

作战重心建模中的条件概率生成方法研究

潘晓东^{1,3}, 王春江², 黄镇鸿¹, 张国辉³

(1. 解放军理工大学 指挥自动化学院, 江苏 南京 210007;

2. 中国电子设备系统工程研究所, 北京 100141;

3. 96669 部队, 北京 102208)

摘要: 运用贝叶斯网络技术对作战重心 (Center of Gravity, COG) 建模时, 子节点条件概率表中的概率分布数量随着父节点数目的增加呈指数增长, 这对担负概率估算的领域专家而言是一个巨大的挑战。分析了领域专家在估算条件概率时的启发式思维, 提出一致性父节点配置的概念, 并把在该配置下估算获得的条件概率和父节点的相对权重作为输入, 使用加权的方法生成其余的条件概率。该方法减少了领域专家在估算条件概率时的认知量, 有利于保持概率分布的一致性。

关键词: COG; 贝叶斯网络; 启发式; 条件概率

中图分类号: TP391.9

文献标识码: A

文章编号: 1673-629X(2011)04-0056-04

Research on Method of Generating Conditional Probabilities in COG Modeling

PAN Xiao-dong^{1,3}, WANG Chun-jiang², HUANG Zhen-hong¹, ZHANG Guo-hui³

(1. Institute of Command Automation, PLA University of Science & Technology, Nanjing 210007, China;

2. Academy of Electronic System Engineering of China, Beijing 100141, China;

3. 96669 unit of PLA, Beijing 102208, China)

Abstract: The number of probability distributions required in the conditional probability table (CPT) of a child-node grows exponentially with the number of its parent-nodes in the process of COG modeling with Bayesian networks technology, which is a big challenge for domain expert who is assigned to estimate these probabilities. The heuristic thought of domain expert in conditional probability estimation is analyzed, and the concept of compatible parental configurations is presented in this paper. The rest conditional probabilities in the CPT are generated by the method of weighted sum algorithm with the input of conditional probabilities estimated in the compatible parental configuration and relative weights of parent-nodes. The extent of knowledge acquisition is reduced radically when estimating conditional probabilities using this method as well as making for keeping compatibility of probability distributions.

Key words: centers of gravity; Bayesian networks; heuristic; conditional probability

0 引言

信息时代下战争的复杂性使得作战计划的制定成一项复杂的工程, 在时间紧迫、不确定性因素较多的情况下, 计划制定人员往往需要开发数十项, 甚至是数百项作战任务, 并对其分配资源、进行排序和调度。其中, 行动方案 (Course of Action, COA) 开发在作战计划制定过程中尤为重要。而确定敌军作战重心 (Centers of Gravity, COG) 是 COA 开发的前提条件, 只有确定正确的重心, 对其进行分析, 才能开发出确实有效的

COA, 进而制定出合理的作战计划。

所谓作战重心, 是指“关键的特点、能力或支撑点, 一支军队、一个国家或一个联盟在该级别冲突中的行动自由以及作战力量或作战决心, 都源自这个关键的特点、能力或支撑点”^[1], 一般对重心直接进行打击往往行不通, 需要对其进行建模和分析, 找到适于打击的关键脆弱点^[1]。

1 基于贝叶斯网络的 COG 建模

贝叶斯网络 (Bayesian Networks, BN) 又称概率网 (Probability Networks) 或信度网 (Belief Networks), 是一种帮助人们将概率统计应用于复杂领域、进行不确定性推理和数据分析的工具。一个贝叶斯网络可以用二元组表示成 $B = \langle G, P \rangle$, 其中, G 为贝叶斯网络结构,

收稿日期: 2010-08-11; 修回日期: 2010-11-18

基金项目: 总装预研基金项目 (9140A08020206JB8102)

作者简介: 潘晓东 (1981-), 男, 江苏滨海人, 硕士研究生, 研究方向是作战信息管理、系统工程; 王春江, 博士, 高级工程师, 硕士生导师, 研究领域为系统工程、建模与仿真等。

