

# 基于属性粒计算的认知模型研究

周如旗<sup>1</sup> 冯嘉礼<sup>2</sup>

(广东第二师范学院计算机科学系 广州 510303)<sup>1</sup> (上海海事大学信息工程学院 上海 200135)<sup>2</sup>

**摘要** 属性粒计算可模拟人脑的粒化、组织和因果等认知功能,但推理过程缺乏一种形式化机制。Petri网具有的异步、并发和不确定性等特征与人脑思维过程中的某些认知活动类似。基于属性粒计算的基本概念和逻辑计算规则对Petri网进行了基于定性映射的适当扩充,使得Petri网以属性粒计算的形式在知识表示、知识推理、学习模式和记忆模式等方面初步体现出认知系统所需要具备的一些基本元素特征。这种方法能够在一定程度上体现具有不确定性识别和判断的思维认知过程,为研究Petri网应用于模拟人类的高级智能、形象思维能力提供了一种新的思路。

**关键词** 认知模型,粒计算,定性映射,模糊集,Petri网

中图分类号 TP18 文献标识码 A DOI 10.11896/j.issn.1002-137X.2014.07.013

## Research on Cognitive Model Based on Attribute Granular Computing

ZHOU Ru-qi<sup>1</sup> FENG Jia-li<sup>2</sup>

(Department of Computer Science, Guangdong University of Education, Guangzhou 510303, China)<sup>1</sup>

(College of Information Engineering, Shanghai Maritime University, Shanghai 200135, China)<sup>2</sup>

**Abstract** Attribute granular computing can simulate the cognitive functions of human brain, such as granulation, organization and causation, but it lacks of a formal mechanism for the reasoning process. Petri net has asynchronous, concurrent and uncertainty characteristics, which is similar to the characteristics of some cognitive activities in human thinking process. The basic concept and logic calculation rules of attribute granular computing were put forward in this paper. The Petri net was properly extended based on qualitative mapping. Some basic elements of a cognitive system, such as knowledge representation, reasoning, learning and memory mode were initially showed in the extended Petri net. The results show that this method can reflect the cognitive process of uncertainty identification and judgment in a certain extent. This model provides a new convenient tool for Petri net in the study and stimulation of human's advanced intelligence and image thinking.

**Keywords** Cognitive model, Granular computing, Qualitative mapping, Fuzzy set, Petri net

## 1 引言

人类认知活动复杂多样,至今还没有一个统一的认知模型,每一个认知模型一般只反映一方面或若干方面的认知特征。随着对认知模型研究的深入,人们从不同角度提出了多种认知模型,概括起来主要有4类,即符号主义认知模型、联结主义认知模型、生物医学认知模型和脑逻辑认知模型。其中,脑逻辑认知模型是模拟人类大脑的认知机制而非生理解剖结构而建立起来的认知模型。该模型包括思维引擎、记忆体和感知及动作缓存机制,力图研究记忆的意识对认知行为的影响<sup>[1]</sup>。基于粒计算的认知模型<sup>[2]</sup>和机制主义模型<sup>[3]</sup>就是属于脑逻辑认知模型。

神经生理学的研究确认,人脑存在一个感觉和知觉的双重结构。感觉与知觉是两个独立的大脑功能,分别由两个不同的大脑部位处理<sup>[4]</sup>。根据人脑的结构和生理功能,文献<sup>[5]</sup>提出一套生理学的认知逻辑理论,认为人脑是一个感觉-知觉

的双重结构系统,感觉记忆从外部世界获取信息,知觉记忆从感觉系统获取信息;人的认知逻辑是感觉-知觉双重结构之间的操作模式,包括感知、归纳、演绎和反绎;感知是感觉-知觉信息的共轭,感觉-知觉信息之间存在同一转换。文献<sup>[6]</sup>指出人的各种感觉器官仅对其敏感的各种感觉属性作出反应,人脑接收的信息是各种感觉属性,而事物是通过属性及其变化过程来反映其自身状态、运动和变化过程的。感觉属性及其变化规律的处理是人脑信息处理的核心问题之一,人类的认知过程开始于这些由感觉接收到的属性信息,属性本质上就是一个信息粒。

形式逻辑中一个事物的性质和关系都叫做该事物的属性。如果将关系看作是反映多元对象之间相互联系的一种“质”,则关系也可归结为多元对象间的一种属性,或多元对象通过该关系构成的系统的一个属性。如果不同系统可以用相互之间的不同状态加以区别,那么,所谓状态就可看作是一种“质”,而且是一种可以表现出来的质,事物状态运动及其变化

收稿日期:2013-04-05 返修日期:2013-05-10 本文受国家自然科学基金项目(60075016),广东省科技计划项目(2012B010100049)资助。

周如旗(1971-),男,硕士,副教授,主要研究方向为机器学习、模式识别,E-mail: ruqzhou@163.com;冯嘉礼(1948-),男,博士,教授,博士生导师,主要研究方向为模式识别与智能系统。

的过程和规律,也可归结为该系统属性的变化过程和规律<sup>[6]</sup>。因此,如果把属性及其变化规律当作是一个信息粒的处理问题,粒计算问题即是一种属性变化问题。

Zadeh 将人类的认知能力概括为:粒化(granulation)、组织(organization)和因果(causation)<sup>[7]</sup>。粒化指将整体分解为部分,组织指从部分合并为整体,因果指原因和结果的关联。粒计算正是模拟了人脑的这 3 种功能。而 Zadeh 给出的信息粒概念可以用一个属性及其定性映射算子来解释<sup>[8]</sup>,从而可以利用属性粒计算来模拟人脑的部分认知功能。但属性粒计算的推理过程缺乏一种形式化机制。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,如果把 Petri 网中的库所和变迁分别用属性粒及定性映射来模拟,则可使 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,本文的目的是基于粒计算理论原理,以属性及其变化规律作为人的认知过程中的主要对象,在揭示属性变化规律的同时,提出一种既能描述事物通过其属性去表现自身变化规律,又能用于模拟人脑关于事物属性变化的认识过程的认知模型。

