

基于扩展模糊 Petri 网的知识推理方法研究

周如旗^{1,2} 陈忆群^{1,2} 冯嘉礼³

(广东第二师范学院计算机科学系 广州 510303)¹ (中山大学信息科学与技术学院 广州 510006)²
(上海海事大学信息工程学院 上海 200135)³

摘要 为使模糊 Petri 网能够描述可变模糊隶属判据下的模糊知识,利用基准变换能较好地表达模糊隶属判据可变情况的特点,基于定性映射和定性基准变换对模糊 Petri 网进行了扩展,给出了扩展后网模型的形式定义和基本运行机制。通过利用定性映射描述模糊产生式规则,给出了一种新的知识表示模式和推理方法,新方法有利于构建模糊 Petri 网基于认知的学习机制。结果显示,该网模型具有较强的知识表达能力,适用于处理认知模糊不确定性知识,其推理过程能体现某些认知特性,尤其适用于构建以定性判断为特点的智能系统。

关键词 模糊 Petri 网,定性映射,知识表示,定性基准变换,机器学习

中图分类号 TP181 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2016.3.015

Knowledge Reasoning Method Based on Extended Fuzzy Petri Net

ZHOU Ru-qi^{1,2} CHEN Yi-qun^{1,2} FENG Jia-li³

(Department of Computer Science, Guangdong University of Education, Guangzhou 510303, China)¹

(College of Information Science and Technology, Sun Yat-sen University, Guangzhou 510006, China)²

(College of Information Engineering, Shanghai Maritime University, Shanghai 200135, China)³

Abstract In order to make fuzzy Petri nets have ability to describe the fuzzy knowledge under the variable fuzzy membership, taking the advantage of the characteristic that the criterion transformation can well express the variable fuzzy membership, the fuzzy Petri net was extended based on the qualitative mapping and the qualitative criterion transformation. The formal definition and the basic operation mechanism of the expanded Petri net were given. The qualitative mapping was used to describe the fuzzy production rule. A new model of knowledge representation and reasoning method was put forward. The new method is good for constructing fuzzy Petri net learning mechanism based on cognition. Results show that the network model has strong ability of knowledge representation. It is suitable for processing fuzzy uncertainty knowledge. The cognitive reasoning process can reflect certain cognitive characteristics, so it is especially suitable for building the intelligent system with qualitative judgment.

Keywords Fuzzy Petri net, Qualitative mapping, Knowledge representation, Qualitative criterion transformation, Machine learning

1 引言

模糊 Petri 网在知识表示和逻辑推理方面具有一定的优势,并已在智能故障诊断、专家系统、词计算、控制策略^[1]等领域得到了广泛应用。为强化模糊 Petri 网的知识表示能力,文献^[2]提出一种多属性模糊 Petri 网,为每个库所及权值赋予与实际系统相对应的多个属性,以简单模型结构构建具有多个属性的系统模型,它可对属性进行分解与合并。文献^[3]对属性分解与合并提出了以属性抽取与整合为基础的另一种解释方式,这种解释更接近于人脑认知与思维活动,它诱导出来的定性基准变换与定性映射算子能较好地表达模糊不确定性知识。

在模糊信息处理中,模糊隶属度一旦确定,模糊集合的后续计算实际上已经将不确定性抛开,这样把模糊隶属度值的实质问题当作用一个唯一的精确数值表示元素对模糊集合的隶属程度,不符合人们对自然语言中所描述的概念的理解。经典模糊集合论不考虑相对性与可变性,这与其研究对象:模糊事物、模糊现象、模糊概念所具有的中介过渡性存在矛盾^[4]。对于这种现象,先后有可变模糊集理论^[4]、云模型^[5]、可拓集理论^[6]、属性论^[7]和中智逻辑^[8]等方法进行了研究解释,可见,模糊隶属判据的不确定性已经对模糊信息处理产生了影响。要提高模糊 Petri 网对模糊判据可变下的模糊信息处理的能力,需要扩展其现有功能。

到稿日期:2015-03-31 返修日期:2015-06-11 本文受国家自然科学基金(60075016),国家高技术研究发展计划(863)子课题(2012AA101701-06),广东省科技计划项目(2012B010100049),广东省自然科学基金(06301299),广东省高校特色创新项目(自然科学)(粤教科函[2015]3号)资助。

周如旗(1971—),男,博士生,副教授,主要研究领域为机器学习、模式识别、数据挖掘等, E-mail: ruqzhou@163.com; 陈忆群(1979—),女,博士生,副教授,主要研究领域为机器学习、数据挖掘; 冯嘉礼(1948—),男,博士,教授,博士生导师,主要研究领域为模式识别、智能系统。

