

# 梯形模糊因果图及归一化研究<sup>\*</sup>

梁新元<sup>1</sup> 吴淑皇<sup>2</sup> 石庆喜<sup>1</sup>

(重庆工商大学计算机科学与信息工程学院 重庆 400067)<sup>1</sup> (重庆大学自动化学院 重庆 400030)<sup>2</sup>

**摘要** 因果图理论是一种基于概率论的推理方法。文章在分析因果图理论发展和存在的问题基础上,将模糊数学引入因果图理论,即模糊因果图,从而可以克服因果图分析中概率难以精确赋值的缺点,将因果图理论应用扩大到了模糊领域。文章主要对事件概率为梯形模糊数进行讨论,提出了模糊因果图的算子,得到了模糊条件概率的计算公式,讨论了模糊概率的归一化方法。最后,以核电站的一个子系统为例进行仿真实验,实验结果与实际一致,归一化方法可行。研究表明:模糊因果图能有效地用于故障分析,比原来的因果图方法具有更大的灵活性和适应性。

**关键词** 因果图,模糊因果图,事件概率,模糊数,梯形模糊数

## Trapezoidal Fuzzy Causality Diagram and its Normalization

LIANG Xin-Yuan<sup>1</sup> WU Shu-Huang<sup>2</sup> SHI Qing-Xi<sup>1</sup>

(College of Computer Science, Chongqing Technology and Business University, Chongqing 400067)<sup>1</sup>

(College of Automation, Chongqing University, Chongqing 400030)<sup>2</sup>

**Abstract** Causality Diagram is a probabilistic reasoning method. In this paper, fuzzy set theory is introduced to develop Causality Diagram Methodology after discussing the development and the restriction of conventional Causality Diagram. Fuzzy Causality Diagram can overcome the shortcomings that it is difficult to gain the accurate probability of the event in conventional Causality Diagram. The application of Causality Diagram is extended to fuzzy field by introducing fuzzy set theory. Based on the trapezoidal fuzzy number, operator, fuzzy conditional probability and the normalization method are discussed in this paper. The result of numerical simulating of a subsystem in nuclear plant is coincident with the fact, and it shows the normalizing method is effective. The research shows that Fuzzy Causality Diagram is so effective in fault analysis, and it is more flexible and adaptive than conventional method.

**Keywords** Causality diagram, Fuzzy causality diagram, Probability of the event, Fuzzy number, Trapezoidal fuzzy number

## 1 引言

因果图理论是一种基于概率论的知识表达推理方法<sup>[1]</sup>,用图形表示因果关系,结点表示事件或变量,有向边表示因果关系,并用连接强度来表示因果关系的强度。这种图形化知识表示方式非常直观、自然,便于表达显性的知识,便于专家给定知识<sup>[1]</sup>。

采用因果图进行推理的主要目的是求解某事件在已知证据下的后验概率。在因果图中假定基本事件和连接事件的概率值已知且独立。推理时首先要将各项表达为基本事件和连接事件的逻辑表达式,然后再计算其概率值。为了简化推理运算,在推理之前需要对因果图进行编译,以得到所有节点事件的逻辑表达式(该逻辑表达式的右边均为基本事件和连接事件)。其推理过程分为四步<sup>[1,4]</sup>:1)求一阶割集,2)求最终割集,3)求不交化割集,4)求后验概率。

近年来,因果图理论得到很大发展<sup>[2~10]</sup>,主要用于故障诊断<sup>[1~8]</sup>,提出了单值因果图<sup>[1,4]</sup>、多值因果图<sup>[3]</sup>、连续因果图<sup>[2]</sup>、混合推理等模型,提出了因果图与信度网的转换方法<sup>[10]</sup>、近似推理算法<sup>[9]</sup>、智能故障诊断方法<sup>[8]</sup>,开发了智能故障诊断平台。但是因果图理论作为一种概率推理方法,以前

的工作主要是对精确的概率值进行计算,在实际情况中,这样做是很困难的。在对大型复杂系统进行因果图分析时,某些情况下,各基本事件和连接事件发生的故障概率本身带有一定的不确定性,即模糊性。以前的因果图理论难以处理此类问题,可以应用模糊数学中的相关理论和方法来解决。把引入模糊数学的因果图称为模糊因果图。处理梯形模糊数的因果图称为梯形模糊因果图。

