维普资讯 http://www.cqvip.com

第 10 卷第 2 期
2007 年 4 月

管 理 科 学 学 报
JOURNAL OF MANAGEMENT SCIENCES IN CHINA

Vol.10 No.2
Apr. 2007

时间贝叶斯网络及其概率推理①

蒋国萍，陈英武
（国防科技大学信息系统与管理学院管理系，长沙 410073）

摘要：针对贝叶斯网络应用中出现的循环和动态问题，研究贝叶斯网络的时间扩展.给出了时间贝叶斯网络的定义；探讨了时间贝叶斯网络中环的存在合理性判断问题；给出了时间贝叶斯网络的概率推理算法，应用示例说明了方法的可行性.

关键词：贝叶斯网络；动态；概率推理；模型化简

中图分类号：TP18　　**文献标识码**：A　　**文章编号**：1007－9807(2007)02－0012－07

0 引 言

贝叶斯网络（Bayesian Network，BN）[1~3]，又称贝叶斯信度网络（Bayesian Belief Network，BBN）或信度网，是图论与概率论的结合.BN 是变量间概率关系的图形化描述，提供了一种将知识直觉的图解可视化的方法，同时又是一种概率推理技术，使用概率理论来处理在描述不同知识成分之间的因条件相关而产生的不确定性.贝叶斯网络直观地表示为一个复杂的赋值因果关系图，图中各节点表示所讨论的问题域中的变量（或事件），节点之间的弧表示事件之间的概率依赖关系.贝叶斯网络已经在信息恢复、故障诊断与检测、经济领域、应用医学、交通管理、文化教育以及国防系统等各领域得到了广泛的应用.

在贝叶斯网络的应用中，经常会遇到系统中存在反馈、因果关系与时间相关等现象.如应用贝叶斯网络为项目进度风险建模，应为各项活动的持续时间建模，即时间是模型中的节点之一；且活动之间的时间紧前关系、不确定性关系以及逻辑关系都可能与时间有关，也就是说节点之间的关系是时间相关的.但传统的贝叶斯网络本质上描述的是静态的系统特征，不具备表示变量内部以及变量之间的时间关系的机制.因此有必要对传统贝叶斯网络进行适当的扩展.时间扩展[4]就是解决问题的途径之一.

在 BN 中表示时间主要有两种思路[5]，一是通过动态贝叶斯网络（Dynamic Bayesian Network，DBN），将一个系统表示成从起始时间到终止时间的一系列快照，每一个快照包含一个完整的网络结构，表示系统在该时间（时刻）的状态，前后两个快照的相关节点之间添加因果联系，表示在不同时间的节点间关系.另一种思路是对 BN 进行时间扩展.Berzuni[6]提出在网络中增加一些代表时间区间的节点，但这样可能会显著增加网络的大小和复杂性.Tawfid 和 Neufeld[7]提出将节点的条件概率视为时间的函数，因此需要有关概率随时间变化的外生知识而且需要明确网络中每个节点在不同时刻的取值.Santos[8]提出的用时间扩展 BN 网络结构的方法是使每个节点具有针对于时间区间的值，同时节点的弧包含时间扩展（时间区间关系）.上述这些时间扩展技术针对已经定义好的连续或离散的时间区间，对于事先不能明确在不同时间区间内取值的变量无法进行概率推断.

本文基于一个非常重要的假设——网络中的节点在获得新证据之前保持原有的状态，对节点进行时间扩展，节点间的弧通过标注因果关系发生的迟滞时间而进行时间扩展.重新定义时间贝

① 收稿日期：2005－03－29；修订日期：2005－12－09.
基金项目：国家自然科学基金资助项目(70272002).
作者简介：蒋国萍(1975—)，女，湖南东安人，博士生.Email：gpjiang1029@163.com

维普资讯 http://www.cqvip.com

叶斯网络，并给出了网络的形式化表示.

1 时间贝叶斯网络定义

定义 1 时间聚集变量是一个有序的二元组(Σ,Ω)，Ω是状态集合，Σ是二元组(i,r)集合，i是时间点(时刻)，r是定义在Ω上的变量.简称时间聚集变量为时间变量.

