

动态贝叶斯网络 智能信息处理及应用

Intelligent Information Processing and
Application by Dynamic Bayesian Network

肖秦琨 高嵩 著



国防工业出版社

National Defense Industry Press

责任编辑：尹 艳
责任校对：李娟娟
封面设计：徐 鑫

动态贝叶斯网络 智能信息处理及应用

Intelligent Information Processing and
Application by Dynamic Bayesian Network

上架建议：智能信息

<http://www.ndip.cn>

ISBN 978-7-118-11957-2



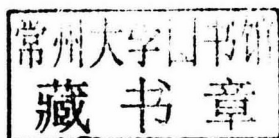
9 787118 119572 >



定价：68.00 元

动态贝叶斯网络智能 信息处理及应用

肖秦琨 高 嵩 著



国防工业出版社

·北京·

内 容 简 介

全书共分10章,介绍了贝叶斯网络的相关理论及应用。附录部分给出了与DBN结构度量相关定理、性质的证明。

本书内容新颖,选材广泛,突出实践与应用,适用于从事智能信息处理与优化研究工作的工程技术人员及研究生阅读、参考,也可作为高等院校有关专业的教学参考书。

图书在版编目(CIP)数据

动态贝叶斯网络智能信息处理及应用/肖秦琨,高嵩著.
—北京:国防工业出版社,2019.9
ISBN 978-7-118-11957-2

I. ①动… II. ①肖… ②高… III. ①贝叶斯理论
IV. ①G201

中国版本图书馆CIP数据核字(2019)第191365号

※

国防工业出版社 出版发行

(北京市海淀区紫竹院南路23号 邮政编码100048)

北京虎彩文化传播有限公司印刷

新华书店经售

*

开本 710×1000 1/16 印张 13½ 字数 242千字

2019年9月第1版第1次印刷 印数 1—1000册 定价 68.00元

(本书如有印装错误,我社负责调换)

国防书店:(010)88540777

发行邮购:(010)88540776

发行传真:(010)88540755

发行业务:(010)88540717

前 言

作为图模型范畴之一的贝叶斯网络(Bayesian Network, BN),是人工智能中处理不确定性问题的建模与分析工具,其历史仅有十几年,但其发展与应用已取得了令人瞩目的成就。沿时间轴变化的BN即构成了动态贝叶斯网络(Dynamic Bayesian Network, DBN)。DBN理论是人工智能学科中序列信号处理的有力工具,作为解决不确定性问题及自动思维问题的新兴分支学科,由于其在处理不确定性复杂问题方面的独特优点,在机器学习领域的作用也越来越重要。国外早期的研究主要集中在贝叶斯网络及其动态系统基本的原理和推理算法。20世纪90年代中期以来,由于自主控制等领域的迫切需求,DBN的研究热点已集中于各种高效的推理算法、从数据序列中进行概率图模型结构及参数学习的各种方法。随着深度神经网络和自动思维技术的发展,如何基于海量数据进行序列信息的自动数据挖掘以及将复杂智能网络与自动思维相结合,已经成为认知科学领域的核心问题,而DBN在智能信息处理方面的理论和应用将为这一热点领域提供思路。

本书全面系统地介绍了DBN的相关理论,重点介绍了BN及其动态系统的经典应用和国内外的新发展。全书共10章。第1章概述了BN的产生与发展,基本操作及表达;第2章为本书静态网络的理论基础部分;第3章由浅入深地引出DBN的基本概念及研究方向;第4章为DBN相关数学基础内容;第5章在第4章基础上,详细讨论了三类DBN的推理,即隐变量离散、隐变量连续、隐变量混合DBN推理;第6章讨论并推导出DBN结构度量机制;第7章刻画了基于BD度量体制的平稳动态系统DBN结构学习模型设计;第8章将DBN理论用于自主优化及动态数据挖掘;第9章从以往无人战斗机路径规划中使用的方法以及涉及的定义、术语等出发,讨论了静态路径规划、动态路径规划及空间路径规划三方面的基本问题;第10章介绍了作者近年来开展的基于动态贝叶斯图模型的智能人机交互应用。附录部分给出了与DBN结构度量相关定理、性质的证明,为读者进一步研究和学习DBN提供参考。

