

大数据背景下不确定性人工智能中的知识表达、知识获取及推理

赵建喆 谭振华 著



东北大学出版社
Northeastern University Press

大数据背景下不确定性人工智能中的知识表达、知识获取及推理

赵建喆 谭振华 著

东北大学出版社

· 沈 阳 ·

© 赵建喆 谭振华 2016

图书在版编目 (CIP) 数据

大数据背景下不确定性人工智能中的知识表达、知识获取及推理 / 赵建喆, 谭振华著. —沈阳: 东北大学出版社, 2016. 6

ISBN 978-7-5517-1305-4

I. ①大… II. ①赵… ②谭… III. ①人工智能—不确定系统—研究
IV. ①TP18

中国版本图书馆 CIP 数据核字(2016)第 132903 号

出版者: 东北大学出版社

地址: 沈阳市和平区文化路三号巷 11 号

邮编: 110819

电话: 024-83687331(市场部) 83680267(社务部)

传真: 024-83680180(市场部) 83687332(社务部)

E-mail: neuph@neupress.com

http: //www.neupress.com

印刷者: 沈阳市第二市政建设工程公司印刷厂

发行者: 东北大学出版社

幅面尺寸: 170mm×240mm

印 张: 9.75

字 数: 196 千字

出版时间: 2016 年 6 月第 1 版

印刷时间: 2016 年 6 月第 1 次印刷

责任编辑: 孟 颖

责任校对: 子 敏

封面设计: 刘江旸

责任出版: 唐敏志

ISBN 978-7-5517-1305-4

定 价: 45.00 元

前 言

不确定性人工智能是人工智能进入 21 世纪新的发展方向，其研究目的是为了机器能够具备人脑一样的对不确定性信息和知识的表示能力、处理能力和思维能力。近年来，贝叶斯网络因为其在不确定环境下知识表示、推理的能力，成为不确定性人工智能的研究热点。通过对问题域的贝叶斯网络建模，并借助于严格的数学推理方法得到某个事件发生的概率，使之能够模仿人类专家为决策人员提供政策结果或者决策依据。

目前，以某一问题域为研究背景对贝叶斯网络的理论框架进行研究，成为异常活跃的研究领域，主要包括贝叶斯网络学习和推理，其中贝叶斯网络学习包括结构学习和参数学习。传统的贝叶斯网络结构学习方法主要分为基于专家知识和基于数据集两种类型，但是基于数据集的学习方法具有一定的困难，已经证明搜索最优的网络结构是一个 NP-hard 问题，而基于专家知识的贝叶斯网络学习具有一定的主观性。

本书阐述了贝叶斯网络作为不确定性人工智能重要工具的依据，介绍其起源、发展，总结归纳贝叶斯网络的理论研究框架，揭示贝叶斯网络结构学习是从不同形态的知识源中挖掘问题域中表现为变量依赖关系的知识，进行知识表达来确定网络结构的过程。因此，贝叶斯网络结构学习的过程是一个知识获取的过程，其本质是机器学习方法的研究。并且在贝叶斯网络理论研究的基础上，根据认知科学人工智能领域的新发展要求，介绍为贝叶斯网络开辟新应用方向的理论研究成果。其中包括为了解决传统贝叶斯网络结构学习方法的问题，使计算机具有人的知识获取能力，进而为机器学习方法开发的智能计算模型。介绍为满足认知科学的人工智能领域的发展要求而进行的一系列贝叶斯网络的知识表达、知识获取及推理的新方法。

本书内容分为 8 章。

第 1 章，绪论。对贝叶斯网络理论研究框架进行深入研究，分析贝叶斯网络结构学习的本质；通过贝叶斯网络结构学习方法的研究现状，分析两类传统贝叶斯网络结构学习方法的问题；综述认知科学的人工智能领域新的发展要求，详细介绍本书所研究的问题。

第2章, 相关问题研究现状。通过对贝叶斯网络结构学习方法的梳理介绍, 发现现有的基于专家知识的和基于数据集的结构学习方法的问题, 将解决相关问题作为研究的出发点。通过对认知, 对人工智能、机器学习、不确定性的表达、推理和决策以及知识发现的研究成果综述, 剖析认知对贝叶斯网络结构学习影响, 对贝叶斯网络结构学习方法具有认知特性的发展方向得到若干新的要求。