时间变量的赋值 $\exists(t,\xi)\in\Sigma,\xi\in\Omega$，$t$表示变量取$\xi$状态的时刻.

假设时间变量在获得新证据之前保持原有的状态不变.设 $\Omega=\{false,true\}$，时间变量 $X=\{(0,false),(3,true)\}$，则 X 在$(0,3]$时间区间内取值为 $false$，从时刻3开始 X 的状态为 $true$，且一直保持该状态.

定义 2 时间因果关系是时间节点 $X(\Sigma_X,\Omega_X)$ 到 $Y(\Sigma_Y,\Omega_Y)$ 的关系，$X(\Sigma_X,\Omega_X)$ 是原因节点，$Y(\Sigma_Y,\Omega_Y)$ 是结果节点，记为 $X<\Gamma_{XY}>Y$，其中 Γ_{XY} 是因果关系发生的迟滞时间，$\Gamma_{XY}\geqslant 0$. 图形化表示为 $X\xrightarrow{\Gamma_{XY}}Y$.

时间贝叶斯网络是一个有向图，其中节点是时间变量，弧是时间因果关系.

定义 3 时间贝叶斯网络(Temporal Bayesian Network，TBN)是二元组(V,E)，其中V是时间变量集合，E是时间因果关系集合，对E中的每一个从X到Y的时间因果关系，都有$X\in V$、$Y\in V$.

TBN拓扑结构与传统BN相比，弧的方向与时间流逝的方向一致，弧上添加了迟滞时间，且TBN中允许存在有向循环.BN是TBN的特例，若TBN中不存在有向循环，且所有弧的迟滞时间都等于零，则TBN就是传统的BN.

图1为一个简单的时间贝叶斯网络示例.模型Ⅰ为某软件系统的开发过程，该系统包含两个模块：模块1和一个COTS部件.弧上标注的迟滞时间以工作日为单位，表示的是弧的扇出节点所对应的工作持续时间.将图中各节点分别用$X_1\sim X_5$表示，得到图1中模型Ⅱ.模型中各节点均取二值(开始1，未开始0)，各节点的条件概率均为

$$P(X_i=1\mid Pa(X_i))=\begin{cases}0.8 & Pa(X_i)=\bar{1}\\0 & Pa(X_i)\neq\bar{1}\end{cases}$$

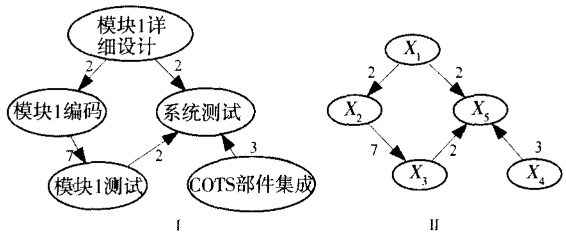

图1 TBN例子

Fig. 1 An example TBN

2 有环TBN的合理性判断

TBN中，由节点以及节点间的弧相间组成的序列，且节点、弧在序列中不重复出现，称为链，其中，链中的每条弧连接序列中弧的邻居节点.如果链的每条弧都是由序列中位于弧之前的节点指向位于弧之后的节点，则称该链为路.因此链中弧的方向不一致，而路中弧的方向一致.

链的时间距离是指从链的起始节点到终止节点，所有弧的迟滞时间之和.显然，路的时间距离不小于零.如果路的起点和终点相同，则为环.因此环是一种特殊的路，环上各条弧的方向一致.环的时间距离称为环的周期.

环的合理性分析是基于对TBN中的节点在任何时刻只能具有唯一状态值的考虑.

定义 4 TBN中，环的周期大于零，称该环是合理的；若TBN中不存在环或所有环均是合理的，称该有环TBN是合理的.

只有合理的时间贝叶斯网络才有讨论其概率推理的可能.TBN由于引入了时间以及允许循环的存在，其概率传播与BN存在很大的差别，但仍然是以BN为基础的.以下探讨合理的TBN的概率推理方法.