## 2 定性映射与认知

心理学认为,人类感觉是事物简单属性的反映,而知觉是将事物各简单属性整合为该事物综合属性的过程。设  $a(x)$  为事物  $x$  的某一感觉属性, $a(x)$  的值一般具有定量属性值  $d_{a(x)}$  和定性属性值  $P_{a(x)}$  两种,当  $x$  具有定性属性值  $P_{a(x)}$  时,人们又说  $x$  具有  $P_{a(x)}$  所指称的“性质”,若  $P_{a(x)}$  是能将  $x$  与其它事物  $y$  相区别的定性,则称  $P_{a(x)}$  是  $x$  的一个特性或特征<sup>[9]</sup>。

**定义 1<sup>[10]</sup>** 设  $d(x)$  为性质  $p(x)$  的某一个定量值, $[\alpha_i, \beta_i]$  为  $p(x)$  的某一定性基准域,如果  $d(x) \in [\alpha_i, \beta_i]$ ,则称  $[\alpha_i, \beta_i]$  为  $d(x)$  的一个邻域。

若设  $[\alpha_i, \beta_i]$  和  $[\alpha_j, \beta_j]$  分别是性质  $p_i(x)$  和  $p_j(x)$  的定性基准,则它们的交  $[\alpha_i, \beta_i] \cap [\alpha_j, \beta_j]$  和并  $[\alpha_i, \beta_i] \cup [\alpha_j, \beta_j]$  可分别看作是  $p_i(x)$  和  $p_j(x)$  合取性质  $q(x) = p_i(x) \wedge p_j(x)$  和析取性质  $r(x) = p_i(x) \vee p_j(x)$  的定性基准。此处,性质  $q(x)$  也称为是  $p_i(x)$  和  $p_j(x)$  的整合属性。

**定义 2<sup>[10]</sup>** 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  $T: \Gamma \rightarrow \Gamma$  为命题  $p$  的基准映射,如果对任意  $[\alpha_i, \beta_i] \in \Gamma$ ,存在一个  $[\alpha_j, \beta_j] \in \Gamma$ ,使得:

$$T([\alpha_i, \beta_i]) = [\alpha_j, \beta_j]$$

成立。特别地,如果对某两个基准域  $[\alpha_i, \beta_i], [\alpha_j, \beta_j]$  有:

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

成立,则称  $T_{ij}$  是从  $[\alpha_i, \beta_i]$  到  $[\alpha_j, \beta_j]$  的定性基准变换。

一位 40 岁的体育运动员,在“运动员年龄”的基准里,是属于老年人属性,而在“科学家年龄”的基准中,是属于年青人属性。从“运动员年龄”到“科学家年龄”的一个转换是认知过程的一次基准变换。

**定义 3** 两种性质  $p(x)$  和  $q(x)$  是同质的,如果存在基准  $[\alpha_i, \beta_i]$  使得对性质  $p(x)$  的定量值  $a(x)$  与性质  $q(x)$  的定量值  $b(x)$ ,均有,  $a(x) \in [\alpha_i, \beta_i] \wedge b(x) \in [\alpha_i, \beta_i]$ 。否则称性质  $p(x)$  和  $q(x)$  是异质的。

显然,同质关系在基准映射下是等价的。而异质关系,在基准映射下,在满足一定条件时,是可相互转换的。

哲学上关于事物质量互变规律一般表现为相应属性量特征与质特征间的转换,文献[12]给出了该认知规律的一个数学模型:

**定义 4** 设  $a(o) = \bigwedge_{i=1}^n a_i(o)$  是对象  $o$  的  $n$  个因子属性  $a_i(o) (i=1, \dots, n)$  的整合属性,  $x = (x_1, \dots, x_n)$  是属性  $a(o)$  的量值,其中,  $x_i \in X_i \subseteq R$ , 为  $a_i(o)$  的量特征值,  $p_i(o) \in P_o$  是属性  $a_i(o)$  的某个性质,  $\Gamma = \{[\alpha_i, \beta_i] | [\alpha_i, \beta_i]$  是性质  $p_i(o)$  的定性基准}, 超长方体  $[\alpha, \beta] = [\alpha_1, \beta_1] \times \dots \times [\alpha_n, \beta_n]$  是整合性质  $p(o) = \bigwedge_{i=1}^n p_i(o)$  的定性基准,则称映射  $\tau: X \times \Gamma \rightarrow \{0, 1\} \times P_o$  是以  $n$  维超长方体  $[\alpha, \beta]$  为基准,对  $x = (x_1, \dots, x_n)$  进行的定性映射 (Qualitative Mapping, QM), 如果对任意  $x \in X$ , 存在  $[\alpha, \beta] \in \Gamma$  和以  $[\alpha, \beta]$  为定性基准的性质  $p(o) = \bigwedge_{i=1}^n p_i(o) \in P_o$ , 使得

$$\tau(x, [\alpha, \beta]) = \bigwedge_{i=1}^n (x_i \in [\alpha_i, \beta_i]) = \bigwedge_{i=1}^n \tau_{p_i(o)}(x_i)$$

其中,  $\tau_{p_i(o)}(x_i) = \begin{cases} 1, & x_i \in [\alpha_i, \beta_i] \\ 0, & x_i \notin [\alpha_i, \beta_i] \end{cases}$  为性质命题  $p_i(o)$  的真值。

事物  $x$  的属性  $a(x)$  的数值域  $d_{a(x)}$  连同基准域簇  $\Gamma = \{[\alpha_i, \beta_i] | i \in I\}$  构成基准拓扑空间  $T(d_{a(x)}, \Gamma)$ , 因此,定义 4 其实就是在基准拓扑空间中进行的一种粒计算认知形式。

## 3 认知系统中的信息粒

粒是实体的集合,这些实体通常来源于数据层。这些数据根据相似性、功能临近性、不可分辨性、一致性等组织在一起;同时,粒是现实的抽象,其目标是建立高效的以用户为中心的对于外部世界的观点,从而支持和帮助人们感知周围物理和虚拟世界。因此,一个粒不仅仅是实体的聚类或者集合,同时也是这些聚类或者集合的抽象<sup>[11,12]</sup>。如果把一个事物的所有属性看作是一个整体,则其中的某个属性自然也可认为是一个粒。定性映射把一个属性映射为一种性质,这是一种直观意义上的属性计算,也是直观意义上的粒计算。属性与定性基准是密切相连的,或者说,属性与定性映射密切相连,我们说事物  $x$  具有  $P_{a(x)}$  (属性  $a(x)$  所具有的量特征)所指称的性质  $p(x)$ , 其实是指在某种定性基准下具有性质  $p(x)$ , 因此把包含了定性基准或定性映射的属性直观上构成一个结构更大的属性,我们称之为属性粒。

