

含有否定命题逻辑推理的一致性模糊 Petri 网模型

汪 洋, 林 闯, 曲 扬, 李雅娟

(清华大学计算机系, 北京 100084)

摘 要: 模糊 Petri 网(Fuzzy Petri Net, FPN) 是 Petri 网(Petri Net, PN) 的模糊化描述的一种扩充. 基于 FPN 模型的模糊推理规则表示和模糊推理已经得到了广泛的研究. 传统的方法不能准确表示含有否定命题的产生式规则, 并解决正确推理问题. 本文讨论了模糊逻辑中否定的含义, 将条件命题中的否定理解为其对推理规则的阻碍作用, 结果命题中的否定理解为规则中的前提条件阻碍该命题的发生. 在此基础上提出一种新的适合于含有否定命题逻辑推理的一致性 FPN 模型(Consistent Fuzzy Petri Net, CFPN) 表示方法, 同时在 CFPN 模型中引入域值的概念, 并给出相应的形式化推理算法及相关证明.

关键词: 模糊 Petri 网; 模糊逻辑推理; 模糊产生式规则; 否定命题

中图分类号: TP302 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2006) 11-1955-06

Consistent Fuzzy Petri Nets Model for Logic Programs with Negation

WANG Yang, LIN Chuang, QU Yang, LI Ya Juan

(Department of Computer Science & Technology, Tsinghua University, Beijing 100084, China)

Abstract: Fuzzy Petri Net (FPN) is an extension of Petri Net (PN). Previous research focuses on the representation and reasoning of the fuzzy rules with FPN. However, fuzzy production rules with negative literals can not be expressed and reasoned effectively in traditional methods. The inherent meanings of the negative literals in fuzzy production rules are discussed in this paper, while negations of the input proposition can be represented as the negative impact on the rules, and negations of the consequents can be treated as that the rule blocks the consequents. Based on it, Consistent Fuzzy Petri Net (CFPN) model is proposed, which is more suitable to represent the fuzzy logic programs with negations. Thresholds are also introduced to CFPN model. Finally, a formal reasoning algorithm for the CFPN model is presented and validated.

Key words: fuzzy Petri net; fuzzy reasoning; fuzzy production rule; negative proposition

1 引言

知识工程是当前计算机领域中讨论和研究的热点, 其中一个关键的问题是知识的表示和知识的推理. 近年来, 使用 Petri 网模型来描述逻辑推理问题得到了深入的研究^[1,2], 主要应用于人工智能领域中的知识推理. 为了进一步描述现实世界中模糊和不完整的知识, 人们引入了模糊集合的概念, 从而形成了 FPN.

FPN 是 PN 的模糊化描述的一种扩充. 自 1988 年 Looney 在文献[3]中提出一种使用 FPN 模型进行模糊推理规则表示和推理的方法, FPN 模型逐渐被应用于模糊知识表示和知识推理, 很多学者进行了广泛和深入的研究. 在文献[4]中, S M Chen 等给出用 FPN 模型进行知识表示的形式化方法, 并给出相应的模糊推理的方法, 为以后的研究工作奠定了重要基础. 在文献[5]中, Yeung 和 Tsang 提出一种基于 FPN 模型的多层

次权值模糊推理算法. 在文献[6]中, X Li 和 F Lara Rosano 提出一种适应于动态知识表示和推理的 AFPN 模型, 兼具 FPN 模型的表达推理特点和神经网络的自主学习能力. 在文献[7]中, Rong Yang 等人提出一种基于 FPN 模型的完整和高效的模糊知识表示和推理算法. 在文献[8]中, S M Chen 等提出并利用 WFPN 模型在规则系统中进行带权值的模糊推理. 在文献[9]中, S M Chen 在文献[4]的基础上又提出一种基于 FPN 模型的逆向推理方法. 在文献[10]中, Chun Hu 等针对 FPN 模型应用于模糊推理时存在的结构冲突和不确定性等问题, 提出一种改进的 FPN 模型. 前面的研究工作主要集中在逻辑规则的表示, 并没有给出形式化的推理算法, 同样没有讨论含有否命题推理规则的表示和推理. 针对前面的问题, Meimei Gao 等做出了重要的工作^[11], 给出了一种否定命题在 FPN 模型中的基本表示方法, 并使用了以矩阵运算为基础的形式化推理方法. 但文献[11]中的否命题表示方法存在不一