本文利用定性映射和定性基准变换易于表达模糊隶属判据可变的优点,并根据模糊 Petri 网易于描述人脑思维同步、并发等能力的优势,给出了基于定性映射模型的扩展模糊 Petri 网描述及其知识表示与推理方法。网模型适合于表达模糊判据不确定性的变化规律,网模型推理严谨、直观,且易于扩充,扩展了模糊 Petri 网的知识表达能力,在基于定性判断的智能系统中能得到较好的应用,从而为进一步研究模糊 Petri 网的学习能力及其对认知的模拟提供一种新的思路。

2 扩展模糊 Petri 网及知识表示

2.1 扩展模糊 Petri 网的基本定义

定性映射模型是从哲学上事物的质-量互变规律出发,依据事物的质、量、度之间的关系,以感觉特征抽取与整合为依托而建立的脑思维数学模型,已在分类问题、决策支持和模式识别等诸多领域得到应用^[3,7]。

在模糊信息处理中,模糊判据可变可由定性基准变换来解释。L. A. Zadeh 曾将模糊性归结为系统的复杂性,并强调指出,“模糊性并非由于随机性而是由于缺乏从一类成员到另一类成员的明晰过渡所引起的不确定性。”^[9]定性基准变换与定性映射反映了这种不确定性。为描述方便,以下引入几个定性映射与模糊集相关的基本概念。

设 $a(x)$ 为事物 x 的某一感觉属性, $a(x)$ 的定量属性值和定性属性值分别为 $d_{a(x)}$ 和 $P_{a(x)}$ 。 $p(x)$ 表示 x 具有性质 p , 当 x 的定性属性值为 $P_{a(x)}$ 时, 称 x 具有 $P_{a(x)}$ 所指称的性质 $p(x)$ 。

定义 1^[3,7] 称 $[\alpha_i, \beta_i]$ 为 $p(x)$ 的一个定性基准邻域, 如果满足: $\forall d_{a(x)} \in [\alpha_i, \beta_i]$, $d_{a(x)}$ 所对应的属性值 $P_{a(x)}$ 均被定性为性质 $p(x)$ 。

定义 2^[3,7] 令 $[\alpha_i, \beta_i]$ 和 $[\alpha_j, \beta_j]$ 分别是性质 $p_i(x)$ 和 $p_j(x)$ 的定性基准, 称 $p_i(x) \wedge p_j(x)$ 和 $p_i(x) \vee p_j(x)$ 分别为 $p_i(x)$ 和 $p_j(x)$ 的合取性质和析取性质, 它们的定性基准分别为基准的交 $[\alpha_i, \beta_i] \cap [\alpha_j, \beta_j]$ 和并 $[\alpha_i, \beta_i] \cup [\alpha_j, \beta_j]$ 。

定义 3 设 $\Gamma = \{[\alpha_i, \beta_i] | i \in I\}$ 为命题 p 的所有定性基准的簇, 称映射 $T_{ij}: \Gamma \rightarrow \Gamma$ 为命题 p 的定性基准变换, 如果对任意 $[\alpha_i, \beta_i] \in \Gamma$, 存在一个 $[\alpha_j, \beta_j] \in \Gamma$, 使得:

$$T_{ij}([\alpha_i, \beta_i]) = [\alpha_j, \beta_j]$$

定理 1 若模糊集 A 的核的定性基准域为 $[\alpha_i, \beta_i]$, 且其 λ 截集 A_λ 的定性基准域具有 $[d_\lambda + \alpha_i, d_\lambda + \beta_i]$ 的形式, 令 ξ_i 和 δ_i 分别表示 $[\alpha_i, \beta_i]$ 的中心和半径, 以上两种基准域可分别表示为 $N_i(\xi_i, \delta_i)$ 和 $N_j(\xi_j, \delta_j)$, 则其 λ 基准变换可用一个满足下式的拓扑变换 T_λ 表示:

$$T_\lambda(N_i(\xi_i, \delta_i)) = N_\lambda(T_\lambda(\xi_i), T_\lambda(\delta_i)) = N_\lambda(\xi_i, \delta_i) = A_\lambda$$

且模糊集 A 可由所有的变换 $T_\lambda(N_i(\xi_i, \delta_i))$ 来生成, 即:

$$A = \bigcup_{\lambda \in [0, 1]} \lambda \cdot T_\lambda(N_i(\xi_i, \delta_i)) = \bigcup_{\lambda \in [0, 1]} \lambda A_\lambda$$