3 非循环TBN概率推理方法

3.1 基于模型化简的单个节点信度更新算法

无环TBN(V,E)单个节点信度更新问题　已知证据集合W，求T时刻节点X的后验概率$P(x\mid W,T)$.

定义 5(d－分离[9])　s是TBN中的一条链，W为证据节点集合，称s被Wd－分离，如果s中包含3

维普资讯 http://www.cqvip.com

个相邻节点 X_1、X_2、X_3,满足以下3种情况之一:

1) $X_1 \xrightarrow{\Gamma_{12}} X_2 \xrightarrow{\Gamma_{23}} X_3$ 位于 s 上,$X_2 \in W$

2) $X_1 \xrightarrow{\Gamma_{21}} X_2 \xrightarrow{\Gamma_{23}} X_3$ 位于 s 上,$X_2 \in W$

3) $X_1 \xrightarrow{\Gamma_{12}} X_2 \xrightarrow{\Gamma_{32}} X_3$ 位于 s 上,且 $(Desc(X_2) \cup \{X_2\}) \cap W = \varnothing$,其中 $Desc(X_2)$ 是指 X_2 的子孙节点集合.

不存在任何证据节点(集合)d-分离 s,则称 s 是d-连通的.若时间贝叶斯网络中所有节点之间的链路都是d-连通的,则称该时间贝叶斯网络是d-连通图.

若节点 X、Y 之间的所有链均被 Wd-分离,则称 X、Y 被 Wd-分离,记为 $X \perp\!\!\!\perp_W Y$.无环时间贝叶斯网络是有向无环图,因此节点 X、Y 被 Wd-分离,表明节点 X、Y 关于 W 条件独立,因此节点 X、Y 中任何一个节点信度的更新不会影响到另一个.

定义6 节点 X 的d-连通图是指所有位于以 X 为端点之一且d-连通的链上的所有节点和弧所构成的有向图.

已知 $TBN'(V',E')$,构造 X 节点的d-连通图 $TBN''(V'',E'')$:

1. 初始化 $V'' = \{X\}$,$E'' = \varnothing$;

2. 检验在 $TBN'(V',E')$ 中以 X 为一端点的所有链,如果该链不被 Wd-分离,则链上的节点 $\to V''$,链上的弧 $\to E''$;

3. 若 $\exists Y \in V''$,Y 是 $TBN'' = (V'',E'')$ 中孤立节点,从 V'' 中剔除 Y,$V'' = V''/\{Y\}$;

4. 删除 V''、E'' 中的冗余元素;

5. 更新 V'' 中各节点的条件概率表.

定义7 证据节点集合 W 的 T 时刻可达图是指从证据节点出发,T 时间内证据能够传播到的所有节点以及经过的弧构成的有向图.

已知 $TBN'' = (V'',E'')$,构造节点集合 W' 的 T 时刻可达图 $TBN''' = (V''',E''')$:

1. 初始化 $V''' = W'$,E''' 为 W' 集合中内部节点之间的弧.

2. 对 W' 中的每一个节点 Y,检验在 $TBN'' = (V'',E'')$ 中以 Y 为一端点的所有链,如果该链的周期不大于 T,则链上的节点 $\to V'''$,链上的弧 $\to E'''$.

3. 删除 V'''、E''' 中的冗余元素.

4. 对 V''' 中的每个节点,若其父节点集合发生变化,由 $TBN'' = (V'',E'')$ 获取条件概率表.