收稿日期: 2004-08-08; 修回日期: 2006-09-01

基金项目: 国家自然科学基金重大研究计划重点项目(No. 90412012); 国家自然科学基金(No. 60573144, No. 60503052); 国家 973 重点基础研究发展规划(No. 2003CB314804)

致性,将会导致推理结果的矛盾。

在经典逻辑中,人们通常使用抑止弧^[12]或在转移弧上引入真否标记^[11]的方法来表示否定的概念。由于模糊逻辑中“否”的含义是模糊的,所以经典逻辑中的方法不能直接用在 FPN 模型中。本文重新理解了模糊逻辑中命题否定的含义,在文献[11]工作的基础上提出了一种新的一致性 FPN 模型表示方法。这种新的 CFPN 模型表示和推理方法解决了文献[11]中存在的问题,同时为适应实际的需要,将域值的概念引入到新模型中,增强了模型的表达能力。

2 模糊产生式规则的 FPN 模型表示

2.1 FPN 基本概念

FPN^[4]是一个定向的、带权重的双向图。FPN 中含有两种节点,位置(place)和变迁(transition),同时存在连接位置和变迁的弧。在图形中,位置用圆圈表示,变迁用竖线表示。将 FPN 应用于模糊推理时,每一个推理规则用一个变迁来表示,推理规则中的命题用位置表示。每一个位置带有一个 token 值,表示命题的真实度(degree of truth)。每一个变迁有相关的 CF 值(certainty factor value),表示推理规则的置信度(degree of certainty)。

模糊推理规则表示了模糊命题之间的联系。例如 R 是一个模糊推理规则的集合, $R = \{R_1, R_2, \dots, R_n\}$, 推理规则最基本的表示,如图 1 所示。

$$R_i: \text{IF } p_j \text{ THEN } p_k \quad (CF = \mu_i)$$

其中, p_j 和 p_k 是含有模糊值的命题,其真实度是 0, 1 之间的值,数值越大真实度越高。 μ_i 是该推理规则的置信度(certainty factor value, CF),介于 0, 1 之间,数值越大置信度越高。

定义 λ 为触发域值, λ 介于 0, 1 之间。如果上面的规则中 p_j 的真实度为 y_j , y_j 介于 0, 1 之间,存在下面的触发规则:

(1) 如果 $y_j \geq \lambda$, 规则可以触发,相应的推理结果命题的真实度为 $y_j^* \mu_i$ 。

(2) 如果 $y_j < \lambda$, 规则不能触发。

在已知一些命题的真实度和变迁的置信度的情况下,利用 FPN 模型对规则进行表示和推理,可以求得结果命题的真实度。

例如推理规则: IF 天气冷 THEN 温度低 ($CF = 0.9$)

如果“天气冷”这个命题的置信度为 0.9, 触发域值 $\lambda = 0.2$, 则规则可以触发,推理结果命题的真实度为 $0.9 * CF = 0.9 * 0.9 = 0.81$ 。用 FPN 模型表示,如图 1(a), (b) 所示。

2.2 推理规则的 FPN 模型表示

逻辑推理中通常有下面四种规则:

规则 1. IF p_{j1} and p_{j2} and p_{j3} and $\dots\dots$ and p_{jn} THEN p_k ($CF = \mu_1$)

规则 2. IF p_j THEN p_{k1} and p_{k2} and p_{k3} and $\dots\dots$ and p_{kn} ($CF = \mu_2$)

规则 3. IF p_{j1} or p_{j2} or p_{j3} or $\dots\dots$ or THEN p_{jn} ($CF = \mu_3$)

规则 4. IF p_j THEN p_{k1} or p_{k2} or p_{k3} or $\dots\dots$ or p_{kn} ($CF = \mu_4$)

使用 FPN 表示和推理如下:

(1) 规则 1, 如图 2(a), (b)。

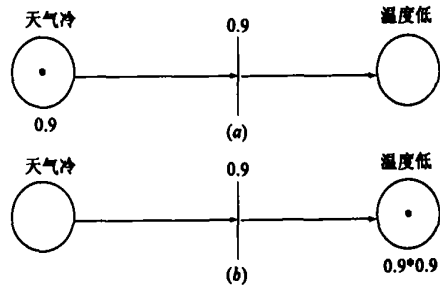


图 1 (a) 变迁触发前; (b) 变迁触发后

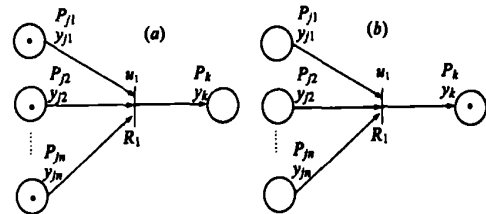


图 2 (a) 推理规则 1—触发前; (b) 推理规则 1—触发后

变迁触发后, 结果命题的真实度为 $y_k = \min(y_{j1}, y_{j2}, \dots, y_{jn}) \times \mu_1$ 。

(2) 规则 2, 如图 3(a), (b)。

变迁触发后, 结果命题的真实度为 $y_{k\alpha} = y_j \times \mu_2$ ($1 \leq \alpha \leq n$)。

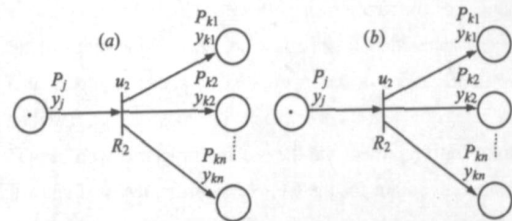


图 3 (a) 推理规则 2—触发前; (b) 推理规则 2—触发后

(3) 规则 3, 如图 4(a), (b)。

变迁触发后, 结果命题的真实度为 $y_k = \max(y_{j1}, y_{j2}, \dots, y_{jn}) \times \mu_3$ 。

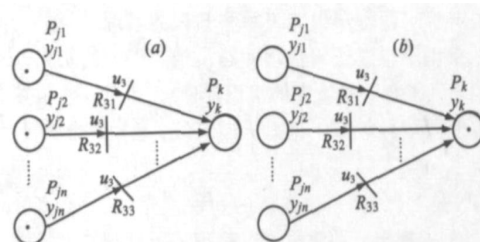


图 4 (a) 推理规则 3—触发前; (b) 推理规则 3—触发后

(4) 规则 4。

由于这类规则导致推理的不确定性, 没有明确意义^[4], 因此本文的讨论不涉及这种推理规则。

3 含有否定命题的推理规则的 FPN 表示

3.1 当前否定命题的模型表示中存在的问题

X Li 和 F Larar Rosano 在文献[6]中提出的 AFPN 模型引入了权值的概念, 赋予连接位置和变迁的输入输出转移弧, 分别

表示命题对于规则发生的影响程度和规则对于结果的影响程度。在 AFPN 模型中, 负权值即表示了否定的含义。但 AFPN 模型是以具有学习能力的动态知识表示为目标的, 不适合于产生式规则中否定命题的表示。

在文献[11]中 Meimei Gao 等给出了模糊规则中否定命题表示的 FRPN 模型。对于前提条件中的否定命题, FRPN 模型引入抑止弧进行表示; 对于结果命题中的否定命题, 则直接增加位置表示。该模型给出了模糊逻辑中存在的否定命题的一种表示方法, 但该方法存在两个问题。

(1) 模型表示不唯一

以如下规则集 S 为例:

R1: IF p_1 and p_2 and p_3 THEN $\neg p_6$, $CF = 0.8$

R2: IF p_3 and p_4 THEN p_6 and $\neg p_7$, $CF = 0.9$

R3: IF p_4 and p_5 THEN p_8 , $CF = 0.9$

R4: IF $\neg(\neg p_6)$ THEN p_6 , $CF = 1.0$

R5: IF $\neg p_7$ and $\neg p_8$ THEN p_9 , $CF = 0.8$

R6: IF $\neg p_6$ THEN p_9 , $CF = 0.7$

由于在 S 的 FRPN 表示中, p_6 和 $\neg p_6$ 都已经存在, 所以规则 R6 有两种表示方法: 一是由位置 $\neg p_6$ 到 p_9 直接变迁; 另一种是由位置 p_6 到 p_9 的含有抑止弧的变迁。如图 5(a)(b) 所示。

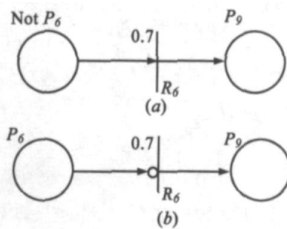


图 5 (a) 直接变迁; (b) 含有抑止弧的变迁

由于文献[11]中否定命题和抑止弧都可以表达否定的含义, 所以其对于含有否定命题规则的表达式可能不唯一。由表达式的不唯一可能会引起推理结果的不确定。

(2) 推理结果可能存在矛盾

规则集 S , p_1 至 p_5 的初始真实度分别为 (0.8, 0.9, 0.7, 0.6, 0.4), 依照 FRPN 的推理方法^[11], 得到的结果为: $\neg p_6$ 的真实度为 0.56, p_6 的真实度为 0.54, 两者之和为 1.1, 大于 1, 存在矛盾。