本书是作者近年来潜心学习和研究国内外不确定性算法理论、方法和应用成果的总结,相关研究工作始于作者在攻读博士学位及在清华大学信息与工程国家实验室从事博士后研究期间,特此向辛勤培养自己的导师表示衷心感谢。

本书 1.4 节、6.2 节及 10.2 节由高嵩编撰,其余章节均由肖秦琨撰写。在本书的编写过程中,得到了加拿大维多利亚大学 Li KinFun 教授和新加坡意法半导体公司亚太研究中心王海云博士的悉心指导,特向他们表示衷心感谢。

本书的研究工作是在多项国家级研究资助下开展的,包括国家自然科学基金(60972095,61271362,61671362)、陕西省自然科学基金(2017JM6041)。同时,本书的出版得到了“西安工业大学专著出版基金”的资助,在此一并表示感谢。

由于涉及内容广泛及限于作者的学识水平,书中疏漏和不当之处在所难免,希望读者不吝赐教指正。

作 者

2019 年于西安工业大学

目 录

第 1 章 图模型与贝叶斯网络	1
1.1 图模型简介	1
1.2 贝叶斯网络概述	2
1.3 贝叶斯网络理论基础	3
1.3.1 静态网络理论基础	3
1.3.2 静态网络应用研究	6
1.4 动态网络理论及应用	8
1.4.1 动态网络理论基础	8
1.4.2 动态网络应用研究	9
第 2 章 静态贝叶斯网络	10
2.1 静态贝叶斯置信网络	10
2.2 静态网络的推理	13
2.2.1 证据相关法	13
2.2.2 证据相关法在目标识别中的应用	14
第 3 章 动态贝叶斯网络基础	18
3.1 概述	18
3.2 动态贝叶斯网络应用研究	19
3.2.1 动态时序数据分析与挖掘	19
3.2.2 无人机的态势感知与路径规划	20
3.2.3 进化算法与动态贝叶斯网络混合优化	22
3.3 从静态网到动态网	22
3.3.1 概述	22
3.3.2 推导	23
3.3.3 动态贝叶斯网络表达	25
3.4 动态贝叶斯网络的研究内容	27
3.4.1 动态贝叶斯网络推理	28
3.4.2 动态贝叶斯网络学习	30

第 4 章 动态贝叶斯网络相关理论	34
4.1 最优估计理论基础	34
4.1.1 模型参数估计问题	34
4.1.2 状态最优估计问题	36
4.1.3 最优信息融合估计问题	39
4.2 卡尔曼滤波器线性系统最优滤波和预测	40
4.2.1 直观法证明卡尔曼滤波公式	41
4.2.2 正交投影理论证明卡尔曼滤波	43
4.3 基于卡尔曼滤波的信息融合滤波理论	47
4.3.1 按矩阵加权线性最小方差最优融合准则和算法	48
4.3.2 按标量加权线性最小方差最优信息融合准则和算法	50
4.3.3 按对角阵加权线性最小方差最优化融合估计准则和算法	52
第 5 章 动态贝叶斯网络推理	54
5.1 隐变量离散动态网络推理	54
5.1.1 模型数学描述	54
5.1.2 隐马尔可夫的研究内容	55
5.1.3 一般离散动态网络和隐马尔可夫关系	58
5.2 隐变量连续动态网络推理	59
5.2.1 模型数学描述	59
5.2.2 卡尔曼滤波图模型推理	59
5.3 混合隐状态动态贝叶斯网络	61
5.3.1 模型数学描述	61
5.3.2 混合动态贝叶斯网络推理	63
第 6 章 动态贝叶斯网络结构学习算法	66
6.1 动态贝叶斯网络结构度量体制	66
6.1.1 概述	66
6.1.2 动态网络的贝叶斯信息度量	67
6.1.3 动态贝叶斯网络 BD 度量	69
6.2 构建动态网络结构寻优算法	70
6.2.1 DBN 学习	71
6.2.2 DBN 推理	73
第 7 章 动态贝叶斯网络结构学习模型	75
7.1 平稳系统动态网络结构学习模型设计	75
7.1.1 模型设计	76