利用模糊数来代替精确的概率值,可以同时处理不确定性的两个方面:随机性和模糊性。采用模糊数来描述事件发生的概率,既可以减小获取事件发生概率精确值的难度(尤其是在大型复杂系统的故障分析中更是如此),同时又能结合工程技术人员和领域专家的实际经验和判断构造模糊数的隶属函数,较准确地把它们描述出来,并能在一定程度上容忍描述的误差,因此,这种方法具有较大的灵活性和适应性。

## 2 梯形模糊数

### 2.1 模糊数

**定义 1** 模糊数  $\tilde{A}$  是论域  $R$  在  $(-\infty, +\infty)$  上的连续模糊子集,其隶属函数满足

$$\max_{x \in R} u_{\tilde{A}}(x) = 1$$

<sup>\*</sup> 高等学校博士点专项基金(99061116)和重庆市自然科学基金项目(8084)联合资助。梁新元 副教授,博士,研究方向:人工智能、因果图、故障诊断;吴淑皇 硕士生,研究方向:人工智能、因果图、故障诊断;石庆喜 讲师,博士,研究方向:人工智能、因果图、故障诊断。

梯形模糊数  $\tilde{A}$  的隶属度函数为

$$\tilde{u}_A(x) = \begin{cases} 0 & x < a \\ \frac{x-a}{b-a} & a \leq x < b \\ 1 & b \leq x < c \\ \frac{d-x}{d-c} & c \leq x < d \\ 0 & d \leq x \end{cases} \quad (1)$$

所以梯形模糊数  $\tilde{A}$  可以表示为  $(a, b, c, d)$

**定义 2** 设  $A$  是模糊集合,  $\lambda \in [0, 1]$ , 记  $A_\lambda = \{x/x \in U, u_A(x) \geq \lambda\}$ , 称  $A_\lambda$  为  $A$  的  $\lambda$ -截集,  $\lambda$  称为阈值(或置信水平)。

梯形模糊数  $\tilde{A}$  的  $\lambda$ -截集可表示为  $\tilde{A}_\lambda = [a + \lambda(b-a), d - \lambda(d-c)]$

### 2.2 梯形模糊数的代数运算

假设梯形模糊数  $\tilde{A}_1$  和  $\tilde{A}_2$  分别由四个参数  $(a_1, b_1, c_1, d_1)$  和  $(a_2, b_2, c_2, d_2)$  表示, 模糊数  $\tilde{A}_1$  和  $\tilde{A}_2$  的代数运算法则<sup>[11,12]</sup>如下:

1) 模糊数加法

$$\tilde{A}_1 + \tilde{A}_2 = (a_1 + a_2, b_1 + b_2, c_1 + c_2, d_1 + d_2) \quad (2)$$

2) 模糊数减法

$$\tilde{A}_1 - \tilde{A}_2 = (a_1 - d_2, b_1 - c_2, c_1 - b_2, d_1 - a_2) \quad (3)$$

3) 模糊数乘法

$$\tilde{A}_1 \times \tilde{A}_2 = (a_1 a_2, b_1 b_2, c_1 c_2, d_1 d_2) \quad (4)$$

4) 模糊数除法

如果  $a_2, b_2, c_2, d_2 > 0, m = (b_1 + c_1)/2, n = (b_2 + c_2)/2$ , 那

么

$$\tilde{A}_1 \div \tilde{A}_2 = (a, b, c, d)$$

$$a = \frac{m}{n} - \frac{md_2 - na_1}{n^2},$$

$$b = \frac{m}{n} - \frac{mc_2 - nb_1}{n^2},$$

$$c = \frac{m}{n} + \frac{nc_1 - mb_2}{n^2},$$

$$d = \frac{m}{n} + \frac{nd_1 - ma_2}{n^2} \quad (5)$$

### 3 梯形模糊因果图推理

本文讨论的因果图是基于如下的基本假设。

1) 独立性假设: 基本事件之间相互独立, 基本事件与连接事件之间相互独立;

2) 二态假设: 假设事件只有正常和故障两种状态, 分别用 0, 1 表示;

