

# 采用贝叶斯网络建立一种智能学习环境学生代理模型的研究

钟国祥<sup>1</sup> 邱玉辉<sup>2</sup>

(重庆教育学院 重庆 400067)<sup>1</sup> (西南大学计算机与信息科学学院 重庆 400715)<sup>2</sup>

**摘要** 贝叶斯(Bayesian)网络近年成为智能代理引人注目的研究方向,本文在介绍 Bayesian 网络及其构建方法、学习方法的基础上,构建了一个通用的可扩展的智能学习环境中的学生模型。

**关键词** 贝叶斯网络,智能学习环境,学生模型

## A Study of Building a Student Agent Model in Intellectual Learning Environment by Using Bayesian Network

ZHONG Guo-Xiang<sup>1</sup> QIU Yu-Hui<sup>2</sup>

(Chongqing Education College, Chongqing 4000067)<sup>1</sup>

(School of Computer and Information Science, Southwest University, Chongqing 400715)<sup>2</sup>

**Abstract** Bayesian network caught us eye in the field of intellectual agent and it becomes the main study target recently. The essay is based on the introduction to Bayesian network and its constructing method, learning method. And it builds up a current and expansible student model for intellectual learning environment.

**Keywords** Bayesian network, Intellectual learning environment, Student model

## 1 引言

智能学习环境的研究已有 10 年的历史,但主要从建构主义学习理论出发就某一特定学习课程或内容构建一个具体的智能学习环境,或者就智能学习环境的某一方面进行探讨。在教学改革突飞猛进的时代,从可扩展性的角度建立一个通用的智能学习环境,对于加快智能环境的开发和应用具有十分重要的意义。学生代理模型是智能学习环境中学习者个性特征的逻辑实体,作为研究智能学习环境,构建学生代理模型是十分关键的。本文提出的智能学习环境是从建构主义学习理论、混合学习理论、现代教学理论出发,以学生学习为中心,由相匹配的设备、工具、技术、媒体、教材、教师、同学等构成的一个智能性、开放式、集成化的数字虚拟现实学习空间,它既支持学生学习的自主建构,又提供适时的学习指导。由于学生模型涉及领域知识、个性、学习风格等众多复杂的因素,学习者输入信息常常带有模糊、不一致、不完全的困难,教学专家在对学习者的行为进行分析时也具有模糊性、主观性、近程性、典型性、非线性等特点,因此使用现有软件技术让计算机自动构建一个全面准确的学生模型显然是不现实的;同时学生是在发展变化的,学生模型也应当是发展变化的。为此作者认为智能学习环境中的学生代理模型应当是由教师和学习者在学习过程中不断完善的一个模型,学生代理模型的初始状态可以是一种通用的骨架。由于贝叶斯公式可以利用当前观察到的某些数据得出后验概率,而且网络结构具有形象化的表示特点,因此采用基于贝叶斯网络的学生代理模型可以反映学习者的发展变化,同时形象化地表示学生代理模型中诸要素和知识点之间的相关性。

## 2 贝叶斯网络

### 2.1 贝叶斯网络

贝叶斯网络是一种图形化地表示一组变量间的联合概率

分布函数的模型。它包括了一个结构模型和与之相关的一组条件概率分布函数。结构模型是一个有向无环图(DAG),其中的节点表示随机变量,是对于过程、事件、状态等实体某特性的描述;边则表示变量间的概率依赖关系;图中的每个节点都有一个在其父节点条件下该节点的条件概率分布函数。这样,一个贝叶斯网络就用图形化的形式表达了如何将与一系列节点相关的条件概率函数组合成为一个整体的联合概率分布函数,是一种知识的表示形式。其中因果贝叶斯网络是指具有因果含义的贝叶斯网络,其中每个节点的父节点被解释为该节点相对于模型中其它节点的直接原因。它提供了一种自然地表示因果信息的方法。则称没有因果意义的贝叶斯网络为概率贝叶斯网络。关于一组变量  $X = \{X_1, X_2, \dots, X_n\}$  的贝叶斯网络结构由以下两部分组成:

网络结构  $S$ 。它是一个表示  $X$  中变量的条件独立断言的网络结构。 $S$  是一个有向无环图,其中的节点一一对应于  $X$  中的随机变量  $X_i$ , 节点之间缺省弧线表示条件独立。 $P_{a_i}$  为  $S$  中节点  $X_i$  的父节点的集合(图中的节点和其对应的数据变量都用同一符号表示)。

$X$  的局部概率分布集合  $P$ 。这是与  $X$  中每一个变量相联系的, $P$  中的每一元素为  $X$  中的变量  $X_i$  的条件概率密度  $p(X_i | P_{a_i}, \zeta)$ , 其中  $\zeta$  为先验信息。则  $S$  和  $P$  定义了  $X$  的联合概率分布。由概率的乘法规则得

$$p(X | \zeta) = p(X_1, X_2, \dots, X_n | \zeta) = \prod_{i=1}^n p(X_i | X_1, \dots, X_{i-1}, \zeta) \quad (1)$$

对于任一数据变量  $X_i$ , 必可以找到一个与  $X_i$  条件都不独立的最小子集  $\pi_i \subseteq \{X_1, X_2, \dots, X_{i-1}\}$ , 使得

$$p(X_i | X_1, \dots, X_{i-1}, \zeta) = p(X_i | \pi_i, \zeta)$$

此时,  $\pi_i$  中的变量就为贝叶斯网络中  $X_i$  的父节点  $P_{a_i}$ , 故

$$p(X | \zeta) = \prod_{i=1}^n p(X_i | P_{a_i}, \zeta) \quad (2)$$

则由  $(S, P)$  确定了一个贝叶斯网络结构。

## 2.2 贝叶斯网络的构建方法

贝叶斯网络的构建,是首先由相关领域的专家根据事物之间的关系来确定出结构模型,即有向无环图,然后再利用其它方法确定每个节点的条件概率,但这样构建的网络模型无法保证其客观性和可靠性。因此,人们尝试引入客观的观测数据,将领域专家的先验知识与观测数据相结合来构建相应的贝叶斯网络。随后又进一步尝试在较少的先验知识甚至无任何先验知识下,完全从观测数据中构建恰当的贝叶斯网络模型。因为贝叶斯网络结构的构建是领域专家对于不同事物之间根据其主观的因果知识构建的,它是事物之间因果关系的定性和定量的描述;又引入观测数据进行学习,就可以减少构建模型的主观性,并增加其可靠性。整个发展阶段都是以构建特定领域的因果贝叶斯网络模型为目的。

贝叶斯网络结构的一般建立步骤<sup>[16]</sup>为:

首先,必须确定与建立模型有关的变量及其解释。

其次,建立一个表示条件独立断言的有向无环图。根据概率乘法公式有

$$p(x) = \prod_{i=1}^n p(x_i | x_1, x_2, \dots, x_{i-1}) = \prod_{i=1}^n p(x_i | P_{a_i}) \quad (3)$$

为了决定贝叶斯网络的结构,需要将变量  $X_1, X_2, \dots, X_n$  按某种次序排序,而且要决定满足(3)式的父节点集  $P_{a_i}$  ( $i = 1, 2, \dots, n$ )。

如何从  $n$  个变量中找出适合条件独立的顺序,是一个组合爆炸问题,因为要比较  $n!$  种变量顺序。不过通常可以在现实问题中决定因果关系,并且因果关系常常对应于条件独立的断言。因此可以从原因变量到结果变量划一个带箭头的弧来直观表示变量之间的因果关系。

最后,指派局部概率分布  $p(x_i | P_{a_i})$ 。在离散的情形,需要为每一个变量  $X_i$  的父节点集的各个状态指派一个分布。以上各步可以交叉进行,而不是简单的顺序进行可以完成的。