基于模型化简的单个节点信度更新算法的基本思想:通过将模型化简,将TBN的单个节点信度更新转化为传统BN的概率推理问题,然后采用现有的概率推理算法更新被询问节点的信度.模型化简包括排除不受证据节点影响的节点、不影响被询问节点的节点以及 T 时刻内证据不能到达的节点,化简后的TBN模型中所有节点都是受证据节点影响并影响被询问节点且 T 时刻内可得到更新的.其算法如下:

1. 构造证据节点集合的d-连通图 $TBN'(V',E')$,如果 $X \notin V'$,则停止,否则

2. 由 TBN' 构造 X 节点的d-连通图 $TBN'' = (V'',E'')$,如果 $W \cap V'' = \varnothing$,则停止,否则令 $W' = W \cap V''$

3. 由 TBN'' 构造证据节点集合 W' 的 T 时刻可达图 $TBN''' = (V''',E''')$,如果 $X \notin V'''$,则停止,否则

4. 将 TBN''' 转化成一般BN

5. 计算 X 节点的后验概率.

算法的流程图如图2所示.

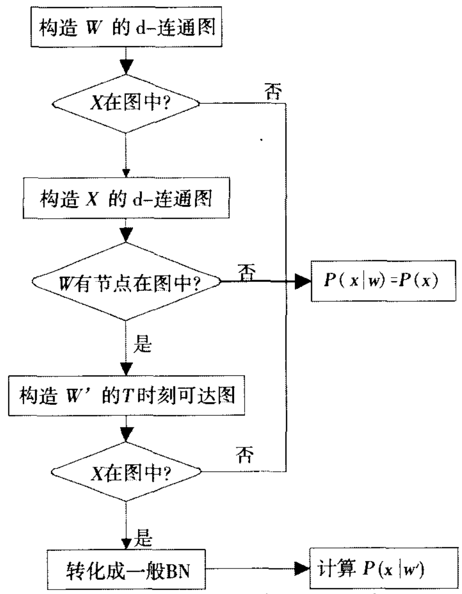

图2 基于模型化简的信度更新过程

Fig.2 Belief updating process based on model simplification

BN是无环的迟滞时间均为零的TBN.因此通过令 TBN''' 中所有弧的迟滞时间为零,从而将时间因果关系转化为因果关系;同时将时间节点转化为一般节点,TBN''' 就转化为BN.然后可采用现

维普资讯 http://www.cqvip.com

有的各种 BN 概率推理方法获得被询问节点的后验概率，即为 T 时刻被询问节点的后验概率.

3.2 算法应用示例

以图 1 中的例子说明基于模型化简的信度更新算法的应用. 设当前已知模块 1 开始测试，即证据为 $W = \{X_3 = 1\}$. 令 $T = -8$，求 T 时刻，节点 X_1 的后验概率 $P(X_1 = 1 \mid X_3 = 1, T)$.

由于 $P(X_1 = 1 \mid X_3 = 1, T) = \alpha \cdot P(X_1, X_3 = 1, T)$，其中 α 为归一化算子，因此现在计算 $P(X_1, X_3 = 1, T)$.

首先构造原时间贝叶斯网络的 d－连通图，得到 TBN′，X_1 在 TBN′ 中；接着由 TBN′ 构造节点 X_1 的 d－连通图 TBN″，证据节点 X_3 在 TBN″ 中；然后由 TBN″ 构造 X_3 的 T 时刻可达图 TBN‴. 本例中，TBN′ = TBN″ = TBN‴（见图 3），进一步转化成一般贝叶斯网络. 接下来可以采用 BN 众多概率推理方法的任何一种进行模型的求解. 如采用桶队消除算法[9~11]，设节点序为 $d = X_1, X_2, X_3, X_4, X_5$，则

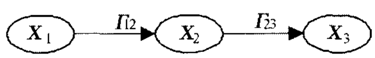

图 3 TBN′（TBN″，TBN‴）

Fig. 3 TBN′（TBN″，TBN‴）

$$P(X_1, X_3 = 1) = \sum_{X_2, X_3 = 1} P(X_1)P(X_2 \mid X_1)P(X_3 \mid X_2) = P(X_1)\sum_{X_2} P(X_2 \mid X_1)\sum_{X_3 = 1} P(X_3 \mid X_2)$$

采用桶队算法构造桶

$$\lambda_{X_3}(X_2) = \sum_{X_3 = 1} P(X_3 \mid X_2),$$

$$\lambda_{X_2}(X_1) = \sum_{X_2} = P(X_2 \mid X_1)\lambda_{X_3}(X_2)$$

则

$$P(X_1, X_3 = 1) = P(X_1)\lambda_{X_2}(X_1)$$

得到

$$P(X_1 = 1 \mid X_3 = 1, -8) = 1$$

即 $T = -8$ 时，模块 1 详细设计已经开始.