第3章, 理论基础。对本书研究相关的理论进行了梳理、总结和概括, 包括贝叶斯网络的相关概念、原理; 分析逻辑、推理与知识获取之间的关系并得出相关结论, 分析经典的数理逻辑和传统的相关逻辑在知识获取方面的不足, 综述强相关逻辑的相关研究成果, 包括概念、定理, 分析其在知识获取方面的优势。数据库中的知识发现(KDD)作为知识获取的一种形式, 对其内在认知机理的重要理论研究成果之一即双库协同认知机制的理论框架进行综述。

第4章, 基于 Mqars 算法的贝叶斯网络结构学习方法。针对完备数据集的问题域, 提出具有认知自主性的基于 Mqars 算法的贝叶斯网络结构学习方法。首先, 为了实现数据库与知识库的互操作, 提出了一系列定义和定理搭建研究的理论框架, 这是使方法具有认知特性的基础; 然后, 针对各个流程提出一系列子算法进行知识获取并将知识表示为贝叶斯网络, 包括基于粗糙集、核主成分分析、粗糙集 & 核主成分分析的先验知识提取约简方法、基于粗糙集的多值属性关联规则算法(Mqars)和因果关系关联规则的贝叶斯网络结构表示方法。

第5章, 基于强相关逻辑的贝叶斯网络及其结构学习方法。提出基于强相关逻辑的贝叶斯网络(strong relevant logic-Bayesian networks, 简称 SRL-BNs)以及基于 SRL-BNs 的贝叶斯网络结构学习方法。从贝叶斯网络的底层逻辑出发, 针对现有的贝叶斯网络的概率逻辑模型存在的问题, 构建基于强相关逻辑的贝叶斯网络形式化的表示系统, 用确定子句逻辑的语言定义了贝叶斯网络的组件, 并给出了宣言式的语义。给出了基于 SRL-BNs 的结构学习方法的具体算法, 该算法能够自动地进行知识库中的知识发现, 针对不完备数据集和缺乏数据问题域, 能够自动获取知识并表示成贝叶斯网络结构, 是一个具有认知特性的自动化的机器学习工具。最后通过一个实例分析 SRL-BNs 的组件及其建模过程。

第6章, 基于 Mqars 的方法在财务预警问题研究中的应用。建立基于贝叶斯网络的财务预警模型进行上市公司财务预警问题的研究。对问题的研究背景、研究意义及研究现状、研究方法进行综述, 收集样本并在真实的数据上训练贝叶斯网络财务预警模型的结构和参数, 在结构学习上利用基于 Mqars 算法的贝叶斯网络结构学习方法, 用构建的模型进行预测, 分析预测结果并得出结论。

第7章，基于SRL-BNs的方法在产业集群衰退预测中的应用。建立基于强相关逻辑贝叶斯网络的产业集群衰退模型。分析产业集群衰退问题的研究现状，进行了产业集群衰退预测建模的实证研究，构建产业集群衰退风险因素的知识库，用基于SRL-BNs的结构学习方法进行结构建模，采集真实的数据作为样本训练模型参数，并预测衰退的概率，分析预测结果。

第8章，对本书的研究内容进行总结与展望。

本书由赵建喆、谭振华撰写，其中赵建喆撰写了第1章、第3章~第7章及参考文献、附录，谭振华撰写了第2章和第8章。在此对本书的另一位作者谭振华表示感谢，同时对课题组其他成员李丹程教授、程京德教授等表示衷心的感谢！

本书的出版得到了以下项目的资助：国家自然科学基金青年基金(No. 61402097, 61202085, 61402090)，教育部博士点基金(20120042120010)，教育部在线教育研究基金项目(2016YB125)，教育部基本科研业务费重大科技创新项目(No. N151708005)。

