

应用带标识的模糊 Petri 网的知识表示方法

孙晓玲,王宁

SUN Xiao-ling, WANG Ning

合肥师范学院 数学系,合肥 230061

Department of Mathematics, Hefei Teachers College, Hefei 230061, China

E-mail: sxl_hfnc@126.com

SUN Xiao-ling, WANG Ning. Method of knowledge representation based on marked fuzzy Petri net. *Computer Engineering and Applications*, 2010, 46(6): 48-51.

Abstract: A marked fuzzy Petri net with some places containing tokens is proposed to represent knowledge. To gain more information of weighted fuzzy production rules, the knowledge parameters such as weight, certainty factor, threshold value etc. are taken into account in the course of knowledge representation. The fuzzy Petri net take use of parallel processing ability of Petri net fully. With the processing of marked fuzzy Petri net, the change of the token in the net can mark the process of the weighted fuzzy reasoning. According to the computing method based on the similarity measure, the deduced consequence of the multilevel weighted fuzzy reasoning can be computed more efficiently.

Key words: marked fuzzy Petri net; weighted fuzzy reasoning; knowledge representation

摘要:提出一种在某些库所中带有标识的模糊 Petri 网模型来进行知识表示。为了获得更多的加权模糊产生式规则的信息,在知识表示的过程中考虑了权值,确定性因子,阈值等参数。这种模糊 Petri 网充分利用了 Petri 网的并行处理能力。随着带标识的模糊 Petri 网的运行,网中标识的变化可以标记加权模糊推理的运行。通过文中给出的基于相似性测度的计算方法可以更加高效地计算出多层加权模糊推理的推理结果。

关键词:带标识的模糊 Petri 网;加权模糊推理;知识表示

DOI:10.3778/j.issn.1002-8331.2010.06.014 **文章编号:**1002-8331(2010)06-0048-04 **文献标识码:**A **中图分类号:**TP273+4

1 引言

人工智能主要研究用机器来模仿和执行人类的一些智力功能,而人工智能研究的三个主要内容是知识的获取、知识的表示和知识的运用。目前,人们从不同的应用领域出发,提出了不同的知识表示方法,如状态空间表示法、产生式表示法、谓词逻辑表示法、框架表示法、语义网络表示法及面向对象表示法等^[1-3]。每种表示法都有自己的特点和局限性。这些方法的致命弱点就是不能进行并行处理。并且,大部分的方法通常用来表示只有一层推理的知识,对于像投资咨询这种有多层推理的情况却无法处理^[4]。Petri 网作为一种高效的建模和分析工具,近年来得到了快速的发展,但是 Petri 网作为一种纯理论的工具,并不能适合所有领域的应用需求。模糊 Petri 网(FPN)由于更符合人类的思维和认知方式,在描述和分析许多物理系统乃至社会系统的并发系统行为时具有广泛的意义,特别是应用在人类知识的表示和人工智能中非常合适。在模糊 Petri 网理论的

基础上提出一种 14 元的带标识的模糊 Petri 网(MFPN)来进行知识表示。为了获得更多的加权模糊产生式规则的信息,在知识表示的过程中考虑到了几种知识表示参数比如局部权值,确定性因子和阈值等,最后,给出了计算最终的推理结果以及推理结果的确定性因子的方法。

2 用模糊 Petri 网来表示加权模糊产生式规则

首先用带标识的模糊 Petri 网表示带有几种知识表示参数(包括局部权值、阈值、确定性因子等)的加权模糊产生式规则。在 2.1 节和 2.2 节中,将给出加权模糊产生式规则和模糊 Petri 网的概念,在 2.3 节中,将介绍带标识的模糊 Petri 网的概念以及将加权模糊产生式规则映射到带标识的模糊 Petri 网的方法。

2.1 加权模糊产生式规则

2.1.1 加权模糊产生式规则的定义

文献[4]中给出了加权模糊产生式规则的定义:

基金项目:安徽省自然科学基金(the Natural Science Foundation of Anhui Province of China under Grant No.KJ2008B109ZC);安徽省高校青年教师资助计划项目基金(the University Young Teacher Sciences Foundation of Anhui Province of China under Grant No.2008JQW1124);安徽省高等学校省级自然科学研究项目(the University Natural Science Research Project of Anhui Province of China under Grant No.KJ2009B148Z);高等学校优秀青年人才基金项目(the University Excellent Young Talents Foundation of China under Grant No.2009SQRZ157)。

作者简介:孙晓玲(1977-),女,讲师,主要研究领域为不确定性模糊推理、统计学习理论;王宁(1978-),男,讲师,主要研究领域为神经网络。

收稿日期:2008-09-18 **修回日期:**2008-12-05

定义 1 一个加权模糊产生式规则具有如下形式: $R:IF a$
 THEN $c(CF=\mu)$ 。其中 $a=\{a_1, a_2, \dots, a_n\}$ 是规则的前件部分,这
 部分包括“AND”或“OR”连接的一个或多个命题。每个命题 a_i
 $(1 \leq i \leq n)$ 可以有形式“ x is f_a ”,其中 f_a 是模糊集合 $F=\{f_1, f_2,$
 $\dots, f_n\}$ 的一个元素。规则 c 的结果可以表示成“ x is f_c ”,其中 f_c
 也是 F 的一个元素。参数 μ 是规则 R 的确定性因子,表示规则
 的可信程度, $Th=\{\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n\}$ 表示一个规则前件 a 的阈值的
 集合。分配给命题 a_1, a_2, \dots, a_n 的局部权值的集合为 $W=\{w_1,$
 $w_2, \dots, w_n\}$ 。命题 a_i 的局部权值 w_i 表示命题 a_i 相对于其他命题
 $a_j(j \neq i)$ 对于规则结果 c 的重要性程度。显然,如果一个加权模
 糊产生式规则的前件仅有一个命题,那么对于该命题来说,权
 值 w_i 是没有意义的。除了局部权值,还需要给每个规则分配确
 定性因子,它表示规则的前件和结果之间的确定性程度。

2.1.2 加权模糊推理的步骤

例 1 假设有一组规则序列 R_1, R_2, R_3, R_4, R_5

$R_1:IF V_1$ is f_1 AND V_2 is f_2 THEN V_3 is $f_3, CF_{R_1}, \lambda_1,$
 $\lambda_2, LW_1, LW_2;$

$R_2:IF V_3$ is f_3 AND V_4 is f_4 THEN V_5 is $f_5, CF_{R_2}, \lambda_3,$
 $\lambda_4, LW_3, LW_4;$

$R_3:IF V_5$ is f_5 AND V_6 is f_6 THEN V_{10} is $f_{10}, CF_{R_3},$
 $\lambda_5, \lambda_6, LW_5, LW_6;$

$R_4:IF V_5$ is f_5 AND V_7 is f_7 THEN V_9 is $f_9, CF_{R_4}, \lambda_5,$
 $\lambda_7, LW_5, LW_7;$

$R_5:IF V_8$ is f_8 AND V_9 is f_9 THEN V_{11} is $f_{11}, CF_{R_5},$
 $\lambda_8, \lambda_9, LW_8, LW_9。$

用户输入的观察事实以及事实的确定性因子为:

V_1 is f_1', CF_{f_1}, V_2 is f_2', CF_{f_2}, V_4 is $f_4', CF_{f_4}; V_6$ is $f_6',$
 CF_{f_6}, V_7 is f_7', CF_{f_7}, V_8 is f_8', CF_{f_8}

现以其中一条推理路径 $\{R_1, R_2, R_3 \rightarrow f_{10}\}$ 为例来说明计算
 加权模糊推理的推理结果以及推理结果的确定性因子的一般
 步骤:

(1)根据以下公式计算相似度 $SM_1, SM_2:$

$$SM(f_i', f_i) = \begin{cases} \frac{M(f_i' \cap f_i)}{M(f_i)}, & f_i' \subseteq f \\ \frac{M(f_i' \cap f_i)}{M(f_i')}, & f_i \subseteq f \end{cases}$$