4 一般 TBN 的概率推理方法

4.1 算法研究

时间贝叶斯网络 TBN(V, E)，已知证据集合 W，求 T 时刻网络中各个节点的概率状态 $P(x \mid W, T)$. $T \geqslant 0$ 则意味着预测未来时刻被询问节点的概率状态；$T < 0$ 则已知当前证据节点状态，拟合过去时刻被询问节点的概率状态.

定义 8 时间贝叶斯网络中 X 的父节点和子节点称为 X 的一步可达集[12]. 记作

$$R(X) = \{(Y, t_X + \tau_{XY}) \mid Y \in Pa(X) \lor Y \in Desc(X)\}$$

称 $t_X + \tau_{XY}$ 为节点 Y 的信度更新时间，其中 $Desc(X)$ 是 X 的子孙节点，t_X 是时间节点 X 的概率状态发生时刻，而 τ_{XY} 为

$$\tau_{YX} = \begin{cases} \Gamma_{YX}, \text{if} \quad Y \xrightarrow{\Gamma_{YX}} X \\ -\Gamma_{YX}, \text{if} \quad Y \xrightarrow{\Gamma_{YX}} X \end{cases} \tag{1}$$

时间贝叶斯网络中当前所有证据节点的一步可达集的集合为该时间贝叶斯网络的一步可达集.

在算法过程中，为避免陷入死循环，本文并不采用一步可达集定义构造节点 X 的一步可达集，而是记录更新 X 的节点集合为 $B(X)$，其中的节点不再进入 X 的一步可达集中，即

$$R(X) = \{(Y, t_X + \tau_{XY}) \mid (Y \in Pa(X) \lor Y \in Desc(X)) \land Y \notin B(X)\}$$

其中，更新 X 的节点是指导致 X 信度更新的证据节点，或者说 X 曾是该节点的一步可达节点，且该节点的信度传播到了 X.

时间贝叶斯网络中的同一个节点在概率传播过程中可能会多次被更新信度，设节点 X 已有赋值 $X(t_x^{(0)}, x^{(0)})$，又产生了另一信度更新 $X(t_X^{(1)}, x^{(1)})$，则定义操作 $f(t_X^{(0)}, t_X^{(1)}, T)$ 以确定此次 X 的更新时刻

$$t_X = f(t_X^{(0)}, t_X^{(1)}, T) = \begin{cases} \text{if} \quad t_X^{(0)} \geqslant T \land t_X^{(1)} \geqslant T, \\ \qquad \text{then} \quad t_X = \min(t_X^{(j)}, j = 1,2) \\ \text{if} \quad t_X^{(0)} < T \land t_X^{(1)} < T, \\ \qquad \text{then} \quad t_X = \max(t_X^{(j)}, j = 1,2) \\ \text{if} \quad t_X^{(0)} < T \land t_X^{(1)} > T, \\ \qquad \text{then} \quad t_X = t_X^{(0)} \\ \text{if} \quad t_X^{(1)} < T \land t_X^{(0)} > T, \\ \qquad \text{then} \quad t_X = t_X^{(1)} \end{cases} \tag{2}$$

维普资讯 http://www.cqvip.com

因此,如果节点 X 两次信度更新时间都小于询问时刻,则取其中较大的更新时间为当前信度更新时间;若两次更新时间都大于询问时刻,则取较小的更新时间;若一个更新时间大于询问时刻,一个小于询问时刻,取小于询问时刻的更新时间.

命题 1 确定时间贝叶斯网络中节点概率状态的更新时刻基于以下两条规则:

1) 小于询问时刻;

2) 距离询问时刻最近.