由于作者水平有限，时间仓促，书中不妥之处在所难免，恳请读者批评指正。

赵建喆

2016年4月于沈阳

目 录

第 1 章 绪 论	1
1.1 研究背景	1
1.1.1 不确定性人工智能与贝叶斯网络	1
1.1.2 贝叶斯网络起源、发展与研究现状	3
1.2 问题提出	5
1.2.1 贝叶斯网络结构学习与知识获取	5
1.2.2 贝叶斯网络结构学习方法的新要求	7
1.3 研究内容与框架	8
1.4 本书的创新点	11
第 2 章 相关问题研究现状	13
2.1 贝叶斯网络结构学习方法研究现状	13
2.1.1 基于专家知识的贝叶斯网络结构学习方法	13
2.1.2 基于数据集的贝叶斯网络结构学习方法	14
2.2 认知科学领域相关研究现状	18
2.2.1 认知与人工智能	18
2.2.2 认知与不确定性的表达、推理和决策	20
2.2.3 认知与机器学习	21
2.2.4 认知与知识获取	22
2.3 本章小结	24
第 3 章 理论基础	25
3.1 贝叶斯网络的理论基础	25
3.1.1 贝叶斯网络原理、定义和特性	25
3.1.2 贝叶斯网络学习和推理	28
3.2 强相关逻辑的理论基础	30

3.2.1	逻辑、推论与知识获取	30
3.2.2	条件关系与 CML、传统相关逻辑	31
3.2.3	知识获取中的相关推论与强相关逻辑	33
3.3	双库协同认知机制	34
3.3.1	双库协同机制的概念	34
3.3.2	双库协同认知机制理论框架	34
3.4	本章小结	37
第 4 章	基于 Mqars 算法的贝叶斯网络结构学习方法	38
4.1	基于 Mqars 的方法的提出	38
4.1.1	问题描述	38
4.1.2	基于 Mqars 的方法的技术路线	39
4.2	基于 Mqars 的方法的理论框架	41
4.2.1	基于 Mqars 的方法的理论平台	41
4.2.2	基于 Mqars 的方法的认知特性	42
4.3	先验知识的提取约简方法	44
4.3.1	先验知识提取约简方法的提出	44
4.3.2	基于 RS 的贝叶斯网络节点约简算法	44
4.3.3	基于 KPCA 的先验知识提取算法	47
4.3.4	基于 RS&KPCA 的先验知识提取约简算法	49
4.4	基于粗糙集的多值属性关联规则挖掘算法(Mqars)	50
4.4.1	Mqars 算法的提出	50
4.4.2	Mqars 算法的描述	51
4.4.3	Mqars 算法的实现	53
4.4.4	Mqars 算法的实例	55
4.5	因果关联规则的贝叶斯网络结构表示方法	57
4.6	本章小结	58
第 5 章	基于强相关逻辑的贝叶斯网络及其结构学习方法	59
5.1	问题描述	59
5.1.1	概率逻辑模型	59
5.1.2	SRL-BNs 的提出	61
5.2	SRL-BNs 的概述与特点	62
5.2.1	SRL-BNs 的知识演化	62
5.2.2	SRL-BNs 的特点	63

5.3	SRL-BNs 的组件和语义	63
5.3.1	SRL-BNs 的组件	64
5.3.2	SRL-BNs 宣言式的语义	65
5.4	基于 SRL-BNs 的贝叶斯网络结构学习方法	66
5.4.1	基于 SRL-BNs 的方法的提出	66
5.4.2	基于 SRL-BNs 的方法的认知特性	67
5.4.3	基于 SRL-BNs 的方法的流程和算法描述	68
5.5	一个 SRL-BNs 的实例研究	70
5.6	本章小结	72
第 6 章	基于 Mqars 的方法在财务预警问题研究中的应用	73
6.1	问题提出	73
6.1.1	研究背景	73
6.1.2	财务危机界定与财务预警模型研究综述	74
6.1.3	贝叶斯网络方法的提出	78
6.2	研究设计	80
6.2.1	样本的界定与选取	80
6.2.2	财务指标的确定	82
6.3	构建基于贝叶斯网络的财务预警模型	84
6.3.1	基于 RS 的财务指标的约简	84
6.3.2	财务预警模型的网络结构学习	86
6.3.3	财务预警模型节点参数确定	87
6.4	模型应用及实证研究结论	89
6.4.1	财务预警系统的应用	89
6.4.2	实证研究结论	92
6.5	本章小结	92
第 7 章	基于 SRL-BNs 的方法在产业集群衰退预测中的应用	93
7.1	研究背景与研究现状	93
7.2	研究设计	96
7.2.1	研究样本的选取	96
7.2.2	研究样本的界定	97
7.3	产业集群衰退知识库构建	99
7.3.1	逻辑斯蒂方程与需求增长率	99
7.3.2	资源需求量与企业成本	100

