

文章编号: 1001-2486(2009)01-0129-06

## 物元贝叶斯网络模型研究\*

王 鹏<sup>1</sup>, 周厚顺<sup>2</sup>, 王树宗<sup>1</sup>

(1. 海军工程大学 兵器工程系, 湖北 武汉 430033; 2. 海军工程大学 管理工程系, 湖北 武汉 430033)

**摘要:** 分析了贝叶斯网络建模过程中的缺陷, 结合物元理论, 提出了物元贝叶斯网络理论。该理论能够融合二者的优点, 既可处理复杂系统中的不确定性, 又能充分利用系统中的所有信息, 因此能够更好地进行复杂系统评价。

**关键词:** 物元贝叶斯网络; 贝叶斯网络; 物元理论; 复杂系统; 不确定性

**中图分类号:** TP181 **文献标识码:** A

## Research on the Matter-element Belief Network Model

WANG Peng<sup>1</sup>, ZHOU Hou-shun<sup>2</sup>, WANG Shu-zong<sup>1</sup>

(1. Department of Weaponry Engineering, Naval Univ. of Engineering, Wuhan 43003, China;

2. Department of Management Science, Naval Univ. of Engineering, Wuhan 43003, China)

**Abstract:** Integrated with matter-element theory, a new theory of matter-element bayes network is put forward, in terms of an analysis of the limitation in the process of modeling bayes network. This new theory can syncretize each advantage of both theories, which can be used to handle the uncertainty of complex systems and make full use of all the useful information in these systems at the same time. Therefore, a better evaluation of complex systems can be obtained with this new theory.

**Key words:** matter-element Bayes network; Bayes network; matter-element theory; complex system; uncertainty

贝叶斯网络作为一种重要的概率模型, 于 1986 年由 Pearl 提出<sup>[1]</sup>, 已成为人工智能中非精确知识表达与推理领域近十几年来研究的热点, 该网络使用概率理论来处理知识的不确定性, 提供了一种将知识直觉地图解可视化的方法, 是一种新的知识表示模型和推理方法。贝叶斯网络广泛应用于诊断与故障检测、医疗诊断、交通管理、军事目标自动识别、数据挖掘、作战意图自动估计、信息融合<sup>[2]</sup>等方面。蔡文教授于 1983 年提出了物元理论<sup>[3]</sup>, 并创立了物元分析学科。物元的概念为解决识别问题提供了新的途径。目前运用物元理论来解决现实中的问题已广泛开展。如物元理论与 UML、遗传算法的结合, 灰色物元理论的研究, 物元理论在油田开发方案评估和产品方案评估方面的应用, 航空备件的物元模型建立, 科研规划的物元模型建立等。

贝叶斯网络是研究不确定性理论的主要方法之一。在贝叶斯网络中, 主要处理的是概率信息, 所处理的信息种类有限。这样在针对复杂系统进行建模时, 构建复杂的贝叶斯网络模型只能得到概率信息, 而无法获取其他方面的信息, 所建模型的效率不高、效果不好。在研究贝叶斯网络的过程中, 还发现往往网络节点不能满足建模的要求, 只能表达部分信息, 而且有时候为了更全面地表达系统信息, 需要建立更多的节点, 从而也增加了网络和模型的复杂度。蔡文教授提出的物元理论是一种研究矛盾问题的理论, 其核心思想是物元, 作者理解物元就是能够表达事物全面信息的一种新的模型, 该模型可以在蔡文教授所建立的理论框架下进行推理和计算。因此将二者结合起来, 即构建物元贝叶斯网络。

物元贝叶斯网络的主要优点如下:

(1) 在贝叶斯网络中, 节点所包含的信息很有限。由于在该网络中, 节点只有两方面含义, 一方面

\* 收稿日期: 2008-09-09

基金项目: 国家部委资助项目(101050302)

作者简介: 王鹏(1969-), 男, 博士生。

是该节点此状态的概率,一方面是该节点对上层或下层节点的条件概率。就是说该节点只能包含概率方面的信息,而不能表达其他方面的信息。而在物元贝叶斯网络中,由于物元节点能够完整表达节点各方面的信息,因此它所包含的信息是全面的、充分的。