**定义 5** 属性拓扑空间中的一个属性粒可表示成以下二元对的形式:

$$(P, \Gamma) = (p_i(x), [\alpha_i, \beta_i])$$

或者

$$(P, \Gamma) = (d_{a(x)}, [\alpha_i, \beta_i])$$

$a(x)$  为事物  $x$  的某一感觉属性,  $p_i(x)$  为  $a(x)$  的性质,  $[\alpha_i, \beta_i]$  为  $p_i(x)$  的某一定性基准域,  $d_{a(x)}$  是属性  $a(x)$  的定量属性值。一个粒  $(p_i(x), [\alpha_i, \beta_i])$  简记为  $\Gamma_i(p_i)$ 。因此,有时一个属性粒形式上也等价于一个一阶谓词公式。

**定义 6** 设  $\Gamma(p_i)$  和  $\Gamma(p_j)$  是两个属性粒,它们关于逻辑联结词的计算公式被定义如下:

$$\textcircled{1} \sim \Gamma(p_i) = (\sim p_i, \Gamma'), \Gamma' \text{ 表示 } \Gamma \text{ 的定性基准的补运算};$$

$$\textcircled{2} \Gamma_i(p_i) \xrightarrow{*} \Gamma_j(p_j) = (p_i(x) \Delta p_j(x), T(\Gamma_i) = \Gamma_j).$$

其中,  $\xrightarrow{*}$  为  $\wedge$  (合取), 或  $\vee$  (析取), 或  $\rightarrow$  (蕴含) 关系,  $\Delta$  为属性整合或推理关系,  $T$  为定性基准变换操作。

**定义 7** 一个公式  $(\Gamma_i(p_i))$  为真, 当且仅当它的转化程度函数  $\eta(\Gamma_i(p_i))$  的真值为 1 或大于 0.5。

**定义 8** 属性粒逻辑公式的语义解释:

一个解释是如下形式的四元组  $D$ :

$$D = \langle U, T, \eta, \{\Gamma_i, i \in I\} \rangle$$

①  $U$  是一个非空集合, 称为解释域;

②  $T$  为映射,  $P: U \rightarrow U$ ;

③ 对于任意的  $i \in I, \eta_i: U \times \Gamma_i \rightarrow [0, 1]$  是一个程度函数;

④  $\Gamma_i$  为定性基准域。

在解释  $D$  之下, 每一个定性基准变换公式  $P$  对应  $[0, 1]$  中一元素  $v(P)$ , 称为定性基准变换公式  $P$  在解释  $D$  之下的真值。其中:

① 若  $P$  为属性粒逻辑公式  $(\Gamma_i(p_i) = (p_i(x), [\alpha_i, \beta_i]))$ , 则:

$$v(p_i(x), [\alpha_i, \beta_i]) = \begin{cases} 1, & \text{iff } x \in [\alpha_i, \beta_i] \\ \neg, & \text{iff } x \notin [\alpha_i, \beta_i] \end{cases}$$

② 若  $P$  为属性粒逻辑公式  $\sim G$ , 则  $v(\sim G) = (v(G))' = v(\sim p_i(x), \Gamma - [\alpha_i, \beta_i])$ ;

③ 若  $P$  为属性粒逻辑公式  $G \vee H$ , 则  $v(G \vee H) = v(p_i(x) \nabla p_j(x), [\alpha_i, \beta_i] \cup [\alpha_j, \beta_j])$ ;

④ 若  $P$  为属性粒逻辑公式  $G \wedge H$ , 则  $v(G \wedge H) = v(p_i(x) \Delta p_j(x), [\alpha_i, \beta_i] \cap [\alpha_j, \beta_j])$ ;

⑤ 若  $P$  为属性粒逻辑公式  $G \rightarrow H$ , 则  $v(G \rightarrow H) = v(p_i(x) \Rightarrow p_j(x), [\alpha_j, \beta_j] = T([\alpha_i, \beta_i]))$ ,  $v(G \rightarrow H) = v(\sim G \vee H)$ ;

其中,  $\nabla$  为属性析取操作,  $\Delta$  为属性合取操作,  $\Rightarrow$  为属性推理操作。

⑥ 若  $P$  为属性粒逻辑公式  $\forall x G(x)$ , 则  $v(G(x)) = \inf_{x \in U} \{v(G(x))\}$ ;

⑦ 若  $P$  为属性粒逻辑公式  $\exists x G(x)$ , 则  $v(G(x)) = \sup_{x \in U} \{v(G(x))\}$ 。

**定义 9** 属性粒逻辑公式  $G$  与  $H$  称为等价, 如果对任意解释  $D$  的赋值, 都有  $v(G) = v(H)$ , 记为  $G = H$ 。

**定义 10**  $\Gamma_i(p_i) \rightarrow \Gamma_j(p_j)$  是属性粒逻辑的一个推理, 是指如果有  $(p_i(x) \Rightarrow p_j(x))$  成立, 且存在一个映射  $T_{ij}: \Gamma_i \rightarrow \Gamma_j$  使得:  $T_{ij}([\alpha_i, \beta_i]) = [\alpha_j, \beta_j]$ 。

**定义 11** 设  $(p_i(x), [\alpha_i, \beta_i])$  和  $(p_j(x), [\alpha_j, \beta_j])$  是两个信息粒,  $\Gamma_i = \{[\alpha_k, \beta_k]\}$  是定性基准的簇, 称映射  $\times: \Gamma_i \times \Gamma_j \rightarrow \Gamma_v$  为粒的乘积变换, 如果对  $\forall [\alpha_k, \beta_k] \in \Gamma_i, [\alpha_l, \beta_l] \in \Gamma_j$ , 使得:  $[\alpha_v, \beta_v] = [\alpha_k, \beta_k] \times [\alpha_l, \beta_l] \in \Gamma_v$ 。