7.3.3	集群规模与吸引力	101
7.3.4	经济周期与市场需求量	101
7.3.5	路径依赖与技术创新力	102
7.3.6	路径依赖与战略选择	103
7.3.7	知识溢出效应	104
7.4	构建基于 SRL-BNs 的产业集群衰退模型	105
7.4.1	基于 SRL 的简单条件句和谓词提取	105
7.4.2	创建定性贝叶斯子句	107
7.4.3	创建过程贝叶斯子句	108
7.4.4	确定定量贝叶斯子句	110
7.5	预测结果分析及结论	112
7.6	本章小结	115
第 8 章	结论与展望	116
8.1	本书的主要结论	116
8.2	未来工作的展望	117
参考文献	119
附 录	132

第1章 绪论

H. A. Simon 在其早期的研究中就曾指出：管理就是决策。在管理科学的研究领域，管理的概念是通过科学的方法发现知识，并且做出正确决策的过程^[1]。现代管理科学中最大的问题便是如何在不确定性环境下进行高效率的决策。虽然经济学家已将不完全信息、处理信息的费用和非传统的决策目标函数引入了经济分析，但是运用运筹学、控制论、系统论和计算机科学等交叉学科为管理中的不确定性决策问题提供有效的工具和方法成为管理学领域的研究热点。

1.1 研究背景

1.1.1 不确定性人工智能与贝叶斯网络

客观世界中的绝大部分现象都是不确定性的，所谓确定的、规则的现象只在特定的前提和边界条件下发生，因此客观世界中的不确定性是一种真实的存在。不确定性最主要的表现形式之一就是随机性。概率论的公理化方法帮助人们用数学的方法研究随机性，用概率对随机性进行量化，借助随机变量的分布函数来研究随机现象的全部统计特征。

以贝叶斯公式为基础的贝叶斯理论，是人工智能中处理不确定性的重要工具。贝叶斯网络(Bayesian networks, 简称 BNs)把概率论思想融入图论所描述的结构中，是一种用有向无环图来描述的概率模型。1986年美国加州大学的J. Pearl教授在对拓扑结构图和变量条件独立之间关系深入研究的基础上，最先正式提出贝叶斯网络^[2]。

从技术层面来讲，贝叶斯网络可以分为两个组成部分。

一部分被称为定性部分，用于描述随机变量之间的依赖和独立关系，在贝叶斯网络中这一部分用有向无环图来表示。用 X_i 表示一个节点，它是有限集合 $X = \{X_1, \dots, X_n\}$ 的一个元素， X 对应一组随机变量，这里随机变量可以是

离散的也可以是连续的，把离散的随机变量看作连续的随机变量的特例。有向边用来连接节点，如果有一条有向边从 X_i 指向 $X_j (i, j \leq n; i \neq j)$ ，称 X_i 为 X_j 的父节点， X_j 为 X_i 的子孙节点，记 X_i 的父节点的集合为 $\pi(X_i)$ ，如果 X_i 没有父节点则称其为根节点。

另一部分被称为定量部分，它是基于随机变量依赖关系上的联合概率密度，在贝叶斯网络中表示为节点的参数。节点的参数量化了 $\pi(X_i)$ 对 X_i 的影响，在贝叶斯网络中节点参数为每个节点的条件概率密度，根节点的概率密度记为 $P(X_i)$ ，其他节点的概率记为： $cpd(X_i) = P(X_i | \pi(X_i))$ 。贝叶斯网络通过联合概率密度来进行问题域中的知识表示： $P(X_1, \dots, X_n) = \prod_{i=1}^n P(X_i | \pi(X_i))$ 。

