

贝叶斯网络发展及其应用综述

黄影平

(上海理工大学 光电信息与计算机工程学院, 上海 200093)

摘要: 贝叶斯网络(BN)是一种用于描述变量间不确定性因果关系的图形网络模型,用于不确定性系统建模和推理,处理涉及到预测智能推理、诊断、决策风险及可靠性分析的问题. 本文首先对贝叶斯网络做了一个简略的介绍,随后综述了贝叶斯网络近30年的发展及功能扩展,对其在工程技术领域的应用包括故障诊断及可靠性分析等方面做了一个回顾,最后对BN现有的不足和未来的研究趋势做了总结和展望.

关键词: 贝叶斯网络; 故障诊断; 可靠性分析

中图分类号: TP 29

文献标志码: A

文章编号: 1001-0645(2013)12-1211-09

Survey on Bayesian Network Development and Application

HUANG Ying-ping

(School of Optical-Electrical and Computer Engineering, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China)

Abstract: Bayesian Network (BN) is a graphical network model for the description of the variables between causal uncertainties. It is built for uncertainty modeling and reasoning, processing related to forecasting, intelligent reasoning, diagnosis, decision making, and risk/reliability analysis. Firstly, a brief presentation on BN was given. Then the development and function expansion of BN within the recent 30 years was outlined, and BN application in the field of engineering technology including fault diagnosis, reliability analysis etc. was reviewed. Finally BN existing deficiencies and future research trends was summarized and discussed.

Key words: Bayesian network(BN); fault diagnostics; reliability estimation

贝叶斯网络是一种用于描述变量间不确定性因果关系的图形网络模型,由节点、有向连线和节点概率表组成,其中有向连线代表节点间的因果依赖关系.

由于网络结构要求节点之间不能形成任何闭环,所以贝叶斯网络模型也被称作有向无环图. 图1是一个简单的贝叶斯网络模型,包含4个节点(或称变量),每个节点有2个状态(true or not true). 表1和表2是2个边界节点A,B的先验概率表,表3和表4是节点C,D的条件概率表. 利用这个模型可以推算出给定证据下任何节点的概率,其基本原理是贝叶斯理论. 例如,如果知道节点C发生了,即

$C=\text{true}$,要计算节点A的概率,因为节点C和A相关,相当于计算条件概率

$$P(A/C) = \frac{P(C/A)P(A)}{P(C)}. \quad (1)$$

从表1和表3知道 $P(A)=0.1$ 和 $P(C/A)=0.8$,所以式(1)的分子等于0.08,其分母是边界概率 $P(C)$,由于节点C只和节点A有关系,所以有

$$P(C) = P(C/A)P(A) + P(C/\text{not } A) \times P(\text{not } A) = 0.8 \times 0.1 + 0.1 \times 0.9 = 0.17.$$

把以上值代入式(1)得到 $P(A/C)=0.471$.

如果要计算节点D的概率,由于节点D和节点A,B相关,根据边界概率的定义有

$$P(D) = P\left(\frac{D}{A,B}\right)P(A)P(B) + P\left(\frac{D}{A,\text{not } B}\right)P(A)P(\text{not } D) +$$
$$P\left(\frac{D}{\text{not } A,B}\right)P(\text{not } A)P(D) + P\left(\frac{D}{\text{not } A,\text{not } B}\right)P(\text{not } A)P(\text{not } D).$$

(2)

在没有任何证据提供给网络的情况下有初始边界概率为

$$P(D) = 0.8 \times 0.1 \times 0.4 + 0.6 \times 0.1 \times 0.6 +$$
$$0.6 \times 0.9 \times 0.4 + 0.3 \times 0.9 \times 0.6 = 0.032 +$$
$$0.036 + 0.0216 + 0.0162 = 0.446.$$

同样,考虑节点 C 发生了的情况,亦即 $C = \text{true}$,知道 $P(A)$ 从 0.100 变成 0.471, $P(\text{not } A)$ 也就从 0.900 变成 0.529,将这些值重新代入式(2),得到修改后的边界概率,即条件概率 $P(D/C) = 0.542$. 给网络输入新的证据以更新各个节点的概率,这个过程称为概率繁殖. 贝叶斯网络的作用就在于对不确定性系统进行知识表达并利用概率繁殖来对其进行推理.

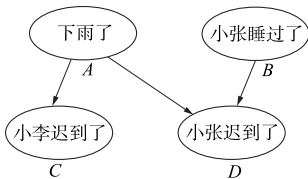


图 1 贝叶斯网络示例
Fig. 1 An example of BN

表 1 节点 A 概率表

Tab. 1 Probability table of node A

A	$P(A)$
true	0.1
not true	0.9

表 2 节点 B 概率表

Tab. 2 Probability table of node B

B	$P(B)$
true	0.4
not true	0.6

表 3 节点 C 概率表

Tab. 3 Probability table of node C

A	$P(C)$	
	true	not true
true	0.8	0.1
not true	0.2	0.9

表 4 节点 D 概率表

Tab. 4 Probability table of node D

A	$P(D)$			
	$B = \text{true}$		$B = \text{not true}$	
	true	not true	true	not true
true	0.8	0.6	0.6	0.3
not true	0.2	0.4	0.4	0.7

贝叶斯网络具有如下特点:

① 可以非常直观地显示事件(节点)间的因果关系. 经典统计学里,预测模型通常基于数据驱动的方法,例如常用的回归算法通常采用大量的历史数据去建立独立和非独立变量的数学模型. 这种方法无法融合专家的经验知识,也无法揭示变量之间的因果关系,而实际中很多情况下无法获得足够的数据去建立模型,贝叶斯网络很好地克服这些缺陷,在数据不足的情况下,可以依靠专家知识建模.