3) 概率假设: 使用概率可完全刻画系统及其组成单元的故障行为。

#### 3.1 梯形模糊概率的计算

由因果图推理可知, 在因果图推理中需要计算补事件的概率和与门事件的概率。可以得到以下计算模糊概率的算子。

**定理 1** 补模糊算子(或非门模糊算子)

$$\begin{aligned} \tilde{P}_X &= 1 - \tilde{P}_X = 1 - (a, b, c, d) \\ &= (1-d, 1-c, 1-b, 1-a) \end{aligned} \quad (6)$$

**定理 2** 门模糊算子

$$\begin{aligned} \tilde{P}_{AND} &= \tilde{P}_{X_1 X_2 \dots X_n} = \prod_{i=1}^n \tilde{P}_{X_i} \\ &= \prod_{i=1}^n (a_i, b_i, c_i, d_i) \end{aligned} \quad (7)$$

$$= (\prod_{i=1}^n a_i, \prod_{i=1}^n b_i, \prod_{i=1}^n c_i, \prod_{i=1}^n d_i)$$

所以割集  $C_i = \bigcap_{j=1}^{n_i} V_{ij}$  的模糊概率为

$$\begin{aligned} \tilde{P}_{C_i} &= \prod_{j=1}^{n_i} (a_j^{C_i}, b_j^{C_i}, c_j^{C_i}, d_j^{C_i}) \\ &= (\prod_{j=1}^{n_i} a_j^{C_i}, \prod_{j=1}^{n_i} b_j^{C_i}, \prod_{j=1}^{n_i} c_j^{C_i}, \prod_{j=1}^{n_i} d_j^{C_i}) \end{aligned} \quad (8)$$

根据补模糊算子得割集  $C_i = \bigcap_{j=1}^{n_i} V_{ij}$  的补的模糊概率为

$$\begin{aligned} \tilde{P}_{\bar{C}_i} &= 1 - \tilde{P}_{C_i} = \\ &= 1 - \prod_{j=1}^{n_i} (a_j^{C_i}, b_j^{C_i}, c_j^{C_i}, d_j^{C_i}) \\ &= (1 - \prod_{j=1}^{n_i} a_j^{C_i}, 1 - \prod_{j=1}^{n_i} b_j^{C_i}, \\ &1 - \prod_{j=1}^{n_i} c_j^{C_i}, 1 - \prod_{j=1}^{n_i} d_j^{C_i}) \end{aligned} \quad (9)$$

由于所有事件的或关系都表示成或关系的不交化割集形式<sup>[1]</sup>, 因此不需要或门模糊算子。实际上根据不交化割集形式可得不交化模糊算子。

**定理 3** 不交化模糊算子  $\tilde{P}_X = \tilde{P}_{\bigcup_{i=1}^m C_i}$  的不交化模糊算子为

$$\begin{aligned} \tilde{P}_X &= (\prod_{j=1}^{n_1} a_j^{C_1} + \sum_{k=2}^m (\prod_{j=1}^{n_k} a_j^{C_k} \prod_{i=1}^{k-1} (1 - \prod_{j=1}^{n_i} a_j^{C_i})), \\ &\prod_{j=1}^{n_1} b_j^{C_1} + \sum_{k=2}^m (\prod_{j=1}^{n_k} b_j^{C_k} \prod_{i=1}^{k-1} (1 - \prod_{j=1}^{n_i} b_j^{C_i})), \\ &\prod_{j=1}^{n_1} c_j^{C_1} + \sum_{k=2}^m (\prod_{j=1}^{n_k} c_j^{C_k} \prod_{i=1}^{k-1} (1 - \prod_{j=1}^{n_i} c_j^{C_i})), \\ &\prod_{j=1}^{n_1} d_j^{C_1} + \sum_{k=2}^m (\prod_{j=1}^{n_k} d_j^{C_k} \prod_{i=1}^{k-1} (1 - \prod_{j=1}^{n_i} d_j^{C_i}))) \end{aligned} \quad (10)$$