首先满足第 1 条规则,若由第 1 条规则仍然不能确定更新时刻,则采用第 2 条规则.

x 是节点 X 在 t_X 时刻的取值,记为 $X(t_X, x)$. 已知时间贝叶斯网络 TBN(V, E), 证据集合为 $W = \{W_1(0, w_1), \cdots, W_k(0, w_k)\}$, $k \geqslant 1$, 求 T 时刻网络中各个节点的概率状态,算法基本思想是从证据节点出发,每一步根据当前一步可达节点的信度更新时间,选择下一个概率更新的节点;直至可达节点集合为空集,以此得到被询问节点(或节点子集)的信度更新.具体算法为:

1. 构造证据集合 W 的 d - 连通图 TBN′,令 $U = W$;

2. 对 W 中的每一个节点 X,构造其一步可达节点集合 $R(X)$,令 $\mathrm{R} = \{R(X) \mid X \in W\}$;

3. 如果 $\mathrm{R} = \varnothing$,转至 7.否则;

4. 比较 R 中各一步可达节点的信度更新时间,取时间最小的节点 Y^*

$$t_{X^*} + \tau_{X^*Y^*} = \min(t_X + \tau_{XY}) \triangleq t_{Y^*}$$

$$R(X^*) = R(X^*)/\{(Y^*, t_{X^*} + \tau_{X^*Y^*})\};$$

5. 如果 $\exists Y^*(t^{(0)}_{Y^*}, y^{*(0)}) \in U$ 且 $f(t^{(0)}_{Y^*}, t_{Y^*}, T) = t^{(0)}_{Y^*}$,则转至 3.否则转至 6;

6. 进行信度更新,得到 $Y^*(t_{Y^*}, y^*)$,其中 $t_{Y^*} = t_{X^*} + \tau_{XY}$, $U = U/Y^*(t^{(0)}_{Y^*}, y^{*(0)})$, $Y^*(\widehat{t_{Y^*}}, \widehat{y^*}) \rightarrow U$.构造 Y^* 的一步可达集合,$R(Y^*) = \{(Z, t_{Y^*} + \tau_{YZ}\}$.转至 3;

7. $\{X(t_X, x) \mid X \in U \wedge t_X \leqslant T\}$ 中的节点概率状态为 T 时刻该节点的概率状态.

4.2 算法应用示例

仍然以图 1 的例子说明方法的应用.当前模块 1 测试、COTS 部件集成两项工作刚开始进行,即 $W = \{X_3(0,(1,1)), X_4(0,(1.1))\}$,求 $T = 3$ 时刻,该软件项目各项工作的状态,即时间贝叶斯网络各节点的状态.

$W = \{X_3(0,(1,1)), X_4(0,(1.1))\}$, $U = W$;

$R(X_3) = \{(X_2, -7), (X_5, 3)\}$,

$R(X_4) = \{(X_5, 2)\}$

$\mathrm{R} = \{R(X_3), R(X_4)\}$

由 U 更新 X_2,得 $X_2(-7,(1, P(x_2) = 1))$.则此时 X_3、X_2 的一步可达集分别为:$R(X_3) = \{(X_5, 3)\}$, $R(X_2) = \{(X_1, -9)\}$,网络的一步可达集合为 $\mathrm{R} = \{R(X_3), R(X_4), R(X_2)\}$, $U = \{X_3, X_4, X_2(-7,(1,1))\}$;

由 U 更新 X_1,得 $X_1(-9,(1, P(X_1 = 1) = 1))$.此时 X_2、X_1 的一步可达集分别为 $R(X_2) = \varnothing$, $R(X_1) = \{(X_5, -7)\}$,网络的一般可达集合为 $\mathrm{R} = \{R(X_3), R(X_4), R(X_1)\}$, 证据集合为 $U = \{X_3, X_4, X_2, X_1(-9,(1,1))\}$;

由 U 更新 X_5,得 $X_5(-7,(0, P(X_5 = 0) = 1))$. 则 $R(X_1) = \varnothing$, $R(X_5) = \{(X_3, -4), (X_4, -5)\}$, $\mathrm{R} = \{R(X_3), R(X_4), R(X_5)\}$, $U = \{X_3, X_4, X_2, X_1, X_5(-7,(0,1))\}$;

由于 $X_3(0, x_3) \in U$, $X_4(0, x_4) \in U$, $f(0, -5, T) = 0$, $f(0, -4, T) = 0$,因此不更新 X_3、X_4 的信度,$\mathrm{R} = \{R(X_3), R(X_4)\}$.