**定义 12** 设  $(d_{a(x)}, [\alpha_i, \beta_i])$  和  $(d_{b(x)}, [\alpha_j, \beta_j])$  是两个信息粒,  $\Gamma_i = \{[\alpha_k, \beta_k]\}$  是定性基准的簇, 如果存在变换  $T$ , 使得  $[\alpha_j, \beta_j] = T([\alpha_i, \beta_i])$ , 则称信息粒在  $T$  下可转换,  $T$  称为粒变换映射。特殊地, 如果  $[\alpha_j, \beta_j] = [\alpha_i, \beta_i]$ , 则有  $a(x) \in [\alpha_i, \beta_i] \wedge b(x) \in [\alpha_i, \beta_i]$ , 此时称  $T$  为粒的恒等变换。

**定义 13** 设  $(d_{a(x)}, [\alpha_i, \beta_i])$  为信息粒, 粒的数乘变换  $w$  运算定义为: 对  $\forall \lambda \in N, N$  为自然数,

$$\lambda w([\alpha_i, \beta_i]) = w([\lambda \alpha_i, \lambda \beta_i])$$

显然, 很容易扩展到  $n$  维的情况。

**命题 1** 粒变换映射可诱导出一个等价关系  $\sim v$  和一个商集  $X/\sim v$ 。

**命题 2** 粒变换映射是一个定义在基准拓扑空间上的粒度计算。

## 4 认知系统的性质

### 4.1 认知系统与模糊集

**定义 14** 称映射  $\eta: X \times \Gamma \rightarrow [-1, 1]_i$  为  $p_i(x)$  体现其特征类  $p_i(\xi_i)$  的转化程度函数, 如果对  $\forall (x, N(\xi_i, \delta_i)) \in X \times \Gamma, \exists \eta(x) \in [-1, 1]_i$ , 使得:

$$\eta(x, \xi_i, \delta_i) = |x - \xi_i| \perp \delta_i = \eta(x)$$

其中,  $N(\xi_i, \delta_i)$  为定性基准域,  $\delta_i$  为域的半径,  $\xi_i$  为域的核心,  $\eta(x)$  的数学本质是  $|x - \xi_i|$  与  $\delta_i$  之间的差异度。

Zadeh 研究了被划分类或颗粒的大小, 定义信息粒度为一个命题:  $x$  的值是以程度  $\lambda$  隶属于模糊子集  $G \subseteq U$ , 其中  $x$  是  $U$  上的变量,  $x$  的值是  $U$  上的一个实体, 写成:  $g = x$  是  $G$  是  $\lambda$ , 形式上被记成:

$g = \{u \in U: x \text{ 的值}(v(x) = u, v \text{ 是 } U \text{ 上的赋值符号}) \text{ 是以程度 } \lambda \text{ 隶属于模糊子集 } G \subseteq U \text{ 的程度来计算}\}$ 。

很显然, 上式中  $0 \leq \lambda \leq 1$ 。以模糊集的观点看, 此处的  $\lambda$  是模糊隶属函数; 而从逻辑的观点看, 此处的  $\lambda$  是所建立命题的模糊真值或概率。

通过比较不难发现, 定义 5 的一个信息粒  $(p_i(x), [\alpha_i, \beta_i])$  或  $(d_{a(x)}, [\alpha_i, \beta_i])$ , 在带转化程度函数的定性映射  $\tau$  下表示“属性  $a(x)$  具有性质  $p_i(x)$  是以属性值  $d_{a(x)}$  为隶属于基准  $[\alpha_i, \beta_i]$  的程度来计算的”。也就是说, 它们所表达的是同一个意思。

**定义 15** 设基准域  $N_i(o_i, r_i)$  是某模糊集  $A$  的核, 即  $N_i(o_i, r_i) = A_1 = \{x \mid \mu_A(x) = 1\}$ 。这里,  $\mu_A(x)$  表示  $x \in A$  的隶属度;  $A$  的  $\lambda$  截集为  $A_\lambda = \{x \mid \mu_A(x) \geq \lambda\}, \lambda \in (0, 1]$ , 它由那些隶属度  $\mu_A(x)$  大于或等于  $\lambda$  的元素  $x$  构成。称  $T_\lambda$  是以  $N_i(o_i, r_i)$  为核的模糊集  $A$  的  $\lambda$  基准变换, 如果它满足:

$$T_\lambda(N_i) = A_\lambda$$

**定义 16** 设  $A$  和  $B$  分别是基准域  $[\alpha_i, \beta_i]$  和  $[\alpha_k, \beta_k]$  为核的两个模糊集, 称  $T_o$  为从  $[\alpha_i, \beta_i]$  到  $[\alpha_k, \beta_k]$  的基准变换, 如果它满足:

$$T_o([\alpha_i, \beta_i]) = N(T_o(o_i), T_o(r_i)) = N_o(o_k, r_k)$$

由定义 15 和定义 16 可立即得到以下定理:

**定理 1** 从模糊集  $A$  的核  $N_i$  出发, 经复合基准变换  $T_o \cdot \lambda = T_\lambda \cdot T_o$ , 可得  $B_o$  为核的模糊集  $B$  的  $\lambda$  截集  $B_\lambda = N_\lambda(o_k, r_k) = \{x \mid \mu_A(x) \geq \lambda\}$ 。

**推论 1** 一个具有精确定性基准的信息粒, 在程度函数  $\eta(x)$  的作用下, 可变为一个具有模糊定性基准的信息粒, 即一个精确的性质粒团可变成一个模糊的性质粒团。

### 4.2 认知系统的矛盾问题

在认知抽象过程中, 经常由于归纳的不完全性而产生矛盾, 需要对判据进行修正, 才能得到正确的判断。经典的例子是: “鸟通常会飞”。这个规则可以在标准逻辑中表达为要么“所有鸟都会飞”, 要么“除了企鹅、鸵鸟的所有鸟都会飞”, 前者与企鹅不会飞的事实相矛盾; 后者要求规则指定出所有的例外。解决此类矛盾的方法之一是由 Ray Reiter 提出的缺省逻辑<sup>[13]</sup>, 它是用来形式化有缺省假定的推理的非单调逻辑,