#### 3.2 梯形模糊条件概率

因果图在进行概率推理时需要计算已知证据下的条件概率, 然后根据条件概率进行推理。其条件概率定义如下:

$$P(V_i/E) = \frac{P(V_i E)}{P(E)} \quad (11)$$

式中,  $E$  是证据,  $P(E), P(V_i E)$  为精确概率值。

在事件发生概率为梯形模糊数的情况下,  $P(E), P(V_i E)$  采用(2), (3), (4)计算结果也是梯形模糊数。因此根据(5)式可得事件发生概率为梯形模糊数情况下的模糊条件概率。

**定理 4** 设  $\tilde{P}(V_i E) = (a_{V_i E}, b_{V_i E}, c_{V_i E}, d_{V_i E}), \tilde{P}(E) = (a_E, b_E, c_E, d_E)$ , 令  $m = (b_{V_i E} + c_{V_i E})/2, n = (b_E + c_E)/2$ , 则有模糊条件概率

$$\begin{aligned} \tilde{P}(V_i/E) &= \frac{\tilde{P}(V_i E)}{\tilde{P}(E)} \\ &= (\frac{m}{n} - \frac{md_E - na_{V_i E}}{n^2}, \frac{m}{n} - \frac{mc_E - nb_{V_i E}}{n^2}, \\ &\frac{m}{n} + \frac{nc_{V_i E} - mb_E}{n^2}, \frac{m}{n} + \frac{nd_{V_i E} - ma_E}{n^2}) \end{aligned} \quad (12)$$

式中,  $E$  是证据,  $\tilde{P}$  为模糊概率值,  $0 \notin \tilde{P}(E)$ 。

#### 3.3 梯形模糊数的归一化

概率的取值应该在  $[0, 1]$  区间。直接应用模糊条件概率的定义时, 计算结果可能会大于 1, 即输出值域不容易限制在  $[0, 1]$  区间。特别是在基本事件和连接事件取值变化较大时容易发生这种情况, 这说明不对模糊数进行修正, 那么模糊因果图只能用于事件的概率变化小的系统。为此, 采取归一化方法, 即将  $\tilde{P}(X(x))$  除以其上确界  $\sup(\tilde{P}(X(x)), x \in R)$ 。

设置信水平  $\lambda_i (i=1, 2, \dots, n)$  取值在  $[0, 1]$  区间, 事件  $X_i$

( $j=1, 2, \dots, k$ )在取值  $\lambda_i$  为  $\tilde{P}(X_j) = (a_j, b_j, c_j, d_j)$ , 模糊数为梯形模糊数。

令

$$\begin{aligned} t &= \sup_{z \in R} (\tilde{P}(X_j^i(z))) \\ &= \sup_{j=1, \dots, k} \{a_j^i, b_j^i, c_j^i, d_j^i\} \\ &= \sup_{j=1, \dots, k} \{d_j^i\} \end{aligned}$$

不妨设  $t = d_s^i (1 \leq s \leq n, 1 \leq r \leq k)$ ,  $m_s^i = (b_s^i + c_s^i)/2$ ,  $m_j^i =$

$(b_j^i + c_j^i)/2$ , 则归一化因子为  $w = \frac{1 - m_s^i}{\max(1, t) - m_s^i}$ 。得到了归

一化因子  $w$ , 就可以对模糊数  $\tilde{P}(X_j) = (a_j^i, b_j^i, c_j^i, d_j^i)$  进行归一化处理。处理方法如下:

$$\begin{aligned} \tilde{P}(X_j^i) &= (m_j^i - (m_j^i - a_j^i)w, \\ m_j^i - (m_j^i - b_j^i)w, m_j^i + (c_j^i - m_j^i)w, \\ m_j^i + (d_j^i - m_j^i)w) \end{aligned} \quad (13)$$