由 U 更新 X_5, $U = \{X_3, X_4, X_2, X_1, X_5(2,(0,1))\}$, $\mathrm{R} = \{R(X_3)\}$;

由于 $X_5(2,(0,1)) \in U$,而 $f(3, 2, T) = 3$,更新 X_5,得到 $X_5(3,(1,0.8))$.此时 $\mathrm{R} = \varnothing$,停止.

$U = \{X_3(0,(1,1)), X_4(0,(1,1)), X_2(-7,(1,1)), X_1(-9,(1,1)), X_5(3,(1,0.8))\}$.因此已知证据 W,在时刻 3,时间贝叶斯网络中各节点的状态为 $\{X_1 = 1, X_2 = 1, X_3 = 1, X_4 = 1, P(X_5 = 1) = 0.8\}$,即系统测试活动开始的概率为 0.8,其余各项工作均已进行.

图 4 表示概率更新过程,其中带标号的弧线表示概率更新的步骤,深色节点为证据节点.

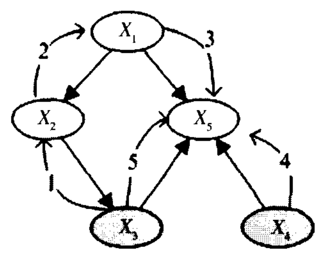

图 4 信度更新过程

Fig.4 Belief updating process

维普资讯 http://www.cqvip.com

5 结束语

贝叶斯网络由于其坚实的数学基础和良好的处理不确定性的能力，已经得到了广泛的应用.但贝叶斯网络是对静态系统的描述，因而不允许存在循环，不能为动态系统建模.在实际应用中，往往遇到不确定性与时间密切相关的情形，因此本文讨论对贝叶斯网络进行时间扩展.

对时间贝叶斯网络已经有了不少研究.本文基于简单、清晰以及具有良好的概率推理机制等方面考虑，重新定义了时间贝叶斯网络，该定义不要求知道节点在所有时间区间内的状态取值，不需要有关节点状态随时间变化的外生知识；给出了时间贝叶斯网络中环的存在合理性判断；并且针对信度更新这一特定的概率推理任务，给出了适用于非循环时间贝叶斯网络的单个节点信度更新算法和普遍适用于一般时间贝叶斯网络的概率推理方法，并就一个简单的例子说明了方法的应用.

本文中定义的时间贝叶斯网络也存在缺陷，因果事件之间的时间关系被简单地认为都是 End-to-Start，而由 Allen[13]的时间区间关系知道存在 13 种关系.因此有必要进行更深入的研究.

参考文献：

[1]Yu Yangyang, Johnson B W. Bayesian Belief Network and Its Applications[R]. Technical Report UVA-CSCS-BBN-001(Draft), May 20, 2002.

[2]王 军，周伟达. 贝叶斯网络的研究与进展[J]. 电子科技，1999，8：6—7.
Wang Jun, Zhou Wei-da. Research and evolvement on Bayesian network[J]. Electronic Technology, 1999, 8: 6—7. (in Chinese)

[3]Van der Gaag. Bayesian belief networks: Odds and ends[J]. The Computer Journal, 1996, 39: 97—113.

[4]Santos Jr E. Probabilistic temporal networks: A unified framework for reasoning with time and uncertainty[J]. International Journal of Approximate Reasoning, 1999, 20: 263—291.

[5]Burns B, Morrison C T. Temporal abstraction in Bayesian network[J]. American Association for Artificial Intelligence, 2003, http://ai. isi. edu/pubs/papers/burns2003temporal. pdf.