模糊逻辑推理中, 命题 p 与 $\neg p$ 成立的真实度和应为 1。FRPN 模型通过引入一条推理规则 (如 R4) 来体现。实际上, 相对于 R4 还应存在 $R4'$:

IF $\neg(p_6)$ THEN $\neg p_6$, $CF = 1.0$, 如图 6 表示。

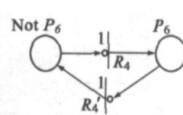


图 6 命题与其否定命题间的规则关系

FRPN 模型中只考虑了其中一个变迁, 忽视其逆变迁, 从而可能引起矛盾。当然, 模型中如果同时引入这两个互逆变迁, 将会引入自环结构, 导致死锁, 影响推理的正常结束。

另外, 对于多变迁输入库所, 真实度的计算一般使用取大的算法, 例如图 4 中规则 3, 在 FRPN 表示中, 同一命题及其否命题作为独立的位置 (place) 参与推理, 其真实度的运算均采用取大的算法。实际上, 由于一个命题与其否命题是互斥的, 应满足真实度之和为 1, 按照前面的算法必然会出现矛盾。

由此可见, 需要引进一种新的一致性模型, 使规则的表达一致唯一。同一命题及其否命题一致, 无矛盾, 下面将深入分

析模糊逻辑中否定命题的特点, 在此基础上讨论新的模型。

3.2 对于模糊逻辑中否定含义的理解

在经典逻辑推理中, 命题与其否命题只能择一成立。但是在模糊逻辑中, 每个命题及否命题均对应一个真实度。如规则集 S 中命题 p_6 和 $\neg p_6$ 同时存在真实度。根据模糊计算规则, 命题 p 与 $\neg p$ 是关联命题, 满足成立的真实度和应为 1, 如果 p 成立的真实度为 0.3, 那么相应 $\neg p$ 成立的真实度为 $1 - 0.3 = 0.7$, 在模糊逻辑中命题及其否命题可以并存, 同时参与推理。

对于推理规则中的否命题, 一般的理解是将否定的含义赋予命题, 这里本文采用一种新的认识, 将命题的否定理解为该命题在规则中起阻碍作用。例如, S 中 R5 的含义是命题 p_7 和 p_8 阻碍了 p_9 的发生。在此意义下, 本文提出一种新的适合于模糊逻辑推理的 CFPN 模型。

3.3 一种适合于模糊逻辑推理的一致性模糊 Petri 网 (CFPN) 模型

在 CFPN 模型中只用一个位置表示命题 p , 通过在转移弧上加入标志来表示促进或阻碍作用, 即表示了相应的否命题。没有表示的转移弧, 默认为正转移弧; 带有“-”为抑止转移弧。例如, 上面的 S 规则集可以如图 7 表示。显然, 在新的模型中规则 R4 不必表示, 可以删除。抑止转移弧表示抑止作用, 相应于模糊逻辑中的否命题。

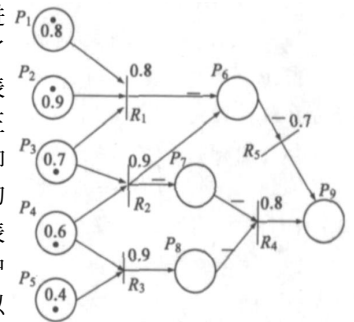


图 7 规则集 S 的 CFPN 模型表示

应用 CFPN 模型进行模糊逻辑推理目标是得到命题成立的真实度。由于否命题可以理解作为一种抑止作用, 因此在 and or 关系处理中采用的 Max Min 算法, 均是关于库所对应命题成立真实度的计算, 从而避免了同一命题与其否命题互斥而引入的矛盾。

CFPN 模型中还将引入域值的概念^[4]。变迁的触发规则中, 只有当变迁输入位置的真实度不小于域值时, 变迁才能触发。

4 采用矩阵表示的 CFPN 形式化定义和推理算法

4.1 矩阵表示的 CFPN 的形式化定义

以文献[11]中 FRPN 的定义形式为基础, 重新定义有限命题集 P , 并加入输出抑制转移矩阵 ON 和变迁域值向量 λ 。

CFPN 可以表示为一个十元组 $(P, R, I, IN, O, ON, \theta, \gamma, C, \lambda)$, 其中:

(1) $P = \{p_1, p_2, \dots, p_n\}$ 有限命题集, 每个命题对应一个位置。

(2) $R = \{r_1, r_2, \dots, r_m\}$ 有限规则集, 每个规则对应一个变迁。

(3) $I: P \times R \rightarrow \{0, 1\}$ 是 $n \times m$ 维输入正转移矩阵, 表示位

置到变迁的正转移弧。如果存在由 p_i 到 r_j 的正转移弧, $I(p_i, r_j) = 1$; 否则, 如果不存在由 p_i 到 r_j 的正转移弧, $I(p_i, r_j) = 0$; 其中 $i = 1, 2, \dots, n, j = 1, 2, \dots, m$ 。

(4) $IN: P \times R \rightarrow \{0, 1\}$ 是 $n \times m$ 维输入抑制转移矩阵, 表示位置到变迁的抑制转移弧。如果存在由 p_i 到 r_j 的抑制转移弧, $IN(p_i, r_j) = 1$; 否则, 如果不存在由 p_i 到 r_j 的抑制转移弧, $IN(p_i, r_j) = 0$; 其中 $i = 1, 2, \dots, n, j = 1, 2, \dots, m$ 。

(5) $O: P \times R \rightarrow \{0, 1\}$ 是 $n \times m$ 维输出正转移矩阵, 表示从变迁到位置的正转移弧。如果存在由 r_j 到 p_i 的正转移弧, $O(p_i, r_j) = 1$; 否则, 如果不存在由 r_j 到 p_i 的正转移弧, $O(p_i, r_j) = 0$; 其中 $i = 1, 2, \dots, n, j = 1, 2, \dots, m$ 。

(6) $ON: P \times R \rightarrow \{0, 1\}$ 是 $n \times m$ 维输出抑制转移矩阵, 表示从变迁到位置的抑止转移弧。如果存在由 r_j 到 p_i 的抑止转移弧, $ON(p_i, r_j) = 1$; 否则, 如果不存在由 r_j 到 p_i 的抑止转移弧, $ON(p_i, r_j) = 0$; 其中 $i = 1, 2, \dots, n, j = 1, 2, \dots, m$ 。

在(3)~(6)的基础上定义:

$\cdot p_i = \{r_j \mid O(p_i, r_j) = 1 \parallel ON(p_i, r_j) = 1, j = 1, 2, \dots, m\}$,

$\cdot r_j = \{p_k \mid I(p_k, r_j) = 1 \parallel IN(p_k, r_j) = 1, k = 1, 2, \dots, n\}$ 。

(7) θ 真实度向量, $\theta = (\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_n)^T$, 其中 $\theta_i \in [0, 1]$ 表示命题 p_i 的真实度, $i = 1, 2, \dots, n$ 。 θ^0 为初始真实度向量。

(8) γ 标记向量, $\gamma = (\gamma_1, \gamma_2, \dots, \gamma_n)^T$, 其中, $\gamma_i \in \{0, 1\}$, $\gamma_i = 1$ 表示 p_i 中含有 token; $\gamma_i = 0$ 表示 p_i 中不含 token, $i = 1, 2, \dots, n$ 。 γ^0 为初始标记向量。

(9) $C = \text{diag}\{c_1, c_2, \dots, c_m\}$, c_j 是规则 r_j 成立的置信度, $j = 1, 2, \dots, m$ 。

(10) λ 变迁域值向量, $\lambda = (\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_m)^T$, $\lambda_j \in [0, 1]$ 表示变迁发生的域值, $j = 1, 2, \dots, m$ 。

为了说明 CFPN 模型表示的一致唯一性, 下面给出定理 1。

定理 1 一组规则集可以对应唯一确定的矩阵形式 CFPN 模型。

证明 (1) 首先证明一组规则集对应唯一确定的 CFPN 图(如图 7)。

按照 CFPN 网图的建立方法, 每个命题用唯一确定的位置表示, 同一命题及其否命题使用同一位置表示, 故 CFPN 图中位置数量唯一确定。每一条规则对应一个变迁, 由于相同命题及其否命题对应同一位置, 故连接变迁和位置的转移弧唯一确定。规则中否命题使用相关弧上的“-”明确标志, 故 CFPN 图中的弧及其弧标志唯一确定。因此, 每一组规则集对应唯一确定的 CFPN 图。