定理 5  $\tilde{P}(X_j) = (a_j^i, b_j^i, c_j^i, d_j^i)$  归一化结果必然在  $[0, 1]$  区间。

证明: 显然, 略。

因此归一化的梯形模糊数是模糊概率。

### 4 仿真实验

以核电站蒸汽发生器中一个子系统为例<sup>[13]</sup>, 其因果图如图 1。

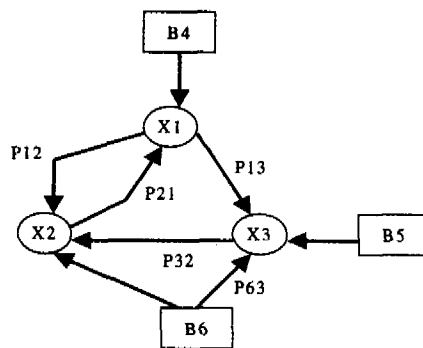


图 1 蒸汽发生器子系统因果图

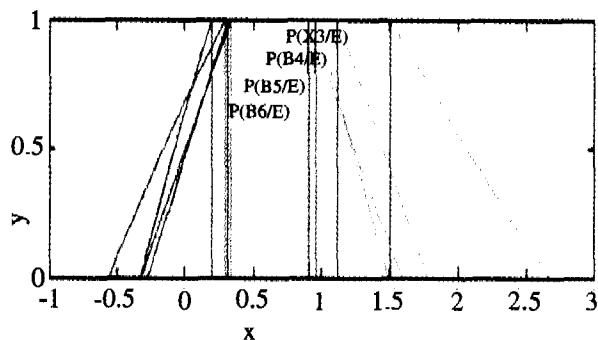


图 2 未归一化的梯形模糊数  
x 是条件概率, y 是置信水平。

表 1 各基本事件和连接事件模糊概率值

事件	a	b	c	d
B4	0.4	0.45	0.55	0.6
B5	0.35	0.45	0.55	0.65
B6	0.3	0.45	0.55	0.7
P12	0.4	0.45	0.55	0.6
P13	0.3	0.45	0.55	0.7
P21	0.35	0.45	0.55	0.65
P32	0.35	0.45	0.55	0.65
P63	0.35	0.45	0.55	0.65

已知  $X_1$  和  $X_2$  发生故障, 各事件发生的梯形模糊数概率值由表 1 给出, 在收到证据  $E = X_1 X_2$  情况下, 现在要求出发生故障的可能性最大的事件及引起  $X_1$  和  $X_2$  发生故障的原因。这是一个因果图的反向推理问题, 需要求条件概率, 根据 (12) 式可以求出在证据  $E$  下各事件发生的模糊条件概率, 仿真实验结果如图 2 所示。从图 2 可以看出, 在各事件概率值为梯形模糊数情况下, 各事件发生的模糊条件概率仍然是近似的梯形模糊数。从图 2 可以看出, 在事件概率变化区间较大时, 各事件发生的模糊条件概率已经大大超出了  $[0, 1]$  区间。说明必须对模糊数进行修正。为此采用 2.3 节的归一化方法, 对 (12) 式求出的模糊条件概率进行归一化处理, 处理结果如图 3 所示。从图 3 可以看出, 归一化后的曲线与图 2 相似, 说明归一化处理方法可行。根据图 3 容易得出结论, 在  $X_1$  和  $X_2$  发生故障的情况下, 最可能发生故障的是事件  $X_3$ 。但是  $X_3$  是中间事件, 可能是由基本事件  $B_4$ ,  $B_5$  或  $B_6$  引起的,  $\Pr(B_4/E)$  最大, 容易得出结论引起  $X_1$  和  $X_2$  发生故障的原因最大的可能是  $B_4$ 。推理结果与实际<sup>[13]</sup> 结果一致。说明在各事件概率值为梯形模糊数条件下模糊因果图的推理方法正确可靠, 归一化方法可行。

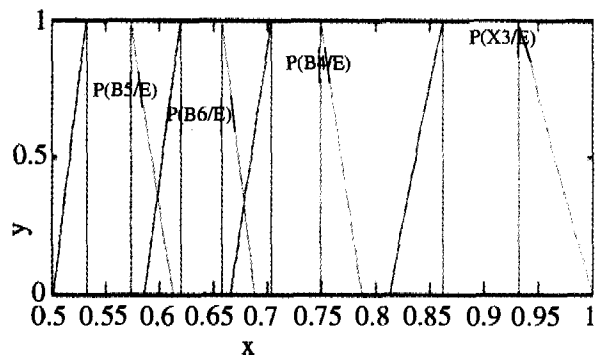


图 3 各事件发生的模糊条件概率(归一化的梯形模糊数)  
x 是条件概率, y 是置信水平。

**结束语** 把模糊集合引入到因果图分析中, 用模糊数刻画事件发生的概率, 减小了获取事件发生概率精确值的难度, 克服了因果图分析中概率难以精确赋值的缺点, 当不能精确描述时, 模糊化反而更“精确”了。同时, 充分利用现有的统计数据, 在一定程度上允许描述误差的存在, 具有较大的灵活性和适应性。本文提出的方法是一种简单而有效的因果图分析方法, 可将现场和少量实验数据与工程技术人员的经验结合起来, 因此在工程上具有广泛的应用背景。