(2) 贝叶斯网络只可处理能够量化的信息,物元贝叶斯网络还可以完成定性信息的推理。在贝叶斯网络中,如果节点概率值是可以确定的,则可以运用传统的贝叶斯网络推理理论解决;如果节点概率值不能确定,只能确定其范围甚至无法确定范围,那么传统的贝叶斯网络无法解决网络中信息的推理问题。物元贝叶斯网络可以运用物元变换理论解决这一问题。

## 1 物元理论和贝叶斯网络理论分析

### 1.1 物元理论

给定事物的名称  $N$ , 关于其特征  $c$  的量值为  $v$ , 以有序三元组  $R = (N, c, v)$  作为描述事物的基本元, 称为物元。事物的名称、特征和量值称为物元三要素。一个事物有多个特征, 如果事物  $N$  以  $n$  个特征  $c_1, c_2, \dots, c_n$  和相应的量值  $v_1, v_2, \dots, v_n$  描述, 则表示为

$$R = \begin{bmatrix} N & c_1 & v_1 \\ & c_2 & v_2 \\ & \vdots & \vdots \\ & c_n & v_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R_1 \\ R_2 \\ \vdots \\ R_n \end{bmatrix}$$

称  $R$  为  $n$  维物元, 记为  $R = (N, C, V)$ 。

为了将物元描述对象进行量化处理, 可拓数学中建立了“关联函数”<sup>[4]</sup> 这一概念。通过关联函数可以定量描述元素具有某一性质的程度及其变化, 对于同属于一个域内的元素也可以根据关联函数数值的大小分出不同的层次, 把“类内即同, 类间即异”的关系发展为“类内尚可分为不同的层次”。为了反映这种性质, 建立了实轴上的关联函数。首先把实变函数中距离的概念拓广为距的概念, 作为定性描述转化为定量描述的基础。定义实轴上点  $x$  与有限实区间  $X = \langle a, b \rangle$  之距为

$$\rho(x, X) = \left| x - \frac{a+b}{2} \right| - \frac{b-a}{2} \quad (1)$$

在现实问题中, 除了需要考虑点与区间之间的位置关系外, 还经常需要考虑区间之间、点和两个区间之间的位置关系。设  $X_0 = (a, b)$ ,  $X = (c, d)$ , 且  $X_0 \subset X$ , 则点  $x$  关于区间  $X_0$  和  $X$  的位置值规定为

$$D(x, X_0, X) = \begin{cases} -1 & x \in X_0 \\ \rho(x, X) - \rho(x, X_0) & x \notin X_0 \end{cases} \quad (2)$$

在距的基础上定义关联函数:

$$K(x) = \frac{\rho(x, X_0)}{D(x, X_0, X)} \quad (3)$$

关联函数实现了点和区间套之间的关联程度, 把“具有某种性质”的事物从定性描述拓展到“具有某种性质的程度”的定量描述。

### 1.2 贝叶斯网络理论

贝叶斯网络<sup>[5-10]</sup> (也称为信度网络、因果网络或者推理网络) 是一组概率变量、节点和其间的一组有向连接。每一节点有一组有限的排它状态, 其似然分布表示为信度值。有向连接表示它们之间的相关或者推理关系。事件本身的不确定性以节点的信度值表示, 专家知识的不确定性以条件概率表示。通过在贝叶斯网络中输入证据, 更新节点的后验信度值, 则可以对节点事件进行推理。

定义1 给定随机变量集合  $V_i, V_j$  和随机变量  $V$ , 如果式(4)成立, 则称随机变量  $V$  在条件  $V_j$  下独立于变量集  $V_i$ , 记作:  $I(V, V_i | V_j)$

$$P(V, V_i | V_j) = P(V | V_j) P(V_i | V_j) \quad (4)$$

定义 2 给定  $n$  个随机变量构成集合  $V = \{V_1, V_2, \dots, V_n\}$ , 建立在该集合上的联合概率分布  $P(V_1, V_2, \dots, V_n)$  可以表示为一个贝叶斯网络  $B = \langle B_s, B_p \rangle$ , 其由两部分构成:

$B_s$  为贝叶斯网络结构, 是一个具有  $n$  个节点的有向无环图, 其中的节点为随机变量, 节点的状态对应于随机变量的值, 有向边表示节点(变量)之间的条件(因果)依赖关系。

$B_p$  为贝叶斯网络的条件概率表集合, 每个节点  $V_i$  都有一个条件概率表  $P(V_i | Pa(V_i))$ , 用来表示  $V_i$  同其父节点  $Pa(V_i)$  的相关关系。

## 2 物元贝叶斯网络模型研究

建立系统的物元贝叶斯网络模型, 首先需要定义物元节点。不同系统的物元节点的定义方式可能不同, 但是建立物元节点模型的方法是一致的。在给出物元节点模型的建立方法基础上, 提出物元贝叶斯网络理论并建立物元贝叶斯网络模型。

### 2.1 物元节点模型

定义 3 给定  $n$  个物元变量构成的集合  $R = \{R_1, R_2, \dots, R_n\}$ , 建立在该集合上的联合分布  $P(R_1, R_2, \dots, R_n)$  可以表示为一个物元贝叶斯网络  $B = \langle B_s, B_p, B_r \rangle$ , 其由三部分构成:

$B_s$  为物元贝叶斯网络结构, 是一个具有  $n$  个物元节点的有向无环图, 其中的节点为物元变量, 节点的状态对应于物元变量的值, 有向边表示了节点之间的条件依赖关系;

$B_p$  为物元贝叶斯网络的条件概率表集合, 每个节点  $R_i$  都有一个条件概率表, 用来表示  $R_i$  同其他父节点  $Pa(R_i)$  的相关关系: 条件概率  $P(R_i | Pa(R_i))$ ;

$B_r$  为物元贝叶斯网络的物元系统变换关系表集合, 每个节点  $R_i$  都有一个变换关系表, 用来表示  $R_i$  同其他父节点  $Ta(R_i)$  的物元变换关系: 变换关系  $T(R_i | Ta(R_i))$ 。

### 2.2 物元贝叶斯网络模型描述及建模步骤

物元节点模型是构建物元贝叶斯网络模型的基础。物元贝叶斯网络主要由物元节点、有向边、条件概率表和条件变换表 4 个要素组成。它可以用一个多元组  $\langle R, D, P, T \rangle$  表达, 其中:

$R = \{R_1, R_2, \dots, R_n\}$  是网络中物元节点变量集;

$D = R \times R$  是连接物元节点的有向边集;

$P = \{p(R_i | Pa(R_i))\}$  是网络中与物元节点相关的条件概率表, 表达物元节点之间的连接强度。

$T = \{t(R_i | Ta(R_i))\}$  是网络中与物元节点有关的条件变换表, 表达物元节点之间的物元推理关系。

#### 2.2.1 物元节点变量

物元节点变量的选择需要依据一定的规则, 使得所选出的物元节点在尽可能数量少的基础上最大程度地包含系统的信息。比如在舰船战场损伤评估过程中可以选择损伤症状、损伤假设、观测操作、维修操作、诊断代价等作为物元节点。所有物元节点变量的取值都是有限离散的, 不同取值之间有明显的区别, 不能含糊不清。有时候为了方便网络建造、概率推理与决策应用, 还会引入辅助节点和隐含节点。

#### 2.2.2 有向边

贝叶斯网络中的有向边方向往往直接表达网络节点的因果关系, 此时有向边由原因节点指向结果节点, 几乎在所有情况下, 这种方式使网络内含的条件独立性假设更为合适。但实际上贝叶斯网络对有向边方向并没有做限制, 只是要求网络结构是一个有向无环图(DAG)即可, 因此有向边的方向并不影响网络的概率推理。

按照图 1(a) 所示方式表达的物元贝叶斯网络称为诊断方向物元贝叶斯网络。其特点是符合人类进行诊断的思维过程, 容易理解, 且更容易进行概率估计, 尤其适用于对分系统或节点先验概率不太清