定义 4 称基准变换 $T_{a\lambda}$ 为 T_a 和 λ -基准变换 T_λ 的复合变换, 如果它满足:

$$T_{a\lambda}(N_i) = T_\lambda \cdot T_a(N_i) = T_\lambda(N_a) = N_\lambda(\xi_a, \delta_a)$$

定理 2 模糊集 A 的核从 N_i 出发, 经复合基准变换 $T_{a\lambda} = T_\lambda \cdot T_a$, 可得 N_a 为核的模糊集 B 的 λ 截集 $B_\lambda = N_\lambda(\xi_a, \delta_a) = \{x | \mu_A(x) \geq \lambda\}$ 。

定义 5 设 $a(o) = \bigwedge_{j=1}^m a_j(o)$ 是事物 o 的 m 个属性 $a_j(o)$ 的整合属性, $j=1, \dots, m, x = (x_1, \dots, x_m) \in X_1 \times \dots \times X_m$ 和 $p(o) = \bigwedge_{j=1}^m p_j(o)$ 分别是 $a_j(o)$ 的量特征和质特征的值。若设 $N(\xi_i, \delta_i)$ ($i=1, \dots, n$) 是 $x_j \in X_j$ 的第 i 个可能对应的质特征 $p_j(o)$ 的定性基准, 则这 n 个定性基准构成的卡氏积: $N(\xi_{j_1}, \delta_{j_1}) \times \dots \times N(\xi_{j_n}, \delta_{j_n}) = N_j(\eta_j, \delta_j)$ 构成以 $\eta_j = (\xi_{j_1}, \dots, \xi_{j_n})$ 为球心, $\delta_j = (\delta_{j_1}, \dots, \delta_{j_n})$ 为半径的 m 维邻域, 而所有对整合属性 $a(o) = \bigwedge_{j=1}^m a_j(o)$ 进行质特征定性的基准将构成一个以各基准卡氏积 $N_j(\eta_j, \delta_j)$ 为分量的矩阵: $N(\eta, \delta) = (N_1(\eta_1, \delta_1), \dots, N_m(\eta_m, \delta_m))$, 则称: $\tau_{p\lambda}((x_1, \dots, x_m), U) = \bigvee_{i=1}^n (\bigwedge_{j=1}^m (x_j \perp T_\lambda(N(\xi_{j_i}, \delta_{j_i})))) = \bigvee_{i=1}^n (\bigwedge_{j=1}^m \mu_{p_i})$ 为带基准变换算子的 m 维定性映射。其中, μ_{p_i} 为整合性质 $p(o)$ 的真值, \perp 为属性整合算子, U 为以下定性基准矩阵:

$$U = \begin{pmatrix} N(\xi_{11}, \delta_{11}) & \dots & N(\xi_{1n}, \delta_{1n}) \\ \vdots & N(\xi_{jn}, \delta_{jn}) & \vdots \\ N(\xi_{m1}, \delta_{m1}) & \dots & N(\xi_{mn}, \delta_{mn}) \end{pmatrix}$$

定义 6 令映射 $\eta: X \times \Gamma \rightarrow [0, 1]$ 由下式表示:

$$\eta_p(x) = \eta(x, N(\xi_i, \delta_i)) = \frac{|x - \xi_i|}{\delta_i}$$

则称 η 为 $p_i(x)$ 体现其质特征类 $p_i(\xi)$ 的程度(隶属度)函数。

扩展模糊 Petri 网(Extended Fuzzy Petri Net, EFPN)的基本定义是在传统模糊 Petri 网基础上扩充基于定性基准变换与定性映射模型的信息处理特性而得到的。

定义 7 扩展模糊 Petri 网形式定义为一个十一元组: $EFPN = \{P, T, F; M_0, H, I, L, S, O, W, \Gamma\}$ 。这里, $P = \{P_1, P_2, \dots, P_m\}$ 是库所(token)集, 是一个属性量特征(或质特征)位置结点的有限集合; $T = \{t_1, t_2, \dots, t_n\}$ 是变迁(transition)集, 一个属性变迁结点的有限集合, 相当于一个基本定性映射(或 m 维加权定性映射); F 是输入弧集和输出弧集; $M_0: P \rightarrow R_0^+$ 是库所集 P 到非负实数集 R^+ 上的一个称为初始标识的函数, 取值于 $[0, K]$ (K 为某个有界实数), 表示位置结点在运行开始时的初始标记状态; $H: T \rightarrow R^+$ 是变迁集 T 到非负实数集 R^+ 上的一个称为阈限的函数; $I: E \rightarrow R^+$ 是有向弧集到非负实数集 R^+ 上的一个称为额定运输量的函数。如果 $(P_i, t_j) \in F, (t_j, P_k) \in F$, 那么值 $I(P_i, t_j)$ 与 $I(t_j, P_k)$ 分别称为弧 (P_i, t_j) 对变迁 t_j 的额定输入量与弧 (t_j, P_k) 对变迁 t_j 的额定输出量; $L: F \rightarrow R^+$ 是有向弧集到非负实数集 R^+ 上的一个称为连接强度的函数; $S: \{(P \times T) \cap F\} \rightarrow R^+$ 是输入弧集到非负实数集 R^+ 上的一个称为输入强度的函数, 其解析表达式为 $S = S_{ij}(I(P_i, t_j), L(P_i, t_j)) = S_{ij}$, 且满足条件 $0 \leq S \leq I(P_i, t_j)$; O 是 m 维加权定性基准变换算子; Γ 是定性基准, W 为属性贡献权值, 是关于 Γ 的函数。