② 可以进行双向推理,既可以从原因推理结果也可以从结果推理原因. 当证据被提供到任何一个变量,贝叶斯网络能够更新模型中所有其他变量的概率. 因此,当输入一个证据到结果变量的时候,贝叶斯网络模型将进行反向概率繁殖,推理出原因变量的概率. 这样的反向推理能力是其他经典概率推理方法不能做到的.

③ 可以利用新的证据推翻先前的推理.

④ 可以在数据不完整的情况下进行推理,亦即无需为所有的输入变量提供证据就可以进行推理,而经典的统计预测模型通常要求完整的输入数据.

⑤ 可以结合多种不同类型的数据,例如主观经验数据或者客观数据.

⑥ 贝叶斯网络模型中所有的节点都可见. 不像神经网络、经典回归模型等,只有输入输出节点可见,中间节点变量是隐藏的.

1 贝叶斯网络发展综述

即使是上述简单的贝叶斯网络计算也很复杂,当节点、节点的状态以及节点之间的联结增多时概率繁殖的计算变得相当繁重,这限制了贝叶斯网络在实际中的应用. 直到 20 世纪 80 年代,PEARL^[1]提出消息传递算法(message passing algorithm, polytree algorithm),随后 Lauritzen 和 Spiegelhalter^[2]利用消息传递的概念进一步提出了联结树算法(junction tree algorithm, clique-tree algorithm),才为贝叶斯网络的概率繁殖提供了一个有效的算法,奠定了进入实用的基础. 随后有很多不同的算法被提出,例如 Shenoy-Shafer^[3]提出二进制融合的概念以确保联结树是二进制,改进提高了

运算速度. 详细的算法综述请参考文献[4].

1992 年丹麦 AALBORG 大学的研究人员开发了第一个 BN 商业软件(HUGIN)[5], 该软件使人们不需要懂得深奥的统计学原理就可以利用 BN 进行推理, 使 BN 真正进入实用. 随后, 许多工具软件相继出现, 例如 NETICA, MICROSOFT' MSBNX 以及 BAYESIALAB 等. 文献[6]列出目前常用的贝叶斯网络软件以及他们的性能对比.

BN 的主要限制一直是当模型变得复杂时, 例如建大规模模型, 节点状态数量增加, 如何有效地进行概率计算的问题, 以及如何处理连续变量的问题. 为了克服这些局限, 近年来 BN 的研究有了关键性突破, 主要体现在如下几个方面.

1.1 面向对象的 BN(OOBN)

Koller 和 Pfeffer^[7]首先引入面向对象 BN 的思想以解决大型复杂系统的建模问题. OOBN 借鉴软件工程中面向对象的编程思想, 把一个复杂的 BN 分成多个可以重复使用的子网络, 这些子网络也称

为类, 子网络又可以包含自己的子网络. 对类的确立可以类别层次结构, 数据类型结构和模式重复性作为依据. 例如, 系统中的某些变量具有重复出现的特性, 这些变量组成一个特定的模式, 利用 OOBN 可以将这组变量抽象成一个类, 在模型中重复调用. 总体上, OOBN 可以看作是对大型复杂对象的一个分块、分层的描述. 这样的方法使 BN 建模工作模块化、层次化, 减少网络节点的重复和杂乱, 使网络结构更加清晰, 符合人类的思维逻辑. 图 2 是 Koller 和 Pfeffer^[7]建立的第一个 OOBN, 这个模型用于交通事故的分析, 包含 3 个类 Driver, Car 和 Road. 每个类中的虚线节点是输入节点, 用于从外界获得输入, 输入节点并不是真正的节点, 只是主网络中(例如 Weather)或其他类中(例如 Age, Income)相关节点的占位符, 它们在类中一般没有父节点. 阴影节点是输出节点, 用于向外界输出, 其他节点是常规节点.