楚的情况。

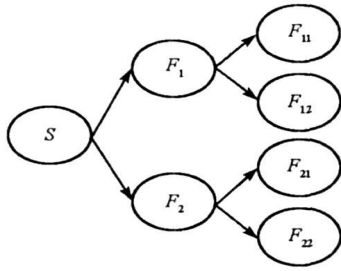


图 1(a) 诊断方向图  
Fig. 1(a) Diagnosis direction

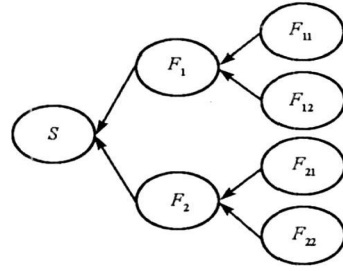


图 1(b) 因果方向图  
Fig. 1(b) Cause-consequence direction

如果是采用图 1(b) 所示的方式表达的物元贝叶斯网络则称之为因果方向物元贝叶斯网络。其中有向边方向表达了一种直接的因果关系(或依赖关系)。在因果方向物元贝叶斯网络的条件概率估计中,通常需要进行因果独立性假设(Causal Independent, CI)。因果方向物元贝叶斯网络适用于可以获取各分系统或节点的先验概率的情况。

### 2.2.3 条件概率表及概率估计

物元贝叶斯网络需要每个物元节点以其父节点的状态取值为条件的条件概率表,表示物元节点之间的因果关系的连接强度。例如,图 1(a) 中的节点  $F_{11}$  的条件概率表为  $P(F_{11} | F_1)$ , 图 1(b) 中节点  $F_1$  的条件概率表为  $P(F_1 | F_{11}, F_{12})$ 。对于观测操作节点来说,条件概率的估计就是估计当给定操作节点的父节点  $F$  时,观测操作节点取值结果的概率  $P(O | F)$ , 其中  $O$  取各种观测操作结果。

对于没有父节点的节点,则需要给出其先验概率值,例如,图 1(a) 中节点  $S$  的先验概率为  $P(S)$ , 图 1(b) 中节点  $F_{11}, F_{12}, F_{21}, F_{22}$  的先验概率分别为  $P(F_{11}), P(F_{12}), P(F_{21}), P(F_{22})$ 。

假设一个物元贝叶斯网络具有  $k$  个物元节点变量  $R_1, R_2, \dots, R_k$ , 各节点的取值状态数依次为  $N(R_1), N(R_2), \dots, N(R_k)$ , 各节点的父节点集合依次为  $Pa(R_1), Pa(R_2), \dots, Pa(R_k)$ , 各节点的父节点个数依次为  $n_1, n_2, \dots, n_k$ , 则该物元贝叶斯网络所需要的条件概率参数的总数为

$$W = \sum_{i=1}^k (N(R_i) \cdot \prod_{X_j \in Pa(R_i)} N(R_j))$$

如果各个节点的取值状态数都为 2, 则上式可以表达为

$$W = \sum_{i=1}^k 2^{n_i+1}$$

由此可见,物元贝叶斯网络所需要估计的条件概率参数的数目随着父节点个数的增加呈指数增长。

对于诊断方向物元贝叶斯网络,一般各个节点的父节点个数较少一些,需要估计的条件概率参数的总数就要少很多,并且诊断方向物元贝叶斯网络的条件概率估计更符合专家的思维。对于诊断方向物元贝叶斯网络,这种条件概率估计方法称为局部化估计方法,容易证明局部化估计方法与全局估计方法的结果是一致的。

对于因果方向物元贝叶斯网络,上层节点的父节点个数比诊断方向物元贝叶斯网络中的多,所需要估计的条件概率参数的总数则要多很多。这种情况下,概率估计一般在 CI 条件下进行,以减少需要估计的条件概率参数的数目。

### 2.2.4 物元节点条件变换表

物元贝叶斯网络中还需要各个物元节点与其父物元节点之间的物元推理关系,来表示物元节点之间的条件变换关系。图 1(a)中的节点  $F_{11}$  的条件变换表为  $T(T(F_{11})|T(F_1))$ ,图 1(b)中节点  $F_1$  的条件变换表为  $T(T(F_1)|T(F_{11}),T(F_{12}))$ 。