7.1.2	仿真试验	79
7.2	变结构动态网络自适应结构学习模型设计	82
7.2.1	模糊自适应双尺度	82
7.2.2	动态系统非平稳程度和平稳性的测量	86
第 8 章	基于动态贝叶斯网络的自主控制	89
8.1	概述	89
8.2	快速构建决策网络结构方法	90
8.2.1	链形决策网络模型的建立	91
8.2.2	决策网络树形模型结构学习算法	93
8.2.3	一般决策网络结构学习算法	94
8.3	进化算法与动态贝叶斯网络混合优化	94
8.3.1	算法基本思想	94
8.3.2	混合优化自主控制算法描述	96
第 9 章	无人机自主控制应用研究	105
9.1	基于动态贝叶斯网络的路径规划	105
9.1.1	无人机平面静态路径规划	105
9.1.2	无人机动态路径规划	115
9.2	无人机自主路径规划实例	123
9.2.1	基于混合优化的无人机路径重规划	123
9.2.2	无人机攻击多目标路径规划	133
第 10 章	动态贝叶斯图模型在人机交互中的应用	143
10.1	动态贝叶斯图模型连续手语识别	143
10.1.1	手语识别的意义	143
10.1.2	手语识别的国内外现状	145
10.1.3	迫切需要解决的科学技术问题	151
10.2	动态贝叶斯图模型手语识别的一般问题	152
10.2.1	一般问题概述	152
10.2.2	基于视觉的三维手语运动捕获研究	153
10.2.3	基于图模型的连续手语理解研究	154
10.2.4	体感交互连续手语识别示范系统构建	155
10.3	手语识别问题的解决方案	156
10.3.1	方案思路概述	156
10.3.2	三维手势运动捕获研究	157
10.3.3	基于图模型的连续手语理解研究	162

10.3.4	基于肢体运动的人机交互示范系统研究	168
10.4	动态贝叶斯图模型肢体人机交互	170
10.4.1	肢体人机交互的研究意义	170
10.4.2	国内外研究现状分析	173
10.5	动态贝叶斯图模型人机交互的一般问题	175
10.6	人机交互问题的解决方案	177
10.6.1	基于图模型的人体运动三维运动捕获研究	177
10.6.2	基于图模型的人机交互运动理解研究	184
10.6.3	基于肢体运动的人机交互示范系统研究	188
附录	贝叶斯网络局部结构度量数学基础	191
A.1	链形模型局部结构度量	191
A.2	树形模型局部结构度量	193
A.3	局部贝叶斯网络度量	195
参考文献	199

第 1 章 图模型与贝叶斯网络

1.1 图模型简介

概率图模型是一种以图的方式表示变量之间概率关系的模型,其中的节点可以认为是变量,而边则表示变量之间的概率联系,即相关性。这种图能够用最直接、最紧凑的形式表示变量的联合概率。假设现在有 N 个二值变量,一般地,它的联合概率 $P(X_1, X_2, \dots, X_N)$ 需要 $O(2^N)$ 个参数表示,而通过图模型,根据相关性假设,则可以指数倍地减少参数的个数,这有利于后续的推导和学习。