$G=\langle V, A \rangle$ 是一个有向无环图,其节点集合为 V , 代表了随机变量, A 是弧的集合,表示了节点(变量)之间的因果关系。 P 为网络参数,代表了网络中的条件概率集合。

对 COG 进行建模,就是通过贝叶斯网络建模技术^[2],将已确定的 COG 进行功能分解,确定其影响要素,并将这些要素按照 COG、能力(环境)、抽象功能、一般功能、处理过程以及物理系统分成一个因果层次结构。网络中节点间的因果关系的强度用条件概率来表示。在对 COG 进行建模的过程中,其实已经确定了贝叶斯网络的网络结构,其难点就落在了网络参数的确定上,即确定节点的条件概率。

一般来说,贝叶斯网络的参数学习方法有两种:最大似然估计和贝叶斯估计^[3]。前者完全基于数据,不需要先验概率,后者假定在考虑数据以前,网络参数服从某个概率分布。即它们都需要基于一定数量的数据,才能完成参数学习。在对 COG 建模时,没有现成的数据可供参考,所以,COG 的贝叶斯网络中的参数只能通过咨询领域专家获得。

2 传统的条件概率估计方法

以一个简单的例子来开始分析。假设要评估一支连队的“战斗力水平”(用变量“ E ”表示),它受连队的“士气水平”、“训练水平”和“武器装备水平”影响,分别用变量“ SM ”、“ ST ”和“ SE ”来表示。给每个变量分别指派5个如下的独立状态:“很低”、“低”、“平均”、“高”、“很高”,分别用“ vl ”、“ l ”、“ a ”、“ h ”、“ vh ”表示。

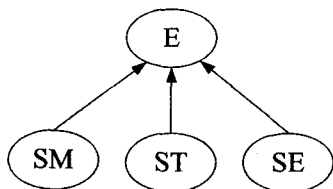


图1 简单的贝叶斯网络

用 Π 来表示图1中节点 E 的父节点配置,则 Π 是一个由3个元素组成的集合,每个元素代表诸如 $\{SM=a, ST=l, SE=l\}$ 这样一种不同的父节点状态。节点 E 的条件概率表(Conditional Probability Table, CPT)由在每一个不同的父节点配置下 E 上的概率分布构成,它有以下形式: $p(E=s | \Pi)$, 其中 $s=vl, l, a, h, vh$ 。于是询问领域专家:

给定图1中的情形和一个父节点配置 Π , E 上的概率分布是多少?(问题1)

于是,从所有父节点都是 vl 的状态开始问起,计算出该父节点配置下 E 的分布,然后枚举所有的父节

点配置,有规律地重复这一过程。在这个过程中,连续计算出来的相邻概率分布大部分相互一致。但是那些相距更远一些的概率分布却不可能确保会相互一致。这是由于专家在长期估算过程中产生的厌倦和疲劳使得计算概率分布所使用的标准不会每次都会一致。

随着父节点数量的增加,需要估算的条件概率的数目将呈指数级增长^[3,4]。Pearl^[5]提出的 Noisy-OR 模型能够从一些分布集合中计算 CPT 所需的分布,由专家抽取,随着父节点数量的增加呈线性增长。但是,它假设所有的父节点相互独立^[6],即忽略了每个父节点对子节点的影响之间的交叉作用。文献[7]用 Noisy-OR 技术处理不受独立要求限制的网络,但是它限定网络的节点只有二值状态。

在应用贝叶斯网络分析问题,父节点通常很少独立地作用,网络节点通常也会有两个或两个以上的状态。

3 条件概率的加权和生成算法

3.1 概率估计中的启发式

通过询问领域专家来获取的概率是主观概率,它反映了个体的知识状态和主观信念^[3]。领域专家的知识是通过个人的经验获得的,经验的多少以及推断的偏差都影响着估计得出的概率。在推理不确定性事件时,人们更倾向于依赖启发式原则,把概率估计这一复杂的任务降低为简单的判断操作^[8]。Kahneman 和 Tversky 描述了三种常用的启发式^[8]:(1)代表性启发式;(2)便利性启发式;(3)调适和初始化启发式。