[6]Berzuni C. Representing Time in Causal Probabilistic Networks[C]. In Uncertainty in Artificial Intelligence Five, pages 15—28, North-Holland, Amsterdam, 1990.

[7]Tawfik A Y, Neufeld E. Temporal Bayesian Networks[C]. In Proceedings of First International Workshop on Temporal Representation and Reasoning (TIME), pages 85—92, Pensacola, Florida, 1994.

[8]Young J D, Santos Jr E. Introduction to Temporal Bayesian Networks[C]. Online Proceedings of the 1996 Midwest Artificial Intelligence and Cognitive Science Conference, edited by Michael Gasser. URL: "http: //www. cs. indiana. edu/ event/maics96/Proceedings/Young/maics-96. html", April 1996.

[9]Dechter R. Bucket Elimination: A Unifying Framework for Probabilistic Inference[C]. In J. M. I. (Ed.), editor, Learning in Graphical Models, pages 75—104, Kluwer Academic Press. 1998.

[10]Guo Haipeng, William Hsu. A Survey of Algorithms for Real-Time Bayesian Network Inference[C]. Working Notes of the Joint Workshop (WS-18) on Real-Time Decision Support and Diagnosis, AAAI/UAI/KDD-2002. Edmonton, Alberta, CANADA, 29 July 2002. Menlo Park, CA: AAAI Press.

[11]D'Ambrosio B. Inference in Bayesian networks[J]. American Association for Artificial Intelligence, 1999, Summer, http: //www. cs. cmu. edu/~awm/15781/assignments/bninf. pdf.

[12]胡玉胜. 动态 Bayes 网络研究及其应用[D]. 北京：北京科技大学，2001. 5.
Hu Yusheng. Research and Application of Dynamic Bayes Network[D]. PHD, University of Beijing Technology, 2001. 5. (in Chinese)

[13]刘家壮，徐 源. 网络最优化[M]. 北京：高等教育出版社，1991.
Liu Jia-zhuang, Xu Yuan. Network Optimization[M]. Beijing: Advance Education Press, 1991. (in Chinese)

维普资讯 http://www.cqvip.com

Temporal Bayesian network and probability inference

JIANG Guo-ping, *CHEN Ying-wu*

Management Department, School of Information System and Management,

National University of Defense Technology, Changsha 410073, China

Abstract: Aimed at the feedback and dynamic problem encountered in Bayesian network application, we exploit temporal extension to Bayesian network. We presented the definition of temporal Bayesian network, exploited the existence rationality of directed cycle in temporal Bayesian network, and put forward a single node's belief updating algorithm in acyclic temporal Bayesian network based on model simplifying, and a probability inference algorithm to general Bayesian network. Illustration examples were given to show algorithms' application.

Key words: Bayesian network; temporal; probability inference; model simplifying

(上接第 6 页)

[23]刘春林，何建敏，施建军．供应链的协作供应问题研究[J]．管理科学学报，2002，5(2)：29—33．

Liu Chun-lin, He Jian-min, Shi Jian-jun. Study of collaboration-supply in supply chain[J]. Journal of Management Sciences in China, 2002, 5(2): 29—33. (in Chinese)

[24]刘春林．基于协作的供应链优化模型[J]．管理科学学报，2004，7(4)：9—13．

Liu Chun-lin. Collaboration based optimal model on a supply chain[J]. Journal of Management Sciences in China, 2004, 7(4): 9—13. (in Chinese)

Contract coordination of supply chain system based on multi retailers

LIU Chun-lin

School of Business, Nanjing University, Nanjing 210093, China

Abstract: Because of the vertical and horizontal competitions, a decentralized supply chain system can not usually reach the efficiency of the integrated supply chain. Therefore, the linear transfer payment contract is introduced in this paper. It shows that the supply chain can be coordinated by selecting a proper reward and punishment factor and the least sales scale being restricted within a certain interval. Under this contract system, the efficiency of decentralized supply chain equals that of integrated supply chain. In the end, an algorithm is presented to illustrate our conclusion.

Key words: coordination; supply chain; linear transfer payment