其中 f_i 表示与命题 d_i 相关的模糊集合, f_i' 表示用户输入的托
 肯值。

由扎德所定义的 $M(A)$ 表示集合 A 的大小或者势,这里模
 糊集合 A 的势为集合中各个隶属度的和。这里采用的相似性
 测度是在 D.S.Yeung 所提出的测度的基础上的改进^[4-5],这个新
 的相似性测度可以使推断结果的含义更加明确。

(2)计算总体相似度,即 $SM_w = \frac{SM_1 \times LW_1 + SM_2 \times LW_2}{LW_1 + LW_2}$ 。

(3)计算推理结果: $f = \text{Min}[1, \frac{f}{SM \times CF}]$ 。

(4)计算推理结果的确定性因子:

$$CF_f = CF \times \frac{CF_1 \times LW_1 + CF_2 \times LW_2 + CF_3 \times LW_3}{LW_1 + LW_2 + LW_3}$$

到此为止,已经计算出了最终的推理结果以及推理结果的
 确定性因子,这种计算模糊推理结果的方法可称作加权模糊推
 理算法(简称 WFRA 算法)。

2.2 模糊 Petri 的定义

用模糊 Petri 网模型来表示规则基中的加权模糊产生式规
 则。陈锡明在文献[3]中曾提出过一种 8 元的模糊 Petri 网(FPN)
 模型,定义如下:

定义 2 一个模糊 Petri 网(FPN)为一个 8 元组 $FPN=(P; T;$
 $D; I; O; \mu; \alpha; \beta)$ 。其中:

$P=(p_1, p_2, \dots, p_n)$ 表示 FPN 中库所的集合。

$T=(t_1, t_2, \dots, t_n)$ 表示 FPN 中变迁的集合,这里的变迁集合
 正是对应的加权模糊产生式规则的集合。

$D=(d_1, d_2, \dots, d_n)$ 表示命题的集合, $P \cap T \cap D = \phi$, 并且 $|P|=|D|$ 。

$I: T \rightarrow P^\infty$ 为输入函数,它是变迁到库所集合的映射。

$O: T \rightarrow P^\infty$ 是输出函数,它也是变迁到库所集合的映射。

$g: T \rightarrow [0, 1]$ 是给每个变迁分配一个确定性因子 μ 的关系函数。

$\alpha: P \rightarrow [0, 1]$ 是给与每个库所相对应的命题分配一个确定性
 因子 CF 的关系函数,是从库所到 $[0, 1]$ 之间的实数的映射。

$\beta: P \rightarrow D$ 是从库所到命题的双射。

2.3 带标识的模糊 Petri 网

定义 3 Petri 网的标识:Petri 网中的标识是用来标记网中
 的托肯的分布的。“托肯”是 Petri 网的原始概念之一,当运行
 Petri 网时,托肯的位置和数量都将会发生改变,托肯就是用来
 定义 Petri 网的运行的。网中变迁的激发就是将托肯从变迁的
 输入库所中移出同时将新的托肯分配给每个输出库所的过程。

为了得到更多的加权模糊产生式规则的信息,将定义 2 中
 的 8 元模糊 Petri 网模型扩展为 14 元的带标识的模糊 Petri 网
 (MFPN)模型。带标识的模糊 Petri 网是指某些库所中带有托肯
 的模糊 Petri 网,具体的定义如下:

定义 4 带标识的模糊 Petri 网(MFPN)为一个 14 元组

$$MFPN=(P; T; D; Th; I; O; F; W; g; \alpha; \beta; \gamma; \theta; C)$$

其中 P, T, D, I, O, g 和 β 与定义 2 中的 8 元的模糊 Petri 网中的
 定义相同。

$Th=\{\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n\}$ 为加权模糊产生式规则的阈值的集合。