贝叶斯网络包含一个图网络模型的条件独立假设，这是贝叶斯网络的一个基本假设：对于任意 X_i 必须有一个非子孙节点子集 $A \subseteq X$ ，对于给定 $\pi(X_i)$ 的联合状态，满足 X_i 条件独立于 A ，即 $P(X_i | A, \pi(X_i)) = P(X_i | \pi(X_i))$ 。

贝叶斯网络是人工智能领域处理不确定性的最佳模型，在很多领域得到了广泛应用，例如系统控制、信息融合、医疗诊断、风险管理和生物信息分析等^[3]。

(1) 贝叶斯网络用图形模式表示随机变量之间的依赖关系，提供一种框架结构来表示因果信息。贝叶斯网络提供了人类大脑建模和推理过程的一种图模型，而且变量之间具有一定的因果语义，用网络结构来表达各个节点间的条件独立关系，人们可以从贝叶斯网络结构中分辨出属性间的条件独立以及依赖关系，所以其推理过程具有可解释性。

(2) 贝叶斯网络利用先验知识和样本数据对未来样本进行估计，而网络结构和概率是先验信息和样本数据在贝叶斯网络中的表现形式，这样使得不确定知识表示和推理在逻辑上非常清晰而且易于理解。

(3) 除了支持向前推理的功能外，贝叶斯网络提供了任何模型都不具备的向后诊断功能，同时把向前推理和向后诊断统一在一个推理模式下，这充分体现了贝叶斯网络推理的灵活多样性。

(4) 贝叶斯网络按照概率论的原则对问题结构加以利用，将复杂的联合概率密度分解成一系列相对简单的模块，降低了知识发现和概率推理的复杂度，这使得贝叶斯网络成为能够解决复杂问题的推理和数据分析工具。

(5) 贝叶斯网络依靠坚实的、公理化的数学理论基础，它把先验概率和后验概率相结合，进行严格的概率推理，使推理结果更加具有科学性和严密性，因此为数据挖掘、知识发现和决策支持提供了一种科学有效的方法。

不确定性人工智能是人工智能进入 21 世纪新的发展方向，其研究目的是为了机器能够具备人脑一样对不确定性信息和知识的表示能力、处理能力和

思维能力。近年来,贝叶斯网络因为其在不确定环境下知识表示、推理的能力,成为不确定性人工智能的研究热点。通过对问题域的贝叶斯网络建模,并借助于严格的数学推理方法得到某个事件发生的概率,使之能够模仿人类专家为决策人员提供政策结果或者决策依据。

1.1.2 贝叶斯网络起源、发展与研究现状

20世纪20年代,英国经济学家和逻辑学家、现代归纳逻辑的创始人J. M. Keynes把概率论和归纳逻辑相结合,建立了第一个概率逻辑系统,而后的逻辑学家纷纷提出自己的概率逻辑系统,这种研究思路被称为“贝叶斯主义”(Bayesianism)。其中,数学家Thomas Bayes的论文*An Essay toward Solving a Problem in the Doctrine of Chances*是贝叶斯学派的奠基性工作;而Jeffreys针对无信息先验分布,提出了重要的杰弗莱准则,标志着贝叶斯学派的形成。

20世纪90年代后,出现了“贝叶斯主义的复兴”。在人工智能领域中,以贝叶斯网络应用为主的贝叶斯主义的研究成果斐然^[4]。20世纪80年代J. Pearl先后介绍了贝叶斯网络的基本理论及其在专家系统中的成功应用^[5],以及利用D-分割原则来判断变量间的条件独立关系,这一原则在贝叶斯网络学习中具有极其重要的作用。贝叶斯网络理论体系的完整提出引起了学术界的轰动,J. Pearl教授也因此赢得了1999年IJCAI会议的最高“研究成就奖”。

近几十年来,应用贝叶斯网络对目标问题域进行分类和预测的建模研究取得了显著的研究成果^[6],广泛应用于医疗诊断辅助系统,如ALARM(A Logical Alarm Reduction Mechanism),Asia网,PATHFINDE系统和CPCSNB系统等;工业领域进行可靠性分析和风险分析,如ESRFD(Castillo等,1997),2TBN动态模型(Montani等,2006),NASA的故障分析(Mengshoel等,2008)。除此之外,贝叶斯网络模型和方法在生命科学、金融风险分析、模式识别以及图像处理领域都已经成功应用。