下面重点来看一下便利性启发式。人们在生活中常常会有这样的感觉:经常发生的事件和不经常发生的事件相比较,更容易回忆起前者。因此,人们在估计某事件的发生概率时,会通过与此相关的回忆、建构和联想等智力活动发生的容易程度来完成。便利性启发式采用了这种经验观察的逆形式。一个事件越容易被认知和理解,就越容易觉得它会发生。也就是说,人们把一个事件的可能性和它被回忆起或是闪现在脑海中的容易程度联系起来。无论何时,只要人们通过估计脑海中回想某个事件的容易程度来估计该事件发生的概率,就称他使用了便利性启发式。如果事件的某些结果并不是已经存储在脑海中的结果,这种情况下,人们通过一种心智操作来获得概率判断,它类似操作一个模拟模型的运行。给定初始条件和运行参数的集合,人们构造情节的心智模型,通过心智模拟产生出不同的结果,得到的特定的结果的容易程度被看作是实际系统产生同样结果倾向的度量,把它作为对该结果的概率的估计。

对于图1中的例子,专家可能会回忆和 Π 有相同

父节点配置的连队及其发展。他会从初始条件开始,然后使用专业知识想象该连队发展的多种情况。通过模拟,估计“战斗力水平”的各种状态的容易程度被定义在 0 和 1 的范围之间,于是产生了“战斗力水平”的概率分布。

3.2 一致性父节点配置

考虑这样一个例子:防盗警报可以被行窃或地震所触发^[2,3,9,10]。由此建成这样的一个贝叶斯网络:防盗警报作为子节点,分别用盗窃和地震作为它的两个父节点。推理行窃和推理地震属于两种彼此完全无关的知识结构。因此,在这个例子中,单个父节点对子节点的影响是完全互相独立的,这属于因果独立机制。相同的前提条件也确保了父节点配置避免出现不一致的情况,因为专家可以用完全不同的知识结构来推理单个父节点的影响。但是,对于要解决实际问题的贝叶斯网络来说,一个在一定范围内推理相互影响和每个父节点对子节点的影响的一致性的知识结构是有必要存在的。图 1 的例子中,一个经验丰富的专家应该已经熟知了许多连队的发展进步,他会注意到这些连队的战斗力是如何被战士的士气、训练水平等因素所决定以及这些因素是如何自然地相互结合的。换句话说,任何一个称职的专家都会适时地获得一种知识结构,在这个知识结构里,他推理父节点及其影响时不会遇到困难。

图 2 描绘了更一般化的情形,子节点 X 有 $m+1$ 个状态 $\{x^0, x^1, \dots, x^m\}$, 其中 $m \geq 1$, 它受 n 个父节点的影响,每个父节点 Y_i 有 k_i 种状态。为了以后讨论的方便,给出如下定义和假定。

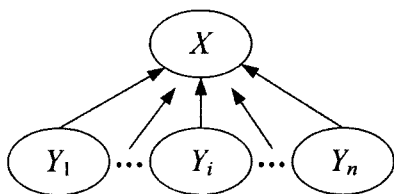


图 2 有 n 个父节点的贝叶斯网络

定义 1: 考虑图 2 中的网络,假如父节点 Y_i 处于状态 y_i^s , 根据专家的心智模型,状态 $Y_j = y_j^t$ 极其可能共存于状态 $Y_i = y_i^s$ 。于是说,对于父节点 Y_j , 状态 $Y_j = y_j^t$ 和状态 $Y_i = y_i^s$ 是一致的。用 $\{\text{comp}(Y_i = y_i^s)\}$ 来表示像这样一致的父节点配置,即当 Y_i 处于状态 y_i^s 时,其余的父节点都处于和 $Y_i = y_i^s$ 相一致的状态。

假定 1: 给定图 2 中的网络,专家能够获得一个一致的知识结构,并在该结构下有可能对任何父节点 Y_i 及其任何的状态 y_i^s 的一致性父节点配置 $\{\text{comp}(Y_i = y_i^s)\}$ 做出决定。

于是,询问专家的问题变为:

给定父节点配置 $\{\text{comp}(Y_i = y_i^s)\}$, 子节点 X 上状态的概率分布是多少? (问题 2)

该问题可视为在寻求这样的概率分布:

$$\{p(x^0 | \{\text{comp}(Y_i = y_i^s)\}), p(x^1 | \{\text{comp}(Y_i = y_i^s)\}), \dots, p(x^m | \{\text{comp}(Y_i = y_i^s)\})\} \quad (1)$$

且 $1 \in i \in n, 1 \in s_i \in k_i$ 。

于是,贝叶斯网络中将会有 $k_1 + k_2 + \dots + k_n$ 个满足 $\{\text{comp}(Y_i = y_i^s)\}$ 的一致的父节点配置,要求多次询问问题 2 来获得(1)的所有可能分布。注意到,(3)中的分布数量是 $(m+1) \times (k_1 + \dots + k_n)$, 它随着 n 呈线性增长,而不是指数的。

如果父节点的状态有着一对一的相应一致性,即等值关系,那么问题 2 的数量可以彻底地减少。考虑到每个父节点的状态的数量相同,即 $k_1 = k_2 = \dots = k_n = k$, 并且假设:对于 $1 \in i \in k$ 和 $1 \in i, j \in n$, $Y_i = y_i^s$ 和 $Y_j = y_j^s$ 相一致,当 $t \neq s$ 时, $Y_i = y_i^t$ 和 $Y_j = y_j^s$ 不一致。使用符号 \sim 来表示等价关系的集合,于是有如下关系:

$$\{\text{comp}(Y_1 = y_1^s)\} \equiv \{\text{comp}(Y_2 = y_2^s)\} \equiv \dots \equiv \{\text{comp}(Y_n = y_n^s)\} = \{Y_1 = y_1^s, Y_2 = y_2^s, \dots, Y_n = y_n^s\}, 1 \in t \in k$$

这时,将只有 k 个不同的一致性父节点配置,对应于任何父节点的 k 个状态。所以,询问问题 2 的次数是 k 次。这种情况下,在分析问题时应尽力寻找一致性对应问题,即使不能达到所有父节点的一一对应,在父节点的子集中实现这样的对应也可减少询问问题的数量。

将上述假定应用到图 1 中描述的情况,得到:

$$\{\text{comp}(PM = s)\} \equiv \{\text{comp}(PT = s)\} \equiv \{\text{comp}(ME = s)\} = \{PM = s, PT = s, ME = s\}, s = vl, l, a, h, vh$$

所以,子节点 E 上的概率分布将会是以下形式:

$$p(E = e | \{\text{comp}(SM = s)\}) = p(E = e | \{\text{comp}(ST = s)\}) = p(E = e | \{\text{comp}(SE = s)\}), \text{其中 } e, s = vl, l, a, h, vh。$$

3.3 条件概率的加权和算法

上文讨论了一致性结构下的概率估计方法,那么,其余的概率如何得到呢? 给出第二个假定如下:

假定 2: 给定图 2 中的网络,专家能够获得一个一致性的知识结构去推理父节点的影响,为了量化它们对于子节点 E 的相对影响强度,给父节点 Y_1, \dots, Y_n 各自指派相应的权重 w_1, \dots, w_n , 并且满足条件 $0 \in w_i \in 1$, 且 $w_1 + \dots + w_n = 1, i = 1, \dots, n$

这时已获得的信息作为条件 1:

(a) 父节点的相对权重 w_1, \dots, w_n ;

(b) 子节点 X 的一致性父节点配置下,式(1)的

$(m+1) \times (k_1 + \dots + k_n)$ 个概率分布。

给出如下加权和算法来估计概率分布:

$$p(x^l | y_1^{k_1}, y_2^{k_2}, \dots, y_n^{k_n}) = \sum_{j=1}^n w_j p(x^l | \{\text{comp}(Y_j = y_j^i)\}) \quad (2)$$