EFPN 是对传统模糊 Petri 网进行模糊处理能力扩充而得到的, 它能够表示模糊判据可变情况下的模糊知识表示, 主要有以下几个方面的特点:

(1) EFPN 的变迁结点的启动阈限 τ 是感觉神经检测阈限, 启动的过程是定性基准变换过程, 启动转移结果为定性映射程度转换。

(2)对于 EFPN 中的任一结点,指向它的连线称为它的输入线,离开它的线称为它的输出线,均带有由定性算子权值和转化程度(隶属度)函数确定的连接强度。

(3)库所结点容量的取值是一个有界实数,变迁结点是否启动取决于各输入线上的属性量特征(或质特征)输入量、连接强度及其某个相应的定性映射程度函数(我们称之为输入强度)的值是否大于该变迁结点的启动阈值。

2.2 模糊知识表示

以下是 3 种专家经验性判断的 Fuzzy 产生式规则:

(1)if $x_{i1} \wedge x_{i2} \wedge \dots \wedge x_{im}$ then x_j ($CF=U_k$)

(2)if x_i then $x_{j1}, x_{j2}, \dots, x_{jm}$ ($CF=U_k$)

(3)if $x_{j1} \vee x_{j2} \vee \dots \vee x_{jm}$ then x_i ($CF=U_k$)

操作规则:“ $x_i(o)$, 当且仅当, $p_i \in [\alpha_i, \beta_i]$ ”, 当判断基准可变时,例如 $[\alpha_j, \beta_j] = T_\lambda([\alpha_i, \beta_i])$, 操作规则可变为:“ $x_i(o)$, 当且仅当, $p_i \in [\alpha_j, \beta_j]$ ”, 反映了事物质量互变规律中,所谓在一定范围内,量变导致质变的规律。若将 x_i 作为输入, $p_i(o)$ 作为输出,并将 $[\alpha_i, \beta_i]$ 作为维持性质 $p_i(o)$ 不变的量变范围,即所谓“度”或定性基准,则操作规则“ $p_i(o)$, 当且仅当, $x_i \in [\alpha_i, \beta_i]$ ”与“ $x_i(o)$, 当且仅当, $p_i \in [\alpha_j, \beta_j]$ ”对应一个属性量——质特征的转化操作或过程。因此,将一个 Fuzzy 产生式称为一个定性判断或扩展为带可判据的定性判断。令 U_m 表示 m 维定性基准,则以上 Fuzzy 产生式规则可分别表示为:

$$(1) \tau_{p_i}((x_{i1} \wedge x_{i2} \wedge \dots \wedge x_{im}), U_m) = (\bigwedge_{j=1}^m (x_{ij} \perp T_\lambda(N(\xi_{ji}, \delta_{ji})))) = \bigwedge_{j=1}^m \eta_j(o)$$

$$(2) \tau_{p_i}((x_i), U_1) = (x_i \perp T_\lambda(N(\xi_{ji}, \delta_{ji}))) = \bigvee_{j=1}^m \eta_j(o)$$

$$(3) \tau_{p_i}((x_{j1} \vee x_{j2} \vee \dots \vee x_{jm}), U_m) = (\bigvee_{i=1}^m (x_{ji} \perp T_\lambda(N(\xi_{ji}, \delta_{ji})))) = \bigvee_{i=1}^m \eta_i(o)$$