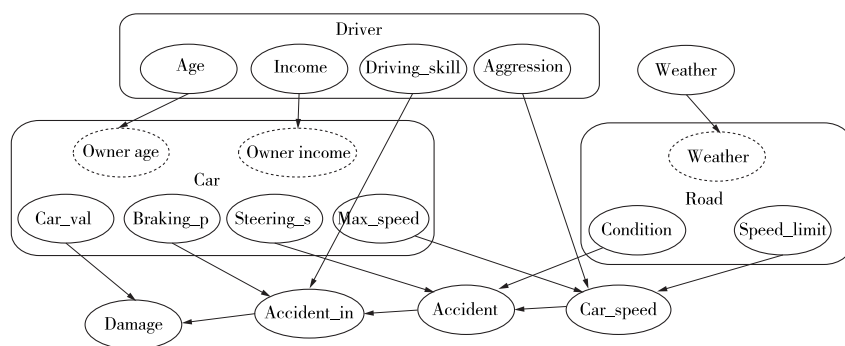


图 2 面向对象的 BN 示例
Fig. 2 An example of OOBN

Fenton 和 Neil 等^[8-9]进一步发展了该方法, 把面向对象的 BN 的思想运用于构建有子网络重复出现的大规模安全分析模型. 其开发的技术被运用于商业软件 Hugin 和 Agenarisk 中.

1.2 BN 的学习

对于没有历史统计数据的对象, BN 可以依据专家经验来建模, 这是 BN 网络的一个优点. 然而, 当统计数据存在的时候, BN 也与神经网络一样具有利用数据进行学习的能力, 这使 BN 更加完备. BN 的学习分为定性的网络结构学习和定量的节点概率表学习. 网络结构学习是通过分析数据中变量间相互因果关系的强度, 以决定变量间条件概率的结构. 有两种常用的用于结构学习的算法, PC(path condition)^[10] 算法和 NPC (necessary path

condition)^[11] 算法. PC 算法的基本思想是利用大量统计数据对所有变量做独立性分析, 所有相互依赖的变量被联结, 产生的网络作为学习的框架, 然后利用对撞机原理和条件独立约束确定相互依赖变量的因果关系(联线的方向). NPC 算法引入 necessary path condition 的概念找出 PC 算法中存在的含糊区域, 然后引入用户经验对模糊区域给予确认, 并确定相互依赖的变量的因果关系. 这些处理使 NPC 算法相对于 PC 算法更加可靠、完备. 但是通过依赖数据的 BN 结构学习得到的网络结构关系不是很可靠, 而且结构学习不能处理变量之间的逻辑关系和确定性的关系. 例如, 对足球比赛结果的预测建模的研究^[12]表明, 专家建立的 BN 模型明显优于通过数据学习建立的 BN 模型. 鉴于此, BN 网络的结构

学习通常是结合专家知识来进行的,多数商业软件例如 Powersoft, Bayesware, Hugin 和 Netica 都提供在专家指导下的网络结构学习算法^[13]. 在网络结构决定以后,节点概率表学习相对来说要可靠得多,大多数的软件都支持基于历史数据的节点概率表学习功能.

1.3 动态 BN

通常的 BN 是静态的. 但是在很多情况下,随机变量(事件)的不确定性还随时间而变化,如医学诊断中疾病的演变、股票指数的变化、语音的产生以及连续变化的视觉图像等. 动态 BN 提供了建模和推理随时间变化事件概率的工具. 图 3 是一个简单的动态 BN^[5],由 2 个不同时间段的静态 BN 组成. 两种疾病 D_1 和 D_2 可能引起两个不同的症状 S_1 和 S_2 . 医生可以依据观察到症状 S_1 和 S_2 推理出病人的疾病. 然而现阶段的疾病也可能对下阶段的疾病产生影响,所以时间段 1 的疾病(节点 D_1 和 D_2)和时间段 2 的疾病(节点 D_1^* 和 D_2^*)应该有链接. 这就产生了随时间变化的动态 BN. 利用这个新的模型,可以预测疾病 D_1 和 D_2 的演变情况.

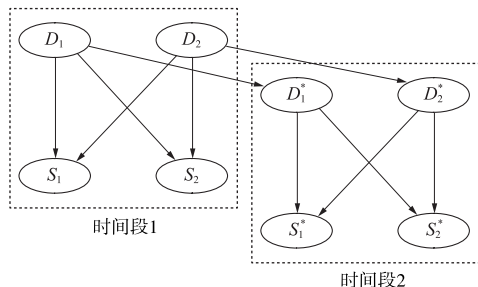


图 3 动态 BN 示例

Fig. 3 Dynamic Bayesian network

1.4 混合 BN

混合贝叶斯网络是指网络中的节点可以是离散变量也可以是连续数字变量. 早期的 BN 不允许使用连续变量,也就是说节点只能是表示一些特定状态的离散变量. 例如一个节点代表系统中故障的数量,在早期的 BN 中不能简单地定义这个节点从 0 变化到无穷大,必须把故障数量分成离散的几个范围,每个范围分配一个概率值. 范围分得越细,推理越精确,计算量也越大. 最新的一些 BN 工具软件,例如 Hugin, 允许使用连续数字变量节点,它们的概率表可以用数学公式或者预先定义的统计函数(例如高斯函数或者指数函数)来表示. 但是,对于连续数字变量概率表的处理以及概率繁殖都还是粗

略的,尤其是对于随机分布的连续变量,无法做到精确计算,这是 BN 有待突破的地方. 要解决连续变量的问题,涉及到海量数据的挖掘推理、周期函数的处理、多变量处理、自回归时间序列模型、多父节点的处理等^[14].