## 2.3 贝叶斯网络的学习

系统经过运行能修正其行为称为学习。贝叶斯理论中后验信息是由先验信息与样本数据综合得到的,即可以通过样本信息使先验信息得以修正。因此贝叶斯公式中蕴含了一种学习机制,使用这种学习机制来改善系统的功能,就称为贝叶斯学习。

贝叶斯网络学习就是用数据对先验知识的修正。若我们把根据先验知识构造的贝叶斯网络称为先验贝叶斯网络;把先验贝叶斯网络和数据相结合而得到的贝叶斯网络称为后验贝叶斯网络;则这个修正过程就称为贝叶斯网络学习。它实质上就是找出一个能够最真实地反映现有数据库中各数据变量之间的依赖关系的贝叶斯网络模型。贝叶斯网络能够持续学习,上次学习得到的后验贝叶斯网络变成下一次学习的先验贝叶斯网络。贝叶斯网络学习是贝叶斯网络构建中的关键环节。由于贝叶斯网络本身并没有输入和输出的概念,各结点的计算是独立的,因此,贝叶斯网络的学习既可以由上级节点向下级节点推理,也可以是由下级节点向上级节点的推理。这将有助于利用数据间的因果关系来进行预测分析。贝叶斯网络学习一般包括参数学习、概率学习和结构学习。

### (1) 参数学习

若给定贝叶斯网络的结构,如何利用已知样本数据去修正网络的参数的概率分布,即更新网络变量原有的先验分布。这种由参数先验分布到参数后验分布的过程称为参数学习。包括具有完整和不完整数据的贝叶斯网络的参数学习。

### (2) 概率学习

由先验联合分布到后验联合分布的过程称为概率学习。

### (3) 结构学习

结构学习是寻找对先验知识和数据拟合得最好的贝叶斯网络结构。它有两种方式,一种是结构选择(model selection),即选择一个最好的网络结构;另一种是选择性的网络平均(selective model averaging),即选择合适数量的网络,这些网络结构可以代表所有的网络结构。我们主要讨论结构选择。由于网络结构的分布随着变量的数目和每个变量的状态数量呈指数级增长,因此,结构学习不但是整个学习过程的基础,而且是一个 NP 难题。近 10 年来,人们借鉴统计学领域对多变量联合概率分布近似分解的方法,从多个角度对该问题进行研究。在一系列假设下,人们通过将先验信息与观测数据相结合,实现了多种网络结构模型的学习算法,进而提出了在没有任何先验信息情况下的相应算法。

## 2.4 贝叶斯网络的特点

(1) 贝叶斯网络将有向无环图与概率理论有机结合,不但具有了正式的概率理论基础,同时具有更加直观的知识表示形式。一方面,它可以将人类所拥有的因果知识直接用有向图自然直观地表示出来;另一方面,也可以将统计数据以条件概率的形式融入模型。这样,贝叶斯网络就能将人类的先验知识和后验的数据有机地结合,克服框架、语义网络等模型仅能表达处理定量信息的弱点和神经网络等方法不够直观的缺点。

(2) 贝叶斯网络与一般知识表示方法不同的是:它是对于问题域的建模。因此当条件或行为等发生变化时,不用对模型进行修正。

(3) 贝叶斯网络是用图形化表示随机变量间的联合概率,因此便于处理各种不确定性信息。

(4) 贝叶斯网络中没有确定的输入或输出节点,节点之间是相互影响的,任何节点观测值的获得或者对任何节点的干涉,都会对其他节点造成影响,并可以利用贝叶斯网络推理来进行估计预测。