相应的 EFPN 表示分别如图 1—图 3 所示。

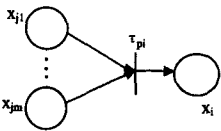


图 1 规则(1)的 EFPN 表示

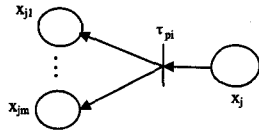


图 2 规则(2)的 EFPN 表示

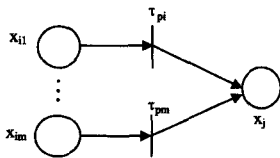


图 3 规则(3)的 EFPN 表示

下面给出把一组定性判断转换成 EFPN 的算法。

- (1)每个定性判断对应 EFPN 中的一个变迁 τ_{p_i} ;
- (2)定性判断中每个属性变量(包括量特征和质特征)各对应一个库所;
- (3)假如变量 X 属于定性判断或 $\neg X$ 属于定性判断,则把 (t, X) 或 (X, t) 作为流关系;
- (4)是否还有未处理完的判断? 有则转(2), 否则转向(5);

(5)算法结束。

例 1 蟋蟀求偶中,设公蟋蟀 c 发出的频率为: $\xi_{11} = 2\text{kHz} + \delta_1$, 翼煽振动间隔为: $\xi_{12} = 30\text{ms} + \delta_2$, 则母蟋蟀 z (或蟋蟀机器人)根据公蟋蟀 c 的信息 $(\xi_{11}, \xi_{12})^T$, 朝声源方向去寻找公蟋蟀 c 的定性判断,就可表示为:

$$\begin{aligned} & \tau((v(c), \mu(c)), \begin{pmatrix} \xi_{11} \\ \xi_{12} \end{pmatrix} (z)) \\ &= [v(c) \perp \xi_{11}(z)] \wedge [\mu(c) \perp \xi_{12}(z)] \\ &= \tau(v - \xi_{11}) \wedge \tau(\mu - \xi_{12})(c, z) \end{aligned}$$

其中, $v(c)$ 和 $\mu(c)$ 为公蟋蟀 c 发出的频率和间隔, $(\xi_{11}, \xi_{12})^T$ 为母蟋蟀 z 检测的本征频率和本征间隔构成的向量。显然,若令 $\xi_{ij} = t_{ij} \in \{0, 1\}$, 则 $S = (t_{ij})$ 将变成一个以“真值”为基准的定性矩阵,其中,每一列 $S_i = (t_{i1}, \dots, t_{im})^T$ 是 $n \times m$ 维超长方体的一个顶点。则定性映射操作表示为:

$$\tau \left((x_1, \dots, x_m), \begin{pmatrix} t_{11} & \dots & t_{1m} \\ \vdots & & \vdots \\ t_{n1} & \dots & t_{nm} \end{pmatrix} \right)$$

$$= \bigvee_{i=1}^n (\bigwedge_{j=1}^m (x_j \perp t_{ij})) = \bigvee_{i=1}^n (\bigwedge_{j=1}^m \tau_{ij})$$

上式是以 n 个真值向量或真值点 $S_i = (t_{i1}, \dots, t_{im})^T$ ($i = 1, \dots, n$) 以及一个真值向量 $t = (t_1, \dots, t_m)^T$ 为定性基准的定性判断。以上定性操作的知识表示在 EFPN 中如图 4 所示,其中 p_0 和 p_1 分别为中间结果和最终结果。

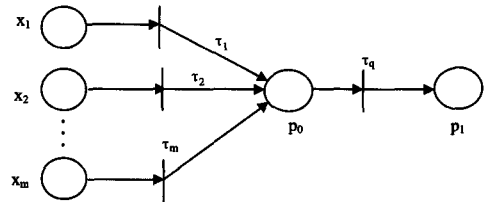


图 4 基于扩展模糊 Petri 网的知识表示

当公蟋蟀发出的信息 x_i ($i = 1, \dots, m$) 落入某个空间定性基准长方体内,且其程度函数值与权值计算结果超过 x_i 对应的变迁结点 τ_i 的阈值时,变迁 τ_i 启动;即当母蟋蟀对信息 x_1, x_2, \dots, x_m 进行本征特征检测时,进行定性映射操作,当某个 τ_i 得到点火启动,便得到性质特征 p_0 ,母蟋蟀对 p_0 进行定性判断,决定是否采取下一步行动,如果超过 τ_q 阈值,则会产生行动,最后得到结果 p_1 。在此过程中,变迁阈值的调整由母蟋蟀的定性基准来决定。

3 扩展模糊 Petri 网的推理方法

模糊认知图可以解决非单调推理的处理和非因果关系的表示问题,但较难同时表示概念间因果关系测度的不确定性、因果联系的时空特性及专家对知识的不确定性。有的改进方法是将模糊认知图与神经网络相结合,以增强它的推理功能^[10],但对于在可变模糊判据基础上建立的推理,模糊认知图及其他改进方法还无法表示其推理问题。扩展模糊 Petri 网可较合理地描述现实世界的不确定性和模糊性,利用它并发、异步等特性,能较好地描述上述不确定性推理,同时经过扩展的模糊 Petri 网可以把可变模糊判据的认知机理描述出