对于没有父节点的节点,则需要给出其初始变换值,例如,图 1(a)中节点  $S$  的初始变换为  $T_0(S)$ ,图 1(b)中节点  $F_{11}, F_{12}, F_{21}, F_{22}$  的初始变换分别为:  $T_0(F_{11}), T_0(F_{12}), T_0(F_{21}), T_0(F_{22})$ 。

和物元节点条件概率表一样,物元贝叶斯网络所需要估计的条件变换参数的数目也是随着节点的父节点个数的增加呈指数增长。因此对于诊断方向物元贝叶斯网络和因果方向物元贝叶斯网络中条件概率参数和条件变换参数的处理方法是相同的。

## 3 物元贝叶斯网络模型的应用研究

### 3.1 应用分析

物元贝叶斯网络是在物元理论和贝叶斯网络理论的基础上发展起来的,它综合了二者的优点。物元理论能够很好地描述事物的全部特征从而进行建模,贝叶斯网络能够较好地处理系统的不确定性,因此在物元贝叶斯网络中,既利用了系统中事物的全部信息进行分析推理,又可针对某些信息的不确定性进行概率性的处理。结合前面物元贝叶斯网络的建模过程,物元贝叶斯网络主要应用于系统中存在大量的不确定性,会产生大量信息的情况。尤其在系统各种类型的评价时,由于需要综合系统全部信息,而信息种类多种多样,这时物元贝叶斯网络的优势就体现出来。

### 3.2 应用示例

某操船系统的损伤评估,其考核部位如表 1。

表 1 操船系统考核部位  
Tab. 1 Check point of ship operating system

名 称	部 位		
	甲板号	肋骨号	横向位置 Y坐标(m)
驾驶室	03	60~ 70	- 4.0~ 4.0
机电集控室	3	94.4~ 104.4	- 5.64~ 5.64
平台罗经室	5	91~ 104	- 1.11~ 2.95
舵 机	2	223	0
	-	223	2.09
	-	223	- 2.09

根据物元贝叶斯网络理论建立的操船系统战场损伤的物元贝叶斯网络如图 2。

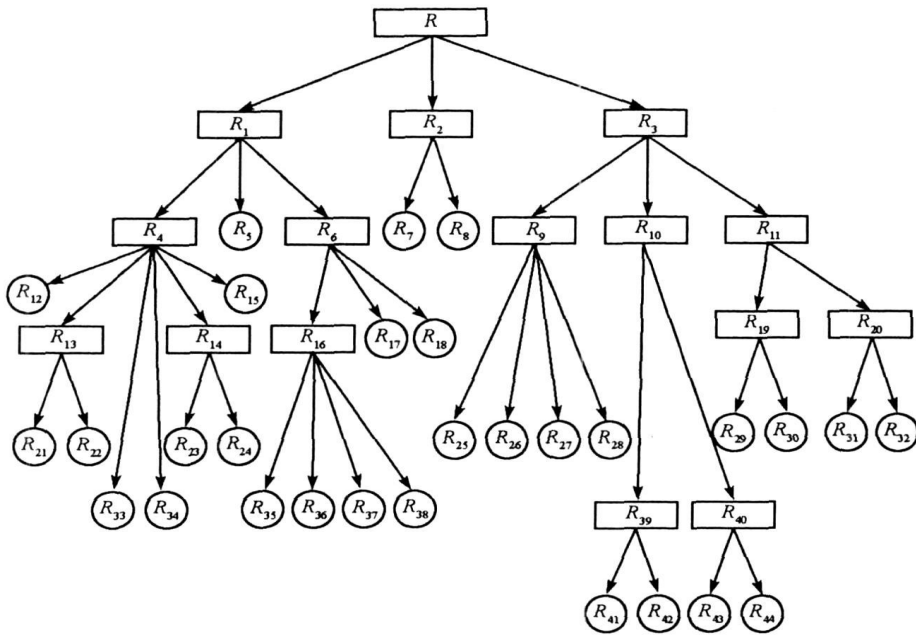
物元节点

$$R_i = \begin{pmatrix} N_i & c_{i1} & v_{i1} \\ & c_{i2} & v_{i2} \end{pmatrix}, \quad i = 1, 2, \dots, n$$