2 贝叶斯网络应用综述

贝叶斯网络是一个对不确定性进行推理的工具,几乎所有的领域涉及到预测、智能推理、诊断、决策、风险/可靠性分析的问题都可以运用 BN 来处理. 20 世纪 80 年代丹麦 Aalborg 大学的研究人员首先将 BN 运用于神经肌肉疾病的诊断^[15-16],这项研究产生了第一个 BN 商业软件 HUGIN. 随后, BN 被大量地运用于医学诊断和 DNA 生物鉴别,在金融风险预测、刑侦推理等领域 BN 也有许多运用,本文主要介绍 BN 在工程技术领域的应用.

2.1 BN 在故障诊断中的应用

1995 年 Microsoft 公司将 BN 运用于打印机的故障诊断^[17-18],研究者提出了一个确定询问-测试-修理顺序的框架性的方法. 通过不断计算在不同步骤下可能需要的维修方案的功效确定最优的维修路径. 在此运用中, BN 用于更新给定观察证据后的各个故障源的概率,同时诊断过程将修复故障源所需的花费和故障源可能发生的概率综合加以考虑来给出优化的诊断方案. 图 4 是文章中给出的用于打印机故障诊断的简化的 BN 模型. 随后, HP 公司^[19]完善了该诊断方法,将 Microsoft 公司提出的一步前瞻分析扩展为两步前瞻分析以解决可能存在的同时多个故障存在的问题.

常用的汽车故障诊断建立在故障树分析方法上. 2008 年本文作者^[20]成功地把 BN 运用于车辆的离线故障诊断中,提出了一个三层结构的 BN 诊断模型结构以取代传统的故障树方法. 这种结构解决了父节点过多的问题,使每个节点的父节点不超过 4 个. 图 5 是文章中给出的 BN 诊断模型结构框架. 另外,作者采用面向对象的 BN 去对多故障征兆的情况建立诊断模型以实现同时对多个故障的同时诊断.

常规的 BN 诊断模型通常只采用领域专家提供的前向条件概率(从故障源到征兆), Scheiterer 等^[21]提出了一种建立 BN 诊断模型的新方法,这种方法可以利用专家提供的双向条件概率去建立诊断模型,使模型更完备、准确.