来。扩展模糊 Petri 网的推理用变迁的触发来表示,这个变迁含有加权的定性映射;属性间的推理关系(质-量-度关系)用库所与变迁之间的有向弧来表示,这个有向弧的值由加权转化程度函数来确定。

EFPN 变迁结点运行时,首先计算转移结点的各输入连线上的输入强度,输入强度是输入连线上的输入量和连接强度以及属性贡献权值的一个定性映射程度函数;然后计算定义在各输入强度上的一个质特征定性算子,当结果超过阈值时具有点火的能力。

EFPN 的运行过程就是一个问题求解的过程。推理机在这一过程中将根据属性库、基准库中的已有知识不断以定性操作的方式(把推导出的质特征作为新的属性)计算新属性的贡献率,最后得出用户所关心的问题的答案。EFPN 的运行机制采用的是属性整合抽取事件驱动方式。因此,所谓的推理模型其实就是定性映射及程度转换函数的定性操作推理过程。

EFPN 中的基本推理算法如下:

- (1) 用量特征和质特征初始化系统,并令 $M_0=1$,系统启动;
- (2) 取属性量特征值向量 $(x_1, \dots, x_m) \in X_1 \times \dots \times X_m$ 和基准向量 $((\alpha_1, \beta_1), \dots, (\alpha_n, \beta_n))$;
- (3) 计算库所结点输入,由加权定性映射进行定性操作;
- (4) 调用转化程度函数,计算输出强度是否超过阈值,如成立,变迁结点迁移;
- (5) 调用整合算子上,如果不符合要求,转步骤(2),否则结束。

例 2 以下是一个燃气轮机故障诊断推理系统的例子,文献[11]为其建立了模糊产生式规则,并用模糊 Petri 网方法进行诊断。给出的模糊产生式规则如下:

R_1 : 如果机组功率过低(S_1), 机组耗油量过高(S_2) 和涡轮前燃气温度过高(S_3), 则压气机气流通道零件磨损(S_6) ($CF=0.8$);

R_2 : 如果机组功率过低(S_1) 和涡轮效率过低(S_4), 则涡轮叶片磨损(S_7) ($CF=0.8$);

R_3 : 如果压气机叶片断裂(S_5), 则压气机喘振(S_8) ($CF=1.0$);

R_4 : 如果压气机气流通道零件磨损(S_6), 则压气机喘振(S_8) ($CF=0.9$)。

利用本文扩展模糊 Petri 网方法,假定相应 S_i 的基准向量记为:

$(S_1, S_2, S_3, S_4, S_5, S_6, S_7, S_8) = (\Gamma_1, \Gamma_2, \Gamma_3, \Gamma_4, \Gamma_5, \Gamma_6, \Gamma_7, \Gamma_8)$

设参照标准参数换算成百分比得到的正常值的基准向量如下:

$\{\Gamma_1, \Gamma_2, \Gamma_3, \Gamma_4, \Gamma_5, \Gamma_6, \Gamma_7, \Gamma_8\} = \{(0.6, 1], (0.8, 1], (0.4, 1], (0.5, 1], (0.6, 1], (0.7, 1], (0.6, 1], (0.7, 1]\}$

按照扩展模糊 Petri 网建立模型方法,建立的 EFPN 网模型如图 5 所示。

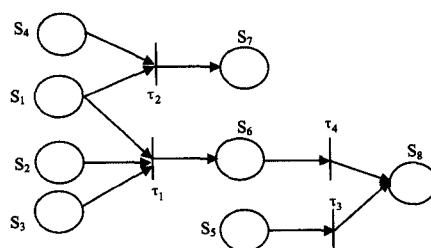


图 5 燃气轮机故障诊断的扩展模糊 Petri 网模型

设 8 种属性 S_i 的状态特征向量相应的定性基准构成一个区间矩阵,如下:

$$U = \begin{pmatrix} (0, 0.6] & (0.6, 1] & (1, \infty) \\ (0, 0.8] & (0.8, 1] & (1, \infty) \\ (0, 0.4] & (0.4, 1] & (1, \infty) \\ (0, 0.5] & (0.5, 1] & (1, \infty) \\ (0, 0.6] & (0.6, 1] & (1, \infty) \\ (0, 0.7] & (0.7, 1] & (1, \infty) \\ (0, 0.6] & (0.6, 1] & (1, \infty) \\ (0, 0.7] & (0.7, 1] & (1, \infty) \end{pmatrix}$$