$F=\{f_1, f_2, \dots, f_n\}$ 表示模糊集合。

$W=\{w_1, w_2, \dots, w_n\}$ 为加权模糊产生式规则的局部权值的
 集合。

$\alpha: P \rightarrow F$ 是给每个库所分配一个托肯值(模糊集合)的关系
 函数。

$\gamma: P \rightarrow Th$ 是将库所映射到阈值的关系函数。

$\theta: P \rightarrow W$ 是将局部权值分配给库所的关系函数。

$C: F \rightarrow CF$ 是给每个库所中的用户的输入事实分配一个确
 定性因子的关系函数。

**2.4 用带标识的模糊 Petri 网表示加权模糊产生式
 规则**

在带标识的模糊 Petri 网中,库所 p_i 中的托肯用“·”来表
 示。定义 2 中库所 $p_i (p_i \in P)$ 中的托肯值可记为 $\alpha(p_i)$, 其中
 $\alpha(p_i) \in [0, 1]$ 。如果 $\alpha(p_i)=y_i, y_i \in [0, 1]$ 且 $\beta(p_i)=d_i$, 那么这里的
 托肯表示命题 d_i 的真实程度为 y_i 。该文中用来标记带标识的
 模糊 Petri 网的运行的托肯值不再表示命题的真实程度,而是

表示模糊集合,在变迁激发之前,变迁的输入库所中的托肯值表示用户输入的观察事实的模糊集合。变迁激发之后,变迁的输出库所中的托肯值表示推理结果的模糊集合。如果 $\alpha(p_i) = f_i', f_i' \in F, p_i \in P$ 那么 f_i' 表示用户输入的托肯值。利用带标识的模糊 Petri 网可以如图 1~图 3 表示加权模糊产生式规则的三种基本类型,根据 2.1.2 节中给出的 WFRA 算法的计算步骤,可以计算出在变迁 t 激发后,这三类加权模糊产生式规则的推断结果。

类型 1 IF d_i THEN d_k ($CF=\mu$)。

类型 2 IF d_1 AND d_2 AND \dots AND d_n THEN d_k ($CF=\mu$)。

类型 3 IF d_1 OR d_2 OR \dots OR d_n THEN d_k ($CF_1=\mu_1, CF_2=\mu_2, \dots, CF_n=\mu_n$)

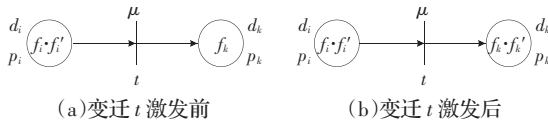


图 1 变迁激发前后托肯位置的变化

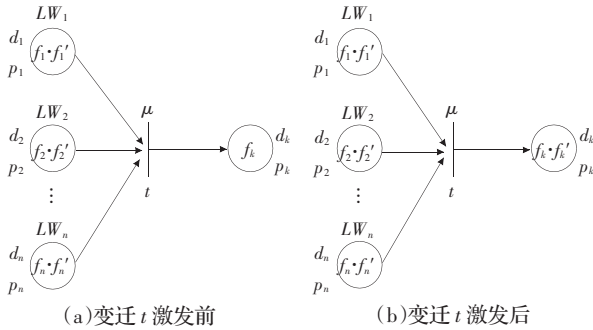


图 2 变迁激发前后托肯位置的变化

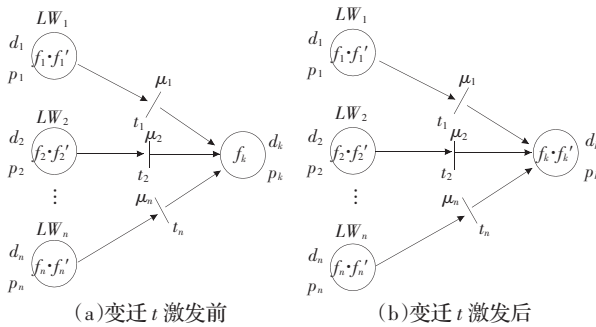


图 3 变迁激发前后托肯位置的变化

3 基于带标识的模糊 Petri 网的知识表示算法及实例

通过 14 元的带标识的模糊 Petri 网(MFPN)模型的定义以及当 MFPN 运行时网中托肯值的改变,可以用 MFPN 进行知识表示并计算出最终的推理结果。