BN 还运用于发动机转子^[22]、电网^[23]、车辆电

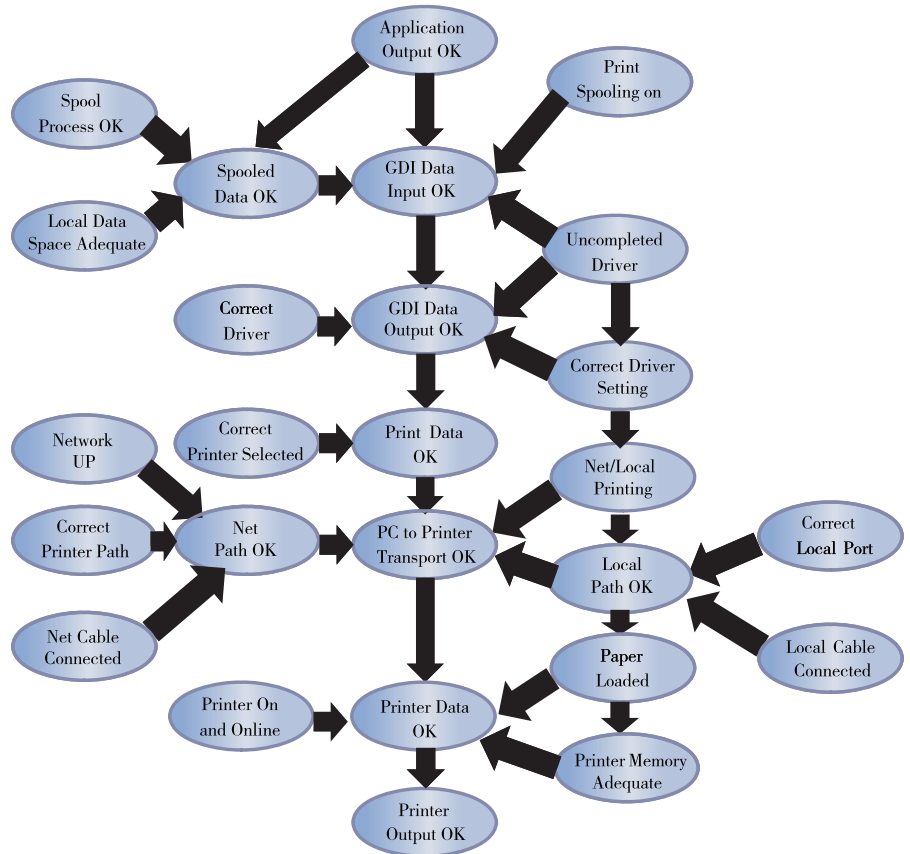


图 4 简化的打印机贝叶斯网络故障诊断模型
Fig. 4 Simplified BN diagnostic model for printer

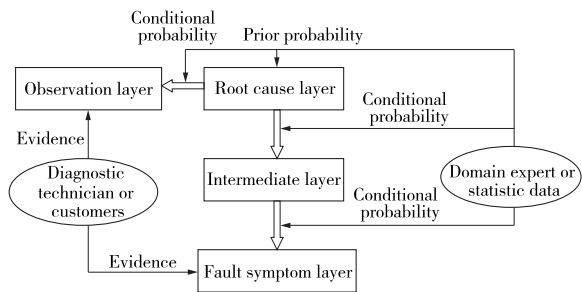


图 5 汽车故障诊断 BN 模型结构框架
Fig. 5 Framework of BN model for automotive diagnosis

源系统^[24]、液压泵^[25]、电力变压器^[26]、太阳能发电厂^[27]、移动通信网络^[28]、制造过程^[29]的故障诊断。

2.2 BN 在系统可靠性分析中的应用

可靠性分析一般包括分析故障发生的概率和时间、系统冗余,需要综合考虑系统的多状态单元、动态变化、运行条件等因素。文献[30-32]是早期 BN 在复杂系统,例如电厂运行可靠性,核能系统的可行性中的成功运用。

2.2.1 OOBN 的应用

BN 也被用于评估军事车辆的可靠性^[33],这项研究采用 BN 技术来融合设计、制造过程中的影响

因素。总体评估模型由各个阶段的车辆子系统、车辆设计、制造以及测试数据模型组成。子系统模型包括子系统制造商、设计和制造信息。图 6 是该评估系统 BN 模型的结构和预测过程。

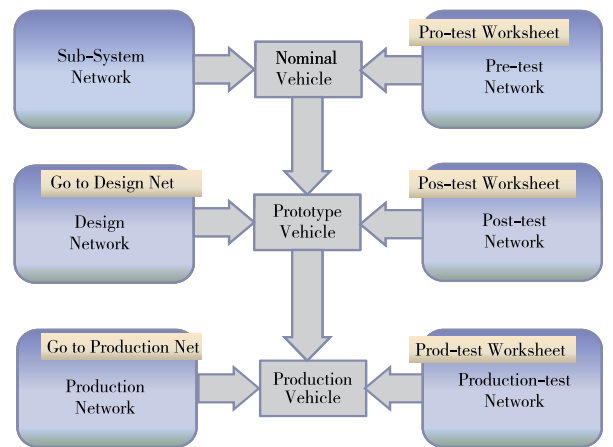


图 6 军事车辆可靠性评估 BN 模型的结构和预测过程^[35]
Fig. 6 Framework of BN model for military vehicle reliability estimation

Bouissouden 等^[34]采用 BN 去评估多种因素对安全起关键作用的系统的作用,为了产生不同的评

估级别,研究者采用了面向对象的 BN 技术以融入不同因素的影响。

2.2.2 BN 的合并及历史数据的使用

BN 的另一个重要的应用领域是对软件的可靠性评估。Bai 等^[35]的工作着重考虑运行条件对软件可靠性的影响;Fenton 等^[36]开发了一个 BN 模型去精确地预测软件中残余缺陷,这个模型被用于软件开发过程中决定何时可以停止软件测试,发布软件;Alex 等^[37]研究如何将不同的 BN 合并以实现数字系统的软件可靠性的评估;Helminen 等^[38]研究了如何运用 BN 去将专家知识和历史数据加以结合;Wilson 等^[39]研究了在条件概率未知的情况下如何利用新产生的数据改进条件概率的估计。

2.2.3 动态 BN 的应用

由于系统可靠性往往受系统动态演化所影响,近年来,大量的研究集中在如何运用动态 BN 对系统可靠性的时域变化进行预测。BOUDALI^[40-41]和 MONTANI 等^[42]探索了如何将常规的动态故障树移植到动态 BN;Potinale 等^[43]开发了一个用于可靠性评估的建模方法,该方法支持动态故障数到动态 BN 的自动转化。WEBER 等^[44]建立了一个用于复杂系统可靠性分析的动态的面向对象的 BN。

2.2.4 混合 BN 的应用

由于影响可靠性的变量,例如运行变量和环境变量可能是连续变化的,有许多对混合 BN 的研究。BOUDALI^[45]提出利用已知采样时间连续节点去模拟元件的故障分布;NEIL 等^[46-47]采用相同的办法建立了包含离散和连续节点的 BN 以评估系统可靠性。这些方法源自于蒙特卡罗马尔科夫链(Markov Chain Monte Carlo, MCMC)的思想,把动态时间采样融合到经典的概率繁殖算法中以解决连续变量的概率计算问题。

2.3 BN 的其他应用

BN 也被用于航空交通管理^[48]、铁路安全评估^[49]、海洋航行风险评估^[50]、核电厂安全评估^[51]、火灾人员伤亡风险评估^[52]、电网级联影响^[53]。在图像处理研究领域,BN 被用做一种标准的方法实现对复杂场景的建模和跟踪^[54],在文献^[55]中,以图像特征为依据,BN 被用作一个辨别车辆类型的分类器。