概率图模型是一个相对很大的范畴,以边的属性可以分为两种模型:无向图和有向图。无向图模型,也称为马尔可夫网络(Markov Network)或者马尔可夫随机场(Markov Random Fields, MRF),在物理界及视觉领域得到了很大应用,其中无向图模型特例——线性 Log 模型,在统计学领域也比较流行;有向图模型(也称为 BN)、可信度网络(Belief Network)、生成模型(Causal Model)等,在人工智能(AI)领域以及机器学习(Machine Learning)等领域都有广泛应用。有的模型综合了无向边和有向边,这类模型称为链图(Chain Graph)。图 1-1 列出了图模型的层次图。从图中可以看出,模式识别中流行的主元素分析法(PCA)、无关元素分析法(ICA)、混合模型(Mixture Model)、回归模型(Regression Model)、隐马尔可夫模型(HMM)、卡尔曼滤波(Kalman Filter)等都归属于 BN。这些模型之间具有一定的转换关系,通过降维(Reduced Dimension)、动态性(Dynamic)、混合型(Mixture)、非线性(Nonlinear)等特性,可以从一类模型过渡到另一种类型。Sam Roweis 和 Zoubin Ghahramani 总结了模型之间的联系。

图模型是概率论与图论密切结合的产物,为复杂系统的研究提供了模块化(Modularity)的概念。通过简单模块的组合,可以建立更加复杂的系统。概率论提供了组合这些模块的黏合剂,确保将系统作为一个整体考虑;概率论同时为有关数据和模型提供了连接界面。图模型中的图论部分,不仅提供了体现高度相互影响变量集的直观界面,而且提供了能够导致有效算法的数据结构。

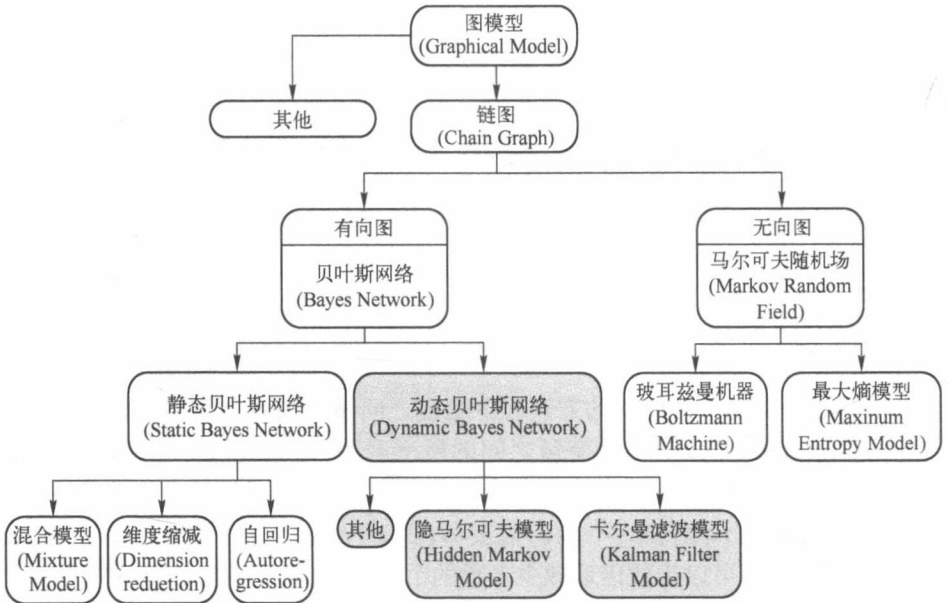


图 1-1 图模型的层次图

统计学、系统工程、信息论及模式识别等领域中的许多古典的多变量概率系统 (Multivariate Probabilistic Systems) 均是图形模型的特殊形式,如混合模型 (Mixture Models)、因子分析 (Factor Analysis)、隐马尔可夫模型 (Hidden Markov Model) 及卡尔曼滤波 (Kalman Filter) 等。图形模型框架提供了看待上述这些系统的方法,即这些系统是一般基础形式的实例。这种观点具有许多优点,特别是某一领域已经得到发展的特有技术,可以转换到其他相关领域,拓展应用空间。同时,图形模型的形式为设计新的系统提供了一个非常自然的框架。