### 参考文献

- 1 Zhang Qin. Probabilistic Reasoning based on Dynamic Causality Tree/Diagrams. Reliability Engineering and System Safety[J], 1994, 46(3): 209~220
- 2 Zhang Qin. A continuous possibility propagation diagram approach for reasoning under uncertainty [A]. In: Proceedings of the IEEE International Conference on System [C]. IEEE on Man and Cybernetics. Piscataway, NJ, USA, 1996, 2. 1426~1429
- 3 樊兴华, 张勤, 孙茂松, 等. 多值因果图的推理算法研究[J]. 计算

机学报,2003,26(3):310~322

- 4 樊兴华,仲昕,张勤,等. 因果图推理的一种新方法[J]. 计算机科学,2001,28(11):48~52
- 5 樊兴华,张勤,黄席樾. 可能性传播图模型的专家知识获取方法[J]. 计算机科学,2001,28(1):53~56
- 6 张勤,樊兴华,黄席樾,等. 因果图用于复杂系统故障诊断研究[J]. 计算机工程与应用,2002,38(4):43~47
- 7 Fan Xing-Hua, Sun Mao-Song. A reasoning algorithm of applying causality diagram to fault diagnosis of complex hybrid systems [A]. In: Proceedings of the World Congress on Intelligent Control and Automation [C]. Hangzhou, China, 2004, 2(5): 1741~1745
- 8 Shi Qingxi, Wang Hongchun, Zhang Qin. Intelligent fault diagnosis technique based on causality diagram [A]. Proceedings of

- the World Congress on Intelligent Control and Automation [C]. Hangzhou, China, 2004, 2(5): 1751~1755
- 9 王洪春,张勤. 基于因果图的一种近似推理算法[J]. 重庆大学学报(自然科学版),2004,27(8):96~99
- 10 沈文武,汪成亮,程克非,等. 因果图转换为信度网的算法[J]. 重庆大学学报(自然科学版),2004,27(10):33~36
- 11 Mitauo Y. The median for a L-R fuzzy number [J]. Microelectron Relia, 1995, 35 (2) : 269~271
- 12 杨伦标,高英仪. 模糊数学原理及应用[M]. 广州:华南理工大学出版社,1993
- 13 Zhang Qin, An Xuegao, Gu Jin, et al. Application of FBOLES-a prototype expert system for fault diagnosis in nuclear power plants [J]. Reliability Engineering and System Safety, 1991, 34 (2) : 225~235

(上接第 158 页)

以上两个试验表明:在多 Agent 强化学习模型基础上使用学习算法,五个 Agent 都能够学习得到关于长期得益的知识,相互之间的预测能够逐渐准确,二者的联合动作更为连贯,且趋向最优联合动作,从而成功概率逐渐收敛为较高的稳定值,算法有效性得到了验证。另外,这种学习系统还可以推广应用到其它方面,如著名的 Taxi 问题、任务调度和机器人足球中。

**结论与展望** 多 Agent 学习技术使得系统能够适应不确定的环境,提高系统的问题求解能力。多 Agent 强化学习不必具备明确的环境模型,因此该方法在学习者对环境了解甚少的问题域中非常适用。本文的研究目标是针对多 Agent 协作团队这种协作系统中多 Agent 协作求解过程的特点,研究适合的学习方法,以提高协作求解的效率和系统的整体性能。提出了一个新的多 Agent 协作强化学习模型,这个学习模型能加快学习速率,并且降低状态空间和动作空间。基于这个模型,根据 Agent 动作的长期得益的估计,提出了一个新的动作选择策略,并实现了多 Agent 协作学习的学习算法。文中以一个猎人-猎物追逐问题为例,实现并应用了这一学习算法,试验结果表明多个 Agent 通过采用该学习算法最终找到最优联合动作策略。尽管该例讨论的是五个 Agent 的情况,这一结论可以推广用于多个 Agent 的情况。