3 总结与展望

贝叶斯网络自出现以来得到了大量的运用,为

了满足运用中不断提出的新问题,BN 自身也在不断地发展完善,还有许多问题需要解决,BN 的应用亦将越来越趋于成熟,笔者认为未来的发展和研究方向将体现在如下几个方面。

① 概率繁殖算法的改进。贝叶斯网络的根本问题仍然是概率繁殖的计算问题。目前以消息传递算法和联结树算法为基础的概率繁殖算法,在网络节点数较少,节点状态数不多的情况下能够进行高效的推理。但是当节点数成千上万,繁殖算法就无法处理了。对这些算法的改进,以及利用不同网络自身的特点:例如利用网络的结构化信息缩小搜索结构的范围,利用对象的属性和关系对模型中的子类进行聚合,利用 OOBN 中对象的封装及重用机制,来寻求大型复杂网络的繁殖算法将是未来研究的一个热点。

② 混合 BN 的研究。目前的 BN 技术只能处理离散节点和符合特定分布(如高斯分布)的连续节点,而实际情况需要节点是连续可变而且未必符合某种特定分布,这就需要深入研究混合节点的 BN 推理问题。目前一个热门的方向是基于蒙特卡罗马尔科夫链思想动态离散连续变量的算法。

③ 运用海量数据的结构学习和推理。相对于其他的人工智能工具例如神经网络及遗传算法,BN 利用海量数据的学习功能要逊色得多,尤其是对 BN 网络结构的学习。目前使用的 PC 和 NPC 的结构学习算法得到的网络结构关系不是很可靠,而且这种结构学习不能处理变量之间的逻辑关系和确定性的关系。这方面需要理论上进一步的突破。

④ 动态 BN 的扩展研究。目前的 DBN 只局限于描述系统的节点随时间的变化。进一步的研究将扩展到对网络结构的动态变化。

⑤ 在应用研究方面,BN 应用将越来越趋于成熟。传统的故障树分析(FTA),事件数分析(ETA),Monte Carlo 仿真,Markov 模拟被用作复杂系统的可靠性分析,例如交通、核能和航天系统,这些可靠性分析方法的都是利用某种近似方法去模拟事情的一个方面,今后这些方法都可以被 BN 技术取代。

⑥ 如上所述,BN 自身仍不完善,还有许多问题需要解决,因此今后的 BN 应用研究将集中在如何利用现有 BN 的功能,结合特定的运用场合,建立合理有效的模型,以克服现有 BN 技术的局限。大量应用研究也将极大地促进 BN 自身的完善。

4 结 论

介绍了 BN 结构和概率繁殖的基本原理,综述了 BN 近 30 年来在模型学习面向对象的 BN、动态 BN、混合 BN 的功能扩展. 对贝叶斯网络在工程技术领域的应用包括故障诊断及可靠性分析等方面做了一个回顾. 并对 BN 现有的不足和未来的研究趋势做了总结和展望.

参考文献:

- [1] Pearl J F. Propagation and structuring in belief networks [J]. Artificial Intelligence, 1986, 29 (3): 241 - 288.
- [2] Lauritzen S L, Spiegelhalter D J. Local computations with probabilities on graphical structures and their application to expert systems (with discussion) [J]. Journal of the Royal Statistical Society Series B, 1988, 50(2):157 - 224.
- [3] Shenoy P, Shafer G. Axioms for probability and belief-function propagation / readings in uncertain reasoning [M]. Porland, USA: Morgan Kaufmann Publishers Inc, 1990:575 - 610.
- [4] 厉海涛,金光,周经伦,等. 贝叶斯网络推理算法综述 [J]. 系统工程与电子技术,2008,30(5):935 - 939.
Li Haitao, Jin Guang, Zhou Jinglun, et al. Survey of Bayesian network inference algorithms[J]. Systems Engineering and Electronics, 2008,30(5):935 - 939. (in Chinese)
- [5] Hugin Expert. The leading decision support tool [EB/OL]. [2012-09-12]. <http://www.hugin.com>.
- [6] Murphy K. Software packages for graphical models-bayesian networks [EB/OL]. [2012-09-12]. <http://www.cs.ubc.ca/~murphyk/Bayes/bnsoft.html>.
- [7] Koller D, Pfeffer A. Object-oriented Bayesian networks [C] // Proceedings of the 13th Annual Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence. Providence, Rhode Island: [s. n.], 1997:302 - 313.
- [8] Fenton N E. The SERENE method manual (safety and risk evaluation using bayesian NEts), EC Project No. 22187 SERENE, SERENE/5.3/CSR/3053/R/1 [EB/OL].[2012-09-12]. www.dcs.qmul.ac.uk/~norman/papers/serene.pdf
- [9] Neil M, Fenton N E, Nielsen L. Building large-scale Bayesian networks [J]. The Knowledge Engineering Review, 2000,15(3):257 - 284.
- [10] Spirtes P, Glymour C, Scheines R. Causation, prediction, and search [C] // Proceedings of Adaptive Computation and Machine Learning. Boston: MIT Press, 2000.
- [11] Steck H. Constrained-based structural learning in Bayesian networks using finite data sets [D]. [S. l.]: Institute of der Informatik der Technischen University, 2001.
- [12] Chan H, Darwiche A. A distance measure for bounding probabilistic belief change [J]. International Journal of Approximate Reasoning, 2005, 38 (2): 149 - 174.
- [13] Cheng J, Greiner R, Kelly J, et al. Learning Bayesian networks from data: an information-theory based approach [J]. Artificial Intelligence, 2002,137(1 - 2): 43 - 90.
- [14] Neil M, Tailor M. Inference in hybrid Bayesian networks using dynamic discretization [J]. Statistics and Computing, 2007,17(3):219 - 233.
- [15] Horvitz E, Heckerman D, Nathwani B. Heuristic abstraction in the decision-theoretic pathfinder system [C] // Proceedings of Symposium on Computer Applications in Medical Care. Washington D. C., USA: IEEE, 1989.
- [16] Andreassen S, Woldbye M, Falck B, et al. MUNIN: a causal probabilistic network for interpretation of electromyographic findings [C] // Proceedings of the 10th International Joint Conference on Artificial Intelligence. Milan, Italy: IJCAI Inc, 1987: 366 - 372.
- [17] Breese J, Heckerman D. Decision-theoretic troubleshooting: a framework for repair and experiment [C] // Proceedings of the 12 Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence. Porland, USA: Morgon Kaufmann Publisher Inc, 1996:124 - 132.
- [18] Heckerman D, Breese J S, Rommelse K. Decision-theoretic trouble shooting [J]. Communication of the ACM, 1995,38(3):49 - 57.
- [19] Jensen F V, Kjerulff U, Kristiansen B, et al. The SACSO methodology for troubleshooting complex systems [J]. Journal of Artificial Intelligence for Engineering Design, Analysis and Manufacturing, 2000,15(4):321 - 333.
- [20] Huang Y, McMurran R, Dhadyalla G. Probability based vehicle fault diagnosis: Bayesian network method [J]. Journal of Intelligent Manufacture, 2008, 19: 301 - 311.
- [21] Scheiterer R S, Obradovic D, Tresp V. Tailored-to-fit

- bayesian network modelling of expert diagnostic knowledge[J]. *Journal of VLSI Signal Processing*, 2007,49:301-316.
- [22] Xu B G. Intelligent fault inference for rotating flexible rotors using Bayesian belief network [J]. *Expert Systems with Applications*, 2012,39(1):816-822.
- [23] 朱永利,王艳. 基于贝叶斯网络的电网故障诊断[J]. *电力自动化设备*, 2007,27(7):33-36.
Zhu Yongli, Wang Yan. Power system fault diagnosis based on Bayesian network [J]. *Electric Power Automation Equipment*, 2007,27(7):33-36. (in Chinese)
- [24] 程延伟,谢永成,李光升,等. 基于贝叶斯网络的车辆电源系统故障诊断方法[J]. *计算机工程*, 2011,37(23):251-253.
Cheng Yanwei, Xie Yongcheng, Li Guangsheng, et al. Fault diagnosis method of vehicle power system based on Bayesian network [J]. *Computer Engineering*, 2011,37(23):251-253. (in Chinese)
- [25] 姜万录,刘思远. 多特征信息融合的贝叶斯网络故障诊断方法研究 [J]. *中国机械工程*, 2010,21(8):941-945.
Jiang Wanglu, Liu Siyuan. Fault diagnosis approach study of Bayesian networks based on multi-characteristic information fusion[J]. *China Mechanical Engineering*, 2010,21(8):941-945. (in Chinese)
- [26] 赵文清,朱永利,王晓辉. 基于组合贝叶斯网络的电力变压器故障诊断[J]. *电力自动化设备*, 2009,29(11):6-9.
Zhao Wengqing, Zhu Yongli, Wang Xiaohui. Combinatorial Bayes network in fault diagnosis of power transformer [J]. *Electric Power Automation Equipment*, 2009,29(11):6-9. (in Chinese)
- [27] Coleman A, Zalewski J. Intelligent fault detection and diagnostics in solar plants[C] // *Proceedings of the 2011 IEEE 6th International Conference on Intelligent Data Acquisition and Advanced Computing Systems: Technology and Applications (IDAACS 2011)*. [S. l.]: IEEE, 2011:948-953.
- [28] Chan A, McNaught K R. Using Bayesian networks to improve fault diagnosis during manufacturing tests of mobile telephone infrastructure[J]. *Journal of the Operational Research Society*, 2008,59(4):423-430.
- [29] Liu Y, Jin S. Application of Bayesian networks for diagnostics in the assembly process by considering small measurement data sets[J]. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2012,2:1-9.
- [30] Arroyo G, Sucar L, Villavicencio A. Probabilistic temporal reasoning and its application to fossil power plant operation[J]. *Expert Systems with Applications*, 1998,15:317-324.
- [31] Kang C W, Golay M W. A Bayesian belief network-based advisory system for operational availability focused diagnosis of complex nuclear power systems [J]. *Expert Systems with Applications*, 1999,17:21-32.
- [32] Torres-Toledano J G, Sucar L E. Bayesian networks for reliability analysis of complex systems lecture notes in computer science[C] // *Proceedings of the 6th Ibero-American Conference on AI: Progress in Artificial Intelligence*. London: [s. n.], 1998:195-206.
- [33] Neil M, Fenton N, Forey S, et al. Using Bayesian belief networks to predict the reliability of military vehicles[J]. *IEE Computing and Control Engineering*, 2001,12(1):11-20.
- [34] Bouissou M, Martin F, Ourghanlian A. Assessment of a safety critical system including software: a Bayesian belief network for evidence sources[C] // *Proceedings of Reliability and Maintainability Symposium*. [S. l.]: IEEE, 1999.
- [35] Bai C G. Bayesian network based software reliability prediction with an operational profile[J]. *Journal of Systems and Software*, 2005,77(2):103-112.
- [36] Fenton N E, Krause P, Neil M. Software measurement: uncertainty and causal modelling [J]. *IEEE Software*, 2002,10(4):116-122.
- [37] Axel B, Helminen A. A Bayesian belief network for reliability assessment [J]. *SAFECOMP*, 2001, LNCS2187:35-45.
- [38] Helminen A, Pulkkinen U. Reliability assessment using Bayesian network-case study on quantitative reliability estimation of a software-based motor protection relay[J]. *VTT Industrial Systems*, 2003, STUK-YTO-TR198:198-207.
- [39] Wilson A G, Huzurbazar A V. Bayesian networks for multilevel system reliability[J]. *Reliability Engineering and System Safety*, 2006,92(10):1413-1420.
- [40] Boudali H, Dugan J B. A new Bayesian network approach to solve dynamic fault trees[C] // *Proceedings of the IEEE Reliability and Maintainability Symposium*. [S. l.]: IEEE, 2005:451-456.
- [41] Boudali H, Dugan J B. A discrete-time Bayesian network reliability modelling and analysis framework [J]. *Reliability Engineering and System Safety*, 2005,