1.2 贝叶斯网络概述

作为图模型范畴之一的 BN,是人工智能中处理不确定性问题建模与分析工具,其历史仅有十几年,但其发展与应用已取得了令人瞩目的成就,2001年4月,《纽约时报》第二次刊登专文向公众介绍 BN。微软是 BN 的积极研究、应用和倡导者之一,最早的 BN 研究者之一、微软公司的 Heckerman 于 1995 年写出了比较系统的 BN 理论技术性文章,标志着 BN 理论已成为一门系统的理论。

BN 理论是人工智能学科中处理不确定性问题的新兴分支,在处理不确定性复杂问题方面有其独特的优点,而且在人工智能的机器学习领域起着越来越重要的作用。国外早期的研究主要是在基本的原理和推理算法,以及专家系统

中采用 BN,把不确定性的专家知识进行编码描述。20 世纪 90 年代中期以来,研究热点集中于各种高效的推理算法、从数据中进行 BN 学习的各种方法、动态系统以及各种应用。

BN 的这些研究主要在以下几个方面。

(1) 计算复杂性。这方面的工作是研究在 BN 上的学习、推理的算法复杂度,结论是 BN 上的学习、精确推理、近似推理均是(Non-deterministic polynomial 全称多项式复杂程度的非确定性问题)困难的。

(2) 在 BN 上的学习。这包括参数学习和结构学习。参数学习主要有经典统计方法和贝叶斯方法,许多文献都论述了这两种方法在 BN 上运用的详细内容。在结构学习方面,Heckerman 的建议被广泛接受,那就是搜索网络状态空间并给每次搜索结果打分,以找出最好得分的那些结构,这方面的研究涉及好的搜索算法和给搜索结果评分的函数等问题。

(3) 在 BN 上的推理算法。在这方面已有比较多的成果,包括经典的联结树算法、变量消除法、SPI(Symbolic Probabilistic Inference,全称符号推理)法等,以及属于近似算法的模拟取样法、变换方法和参数近似法等。

(4) BN 的应用研究。比较著名的有微软开发用于 Office 产品的帮助系统向导和 Windows 的打印故障自动检测,以及快速医疗诊断决策参考模型 QMR-DT,这是由 600 种疾病和 4000 种疾病现象组成的 BN 系统。

总之,BN 模型灵活性好,能自然地将专家知识融入模型中,具有令人瞩目的从数据中导出模型的能力,并能继续用专家知识和数据改进模型的性能,而且它的模型结构和参数具有明确的含义。因此,BN 是应用于智能分析、智能学习、智能控制等智能领域的强有力的工具之一。随着 BN 理论研究的不断深入,其实际应用范围也越来越广泛。现今将概率关系计算机模型化已成为建设决策支持系统的一个重要部分,并且称为“智能软件”的研究人员正越来越广泛地进行 BN 在各个领域中的应用研究,BN 在信息、医学和工业等领域的应用已取得了许多成果。

1.3 贝叶斯网络理论基础

1.3.1 静态网络理论基础

BN 是采用有向图描述概率关系的理论。BN 处理概率过程首要的是观察各变量相互逻辑关系。当某些变量的信息已知时,就可能变成相互独立的节点,于是,我们就能把这些条件概率项替换成更小的概率项,通过计算更小的条

件概率求出联合概率。BN 理论是采用概率理论在网络节点上进行计算的,即概率推理,可以由已知的一些节点的概率推理出另外一些节点的概率。在推理中,感兴趣的不是条件概率表中的输入概率,而是从给定初始条件概率得到各个节点的概率,所谓的概率传播。沿有向线(边缘)按照条件概率传播,BN 静态系统是指在研究和应用 BN 时不考虑(或没有)时间因素对系统和数据的影响,这样的 BN 系统的研究主要有以下几方面的内容。