贝叶斯网络理论的研究也是异常活跃的研究领域,主要包括贝叶斯网络学习和贝叶斯网络推理^[7]。贝叶斯网络学习是获取最符合先验知识的贝叶斯网络结构(定性部分)和参数(定量部分)用于知识表示,分为贝叶斯网络结构学习和贝叶斯网络参数学习。贝叶斯网络推理是基于先验知识进行不确定性推理计算,主要分为精确推理和近似推理,是在贝叶斯网络学习的基础上,充分利用变量之间的条件独立信息,提高边缘和条件分布的计算效率。

贝叶斯网络结构学习的方法是基于经验知识,包括专家知识、问题域规则和样本数据集中蕴含的知识寻找、确定网络结构的过程。现有的贝叶斯网络结构学习方法有一类是基于数据集的结构学习方法,还有一类是基于专家知识的结构学习方法。

在所研究的目标域中数据很难采集的情况下,可以根据专家意见或者综合多个专家意见学习贝叶斯网络结构^[8-10]。具体方法包括参照专家对事件因果关系的认知和互相影响关系,利用邻接矩阵等方法进行网络结构学习^[11];还可以对反映问题结构的因果图或者故障树等表示依赖关系和逻辑关系的图模型进行转换,并根据条件独立假设对图模型进行简化、解环等操作学习贝叶斯网络^[12,13]。这类方法很好地解决了目标域中缺少数据集的问题,并能综合专家意见快速确定贝叶斯网络结构,避免了 NP-hard 问题。但是,专家指定的方法往往具有很强的主观性,而且这种方法很难在人工智能领域实现突破。

从 20 世纪 90 年代开始大部分的网络结构学习方法都是基于数据集的,当数据集中所有变量不存在遗失数据时,称为完备数据集;否则,称为不完备数据集^[14,15]。当前最具代表性的方法分为基于搜索评分的方法和基于依赖分析的方法^[16-18]两种类型。基于搜索评分的网络结构学习方法是针对网络结构空间内的各个网络结构,运用合理的搜索方法与评分方法进行搜索与评价,最终确定一个与数据集拟合最好的网络结构。此类算法的核心在于选择合适的评分方法,使用启发式搜索和选择单个最佳网络结构。其中,评分方法包括贝叶斯评分、最小长度评分和最大互信息评分等方法;常用的搜索算法包括贪婪搜索、爬山法和模拟退火法等。研究表明,一个具有 N 个变量的问题域的可能网络结构数目大于以 N 为指数的函数,因此基于搜索评分的贝叶斯网络结构学习方法是一个 NP-hard 问题。

基于依赖分析的方法又称为基于独立性检验的方法,这种方法考虑节点变量之间的条件独立关系,通过数据集进行两节点变量之间的条件独立检验,而弧的方向直接理解为因果关系,确定符合条件的网络结构。该方法的学习效率和学习精度取决于需要进行的条件独立检验的阶数和次数,对于复杂的网络结构所需的条件独立检验的阶数和次数数目很大,因此该类算法适合于稀疏贝叶斯网络结构的学习。

上述两种方法都存在一定的局限,因此很多学者综合了上述两类方法,先采用基于依赖分析的方法获得节点顺序或缩减搜索空间,然后采用基于搜索评分的方法进行贝叶斯网络结构的学习,取得了丰厚的研究成果^[19]。以上方法主要针对完备数据集,但是在现实研究的问题域中数据往往是不完备的,国内外学者针对不完备数据集的贝叶斯网络结构学习也做了大量研究^[20]。

综上所述,从贝叶斯网络结构学习方法的发展历程来看,20 世纪 90 年代之前,贝叶斯网络结构学习主要依靠专家知识。领域专家根据事物之间的因果关系确定贝叶斯网络结构,然后利用参数学习方法确定每个节点的条件概率分布。贝叶斯网络表示的专家系统能够对不同事物之间的因果关系进行定性和定量的描述,并根据相应的观测做出推理。但是依赖于专家知识的贝叶斯网络结