(2) 如下证明一个 CFPN 图可以对应唯一确定的矩阵形式的 CFPN 模型。

CFPN 图中位置和变迁分别一一对应在矩阵形式的 CFPN 定义中的 P 集合和 R 集合元素。因此, 矩阵形式的 CFPN 定义中矩阵 I, IN, O, ON 的维数确定, 矩阵中各元素值与 CFPN 图中的弧和弧标志相应, 因此每一个 CFPN 图对应唯一确定的矩阵形似定义的 CFPN 模型。

由上面的(1)、(2)证明可知, 一组规则集可以对应唯一确

定的矩阵形式的 CFPN 模型, 得证。

4.2 变迁触发规则

使用极大代数 Max algebra 中的两个算子 $\odot$ 和 $\oslash^{[1]}$ 。

(1) $\odot: A \odot B = D$, 其中 A, B 和 D 均为 $m \times n$ 维矩阵, $d_{ij} = \max\{a_{ij}, b_{ij}\}$ 。

(2) $\odot: A \odot B = D$, 其中 A, B 和 D 分别是 $m \times p, p \times n$ 和 $m \times n$ 维矩阵, $d_{ij} = \max_{1 \leq k \leq p} \{a_{ik} \cdot b_{kj}\}$ 。

变迁的触发规则需要考虑变迁域值。变迁触发规则:

(1) 变迁 $r_j \in R$ 可以触发, 当且仅当 p_i 对应的 $\gamma_i = 1$ 且 $\rho_j \geq \lambda_j$, $\forall p_i \in \cdot r_j$ 。其中,

$$\rho_j = \min_{p_i \in \cdot r_j} \left\{ x_i \mid x_i = \begin{cases} \theta_i, & \text{if } I(p_i, r_j) = 1 \\ 1 - \theta_i, & \text{if } IN(p_i, r_j) = 1 \end{cases} \right\}, \quad \rho = (\rho_1, \rho_2, \dots, \rho_m)^T \text{ 称为控制向量。}$$

(2) 变迁 r_j 触发, 得到 γ' 、 θ' 和 i' 。

$$\gamma'(p) = \gamma(p) \odot O(p, r_j) \odot ON(p, r_j), \quad \forall p \in P;$$

不妨设 $\text{temp}(p) = c_j \cdot \rho_j \cdot (O(p, r_j) \odot ON(p, r_j))$, $\forall p \in P$,

$$\theta'(p) = \theta(p) \odot \begin{cases} \text{temp}(p), & \text{if } O(p, r_j) = 1 \\ 1 - \text{temp}(p), & \text{if } ON(p, r_j) = 1 \end{cases}$$

(3) 满足触发条件的变迁可以同时触发。定义触发向量 $\mu = (\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_m)^T$, 当变迁 r_j 触发, $\mu_j = 1$; 否则, $\mu_j = 0, j = 1, 2, \dots, m$ 。则 μ 标志的变迁触发后得到 γ' 、 θ' 和 i' 。

$$\gamma' = \gamma \odot ((O + ON) \odot \mu),$$

$$\theta' = \theta \odot ((O \cdot C) \odot \rho) \odot (ON \oslash (\mu - C \cdot \rho))$$

5 推理算法及其分析

采用逐步迭代算法。假定算法中无自环结构^[13]。

向量否定运算 $\text{neg } \theta = \mathbf{1}_m - \theta = \bar{\theta}$, 其中 $\mathbf{1}_m = (1, 1, \dots, 1)^T$, m 维向量。

不考虑变迁域值的情况下, 可以给出如下公式:

$$\mu^k = (\mathbf{I} + \mathbf{IN})^T \odot \bar{\gamma}^k \quad (1)$$

$$\rho^k = (\mathbf{I}^T \odot (\bar{\gamma}^k \odot \theta^k)) \odot (\mathbf{IN}^T \odot (\bar{\gamma}^k \odot \theta^k)) \quad (2)$$

$$\gamma^{k+1} = \gamma^k \odot ((O + ON) \odot \mu^k) \quad (3)$$

$$\theta^{k+1} = \theta^k \odot ((O \cdot C) \odot \rho^k) \odot (ON \oslash (\mu^k - C \cdot \rho^k)) \quad (4)$$

如果考虑变迁域值 $\lambda \neq 0$, 则需要对算法进行改进。按照触发规则, 对于变迁 $r_j \in R$, 如果 $\rho_j^k < \lambda_j$, 则变迁不能触发。在得到 ρ^k 后, 可以通过判断如果 $\rho_j^k < \lambda_j$, 则令 $\mu_j^k = 0$, 即变迁不能触发, $j = 1, 2, \dots, m$ 。

算法步骤:

第 1 步: 初始化 $I, IN, O, ON, \theta^0, \gamma^0, \lambda$ 。

第 2 步: $k = 0$ 。

第 3 步:

(a) 使用公式(1)(2)计算 μ^k 和 ρ^k ;

(b) 对 $j = 1, 2, \dots, m$, 如果 $\rho_j^k < \lambda_j$, 则 $\mu_j^k = 0$ 。

(c) 使用公式(3)(4)计算 γ^{k+1} 和 θ^{k+1} 。

第 4 步: 如果 $\theta^{k+1} = \theta^k$ 并且 $\gamma^{k+1} = \gamma^k$ 则推理结束; 否则 $k = k + 1$ 转至第 3 步。

定理 2 基于 CFPN 模型的推理算法可以在有限 k 步内结束, $k \leq h + 1$ 其中 h 为 CFPN 图中最长变迁路径长度。

对于定理 2 的证明, 与文献[11]的方法相近, 这里就不再详细论述. 因此, 算法复杂度为 $O(nmh)$, n 、 m 、 h 分别为命题个数、规则个数和最长变迁路径长度.

下面给出定理 3 证明推理结果中命题及其否命题的一致性.

定理 3: 使用 CFPN 模型及其相应推理算法得到的推理结果唯一确定, 且无矛盾冲突.

证明: 下面分别证明推理可以得到唯一确定的结果; 推理结果中不存在矛盾冲突.

(1) 首先证明可以得到唯一确定的推理结果.

由定理 1 可知每一组规则集对应唯一确定的 CFPN 模型. CFPN 模型经过有限步确定的矩阵计算, 必然得到唯一确定的推理结果.

(2) 证明推理结果中不存在矛盾冲突.

如果一个命题与其否命题真实度之和大于 1, 则这时出现矛盾冲突. 在上述推理算法中, 第 k 步推理结束时, 各位置真实度由向量 θ^{k+1} 表示, 其中只记录库所对应命题的真实度, 其否命题的真实度通过取反得到, 因此必然不会出现矛盾冲突.

综合上面(1)、(2)证明, 定理得证.

6 举例

以 S 规则集为例.

$$n=9, m=5, I= \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}, IN= \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix},$$

$$O= \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 1 \end{pmatrix}, ON= \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix},$$

$$CF= \text{diag}(0.8, 0.9, 0.9, 0.8, 0.7), \lambda= (0.1, 0.1, 0.1, 0.1, 0.1)^T, \theta^0= (0.8, 0.9, 0.9, 0.7, 0.6, 0.4, 0.0, 0.0, 0.0)^T, \gamma^0= (1, 1, 1, 1, 1, 0, 0, 0, 0)^T;$$

$k=0$:

$$\mu^0= (1, 1, 1, 0, 0)^T, \rho^0= (0.7, 0.6, 0.4, 0.0, 0)^T, \gamma^1= (1, 1, 1, 1, 1, 1, 0, 1, 0)^T, \theta^1= (0.8, 0.9, 0.7, 0.6, 0.4, 0.54, 0.46, 0.36, 0)^T;$$

$k=1$:

$$\mu^1= (1, 1, 1, 1, 1)^T, \rho^1= (0.7, 0.6, 0.4, 0.54, 0.46)^T, \gamma^2= (1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1)^T, \theta^2= (0.8, 0.9, 0.7, 0.6, 0.4, 0.54, 0.46, 0.36, 0.432)^T;$$

$k=2$:

$$\mu^2= (1, 1, 1, 1, 1)^T, \rho^2= (0.7, 0.6, 0.4, 0.54, 0.46)^T, \gamma^3= (1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1)^T, \theta^3= (0.8, 0.9, 0.7, 0.6, 0.4, 0.54, 0.46, 0.36, 0.432)^T;$$

此时, $\theta^3= \theta^2$ 且 $\gamma^3= \gamma^2$, 推理结束.

$\theta^3= (0.8, 0.9, 0.7, 0.6, 0.4, 0.54, 0.46, 0.36, 0.432)^T$ 为最后的结果真实度.

7 总结

本文深入讨论了模糊逻辑中否定的含义, 在此基础上提出了一种关于含有否定命题逻辑规则的 CFPN 模型表示和推理方法. 新模型解决了当前否定命题模型表示中存在的问题. 与文献[11]中的 FRPN 模型比较, CFPN 有如下改进:

(1) CFPN 模型避免了 FRPN 表示的不确定性和矛盾现象.

(2) 引入域值概念, 提高 FPN 的模型能力.