其中,  $N_i$  即图 2 中相应的  $R_i$  描述,  $c_{i1}$  表示损伤概率,  $v_{i1}$  为损伤概率的取值,  $c_{i2}$  表示损伤程度,  $v_{i2}$  为损伤程度的取值。

## 4 结束语

在研究贝叶斯网络的过程中发现贝叶斯网络所能够处理的信息单一,不能处理事物的全部特征信息,特别是在处理复杂系统多种类信息评价时显得无能为力,本文将贝叶斯网络和物元理论结合起来进



$R_1$ : 操纵设备;  $R_2$ : 舵装置;  $R_3$ : 推度设备;  $R_4$ : 自动操纵;  $R_5$ : 应急控制器;  $R_6$ : 简易操纵;  $R_7$ : 左舵;  $R_8$ : 右舵;  
 $R_9$ : 供油设备;  $R_{10}$ : 油泵机组;  $R_{11}$ : 推舵机构;  $R_{12}$ : 操舵仪;  $R_{13}$ : 电罗经;  $R_{14}$ : 控制台;  $R_{15}$ : 信号;  $R_{16}$ : 电罗经;  
 $R_{17}$ : 舵角仪;  $R_{18}$ : 传令钟;  $R_{19}$ : 上推机构;  $R_{20}$ : 下推机构;  $R_{21}$ : 电罗经 I;  $R_{22}$ : 电罗经 II;  $R_{23}$ : 主控台;  
 $R_{24}$ : 机电室;  $R_{25}$ : 油箱 I;  $R_{26}$ : I、II 油管;  $R_{27}$ : 油管 II;  $R_{28}$ : III、IV 油管;  $R_{29}$ : 机架;  $R_{30}$ : 螺栓;  $R_{31}$ : 机架;  
 $R_{32}$ : 螺栓;  $R_{33}$ : 操舵仪;  $R_{34}$ : 信号;  $R_{35}$ : 电罗经 I;  $R_{36}$ : 电罗经 II;  $R_{37}$ : 磁罗经;  $R_{38}$ : 人工导管;  $R_{39}$ : 供油设备;  
 $R_{40}$ : 油泵机组;  $R_{41}$ : 左泵;  $R_{42}$ : 左换向阀;  $R_{43}$ : 右泵;  $R_{44}$ : 右换向阀

图 2 操船系统的物元贝叶斯网络结构

Fig. 2 Matter-element Bayes network of ship-operating system

行了尝试性的工作, 所提出的物元贝叶斯网络是对贝叶斯网络和物元理论的应用和推广。

参考文献:

[1] Pearl J. Fusion Propagation and Structuring in Belief Network[J]. Artificial Intelligence, 1986, 29(3): 241- 288.  
[2] Pan H, McMichael D. Fuzzy Causal Probabilistic Network and Multi-sensor Data Fusion[C]//SPIE Int. Symp. on Multispectral Image Processing, China, October 1998.  
[3] 蔡文. 可拓集合和不相容问题[J]. 科学探索学报, 1983(1): 83- 97.  
[4] 蔡文. 物元模型及应用[M]. 北京: 科学技术文献出版社, 1988.  
[5] 张学谦. 贝叶斯网络故障诊断与维修决策方法及应用研究[D]. 长沙: 国防科技大学, 2005.  
[6] 胡兆勇, 屈梁生. 贝叶斯网络推理的一种仿真算法[J]. 系统仿真学报, 2004, 16(2): 286- 301.  
[7] 杨有龙, 吴艳. 基于进化算法的贝叶斯网络度量[J]. 兵工学报, 2004, 25(5): 586- 590.  
[8] 袁志刚, 傅彦, 李欣宇. 贝叶斯网络结构学习方法研究[J]. 成都信息工程学院学报, 2005, 20(4): 389- 392.  
[9] 王双成, 苑森森. 具有丢失数据的贝叶斯网络结构学习研究[J]. 软件学报, 2004, 15(7): 1042- 1048.  
[10] 王军, 周伟达. 贝叶斯网络的研究与进展[J]. 电子科技, 1999, 5: 6- 7.