(1) 计算复杂性。对于算法复杂度的研究结论表明,BN 学习、精确推理、近似推理均是 NP 困难的(数学计算时在多项式时间内无法求出结果,在数学计算领域称为 NP 困难)。典型的有以下几种:Chickering 在学习领域的“学习 BN 是 NP 难题”;Cooper 采用 BN 更新算法的“使用 BN 的概率推理是 NP 难题”;Dagum 采用近似更新算法的“在 BN 上的近似概率推理是 NP 难题”;Shimony 采用修正算法的“为 BN 找寻图解是 NP 难题”。

(2) 网络结构的确定问题。如何确定 BN 网络结构是 BN 学习的问题之一,即在许多变量中找出它们之间的相互影响关系,在此不妨将其定义为因果关系,通过从已获得的一定量数据中学习出各变量之间的因果关系。这种学习属于机器学习的范畴,利用 BN 模型由计算机自动寻找各个变量之间的依赖与影响的关系,通过适当的算法对所给数据进行分析,得到各变量之间相互影响的关系图。例如,一个实例研究“大学计划”(College Plan),首先是由 Sewel 和 Shah 于 1968 年研究哪些因素影响高中学生报考大学的倾向。他们采集了 10318 名 Wisconsin 的高中学生的数据,数据章节包括性别 SEX(男、女)、经济状况 SES(低、中下、中上、高)、智商 IQ(低、中下、中上、高)、父母鼓励 PE(低、高)、上大学计划 CP(有、无)。在 BN 的研究领域中,我们的目标是从这些数据中学习出这些章节(或变量)之间可能的因果关系。通过从数据 D 中学习和搜索所有可能的结构,我们找出了两种最可能的 BN 结构,如图 1-2 所示。由图中可以看出结构 S_1 的 BN 有最大概率,近似等于 1,这样我们就可以确定结构 S_1 为我们所需要的结果。

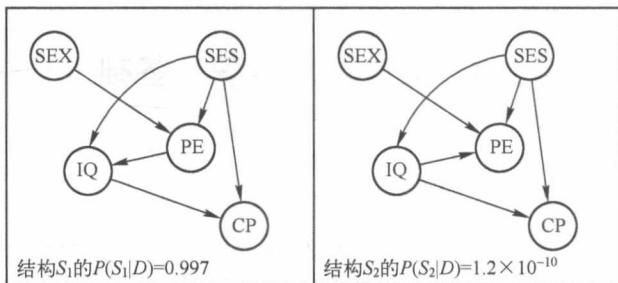


图 1-2 两种最可能的 BN 结构 S_1 和 S_2

如何评判哪个 BN 结构是最优的,就需引入评分机制。一般都采用 Heckerman 的建议,使用以贝叶斯统计理论作基础的贝叶斯后验评分函数,即

$$P(S | D) = P(S)P(D | S)/P(D) \quad (1-1)$$

式中: $P(D)$ 为一个常数,计算时不作考虑。这样需计算每种结构 S 下的 $P(S)$ 和 $P(D | S)$, $P(S)$ 可依据实际情况进行某种假设估计其值,而结构似然 $P(D | S)$ 的计算则较复杂。