(5) 贝叶斯网络的推理是以贝叶斯概率理论为基础的,不需要外界的任何推理机制,不但具有理论依据,而且将知识表示与知识推理结合起来,形成统一的整体。

## 3 基于贝叶斯网络的学生代理模型结构

学生代理模型是智能学习环境中关于学习者个体特征的逻辑实体,是教学安排的主要依据,基于贝叶斯网络的学生代理模型结构如图 1 所示。

### 3.1 关于变量的说明

学生代理模型中设置了 4 大类变量。学习方式与九个变量相联系,其中个体性指学习者独立学习程度;合作性指学习者合作学习程度;交流性指学习者学习过程中的交流程度;实践性指学习者运用知识解决问题的能力;探究性指学习者探讨问题的能力;创新性指学习者的创造能力;理智性指学习者遇到问题时的处理方式,冲动性地处理还是冷静思考后处理;适应性指学习者适应新环境的能力;依赖性指对学习环境的依赖程度。学习评价与依赖性和性别相联系,指学习者对学习评价的需求度。学习态度与性别和恒定性相联系,其中恒定性指学习者的意志力和持久性。已由知识则与正确知识、错误知识、偏好知识相联系,其中偏好知识指学习者特别感兴趣的知识,且正确知识、错误知识和偏好知识均可采用基于贝

(下转第 206 页)

忆库,当以合遇到类似求解问题时,则从记忆库中直接搜寻该问题的记忆抗体,从而提高求解的效率。

### 3 免疫排课算法

如果把一周(5天)看作一个连续的时间段,从星期一上午到星期五的晚上总共分为30个时间段(包括每天中午和下午的两个时间段),则排课的分配过程可以看作下面的函数关系:

$$L=f(x,y,z)$$

$$1 \leq x \leq 30, 1 \leq y \leq n, 1 \leq z \leq m$$

$$L \in \{\text{True}, \text{False}\}$$

其中x是时间段编号,y是课程编号,z是场地编号,当L=False时表示对应的(x,y,z)没有被分配或者不满足约束条件。

最优化问题可以表述为:

$$\max_{x,y,z} \sum_{x=1}^{30} \sum_{y=1}^n \sum_{z=1}^m w(f(x,y,z))$$

$$\text{其中}, w(f(x,y,z)) = \begin{cases} w_z & f(x,y,z) = \text{False} \\ 0 & f(x,y,z) = \text{True} \end{cases}$$

即剩余容量最大。

(1)解空间 排课问题是一个有约束的优化问题。对此,限定解空间为所有可行解的集合。每个可行解是一个  $30 \times n \times m$  的三维布尔矩阵。

(2)新解的产生 随机选取满足约束条件的(x,y,z),若(x,y,z)不在可行解中,则将其直接放入可行解矩阵,或同时从可行解矩阵取出另一(x',y',z');若(x,y,z)已在可行解矩阵中,则将其取出并同时随机放入另一(x',y',z')。

(3)剩余场地容量差 伴随的剩余场地容量差为:

$$\Delta w = \begin{cases} w_x & \text{将}(x,y,z)\text{直接放入} \\ w_x - w_{x'} & \text{将}(x,y,z)\text{放入且}(x',y',z')\text{取出} \\ w_{x'} - w_x & \text{将}(x',y',z')\text{放入且}(x,y,z)\text{取出} \end{cases}$$

(4)免疫参数选取 新抗体的繁殖,对于新个体的选择采用按比例选择的方法,同时还采用了最佳抗体保留的方法,这样可以加快搜索过程。交叉操作采用部分匹配交叉,交叉概率选取0.19。