不需要提及所有的例外。另一个解决方法是可拓逻辑<sup>[14]</sup>,在可拓学中,矛盾问题是问题  $P$  的条件  $L$  不能实现问题的目标  $G$ 。量化矛盾问题  $P$  的不相容性,用关联函数  $K(P) < 0$  来表示。解决矛盾问题是利用条件  $L$  的可拓变换  $T(L)$  或目标  $G$  的可拓变换  $T(G)$  引发关联函数  $K(P)$  发生变换的可拓知识,使关联函数  $K(P) < 0$  变为  $K(P) > 0$ ,即关联函数发生质的变化,使矛盾问题得到解决。

解决矛盾问题的可拓知识表示为以下形式:

$$(T_G(G_i) = G_{i+1}) \vee (T_L(L_i) = L_{i+1}) \rightarrow T_{K(P)}(K_i) = (K_{i+1})$$

事实表明,定性判断的基准是随外部条件和认知结构而变的,从而可以用基准变换的方式来解决矛盾问题。为了把基准可变的问题与基准不变的问题区分开,给出定义如下:

**定义 17** 设  $\{C_i, i \in I\}$  是命题  $p$  的一个基准(组)的族,  $v_i(C_i)$  是以  $C_i$  为基准的判断,称  $\{C_i, i \in I\}$  中的两个基准  $C_i$  和  $C_j$  是矛盾的,当且仅当分别以  $C_i$  和  $C_j$  为基准的两个判断是矛盾的。否则,就称它们是相容的,特别地,若两个判断是一致的,则称它们的两个基准  $C_i$  和  $C_j$  是一致的。

对于两个矛盾的判断基准  $C_i$  和  $C_j$ ,根据定义 2,如果  $T_{ij}(C_i) = C_j$  有效,则在该变换的意义下是可相互“理解和协调”的,矛盾可得到解决。为此,还需给出以下有效变换的定义:

**定义 18** 基准变换  $T_{ij}$  称作是有效的,当且仅当以变换后的基准  $C_j$  进行的判断  $v_j$  是有效的。

令命题  $b(x)$  为“ $x$  是鸟”,用  $f(x)$  表示“ $x$  会飞”,令  $C_i$  作为  $b(x)$  的一个判据,其中  $f(x) \in C_i$ ,当  $x$  是企鹅时,则  $C_j = \{C_i - f(x)\}$  对企鹅的判断是有效的,即此时的认知过程进行了一次有效的基准变换  $T_{ij}(C_j) = C_i$ 。所以,非单调推理也可以用基准变换来加以解释。

### 4.3 认知系统的形式定义

如果用一个基本网元来简单表示定性映射,可表示成 Petri 网形式,如图 1 所示。

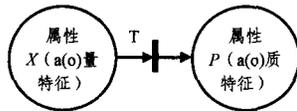


图 1 定性映射的简单 Petri 网表示

在 Petri 网中的转移结点可直观看成是一个定性映射操作,事物属性的量特征和质特征以及定性基准域映射为 Petri 网中的库所。显然,根据 Petri 网的特性以及定性映射定义,在图 1 中隐含着非单调推理机制,其可以直接表示简单判断性知识。事实上,基准可看成是性质的性质,因而也是一种性质特征。所以,把图 1 的库所结点扩充为一个信息粒,而变迁节点自然就是粒变换映射。基于图 1 网元定义的 Petri 网的推理模型,在基于定性映射的属性推理上是有效的,而且对于以判断为基础的识别系统具有较好的推理能力。以下扩充普通 Petri 网形式定义,并把它看成是一个认知系统模型。

**定义 19** 认知系统形式定义为一个九元组 Petri 网:

$$RS = \{P, T, F; M_0, S, O, N, W, \Gamma\}$$

其中,  $P$  是一个信息粒位置结点的有限集合;  $T$  是一个信息粒转移结点的有限集合,相当于一个粒变换;  $F$  是  $P \times T$  上的一个带标识的关系,表示位置结点到转移结点的连接情况和连接线上的额定输入量、输入强度计算函数  $S$  以及相应的连接

强度。  $M_0$  是定义在  $P$  上的一个取值于  $[0, K]$  ( $K$  为某个有界实数)的函数,表示位置结点在运行开始时的初始标记状态;  $N$  是定性程度函数的输出强度函数;  $O$  是  $m$  维加权定性算子操作;  $\Gamma$  是定性基准,  $W$  为属性贡献权值,是关于  $\Gamma$  的函数。

对于任一库所结点,如果其输入线的数目为 0,则该结点被称为 RS 的输入结点;同样,如果任一库所结点的输出线的数目为 0,则该结点被称为 RS 的输出结点。

RS 主要有以下几个方面的特点:

(1) RS 的变迁结点的启动阈限  $\tau$  是感觉神经检测阈限,启动的过程是定性映射程度转换。

(2) RS 中的有向边分为输入连线和输出连线,对任一结点而言,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,输入线和输出线上附有连线的连接强度。

(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。

按照以上给出的形式定义构造出来的认知系统的推理模型,可以比较好地模拟认知思维的推理过程。

RS 推理机制描述如下:

RS 在推理中将根据问题求解特点,搜索属性库、基准库中的已有知识,启动合适类型定性判断规则,通过相应定性操作和定性基准变换,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,如果计算结果超过阈值,RS 则得到运行,RS 进入推理过程。

下面给出在正向推理中用 RS 求解问题算法的一般步骤:

① 根据求解问题的逻辑关系建立 RS 模型,给出检测属性量值对应的初始库所结点集  $S$  和可启动变迁结点集  $U$ 。初始化  $S$  和  $U$ 。

② 通过搜索事实库或与用户交互得到集合  $S$  中库所结点,找出所有  $t$ , 满足  $t \in p^* \wedge p \in S$ , 通过加权定性映射和程度函数计算它们的输入强度  $ST(t)$ , 与其启动阈值  $\tau(t)$  相比较,如  $ST(t) > \tau(t)$ , 则  $U = U + \{t\}$ , 同时置  $t$  的启动阈值为 1。