为简化计算量,权值向量设为 $(1, 1, 1, 1)$, 基准变换参数 $\lambda=1$, 变迁启动阈值 $\tau_i=0.85, i=1, 2, 3, 4$, 故只要 $\eta(\tau_i) > 0.85$ 即可启动,此时选择带权定性映射。定性转化程度函数定义为:

$$\eta_i(x) = 1 - \frac{1}{1 + \exp\left(-\frac{x - \xi_i}{\delta_i}\right)}$$

系统启动初始条件向量为 $(0.4, 0.75, 0.65, 0.1, 0.7, 0.8, 0.8, 0.9)$, 由定性基准矩阵和定性转化程度函数可计算得到输出质特征值向量为 $(0.31, 0.91, 0.19, 0.18)$, 故只有 $\eta(\tau_2) = 0.91 > 0.85$, 可见, τ_2 可以启动, τ_1, τ_3 和 τ_4 均不能启动,据此可以推出涡轮叶片磨损故障的可能性最大。

与文献[11]相比,以上方法最大的特点在于便于设计相应的学习算法对定性基准矩阵进行学习,从而得到相应的具有专家经验的模糊产生式规则。

4 与其他模型的区别

扩展模糊 Petri 网的学习机制主要在网模型中进行。文献[2]提出一种多属性模糊 Petri 网模型,以便进行属性分解、属性合并以及属性训练更新,从某种程度上与 EFPN 通过定性映射对属性进行抽取与整合操作存在相通之处。EFPN 建立好以后,下一步需要对 EFPN 进行学习和训练,主要是对定性基准进行学习训练。因为,一方面当外部环境和条件发生变化时,一个性质命题 $p_i(x)$ 的定性基准 $[\alpha_i, \beta_i]$ 往往也需要进行适当的调整和修正,才能使其判断真值符合环境和条件的变化;另一方面定性基准边界的模糊性往往影响定性后的准确度,因此,定性基准的学习训练主要包括定性基准变换(线性)伸缩、叠加和内积变换以及程度函数收敛训练。通过定性映射操作和定性基准变换触发扩展模糊 Petri 网模型的运行,从而表示特征属性间的整合操作,该过程是使定性映射可以显式表达认知思维的动态过程,而模糊 Petri 网也具有一定的记忆与学习功能,同时通过定性基准的学习与训练,使模糊 Petri 网模型的参数更容易获得和修正。

Petri 网是一种有良好结构的形式化方法,具有异步、并

发和不确定性等特征,这与人脑思维过程中的某些认知活动类似,其参数也可进行学习训练^[12-14]。本文方法通过把 Petri 网中的库所和变迁分别用属性粒及定性映射来模拟,使 Petri 网以属性粒计算的方式在知识表示、知识推理、学习模式和记忆模式等方面上初步表现出一个认知系统所需要具备的一些基本元素特征。

因此,与其他方法相比,扩展模糊 Petri 网在知识推理方面具有以下优势:(1)带基准变换算子的模糊 Petri 网变迁节点有利于权值参数的学习与调整;(2)定性映射的记忆模式能使模糊 Petri 网较好地克服过于依赖专家或单纯利用专家知识和经验的局限性,这里权值是由定性基准来确定的,且定性基准可不事先确定,而由学习获得;(3)相对人工神经网络,扩展模糊 Petri 网转移结点的每一个输入输出的值都有确定的含义,而在一般神经网络知识表示中只关注输入层与输出层的神经元之值,并不关注它的含义,而且对多层信息必须经过预处理才能进行推理,这里只须确定研究对象和它的层次属性,然后在定性基准下经定性映射进行属性整合操作推理,不仅能模拟数值推理情况,同时也能够模拟非数值推理情况;(4)这种扩充比较容易推广到以下应用领域:基于特征抽取的识别、判断、分类、评估、规划和决策领域,以及需表示事件状况、属性、属性间推理和动作间关系的领域等。

结束语 基于定性映射的扩展模糊 Petri 网可以有效扩充网系统的表达能力。在给出合理结构和适当推理算法的情况下,这种扩充最可能在基于特征抽取的识别与判断、需表示事件属性与属性间推理和动作间关系的领域得到应用。此外,扩展模糊 Petri 网中的知识表示和推理方法由于易于表达模糊产生式规则,权值可由定性基准来确定,且定性基准可不事先确定,而由学习获得,因此对其他知识系统的信息处理具有很好的借鉴意义。文中给出的网模型的扩充是初步的,相关网络结构、活性分析、学习方法和学习能力等问题将是下一步需要认真进行研究的内容。