新抗体的控制由目标函数值的大小决定。

总结 用免疫算法实现排课的(近似)最优解是一种比较简单而收敛速度较快的方法,最大的优点是能得到均匀的时间段。

实际应用也可以没有终止条件,可以依次提供不同的可行解以供使用者选择。如果只考虑最优解的问题,可以多次实验选择较好的迭代控制参数。

免疫算法的收敛速度对参数选择非常敏感,合适的参数需要实验获得,收敛速度和最优效果很难两全。

### 参考文献

- Farmer J D, Packard N H, Perelson A S. The immune system adaptation and machine learning [J]. Physics D, 1986, 22: 187~204
- Schmidt G, Strohlein T. Timetable construction—an annotated bibliography [J]. The Computer Journal, 1980, 23 (4): 307~391
- 梁立,徐敏,高丽金.排课的遗传算法[J].云南师范大学学报(自然版),2006,26(2):39~41
- 梁立,陈玉华,徐敏.基于贪心法的排课算法[J].云南师范大学学报(自然版),2005,25(3):9~12
- 孙惠泉.图论及其应用[M].北京:科学出版社,2004

(上接第204页)

叶斯网络的覆盖模型构建。

### 3.2 关于节点条件概率

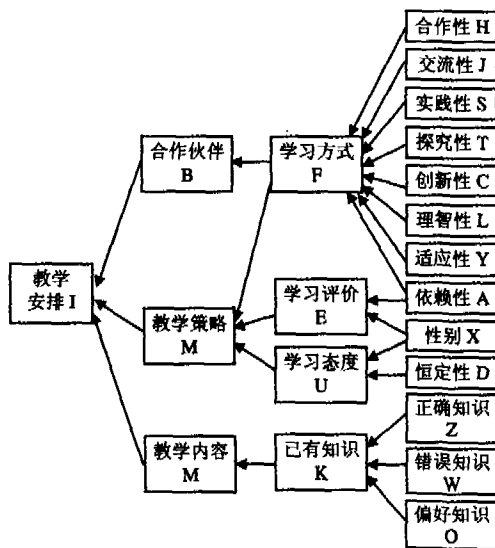


图1 学生代理模型结构图

根据图1,需要的先验概率有: $P(G)$ 、 $P(H)$ 、 $P(J)$ 、 $P(S)$ 、 $P(T)$ 、 $P(C)$ 、 $P(L)$ 、 $P(Y)$ 、 $P(A)$ 、 $P(X)$ 、 $P(D)$ 、 $P(Z)$ 、 $P(W)$ 、 $P(O)$ 。

条件概率有:

$$P(F|G, H, J, S, T, C, L, Y, A);$$

$$P(E|A, X)$$

$$P(U|X, D)$$

$P(K|Z, W)$

### 3.3 学生代理模型的学习

学生代理模型的学习采用前述的参数学习、概率学习和结构学习进行,为保证学生代理模型的完整准确,我们既从学习者行为中进行收集,同时也充分发挥教师的指导功能,具体学习模型如图2所示。

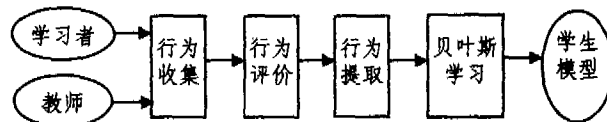


图2 基于贝叶斯网络学生代理模型的学习模型

结束语 贝叶斯网络近年成为智能代理重要的研究方向,本文在介绍贝叶斯网络及其构建方法、学习方法的基础上,建立了一种基于贝叶斯网络的学生代理模型,这种模型反映了学生代理模型建立的规律和需要,为研究通用智能学习环境奠定了一定基础。

### 参考文献

- Jensen F V. An Introduction to Bayesian Networks [M]. New York: Springer, 1996
- Jensen F V. Bayesian Networks and Decision Graphs [M]. New York: Springer, 2001
- 贺炜,潘泉,张洪才.贝叶斯网络结构学习的发展与展望.信息与控制,2004(4)
- 黄解军,万幼川,潘和平.贝叶斯网络结构学习及其应用研究.武汉大学学报,2004(4)
- 王玮,陈恩红,王煦法.基于贝叶斯方法的知识发现.小型微型计算机系统,2000(7)
- 王陆.虚拟学习社区原理与应用.北京:高等教育出版社,2004. 242~250