③ 如  $U = \{\}$  则转⑤, 否则从  $U$  中任选变迁结点  $t$ , 得到  $t$  的后置库所集  $V$ , 即  $p \in V \wedge p \in t^*$ 。

④ 对于所有  $p_i, p_i \in V$ , 利用定性映射和定性转化程度函数计算  $p_i$  中的 Token 值, 同时令  $S = S + \{p_i\}$ , 转②。

⑤ 对  $S$  中的每一  $p_k, p_k \in RS$  的输出库所集, 输出  $p_k$  的标记数(即由转化程度函数提到的属性的质特征值)。如无这样的  $p_k$  存在, 表明所给条件不充分或在推理中发生矛盾或冲突, 无法得出结果, 转入系统学习机制。

### 4.4 认知系统的学习模式

对 RS 的定性基准进行学习与更新、构建具体问题的模糊定性判断规则以及找出属性量特征与质特征间的转换关系等, 是 RS 学习模式研究的重要内容。文献[15]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 RS 通过定性映射对属性进行抽取与整合操作存在类似的地方。RS 建立好以后, 下一步需要对 RS 进行学习和训练。

定性基准的学习需要通过定性基准变换操作。定性基准边界的准确性对模糊属性 Petri 网的推理正确性有很大影响,

需要对正、反例样本进行学习 and 不断反馈修正, 才可获得一个性质命题  $p_i(x)$  正确的定性基准  $[\alpha_i, \beta_i]$ 。定性基准变换操作主要有平移、伸缩、叠加和内积变换等, 它使得定性映射能够反映认知过程中的动态判断与识别行为。设  $[\alpha_i, \beta_i]$  为性质  $p_i(x)$  的定性基准, 令  $\xi_i$  和  $\delta_i$  分别表示  $[\alpha_i, \beta_i]$  的中心和半径, 则基准域  $[\alpha_i, \beta_i]$  可表示为  $N_i(\xi_i, \delta_i)$ , 有关定性基准变换的定义 (定义 2) 也可描述如下:

设定性基准域簇  $\Gamma$  上的映射  $\pi: \Gamma \rightarrow \Gamma$ , 若对  $\forall N_i(\xi_i, \delta_i) \in \Gamma, \exists N_k(\xi_k, \delta_k) \in \Gamma$ , 有  $\pi(N_i(\xi_i, \delta_i)) = N_k(\xi_k, \delta_k)$ , 则称  $\pi$  是一个定性基准变换。这时, 对应的定性映射  $\tau_{p_i}(N_i(\xi_i, \delta_i))$  将变为  $\tau_{p_k}(N_k(\xi_k, \delta_k))$ 。也可表示为:  $\pi(\tau_{p_i}(N_i(\xi_i, \delta_i))) = \tau_{p_k}(N_k(\xi_k, \delta_k))$ 。 $\tau_{p_i}(N_i(\xi_i, \delta_i))$  表示定性映射  $\tau_{p_i}$  是关于定性基准  $N_i(\xi_i, \delta_i)$  的变换。

设模糊属性 Petri 网中一组权值向量为  $w = (w_1, \dots, w_n)$ , 其中  $w_i$  对应库所属性  $p_i(x)$  或变迁  $\tau_{p_i}$ , 这时, 实现模糊属性 Petri 网模型中的定性基准变换的伸缩、平移变换操作可由以下公式计算:

$$\begin{cases} \pi(\xi_i) = w_i(c_k + \xi_i) = \xi_k \\ \pi(\delta_i) = w_i(d_k + \delta_i) = \delta_k \end{cases}$$

其中,  $c_k, d_k$  为常数。

所以, 定性基准伸缩变换等价于权重调整, 平移变换对应于阈值调整。

如果对定性基准  $[\alpha_i, \beta_i]$  实施以下运算, 先用  $w_i$  乘不等式:  $\alpha_i \leq x_i \leq \beta_i$ , 得到内积变换:

$$w_i \alpha_i \leq w_i x_i \leq w_i \beta_i \text{ 和 } w_i \beta_i \leq w_i x_i \leq w_i \alpha_i$$

即将  $[\alpha, \beta]$  的每一维定性基准  $[\alpha_i, \beta_i]$  扩大 (或压缩)  $w_i$  倍, 再将上面的不等式叠加起来得到:

$$\sum_{i=1}^k w_i \alpha_i + \sum_{i=k+1}^n w_i \beta_i \leq \sum_{i=1}^n w_i x_i \leq \sum_{i=1}^k w_i \beta_i + \sum_{i=k+1}^n w_i \alpha_i$$

则称上式为叠加变换。

关于定性基准边界的学习, 用一个极限求解过程。设  $[\alpha_i, \beta_i]$  为性质  $p_i(x)$  的定性基准,  $\{z_s(x), s=1, 2, \dots\}$  为测试样本集, 令  $\{z_{jk}(x), j=1, 2, \dots, k=1, 2, \dots\}$  为正例样本集, 则  $\{z_{jk}(x), j=1, 2, \dots, k=1, 2, \dots\} \in [\alpha_i, \beta_i] \cap \{z_s(x), s=1, 2, \dots\}$ , 由定性基准变换可知, 定性基准的调整可归结为一个极限过程, 即:

$$\alpha_i = \lim_{k \rightarrow \infty} \{\min\{z_{jk}(x)\}\}, \beta_i = \lim_{k \rightarrow \infty} \{\max\{z_{jk}(x)\}\}$$

只要从所有对应于  $p_i(x)$  的  $\{z_{jk}(x), j=1, 2, \dots, k=1, 2, \dots\} \subseteq \{z_s(x), s=1, 2, \dots\}$  中找到其上、下确界即可。

关于定性映射程序函数的选择, 有几个典型的函数: 直线型、三角型、高斯型、尖峰型或 sigmoid 型等, 可根据具体问题进行选择。

以下给出 RS 的学习算法过程描述:

- (1) 利用模糊定性判断规则建立 RS 模型;
- (2) 对需要学习的参数赋值;
- (3) 输入正例样本集;
- (4) 利用 4.3 节 RS 问题求解算法①—⑤步进行判断推理;
- (5) 计算基准误差  $\epsilon$ , 如果满足精度要求, 结束, 否则转 (3);
- (6) 输出调节次数  $I$  及定性基准。