$l = 0, 1, \dots, m$ 且 $s_j = 1, 2, \dots, k_j$

4 条件概率加权和算法的信息几何学解释

用信息几何学方面的知识对加权和算法给予解释。把某一随机变量的概率分布称为信息元素,由信息元素的全体构成的集合称为信息空间^[11]。

加权和算法涉及到有着 $m+1$ 个状态的随机变量 X 上的概率分布,令 $X = \{x^0, x^1, \dots, x^m\}$ 。考虑 X 上的所有概率分布的集合 P 。定义全局坐标映射 $\varphi: P \rightarrow R^m$ 如下,给定一个分布 $p \in P$,指派 p 的坐标 $\{\theta^1, \dots, \theta^m\}$ 如下: $\theta^i(p) = r^i \circ \varphi(p) = p(x^i)$, 其中 $r^i: R^m \rightarrow R$ 表示 R^m 上的第 i 个坐标函数。 $\varphi(P)$ 是 R^m 上的一个开集,满足 $\varphi(P) = (\{\theta^1, \dots, \theta^m\} \in R^m \mid \forall i, \theta^i > 0, \text{ 且 } \sum_{i=1}^m \theta^i < 1)$ 。把这个坐标系写成概率分布的形式:

$$p(x^l; \theta) = \begin{cases} \theta^l, & (1 \leq l \leq m) \\ 1 - \sum_{i=1}^m \theta^i, & (l=0) \end{cases}$$

坐标系 $\{\theta^1, \dots, \theta^m\}$ 的 α 联络系数可以通过下式计算给出:

$$\Gamma_{\theta^i, \theta^k}^{(\alpha)}(\theta) = - \sum_{h=1}^m \frac{1+\alpha}{2(\theta^h)^2} \delta_i^h \delta_k^h \quad (3)$$

$$\text{其中 } \delta_j^i = \begin{cases} 1, & \text{当 } i=j \\ 0, & \text{当 } i \neq j \end{cases}$$

给定不同的 α 值,都会得到不同的联络系数,从而给 P 一个特定的几何信息。在估计概率分布时,专家给我们的信息都包含在条件 1 中,这些信息不足以提供 P 上联络系数的明确的属性。在这一情况下,谨慎的做法是选择 α 联络所能给予 P 的最可能简单的几何学信息。于是,令 $\alpha = -1$,式(3)中给予 P 最简单几何学的所有的仿射系数为 0,则这个信息空间是平坦的,用 $\tilde{N}^{(-1)}$ 表示这个平坦联络。考虑到人类的思维方式, P 的平坦性是比较选择最简联络更自然的。描绘如下,令 R^X 是定义在 X 上的所有实数函数,考虑子集 $F = \{f \in R^X \mid \sum_{x \in X} f(x) = 1\} \subseteq R^X$, F 是一个 R^X 的仿射子空间^[6]。作为一个仿射空间, F 有一个和它相关的自然的联络,即平坦联络^[12]。因此,自然的几何信息是一个平坦的几何信息。 P 自然嵌入 R^X ,把 P 映射到仿射空间 F 的一个开子集中,事实上,它嵌入进 $\{f \in F \mid \forall x \in X, f > 0\}$ 。因此,Amari^[11]指出, P 上的 $\tilde{N}^{(-1)}$ 联络是从仿射结构 F 中引出的自然联络。

当人们考虑集合 X 上的一个概率分布时,他们将其考虑成 $m+1$ 个实数 $p(x^l), l=0, 1, \dots, m$ 的集合的形式,其中, $p(x^l)$ 是和 $x^l \in X$ 相关的概率值。换句话说,认为如果 P 是自然嵌入到 R^X 中,它将会出现。因此,拥有的 P 的心智画面自然地和平坦联络 $\tilde{N}^{(-1)}$ 相关,加权和算法的线性结构是这一心智画面的直接结果。