参 考 文 献

[1] Cao Z C, Zhao H D, Wang Y J. Releasing control policy for semiconductor wafer fabrication based on fuzzy Petri nets-reasoning [J]. Acta Electronica Sinica, 2011, 39(7): 1545-1550 (in Chinese)
曹政才,赵会丹,王永吉. 基于模糊 Petri 网推理的半导体生产线投料控制策略[J]. 电子学报, 2011, 39(7): 1545-1550

[2] Meng X G, Yan H S. Products demand forecasting in knowledgeable manufacturing systems based on attributes fuzzy Petri nets[J]. Systems Engineering-theory & Practice, 2012, 32(4): 790-798 (in Chinese)
孟宪刚,严洪森. 基于多属性模糊 Petri 网的知识化制造系统产品需求预测[J]. 系统工程理论与实践, 2012, 32(4): 790-798

(上接第 61 页)

[8] Koren Y. Factorization meets the neighborhood: a multifaceted collaborative filtering model[C]//Proceedings of the 14th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining, 2008. New York: ACM, 2008: 426-434

[9] Salton G, Wong A, Yang C S. A Vector Space Model for Auto-

[3] Feng J L. Attribute network computing based on qualitative mapping and its applications in pattern recognition[J]. Journal of Intelligent & Fuzzy Systems, 2008, 19(2): 1-16

[4] Chen S Y. Philosophical foundation of variable fuzzy sets theory [J]. Journal of Dalian University of Technology (Social Sciences), 2005, 26(1): 53-57 (in Chinese)
陈守煜. 可变模糊集理论的哲学基础[J]. 大连理工大学学报(社会科学), 2005, 26(1): 53-57

[5] Li D Y, Liu C Y, Du Y, et al. Artificial intelligence with uncertainty[J]. Journal of Software, 2004, 15(11): 1583-1594 (in Chinese)
李德毅,刘常昱,杜鹁,等. 不确定性人工智能[J]. 软件学报, 2004, 15(11): 1583-1594

[6] Cai W, Shi Y. Extension: its significance in science and prospects in application [J]. Journal of Harbin Institute of Technology, 2006, 38(7): 1079-1083 (in Chinese)
蔡文,石勇. 可拓学的科学意义与未来发展[J]. 哈尔滨工业大学学报, 2006, 38(7): 1079-1083

[7] Feng J L. Thought, intelligence and attribute theory method[J]. Journal of Guangxi Normal University (Natural Science Edition), 1997, 15(3): 1-6 (in Chinese)
冯嘉礼. 思维、智能与属性论方法[J]. 广西师范大学学报(自然科学版), 1997, 15(3): 1-6

[8] Smarandache F. A Unifying field in logics; Neutrosophic logic, Neutrosophic Probability and Statistics [M]. America: Xiquan Publishing Hours, 2003

[9] Zadeh L A. Fuzzy Sets[J]. Information and Control, 1965, 8(3): 338-353

[10] Acampora G, Loia V. On the temporal granularity in fuzzy cognitive maps[J]. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 2011, 19(6): 1040-1057

[11] Gao M M, Wu Z M. Fuzzy reasoning Petri net and its application to fault diagnosis[J]. Acta Automatica Sinica, 2000, 26(5): 677-680 (in Chinese)
高梅梅,吴智铭. 模糊推理 Petri 网及其在故障诊断中的应用[J]. 自然化学报, 2000, 26(5): 677-680

[12] Shenvictor R L, Chang Yue-shan, Juang T T-Y, et al. Supervised and Unsupervised Learning by Using Petri Nets [J]. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, Part A: Systems and Humans, 2010, 40(2): 363-375

[13] Feng Liang-bing, Obayashi M, Kuremoto T, et al. A Learning Fuzzy Petri Net Model[J]. IEEE Transactions on Electrical and Electronic Engineering, 2012, 7(3): 274-282

[14] Liu Hu-chen, Lin Qing-lian, Mao Ling-xiang, et al. Dynamic Adaptive Fuzzy Petri Nets for Knowledge Representation and Reasoning[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Systems, 2013, 43(6): 1399-1410

matic Indexing[J]. Communications of the ACM, 1975, 18(10): 613-620

[10] Blei D M, Ng A Y, Jordan M I. Latent dirichlet allocation[J]. Journal of Machine Learning Research, 2003, 3: 601-608

[11] Riedl J, Konstan J. Movielens dataset [EB/OL]. (1998-10-19) [2008-07]. <http://www.grouplens.org/data>