构学习具有很强的主观性，所以充分利用数据进行贝叶斯网络结构学习成为贝叶斯网络理论研究的热点。90年代以来，通过统计学领域对联合概率分布近似分解方法，从多个角度对该问题进行研究，包括算法研究、理论拓展等方面。但是基于数据进行贝叶斯网络理论研究具有一定的困难，已经证明贝叶斯网络学习和推理是一个 NP-hard 问题^[21]。这使得贝叶斯网络的发展进入瓶颈阶段，对贝叶斯网络的理论研究是贝叶斯网络突破瓶颈、长足发展的要求。而同时对贝叶斯网络理论的研究也必须考虑到实际的应用，而不是只是纸上谈兵地对贝叶斯理论框架的研究，目前国内外学者对于贝叶斯网络开辟新的应用方向的理论研究还很不足。

1.2 问题提出

通过对研究背景的分析可以看出，对贝叶斯网络开辟新的应用方向的理论研究存在不足。因此本书首先对贝叶斯网络理论的研究框架、贝叶斯网络结构学习研究的本质进行梳理，然后针对问题的本质对贝叶斯网络结构学习方法提出的若干新要求进行探讨。

1.2.1 贝叶斯网络结构学习与知识获取

本书通过对贝叶斯网络理论框架研究的综述，分析得到贝叶斯网络结构学习本质的如下结论。

(1) 对贝叶斯网络的理论研究框架进行剖析并分析贝叶斯网络学习过程。贝叶斯网络的理论研究分为贝叶斯网络学习和贝叶斯网络推理。其中，贝叶斯网络学习分为参数学习和结构学习，是从不同形态的知识源组成的经验知识中获取表现为因果关系的知识及在因果关系之上的条件概率，并分别表示为贝叶斯网络定量和定性部分的过程。知识源可能是经验数据、经验规则或者是专家意见等，这些都可以看作经验知识，而获取的知识为贝叶斯网络的先验知识，再经过推理得到后验知识。

(2) 通过贝叶斯网络学习过程的分析对贝叶斯网络结构学习本质进行定位。贝叶斯网络结构学习的本质是获取知识源中潜在的、表现为因果关系的知识的过程，而贝叶斯网络结构学习方法研究的根本目的是为了使计算机具有人的知识获取能力而为该学习的过程开发一个智能的系统。

(3) 确定的贝叶斯网络结构学习方法研究内容的两大核心分别是：知识获取，即从专家或其他专门知识来源汲取知识并向知识型系统转移的过程或技术，以及知识表示，即利用计算机能够接受并进行处理的符号和方式来表示人在改造客观世界中所获得的知识。如图 1.1 所示为分析获得的贝叶斯网络理论

的研究框架。

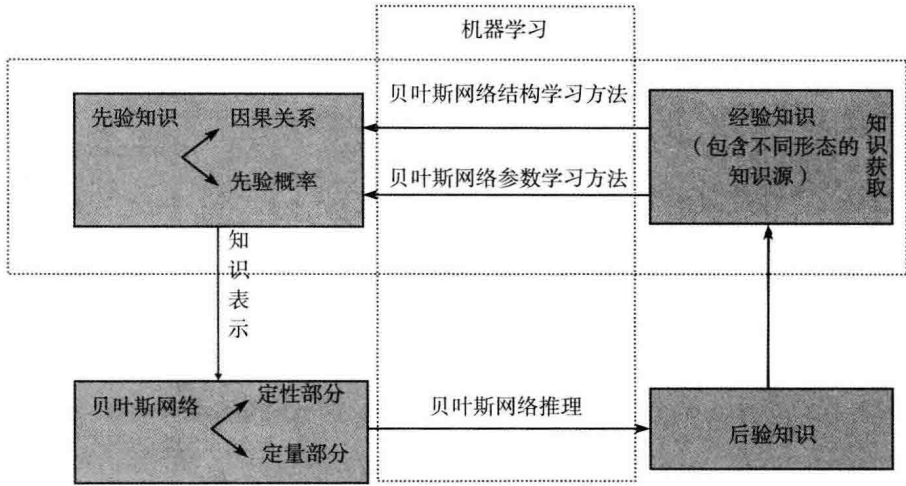


图 1.1 贝叶斯网络理论研究框架

本书通过对贝叶斯网络理论研究框架的梳理，确定理论研究的核心之一为知识获取，知识(knowledge)是一个或者多个信息关联在一起形成的有应用价值的信息结构，也有人认为知识是经过消减、塑造、解释和转换的信息^[22]。