#### 4.5 认知系统的记忆模式

Wang 等提出一种记忆逻辑结构<sup>[16]</sup>, 认为在记忆信息三级加工模型中感觉存储仅仅是一个面向输入的存储。文献

[17] 在此基础上, 根据人脑三阶段记忆模型, 通过增加一个面向输出的存储来描述输出行为的记忆功能, 并提出一种基于记忆机制的视觉信息处理认知模型, 该模型包括 5 个部分: 信息粒、记忆空间、认知行为、信息传递规则和决策过程。文献 [18] 根据感觉与知觉之间的关系, 利用定性映射模型描述记忆从输入到输出的整个过程, 认为感觉是对对象的各种简单属性特征作出检测反应, 而知觉则负责把它们全部整合起来, 形成大脑对对象的整体意识。感、知觉对外部信息进行的模式识别, 用下述检测函数表达:

$$s(p(x)) = s \Delta p(x) = \begin{cases} s(x, y), & \text{若 } s(x) \text{ 是 } p(x) \text{ 的简单因子} \\ -s(x, y), & \text{否则} \end{cases}$$

这里,  $p(x)$  表示事物  $x$  具有的属性,  $s$  为感觉神经元, 可看成是从属性集  $P_x$  到主体  $y$  对  $x$  的记忆集  $M(x, y)$  的映射, 即:  $P_x \rightarrow M(x, y)$ ;  $\Delta$  为抽取运算, 且  $s \Delta p(x) = s(x, y)$  有 3 层含义:

- ① 简单性质  $s(x)$  是复杂性质  $p(x)$  的一个简单因子;
- ②  $x$  具有性质  $s$ , 即  $s(x) \in P_x$ ;
- ③  $y$  从记忆集中检测到  $x$  具有性质  $s$ , 即  $s(x, y) \in M(x, y)$ 。

知识表示在 RS 中的表示比较自然, 而且其表示过程中体现了大脑的一种思维操作推理过程。

假设有以下思维操作, 首先设  $M(y)$  为主体  $y$  的记忆集,  $s_i(y) \in M(y)$  是事物  $x$  的属性  $s_i(x)$  的检测神经元 (或感受器的类)。令  $P_x = \{p_j(x) | j=1, \dots, n\}$  是  $x$  的属性集,  $p(x) = \bigwedge p_j(x)$  是  $x$  的  $r(r \leq n)$  个属性的整合, 其中,  $\bigwedge$  为整合算子。当  $r=n$  时, 称  $T(x) = \bigwedge p_j(x)$  为  $x$  的整体 (综合) 属性, 则感觉神经元  $s_i(y)$  对  $T(x)$  所作的属性检测操作可以表示为从  $P_x$  到  $M(y)$  的映射  $s_i(y): P_x \rightarrow M(y)$ , 使得:

$$s_i(y)(T(x)) = s_i(y) \Delta p(x) = s_i(x, y)$$

成立。  $s_i(x, y) \in M(y)$  为  $s_i(x)$  在  $M(y)$  中的感觉映象。上式表示: 若  $T(x)$  中包含  $s_i(y)$  能检测的属性  $s_i(x)$ , 则  $s_i(y)$  将  $s_i(x)$  从  $T(x)$  中分解并抽取出来, 并将检测映象  $s_i(x, y)$  存于  $M(y)$  中; 否则,  $s_i(y)$  将告诉大脑:  $x$  不具有属性  $s_i(x)$ 。以上思维操作的推理过程可表示在 RS 中, 如图 2 所示。

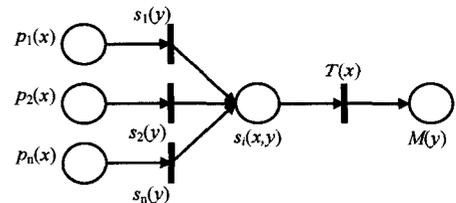


图 2 记忆模式的 RS 推理模型

在以上的记忆表示中, 将对象  $X$  的属性集  $P_x$  的感觉记忆集  $M(x, y) = \{s(p_i(x, y))\}$  分别对应于 RS 的库所集, 包括输入库所和输出库所, 并将感觉映射  $s: P_x \rightarrow M(x, y)$  对应于变迁。由此, 属性集  $P_x$  中的元素  $p_j(x)$  与决定  $p_j$  本身的一个输入向量组的类  $[u(p_j)]$  之间存在着一个对应关系:  $p_j \leftrightarrow [u(p_j)]$ 。这里,  $[u(p_j)] = \{u_j | u_j = \{u_{j1}, u_{j2}, \dots, u_{jm}\}\}$ 。其中,  $u_{ji}$  是确定可感属性  $p_j$  的量。如果记忆集中的  $p_j(x, y)$  对应于 RS 的输出, 则以  $p_j$  为基准的感觉分类  $[u(p_j)]$  与 RS 中以联结强度  $N$  为分类基准的判断类  $[u(y_j)]$  之间就可以对应起来。

**结束语** 人的各种感觉器官接收到各种感觉属性信息并

对其做出各种反应,事物以属性及其变化过程反映其自身状态、运动和变化过程,人类的认知过程与这些接收到的属性信息紧密相关。在哲学观点上,属性不仅表现着它要表现的质特征,而且还拥有需要它界定和规范的量特征。本文基于这样的观点,结合粒计算理论和定性基准变换的理论给出了认知的基本数学模型及其 Petri 网形式定义。然而,人类的认知过程是一个非常复杂的问题,这里只是给出一个基本的认知模型框架,其他的工作需要进一步深入研究,例如更深层的认知与识别、认知与决策等。