令 $\{p_1, \dots, p_n\}$ 是 P 中的 n 个概率分布,其中每个 p_α 有坐标 $\{\theta_\alpha^1, \dots, \theta_\alpha^m\}$ 。考虑子集 $C \subseteq P$, C 中的点 q 有坐标 $\{\theta_q^1, \dots, \theta_q^m\}$, 其中:

$$\theta_q^i = \sum_{\alpha=1}^n w_\alpha(q) \theta_\alpha^i, i = 1, \dots, m \quad (4)$$

$$\text{且 } \sum_{\alpha=1}^n w_\alpha(q) = 1, 0 \leq w_\alpha(q) \leq 1$$

$\{w_1(q), \dots, w_n(q)\}$ 中的 n 个值是描述点 q 的特性的相对权重。明显地,任何 $q \in C$ 的点定义了 X 上的一个概率分布,它以加权和的方式明确地给出:

$$q(x^l) = \sum_{\alpha=1}^n w_\alpha(q) p_\alpha(x^l), l = 0, 1, \dots, m \quad (5)$$

所以, C 中不同的点以不同的相对权重 $\{w_1(q), \dots, w_n(q)\}$ 来刻画,而且 C 包含 X 上的所有概率分布,它们以式(5)加权和的形式表示。给出如下命题:

命题 1: $C \subseteq P$ 是分布 $\{p_1, \dots, p_n\}$ 集合的凸壳。

简单地说,命题 1 说明由以参考分布集合加权和计算出的概率分布将会位于由这些参考集生成的凸壳中。回到图 2 中,专家已经估算出了一致性父节点配置下概率分布

$$\{p(x^0 \mid \{\text{comp}(Y_j = y_j^i)\}), p(x^1 \mid \{\text{comp}(Y_j = y_j^i)\}), \dots, p(x^m \mid \{\text{comp}(Y_j = y_j^i)\})\}, j = 1, \dots, n \quad (6)$$

通过加权和方法来计算分布

$$\{p(x^0 \mid y_1^{k_1}, y_2^{k_2}, \dots, y_n^{k_n}), p(x^1 \mid y_1^{k_1}, y_2^{k_2}, \dots, y_n^{k_n}), \dots, p(x^m \mid y_1^{k_1}, y_2^{k_2}, \dots, y_n^{k_n})\} \quad (7)$$

加权和算法(2)以(6)中的 $(m+1) \times n$ 个分布的加权和来计算(7)中的分布。因而,计算出来的分布位于由(6)中的 $(m+1) \times n$ 个分布扩展出的凸壳中,其位置由相对权重决定。

所以,加权和算法确实捕获了专家的判断策略。

5 结束语

分析人员在对 COG 进行建模时,往往依靠领域专家指定贝叶斯网络中的条件概率。领域专家的工作时间是有限制的,他们宁愿使用一种合理有效的方法完成工作;此外,如果大量的概率分布是通过人工产生,这对于保持概率分布的一致性将有困难。

专家首先估算出一致性父节点配置下的少量的概率分布,并给出的父节点的相对权重,将这两者作为输

(下转第 64 页)

元) and (atname = '平均故障修复时间' and data > 2 小时);

q₂ = Select epname, atname, data From 装甲装备
Where (atname = '参考单价' and data > 12 万元)
and (atname = 'MTTR' and data > 2 小时);

通过查询分解,解决了“平均故障修复时间”和“MTTR”、“参考单价”和“参考价格”之间的语义异构问题。将子查询 q₁ 和 q₂ 分别应用于信息源“军械装备”和“装甲装备”大类执行查询,对查询结果进行汇总、排序操作即可完成查询结果的组装集成。

5 结束语

基于本体的信息集成是当前信息集成研究的热点,文中通过对装备领域信息特点的分析,提出了基于全局-局部本体映射的装备基础信息集成框架,并对本体结构进行了分析设计,研究了基于本体的装备战技指标体系构建算法,结合实例对该集成框架中的查询处理问题进行了研究。随着本体在装备领域信息集成的深入研究,利用本体将有效地解决该领域信息集成中的语义异构问题,实现信息的共享和交换。

参考文献:

- [1] 于琦,周勇. 一种基于本体的异构数据源模式集成[J]. 计算机技术与发展, 2008, 18(2): 34-37.