- 87(3):337 - 349.
- [42] Montani S, Portinale L, Bobbio A, et al. A tool for automatically translating dynamic fault trees into dynamic bayesian networks [C] // Proceedings of Reliability and Maintainability Symposium. [S. l.]: IEEE, 2006:434 - 441.
- [43] Raiteri D C, Montani S. Supporting reliability engineers in exploiting the power of dynamic bayesian networks[J]. International Journal of Approximate Reasoning, 2010,51(2):179 - 195.
- [44] Weber P, Jouffe L. Complex system reliability modelling with dynamic object oriented Bayesian networks (DOOBN)[J]. Reliability Engineering and System Safety, 2006,91(2):149 - 162.
- [45] Boudali H, Dugan J B. A continuous-time Bayesian network reliability modelling and analysis framework [J]. IEEE Transaction on Reliability, 2006,55(1): 86 - 97.
- [46] Neil M, Marquez D, Fenton N. Improved reliability modelling using Bayesian networks and dynamic discretisation[J]. Reliability Engineering and System Safety, 2009,95(4):412 - 425.
- [47] Neil M, Tailor M, Marquez D, et al. Modelling dependable systems using hybrid Bayesian networks [J]. Reliability Engineering and System Safety, 2008, 93(7):933 - 939.
- [48] Neil M, Malcolm B, Shaw R. Modelling an air traffic control environment using Bayesian belief networks[C] // Proceedings of Twenty-first International System Safety Conference. Ottawa, Canada: [s. n.], 2003.
- [49] Marsh W, Bearfield G. Using Bayesian networks to model accident causation in the UK railway industry [C] // Proceedings of International Conference on Probabilistic Safety Assessment and Management. Berlin, Germany: [s. n.], 2004.
- [50] Trucco P, Cagno E, Ruggeri F, et al. A Bayesian belief network modeling of organizational factors risk analysis: a case study in maritime transportation[J]. Reliability Engineering and System Safety, 2008, 93(6):845 - 858.
- [51] Kim M C, Seong P H. A computational method for probabilistic safety assessment of I&C systems and human operators in nuclear power plants [J]. Reliability Engineering and System Safety, 2006, 91(5):580 - 593.
- [52] Hanea D, Ale B. Risk of human fatality in building fires: a decision tool using Bayesian networks[J]. Fire Safety Journal, 2009,44(5):704 - 710.
- [53] Codetta-Raiteri D, Bobbio A, Montani S, et al. A dynamic Bayesian network based framework to evaluate cascading effects in a power grid[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2012,25:683 - 697.
- [54] Xiang T, Gong S. On the structure of dynamic Bayesian networks for complex scene modelling[C]// Proceedings of Joint IEEE International Workshop on Visual Surveillance and Performance Evaluation of Tracking and Surveillance (VS-PETS). [S. l.]: IEEE, 2003:17 - 22.
- [55] Kafai M, Bhanu B. Dynamic Bayesian networks for vehicle classification in video[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2012,8(1):100 - 109.

(责任编辑:匡梅)