(3) 已知结构的参数确定问题。如何确定已知结构的参数是从数据中学习参数的问题。学习方法主要分为两大类:基于经典统计学的学习和基于贝叶斯统计学的学习。经典统计学是基于对概率的频度性理解而建立起来的一系列理论。建立在该理论上的参数估计方法有矩法估计、极大似然估计等。因我们事先并不知道数据的分布函数,无法采用要求分布函数已知的矩法估计,只能采用极大似然估计,其基本思想是:一个随机实验有若干个可能结果 C_1, C_2, \dots, C_m , 若在一次实验中 C 出现,则一般认为实验条件对 C_m 出现有利,即 C_m 出现的概率应该最大,因此可以将似然函数 $P(C | \theta)$ 取极大值时的参数 $\hat{\theta}$ 作为对参数 θ 的估计。贝叶斯统计学认为概率是人们对事物发生可能性的一种合理置信度,具有主观性。其基本思想是:给定一个含有未知参数的分布 $P(C | \theta)$ 以及一个完整的实例数据集 D , 随机变量 θ 具有一个先验分布 $P(\theta)$, 代表事先知道的 θ 的信息;然后,通过在数据集 D 上的学习,参数的信息发生了变化,表示为后验概率 $P(\theta | D)$, 并以 $P(\theta | D)$ 作为参数估计的依据。这里有两种估计值的方法:一种是使用后验分布最大时参数 θ 的值作为估计值,称为最大后验分布估计;另一种是采用后验分布的数学期望作为对参数的估计值,称为条件期望估计。

(4) 在给定结构上的概率计算。在给定的 BN 结构上计算概率是概率推理问题。为了有效地进行 BN 中各节点的条件概率计算,以求得我们所需的某个节点的条件概率值或某些节点的联合概率,就需要研究高效的推理算法,特别是当网络节点众多时高效的推理算法更显其重要性。推理算法可分为精确算法和近似算法,近似算法更多地用于大型 BN 网络,以解决计算量过大的问题。

精确算法主要包括以下几种。

① 全局联合推理。建立所有节点的联合分布,再边缘化计算所求节点的概率。

② 图规约法。采用节点消元方式模拟边缘概率的计算。

③ 团树传播法。对联合概率进行参数化,得到的图形结构是一棵无向树——团树,概率的变化在树的节点间传播。

④ 组合优化方法。主要有 SPI 法和桶消除法。

近似算法主要包括以下几种。

① 基于搜索的方法。通过对 BN 节点的组合状态所构成的空间进行搜索,希望通过启发式搜索较重要的组合状态得到近似的计算结果,如有界条件化方法。

② 仿真方法。通过采样技术对某概率分布进行采样以得到一组样本,再对这些样本进行统计计算得到待求概率的近似值,如马尔可夫链蒙特卡罗 (Markov Chain Monte Carlo, MCMC) 方法。

③ 其他还有变换方法、参数近似方法等。

1.3.2 静态网络应用研究

(1) 贝叶斯网络与立体目标检索。近年来,立体目标越来越受到研究人员的重视,这主要是因为扫描设备的出现以及众多的立体建模软件和工具使得建模变得简单,同时,互联网技术的发展使立体目标广泛传播,基于目标的设计使产品设计变得容易和快速。随着计算机图形学研究的发展,立体目标的使用与研究在娱乐、医学、工业等领域得到了广泛的认同,在工业设计领域,传统的作图方法已经成为历史,取而代之的是日益成熟的计算机辅助设计 (Computer Aided Design, CAD) 建模技术。立体目标已成为继声音、图像和视频之后的第四种多媒体数据类型。因此,目前有数以兆计的立体目标存在,而且每天都有大量的立体目标产生和传播,存在着对立体目标进行检索的迫切需求。随着互联网的发展,信息处理从传统模式向新型模式转变。检索的对象已经从单一文本发展为多媒体信息以及更为真实的立体目标及场景信息。人们对信息检索工具的依赖日益迫切,并且规模与复杂性日益加强。为适应多媒体信息检索的需要,基于内容的多媒体检索 (Content-Based Multimedia Retrieval, CBMR) 技术应运而生,并很快在理论研究和实际应用中得到迅速发展。