为了从给定的知识库推出结论,需要给出基于 MFPN 的知识表示算法,为此,先给出几个概念^[6]:

定义 5 目标集合(GS):表示最终目标的库所(命题)的集合。

直接前件库所集合表(AP 表):该表由两行组成,第一行是 MFPN 中所有的库所,第二行是这些库所所对应的最近的前件库所。

用户输入集合(UIS):该集合中的所有元素都由用户输入。

下面给出用 MFPN 进行加权模糊推理的算法。

步骤 1 创建 GS、AP 表和 UIS;

步骤 2 若 GS 非空,从中取出一个元素 p_i ,否则转向步骤 10;

步骤 3 从 AP 表中得到 p_i 的前件库所;

步骤 4 若 p_i 的前件表中有未被访问的前件 p_j ,则取出 p_j ,否则转向步骤 8;

步骤 5 对取出的 p_i 的前件 p_j 加上已访问的标志;

步骤 6 判断 p_j 是否属于 UIS,若是则提示用户输入 token,转向步骤 3,否则判断 p_j 中是否有 token,若没有则转到下一步,否则转向步骤 3;

步骤 7 将 p_i, p_j 入栈,令 $p_i = p_j$,转向步骤 3;

步骤 8 根据 WFRA 计算 p_i 中的 token 值,将 p_i 出栈;

步骤 9 判断栈是否为空,若为空,则进行下一步,否则转向步骤 3;

步骤 10 结束。算法的流程图如图 4 所示。

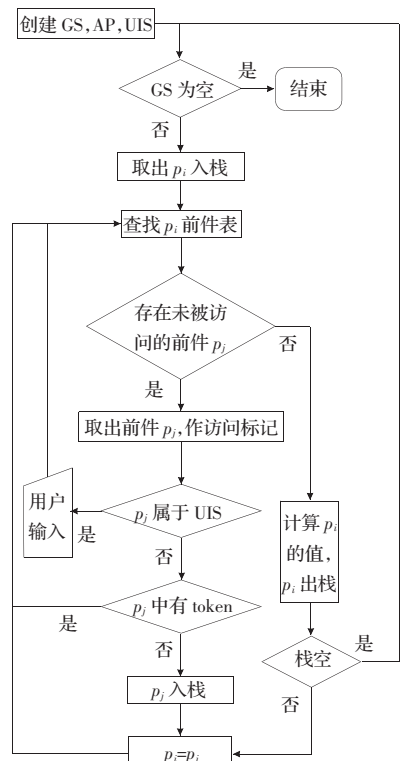


图 4 知识表示算法流程图

仍以 2.1.2 节中例 1 的规则序列为例,由图 5 可以看出在用带标识的模糊 Petri 网进行加权模糊推理时,网中托肯的位置的变化(其中 $d_i = "V_i \text{ is } F_i"$)。

下面就以例 1 中所给的一组规则来说明该算法:

(1)创建 $GS=\{p_{10}, p_{11}\}, UIS=\{p_1, p_2, p_4, p_6, p_7, p_8\}$, AP 表如表 1 所示。

表 1 AP 表

库所	p_1	p_2	p_3	p_4	p_5	p_6	p_7	p_8	p_9	p_{10}	p_{11}
前件库所	\emptyset	\emptyset	p_1, p_2	\emptyset	p_3, p_4	\emptyset	\emptyset	\emptyset	p_5, p_7	p_5, p_6	p_8, p_9