(3) 对同一规则集, 模型中位置数量减少. 在 FRPN 模型中每个命题及其否命题用不同的位置表示, 而在本文提出的新模型中, 同一命题与其否命题只用同一位置表示.

推理算法中, 每一步迭代的计算相当于所有变迁全部触发, 增加了算法的复杂度. 如果能够控制变迁的触发顺序, 避免重复触发, 每个变迁只触发一次, 则在理想的情况下算法复杂度将可以降低为 $O(nh)$, 关于算法的改进有待于进一步研究.

参考文献:

- [1] Lin C, Chanson S T. Logical inference of clauses based on Petri net models[J]. International Journal of Intelligent Systems, John Wiley & Sons, 1998, 13(9): 821– 840.
- [2] Mutara T. An extended Petri net model for normal logic program[J]. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 1995, 7(1): 150– 162.
- [3] Looney C G. Fuzzy petri nets for rule based decision making[J]. IEEE Transactions on system, man, and cybernetics part A, 1998, 18(1): 178– 183.
- [4] Chen S M, Ke J S, Chang J F. Knowledge representation using fuzzy Petri nets[J]. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 1990, 2(3): 311– 319.
- [5] Yeung D S, Tsang E C C. A multilevel weighted fuzzy reasoning algorithm for expert systems[J]. IEEE Transaction on System, Man, and Cybernetics part A, 1998, 28(2): 149– 158.
- [6] Li X, Lara Rosano F. Adaptive fuzzy Petri nets for dynamics knowledge representation and inference[J]. Expert Systems with Applications, 2000, 19(3): 235– 241.
- [7] Yang R, Leung W S, Heng P N, Leung S K. Improved algorithm on rule based reasoning systems modeled by fuzzy Petri

- nets[A]. Proceeding of IEEE international conference on fuzzy systems[C]. Honolulu, Hawaii: IEEE Computer Society Press, 2002. 2. 1204– 1209.
- [8] Chen S M. Weighted fuzzy reasoning using weighted fuzzy Petri nets[J]. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 2002, 14(2): 386– 397.
- [9] Chen S M. Fuzzy backward reasoning using fuzzy Petri nets [J]. IEEE Transactions on system, man, and cybernetics part B, 2000, 30(6): 846– 856.
- [10] Hu C, Li P, Wang H. Improved modeling algorithm of fuzzy Petri net for fuzzy reasoning[A]. Proceeding of IEEE International Conference on Man and Cybernetics Systems[C]. IEEE Computer Society Press, 2003. 5. 4992– 4997.
- [11] Gao M, Zhou M, Huang X, Wu Z. Fuzzy reasoning petri nets [J]. IEEE Transactions on system, man, and cybernetics part A, 2003, 33(3): 314– 324.
- [12] Shimura T, Lobo J, Munata T. A Petri net semantics for logic programs with negation[A]. Proceeding of the fourth International Conference on Software Engineering and Knowledge Engineering[C]. Italy: IEEE Computer Society Press, 1992. 292– 299.
- [13] Zaidi A K, Levis A H. Validation and verification of decision making rules[J]. Automatica, 1997, 33(2): 155– 169.

作者简介:



汪 洋 女, 1982 年生于北京, 清华大学计算机科学与技术系博士研究生, 2000 年毕业于清华大学计算机科学与技术系, 获学士学位, 主要研究领域为基于 Petri 网模型的逻辑推演和推理系统、随机 Petri 网、系统性能评价和计算机网络安全。E-mail: wyang@csnetl.cs.tsinghua.edu.cn



林 闾 男, 1948 年 7 月生于辽宁省, 现任清华大学计算机科学与技术系主任、教授、博士生导师, 毕业于清华大学计算机系, 在中国科学院和清华大学分别获得计算机专业硕士和博士学位, 曾任国家信息中心工程师、副研究员、研究员。林闾教授是 IFIP TC6 (Communication Systems) 中国代表, IEEE 高级会员, IEEE Transactions on Vehicular Technology 等多个国内外重要期刊的编委, 国家自然科学基金重大项目“网络和信息安全”的科学指导专家, 主要研究领域为计算机网络、系统性能评价、安全分析、随机 Petri 网、逻辑推演和推理系统。已主持国家重点基础研究发展规划(973)、国家高技术研究发展计划(863)、国家自然科学基金、国家科技攻关和国际科研项目等 18 项课题的研究, 并多次获奖。已在国内外一级学术期刊上和 IEEE Computer Society 的学术年会上发表论文 210 多篇, 并已出版 3 本专著。