本文的研究还可以根据具体应用领域进一步细化,同时

进一步的研究将从两个方面展开:一是在相互依赖的竞争性目标下学习协作动作和多 Agent 协作团队在开放环境中进行协作求解时的学习方法;二是在 Agent 不完全知道其他 Agent 行为策略集的情况下,Agent 如何学习以获得最优策略。

### 参 考 文 献

- 1 Sutton R, Barto AG. Reinforcement Learning: An Introduction. MIT Press, 1998
- 2 Tan Ming. Multi-agent reinforcement learning: independent vs. cooperative Agents. In: Proceedings of the 10th International Conference on Machine Learning (ICML-93), 1993. 330~337
- 3 Watkins C J C H, Dayan P. Q-learning. Machine learning. 1992, 8:272~292
- 4 蔡庆生,张波. 一种基于 Agent 团队的强化学习模型与应用研究. 计算机研究与发展,2000,37(9)
- 5 Irwig K, Wobcke W. Multi-Agent Reinforcement Learning with Vicarious Rewards. Electronic Transactions on Artificial Intelligence, 1999, 3(B): 23~45
- 6 Mataric M J. Interaction and intelligent behavior. [Ph D Thesis]. Department of Electrical Engineering and Computer Science, MIT, USA, 1994
- 7 Bowling M. Convergence problems of general-sum multi-agent reinforcement learning [A]. In: Langley P, ed. Proceedings of the Seventeenth International Conference on Machine Learning [C]. San Francisco: Morgan Kaufmann Publishers, 2000. 89~94
- 8 Benda M, Jagannathan V, Dodhiawalla R. On optimal cooperation of knowledge sources. [Technical Report]. BCS-G2010-28. Boeing AI Center, Boeing Computer Services, Bellevue, WA, August 1985

(上接第 168 页)

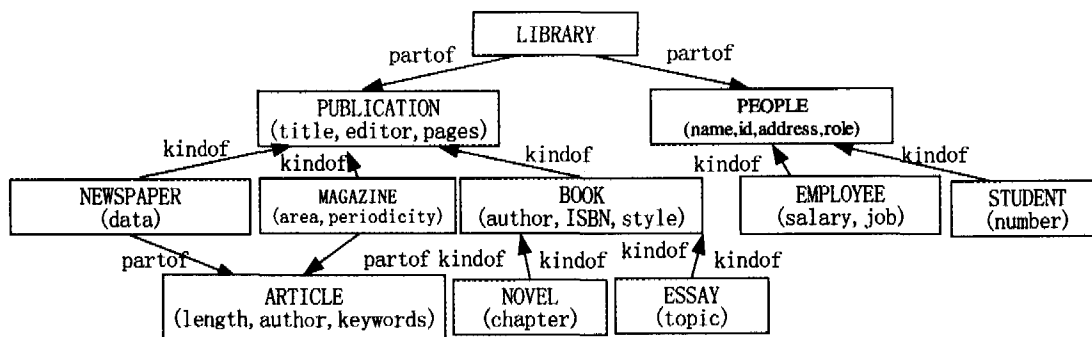


图 4 关系冲突解决后的领域本体

- 3 Kietz J, Maedche A, Volz R. A Method for Semi-automatic Ontology Acquisition from a Corporate Intranet. Workshop "Ontologies and text", co-located with EKAU, 2000
- 4 Suryanto H, Compton P. Discovery of Ontologies from Knowledge Bases. In: Proceedings of the First International Conference on Knowledge Capture, 2001. 171~178

- 5 Deitel A, Faron C, Dieng R. Learning ontologies from RDF annotations. Proceedings of the IJCAI Workshop in Ontology Learning, Seattle, 2001
- 6 Papatheodorou C, Vassiliou A, Simon B. Discovery of Ontologies for Learning Resources Using Word-based Clustering. EDMEDIA, 2002