通过对知识获取与贝叶斯网络结构学习的关系进行分析，贝叶斯网络结构学习的过程是一个知识获取的过程，其本质是机器学习的方法的研究。本书认为现有的学习方法包括两方面问题。

首先，基于数据集的方法主要是从以数据形式的知识源为来源的经验知识中获取先验知识，而基于专家知识的方法是从包括专家知识、问题域规则等形式为来源的经验知识中获取先验知识，并且进行知识表示的过程。因此，知识获取方法的研究应该针对不同问题域，不但能够进行数据库中的知识发现，还能进行知识库中的知识发现。

其次，目前人工智能领域研究的核心问题包括如何自动地发现知识，如何进行知识表示以及如何根据已有知识进行分析处理或推理，得到新的知识。贝叶斯网络结构学习是以知识获取为手段，挖掘问题域中表现为随机变量因果关系或依赖关系的知识，进行知识表示来确定网络拓扑结构的过程，而为该过程开发智能的学习方法、建立学习的计算模型，使计算机具有自动学习网络结构的能力。

1.2.2 贝叶斯网络结构学习方法的新要求

针对贝叶斯网络学习的本质以及问题，本书对现有的贝叶斯网络结构学习方法的新要求分析如下。

(1) 对于基于数据集的贝叶斯网络结构学习方法来说，如基于搜索评分的方法和基于依赖分析的方法，其网络结构的空空间随着变量呈指数级增长，因此从数目巨大的可能的结构空间中搜索出一个最优的网络结构是很困难的，Chickring 等已经证实了这是一个 NP-hard 问题。结构空间的不连续性、数据的不完备性、结构空间的巨大规模以及如何确定有向边的方向、如何对结构进行解环都是现有方法存在的问题。

数据挖掘和知识发现领域的研究致力于发现蕴含在数据集中的知识，这为贝叶斯网络结构学习提供了新方法的依据。肖海慧等^[23]，Clement Faure 等^[24]在此方面做了相关研究并取得了一些进展，分别提出了基于数据挖掘技术获取知识，并表示为贝叶斯网络的方法。

但是如何自动地发现数据库中潜在的、用户感兴趣的、具有因果关系的知识，是针对贝叶斯网络结构学习方法而进行知识发现所面临的难题。

(2) 基于专家知识的贝叶斯网络结构学习在不完备数据集以及缺乏数据问题域的结构学习方面具有一定的优势，但是依赖于专家意见和领域知识构建贝叶斯网络结构的学习方法存在一定的主观性强的问题。目前，将专家知识融入基于数据集的贝叶斯网络学习方法以减少网络结构搜索空间以及最优模型选择，成为研究的主流，但是也面临着多个专家知识融合等问题。

对于如何进行知识库中的知识发现，综合领域知识和专家知识，将不同知识源中的知识耦合到一种贝叶斯网络结构学习方法中，从非数据的事实或者经验知识以及从已发现的知识中进一步发现深层次的知识等，均对贝叶斯网络结构学习方法提出了更高的要求。

(3) 从人工智能角度来看，传统的贝叶斯网络结构学习的方法如经典的 K2 算法，都是用传统的工程学方法来为先验知识开发一个智能系统，是用工程学的角度来创造智能的机器，这样的人工智能不具备认知的自主性，例如去除先验知识中的冗余、重复和冲突矛盾的知识，有向边的方向确定问题等。从更深远的角度挖掘现代人工智能的特性和最新的认知科学的观点，人工智能的更高要求是从经验科学的角度为人类智能建立的计算模型，称之为“computational intelligence”^[25]。把贝叶斯网络结构学习的过程视为人类认知的过程，为贝叶斯网络结构的知识获取过程建立一个计算模型，必然能解决传统工程学方法的固有问题。

(4) 贝叶斯网络结构学习方法属于机器学习方法的研究范畴，机器学习