人类的视觉感知具有立体的特性。立体目标及其组成的立体场景能提供比二维图像更多、更丰富的视觉感知细节。随着立体图形建模方法及图形硬件技术的发展,已经产生了越来越多的立体物体目标库,如立体游戏、工业实体 CAD 目标库等。在互联网上,涌现出越来越多的立体目标库。如果能对已有的立体目标进行复用,将节省大量的立体建模开支,因此,如何有效地对立体目标及其场景进行检索,日益成为一个研究热点。现有的许多立体目标检索网站主要依靠文本关键字检索和目录浏览两种手段,有些网站还可根据立体目标的文件类型和文件大小进行检索,如美国 Derexel 大学的 CAD 数字图书馆。这些方法的不足之处在于仅使用几个关键字难以充分描述复杂立体目标和场景。美国的普林斯顿大学、卡耐基·梅隆大学、华盛顿大学、布朗大学以及 NEC 美国研究院、HP 以色列海法研究院、IBM 日本东京研究院等著名院校和研究机构都

已开展基于内容的立体目标检索技术研究,并取得一定进展,相关的学术论文和著作也越来越多。

基于内容的立体目标检索研究可以应用于虚拟地理、计算机辅助设计、机器人、分子生物学、军事、医学、化学、汽车制造和工业设计等多个领域。该技术不仅可用于立体数据库中浏览和检索立体场景或立体目标,也可用于立体物体形状分析和立体物体的自动识别与分类。为了适合当前数字模型的快速发展以及光场理论的进一步应用,发展有效快速的一般意义目标检索算法是必要的,同时,对现阶段 3D 模型检索更加深入的发展有一定的借鉴意义。在 3D 模型基于视图检索机制基础上,我们发展一种 V_k 的有效检索方法,即基于 BN 的光场描述符的 V_k 检索机制。光场是一个包含多幅不同视角的彩色图像矩阵。此三维目标的光场描述符克服了现有的多个基于视图的 3D 目标检索方案的不足之处,其一方面受益于奇点图(Shock Graph)以及其他轮廓特征对于形状信息的有效描述,另一方面结合 BN 学习理论,使得提出的光场描述符与其他现存的基于视角的 3D 目标检索方式比较,具有表达形式简单、内容准确的优点,且有较强的抗噪声干扰能力。实验结果表明提出的方法是有效的。

(2) 基于 BN 和反馈学习的 3D 检索。在 3D 模型检索领域,目前大多停留在单次检索方法研究,主要原因在于 3D 模型检索基本不考虑背景因素,轮廓曲线容易获得,而基于轮廓进行检索往往可以获得首次检索的高检索率,此外,由于模型语义较单一,一般 3D 模型很少联系令其语义混淆的附属物,故仅依据模型轮廓信息获得高检索率也就不奇怪了。对于实际目标检索,由于实际目标精确的细节,使得其高层语义千变万化,所以必须引入基于内容的图像检索知识体系,即相关反馈学习(Relevance Feedback Learning, RF)机制进行 3D 目标检索。基于 RF 进行 3D 模型检索已有学者提出,而应用于实际目标检索的文章还不多见,应用于光场目标检索的文章还没有见到。为了弥补已经提出的诸多基于视角检索算法在各方面的不足之处,以满足于 3D 目标及光场图像序列的检索,进一步增强检索性能,提出了基于 RF 及 BN 的 3D 目标检索机制。这种检索机制的描述如下:在分析现行 3D 模型检索方法的基础上,提出了相关反馈学习的总体思路,进而讨论了基于支持向量机的学习机制,并将其用于 3D 目标检索反馈学习环节。提出的总体检索机制思想是:首先,应用输入手绘图(用 x_0 表示)进行查询,可以通过形状描述符进行初次检索,度量数据库中所有 3D 目标与查询条件的距离,并输出初始的检索结果;在初始检索结果中,由用户对查询结果进行标注,进而反馈信息,即找到几个相关的 3D 目标,系统通过“相关(Relevance)”目标对应的统计数据应用支持向量机(Support Vector Machine, SVM)学习 BN 图模型描述符,后通过学习到的模式对数据库再次检索,经过几