(上接第 59 页)

入,通过加权和方法,得到所需的全部概率分布,保持了概率分布的一致性。同时,分析人员可以根据自己的期望值,通过对相对权值的微小的调整来对概率分布进行调整;此外,还可调整作为输入的概率分布值,这对于发展分析人员的主观经验具有一定的意义。

参考文献:

- [1] Zhang L, Falzon L, Davies M, et al. On relationships between key concepts of operational level planning[C]//Proceedings of the 5th International Command and Control Research and Technology Symposium. Australia War Memorial, Canberra ACT, Australia: [s. n.], 2000.
- [2] 胡笑旋,杨善林,马溪骏. 面向复杂问题的贝叶斯网建模方法[J]. 系统仿真学报, 2006, 18(11): 3242-3246.
- [3] 张连文,郭海鹏. 贝叶斯网引论[M]. 北京:科学出版社, 2006.
- [4] 胡玉胜,涂序彦,崔晓瑜,等. 基于贝叶斯网络的不确定性知识的推理方法[J]. 计算机集成制造系统, 2001, 7(12): 65-68.
- [5] Pearl J. Probabilistic Reasoning in Intelligent Systems: Network of Plausible Inference[M]. San Francisco: Morgan

- [2] 吴昊,刑桂芬. 基于本体的信息集成技术研究[J]. 计算机应用, 2005, 25(2): 456-458.
- [3] 邓志鸿,唐世渭,张铭. Ontology 研究综述[J]. 北京大学学报, 2002, 38(5): 730-738.
- [4] Gruber T R. A translation approach to portable ontology specifications[R]. Stanford: Knowledge System Laboratory, Stanford University, 1993.
- [5] Studer R, Benjamins V R. Knowledge Engineering, Principles and Methods[J]. Data and Knowledge Engineering, 1998, 25(1-2): 161-197.
- [6] Wache H, Vogele T, Visser U, et al. Ontology-based integration of information—a survey of existing approaches[C]//In Proceedings of IJCA-01 Workshop: Ontologies and Information Sharing. Seattle, WA: [s. n.], 2001: 108-117.
- [7] 李星毅,高文浩,施化吉. 基于本体的异构数据集成方法[J]. 计算机工程与设计, 2009, 30(8): 1931-1933.
- [8] 喻洁,夏安邦. 基于本体的电力多数据源信息集成研究[J]. 计算机应用与软件, 2009, 26(6): 124-125.
- [9] 冯志勇,李文杰. 本体论工程及其应用[M]. 北京:清华大学出版社, 2007.
- [10] 王晓芳. 基于本体的异构数据源集成系统模型及其查询处理[D]. 济南:山东大学, 2006: 16-17.
- [11] 李晓辉. 基于本体的装备领域信息集成研究[D]. 石家庄:军械工程学院, 2008.
- [12] 李晓辉,王盼卿,齐剑峰,等. 基于本体的异构信息查询技术研究[J]. 军械工程学院学报, 2007, 19(6): 64-66.

Kaufmann Publishers, 1988.

- [6] Diez F J. Parameter adjustment in Bayes networks; the generalized noisy OR-gate[C]//Proceedings of the 9th Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence. San Francisco, US: Morgan Kaufmann, 1993.
- [7] Lemmer J F, Gossink D E. Recursive noisy OR—A rule for estimating complex probabilistic interaction[J]. IEEE Transactions on System, Man, and Cybernetics—Part B: Cybernetics, 2004, 43(5): 2252-2261.
- [8] Kahneman D, Slovic P, Tversky A. 不确定状况下的判断: 启发式和偏差[M]. 方文, 吴新利, 张擎, 等译. 北京: 中国人民大学出版社, 2008.
- [9] 杨善林, 胡小建. 复杂决策任务的建模[M]. 北京: 科学出版社, 2007.
- [10] 胡笑旋. 贝叶斯网建模技术及其在决策中的应用[D]. 合肥: 合肥工业大学, 2006.
- [11] Amari S I, Nagaoka H. Methods of Information Geometry[M]//Translation of Mathematical Monographs, vol. 191, Rhode Island: American Mathematical Society, 2000.
- [12] Murray M K, Rice J W. Differential Geometry and Statistics[M]. London: Chapman & Hall, 1993.