(2)从 GS 中得到其中一个目标库所 p_{10} 。

(3)找到 p_{10} 的前件库所 p_5, p_6 。

(4)对于前件库所 p_5 ,由于 p_5 中没有 token 值,并且 p_5 不属于 UIS,因此将 p_{10}, p_5 入栈。

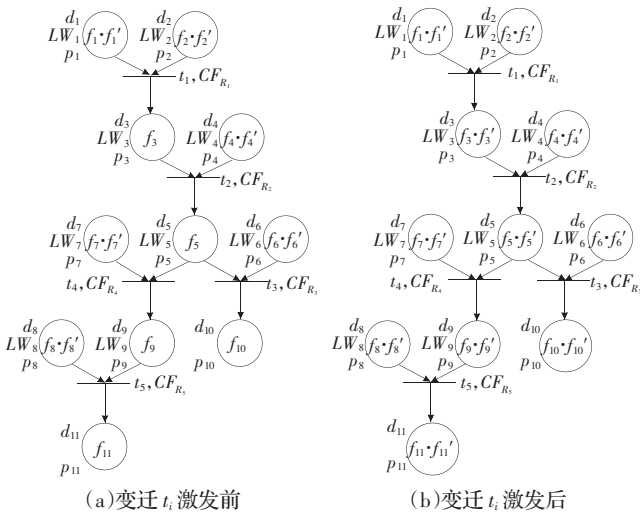


图5 变迁激发前后托肯位置的变化

- (5)找到 p_5 的前件 p_3, p_4 。
- (6)对于 p_5 的前件 p_3 , 由于 p_3 中没有 token 值, 并且 p_3 不属于 UIS, 因此将 p_3 入栈。
- (7)找到 p_3 的前件库所 p_1, p_2 。
- (8)对于前件库所 p_1, p_2 , 由于 p_1, p_2 属于 UIS, 因此要求用户输入 p_1, p_2 的 token 值, 即模糊集合。假设给 p_1, p_2 输入的 token 值分别为 $\alpha(p_1)=f_{d_1}', \alpha(p_2)=f_{d_2}'$ 。并假设 $S_{d_1}=S(f_{d_1}', f_{d_1}) \geq \lambda_1, S_{d_2}=S(f_{d_2}', f_{d_2}) \geq \lambda_2$, 则变迁 t_1 激发。
- (9)按照 2.1.2 节中提供的 WFRA 算法计算出 p_3 对应的模糊集合 f_{d_3}' 及其确定性因子 $CF_{f_{d_3}'}$, 将 p_3 出栈。
- (10)对于 p_5 的另一个前件库所 p_4 。
- (11)由于 p_4 属于 UIS, 因此要求用户输入库所 p_4 的 token 值, 即一个模糊集合。假设给库所 p_4 输入的 token 值为 $\alpha(p_4)=f_{d_4}'$, 并假设 $S_{d_4}=S(f_{d_4}', f_{d_4}) \geq \lambda_4$ 。
- (12)因已知 p_5 的前件库所 p_3 与 p_4 中的 token 值及确定性因子, 因此变迁 t_2 激发。根据 WFRA 算法计算 p_5 对应的 token 值, 即模糊集合及其确定性因子 $CF_{f_{d_5}'}$, 将 p_5 出栈。
- (13)对 p_{10} 的另一的前件 p_6 , 由于 p_6 属于 UIS, 因此要求用户输入 p_6 的 token 值。假设 $\alpha(p_6)=f_{d_6}', S_{d_6}=S(f_{d_6}', f_{d_6}) \geq \lambda_6$ 。
- (14)因已知 p_{10} 的前件库所 p_5, p_6 中的 token 值及确定性因子, 因此变迁 t_3 激发。根据 WFRA 算法, 可以计算出 p_{10} 对应的 token 值及其确定性因子 $CF_{f_{d_{10}}}'$, 将 p_{10} 出栈。
- (15)从 GS 中找到另一个目标库所 p_{11} 。
- (16)找到 p_{11} 的前件库所 p_8, p_9 。
- (17)对于前件库所 p_8 , 由于 p_8 属于 UIS, 因此要求用户输入 p_8 的 token 值。假设, $\alpha(p_8)=f_{d_8}', S_{d_8}=S(f_{d_8}', f_{d_8}) \geq \lambda_8$ 。
- (18)对于 p_{11} 的另一个前件库所 p_9 , 由于 p_9 中没有 token 值, 并且 p_9 不属于 UIS, 因此将 p_{11}, p_9 入栈。
- (19)找到 p_9 的前件 p_5, p_7 。
- (20)对于前件库所 p_7 , 由于 p_7 属于 UIS, 因此要求用户输入 p_7 的 token 值。假设 $\alpha(p_7)=f_{d_7}', S_{d_7}=S(f_{d_7}', f_{d_7}) \geq \lambda_7$ 。
- (21)找到 p_9 的另一个前件库所 p_5 。