### 参 考 文 献

- [1] 冯康. 基于一元事件的认知模型 [J]. 模式识别与人工智能, 2012, 25(1): 173-180
- [2] 张文修,徐伟华. 基于粒计算的认知模型[J]. 工程数学学报, 2007, 24(6): 957-971
- [3] 钟义信. 机制主义:人工智能的统一理论[J]. 电子学报, 2006, 34(2): 317-321
- [4] Badgaiyan R D. Neuroanatomical Organization of Perceptual Memory; An fMRI Study of Picture Priming[J]. Human Brain Mapping, 2000, 10: 197-203
- [5] 北大生物智能技术研究组. 第五代计算机及其认知逻辑[J]. 前沿科学, 2007, 1(1): 18-23
- [6] 冯嘉礼,董占球. 基于属性整合的知觉模式生成与识别模型[J]. 计算机研究与发展, 1997, 34(7): 487-491
- [7] Zadeh L A. Towards a theory of fuzzy information granulation

and its centrality in human reasoning and fuzzy logic[J]. Fuzzy Sets and Systems, 1997(19): 111-127

- [8] Feng Jia-li. Attribute network computing based on qualitative mapping and its applications in pattern recognition[J]. Journal of Intelligent & Fuzzy Systems, 2008, 19(2): 1-16
- [9] 冯嘉礼. 判断基准的可变性与面向判断的性质逻辑[J]. 广西师范大学学报:自然科学版, 1994, 12(1): 28-35
- [10] 冯嘉礼. 基于定性映射的模式识别方法(II)[J]. 广西师范大学学报:自然科学版, 2004, 22(2): 14-18
- [11] 张铃,张钺. 问题求解理论及应用[M]. 北京:清华大学出版社, 2007
- [12] 李鸿. 粒集理论:粒计算的新模型[J]. 重庆邮电大学学报:自然科学版, 2007, 19(4): 397-404
- [13] 黄林鹏,孙永强. 性质继承的线性逻辑表示和推理[J]. 计算机工程, 1993, 19(3): 1-6
- [14] 陈文伟,黄金才,毕季明. 适应变化环境的元知识的研究[J]. 智能系统学报, 2009, 4(4): 331-334
- [15] 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
- [16] Wang Ying-xu, Wang Ying. Cognitive Informatics Models of the Brain[J]. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, 2006, 36(2): 203-207
- [17] 王延江,齐玉娟. 基于记忆机制的视觉信息处理认知建模[J]. 模式识别与人工智能, 2013, 24(2): 144-150
- [18] 董占球,冯嘉礼. 按模式记忆理论的数学描述(I)—记忆模式的属性坐标表示法[J]. 计算机研究与发展, 1998, 35(8): 694-698

(上接第 39 页)

### 参 考 文 献

- [1] Herrero E, Gonz'alez J, Canal R. Distributed cooperative caching [C]//Proceedings of the 17th International Conference on Parallel Architectures and Compilation Techniques. 2008: 134-143
- [2] Kotera I. Power-Aware Dynamic Cache Partitioning for CMPs H [C]// Transactions on High-Performance Embedded Architectures and Compilers III. 2011: 135-153
- [3] Sinharoy B, Kallar N, Tendler J M. Power 5 system micro-architecture[M]. IBM J. Res Dev, 2005, 49: 505-521
- [4] Kim S, Chandra D, Solihin Y. Fair Cache sharing and partitioning in a chip multiprocessor architecture[C]//Proc. of PACT 2004. Antibes, Juanles-Pins, France, 2004: 111-122
- [5] Sui Xiu-feng, Wu Jun-min, Chen Guo-liang, et al. Augmenting Cache Partitioning with Thread-Aware Insertion/Promotion Policies to Manage Shared Caches [C] // Proceedings of the 7th ACM International Conference on Computing Frontiers. 2004: 79-80
- [6] Meng Y, Sherwood T, Kastner. Exploring the limits of leakage power reduction in Caches[J]. ACM Trans. Archit. Code Optim., 2005, 2: 221-246
- [7] Janapsatya A, Parameswaran S, Ignjatovic A. HitME: Low power Hit MEMory buffer for embedded systems [C] // Asia and South Pacific Design Automation Conference. 2009: 335-340
- [8] Tsai Y-Y, Chen C-H. Energy-Efficient Trace Reuse Cache for Embedded Processors [J]. IEEE Transaction On Very Large Scale Integration(VLSI) System, 2010, 19: 1681-1694
- [9] Datta K A M A S. Energy efficient i-Cache using multiple line buffers with prediction[J]. IET Comput. Digit. Tech., 2008, 2(5): 355-362

- [10] Ali K, Aboelaze M. Energy efficient I-Cache using multiple line buffers with prediction[J]. Computers and Digital Techniques, IET, 2008(2): 355-362
- [11] Inoue K. Way-Predicting Set-Associative Cache for High Performance and Low Energy Consumption [C] // Proceedings. 1999 International Symposium on Low Power Electronics and Design 1999 (Cat. No. 99TH8477). 1999: 273-275
- [12] Suo Guang, Yang Xue-jun, Liu Guang-hui, et al. IPC-Based Cache Partitioning; An IPC-Orient Dynamic Shared Cache [C] // International Conference on Convergence and Hybrid Information Technology. Washington DC: IEEE Computer Society, 2008: 399-406
- [13] Kim S, Chandra D, Solin Y. Fair Cache sharing and partitioning in a chip multiprocessor architecture [C] // Proc. of PDCT 2004. Antibes, Juanles-PINS, France IEEE, 2004: 111-122
- [14] Zhang C, Yang J, Vahid F. Low static-power frequent-value data Caches [C] // The Design, Automation and Test in Europe Conference and Exhibition. Paris, France, 2004, 1: 214-219
- [15] Qureshi M K, Patt Y N. Utility based Cache partitioning: a low overhead, high performance, runtime mechanism to partition shared Caches [C] // Proc. of the 39th Annual IEEE/ACM Int Symp on Microarchitecture. Orlando, Florida, USA; IEEE, 2006: 423-432
- [16] Kobayashi H, Kotera I, Takizawa H. Locality analysis to control dynamically way-adaptable Caches [J]. SIGARCH Comput. Archit. News, 2005, 33(3): 25-32
- [17] Kobayashi H, Kotera I, Takizawa H. Locality analysis to control dynamically way-adaptable Caches [J]. SIGARCH Comput. Archit. News, 2005, 33: 25-32
- [18] Christensson M, Eskilson. Simics, a full system simulation platform [J]. IEEE Computer, 2002(3): 50-58