数据管理系统的研究[J]. *计算机应用研究*, 2005, 22(1)
- [26] 闫莺, 金澈清, 曹锋, 等. 多数据流上共享窗口连接查询的降载策略[J]. *第二十一届中国数据库学术会议*, 2004, 41(10)
- [27] Hristidis V, aldivia O, et al. Information discovery across multiple streams [C]// *Proc. Int. Information Sciences*. 2007