(22)由于在第(12)步中, 已经算出了 p_5 中的 token 值, 因此, p_9 的前件库所 p_5, p_7 中的 token 值都已知, 因此变迁 t_4 激发。根据 WFRA 可以计算出 p_9 中的 token 值, 即库所 p_9 所对应的模糊命题 d_9 的模糊集合及其确定性因子 $CF_{f_{d_9}'}$, 将 p_9 出栈。

(23)因已知 p_{11} 的前件库所 p_8 与 p_9 中的 token 值及确定性因子, 因此变迁 t_5 激发。根据 WFRA 算法可以计算出 p_{11} 对应的 token 值, 即库所 p_{11} 所对应的模糊命题 d_{11} 的模糊集合及其确定性因子 $CF_{f_{d_{11}}}'$, 将 p_{11} 出栈。

(24)结束。

到此为止, 就可以计算出例 1 中所给的规则序列的最终推理目标: p_{10}, p_{11} 所对应的模糊命题 d_{10}, d_{11} 的模糊集合 f_{10}', f_{11}' 及其确定性因子 $CF_{f_{10}'}, CF_{f_{11}'}$ 。这样, 例子中其中一条推理路径的推理目标的模糊集合以及推理目标的确定性因子就可以计算出来了, 另外一条推理路径的推理目标的模糊集合以及确定性因子可以用同样的方法计算出来。

4 结论

从以上的描述, 可以总结出所提出的带标识的模糊 Petri 网有以下两个特征:

- (1)变迁能否激发, 也就是规则能否实现, 取决于库所中的模糊托肯值, 各输入库所的权重以及变迁的阈值。作为一个特例, 某个变迁的几个输入库所中, 即使存在模糊托肯值为 0 的库所, 只要其他库所的托肯值和权系数足够大, 变迁同样可以激发, 这一点在普通 Petri 网中是不能实现的。
- (2)变迁的激发并不会引起输入库所中的托肯值的变化, 这一特点是基于事实依据, 推理的进行并不改变初始给定的事实。
- (3)由于事实不会因为规则的成立而消失, 所以同一个条件可以同时用于不同的推理中, 反映在模糊 Petri 网中, 即同一模糊库所可以同时激发多个变迁, 不存在传统的 Petri 网中的冲突。

知识表示和处理是专家系统的基本问题, 在已有的知识表示方法——模糊 Petri 网的基础上提出用带标识的模糊 Petri 网来进行知识表示并提出了一种基于相似度的加权模糊推理的计算方法来计算推理结果。经过应用结果表明, 提出的方法知识表达能力强, 具有较好的应用前景。

5 未来的工作

在用带标识的模糊 Petri 网进行加权模糊推理的过程中可以考虑推理过程中不同的加权模糊产生式规则存在有相互作用的情况。

参考文献:

[1] 韩家新,何华灿.一种分层的模糊知识表示与推理控制结构[J].计算机工程与应用,2006,42(31):4-6.
 [2] Chen S M.A new approach to handing fuzzy decision-making problems[J].IEEE Trans Systems Man and Cybernet,1988,18(6):1012-1016.
 [3] Chen S M,Ke J S,Chang J F.Knowledge representation using fuzzy Petri nets[J].IEEE Trans on Knowledge and Data Engineering,1990,2(3):311-319.