

## 一种改进的模糊知识匹配方法——IDM 法

朱林立<sup>1</sup>, 夏幼明<sup>2</sup>, 李军华<sup>1</sup>, 周根元<sup>1</sup>

(1. 江苏技术师范学院 信息与教育技术中心, 江苏 常州 213001;

2. 云南师范大学 计算机科学与信息技术学院, 云南 昆明 650092)

**摘 要:**模糊知识表示及处理是人工智能中的重要研究课题之一,模糊知识的匹配是进行模糊知识推理的关键。通过对传统的各种不同的模糊匹配方法的探讨,提出了一种改进的模糊知识匹配方法——IDM (Inscribed Diameter Matching)法。通过比较分析得出,IDM法能较好地克服传统的模糊匹配方法的一些缺点,并给出了一种融合模型,由此可使模糊推理的效率和准确性得到提高。最后,通过实例验证了IDM方法的可行性和有效性。

**关键词:**模糊知识匹配;匹配程度;IDM法

**中图分类号:**TP182

**文献标识码:**A

**文章编号:**1673-629X(2008)08-0140-04

## An Improved Method of Fuzzy Knowledge Matching—IDM Method

ZHU Lin-li<sup>1</sup>, XIA You-ming<sup>2</sup>, LI Jun-hua<sup>1</sup>, ZHOU Gen-yuan<sup>1</sup>

(1. Information and Education Tech. Center, Jiangsu Teachers Univ. of Tech., Changzhou 213001, China;

2. School of Computer Science and Information Tech., Yunnan Normal Univ., Kunming 650092, China)

**Abstract:** The expression and treatment of fuzzy knowledge is one of the important research subject in artificial intelligence field. Fuzzy knowledge matching is the key to going along fuzzy knowledge reasoning. Through discussing various traditional fuzzy matching method, came up with an improved method of fuzzy knowledge matching - IDM (inscribed diameter matching). From comparative analysis, gained the result: IDM method can well conquer some disadvantage of traditional fuzzy matching method, and put forward a kind of integration model, which can improve efficiency and accuracy of fuzzy knowledge inference. Finally, verified the feasibility and effectiveness of IDM method using instance.

**Key words:** fuzzy knowledge matching; matching degree; IDM method

## 0 引言

专家系统针对特定领域的问题求解,不仅依赖于特定领域确定的理论知识,而且更多地依赖于专家的经验与常识。由于现实世界中客观事物或现象的不确定性,导致了人们在各认识领域中的信息和知识大多是不精确的,这就要求专家系统中的知识的表示和处理模式能够反映这种不确定性。因此如何表示和处理知识的不确定性也就成为人工智能研究的重要课题之一。到了20世纪90年代以后,模糊不确定性知识表示与处理技术正广泛地应用于工业控制、家用电器、国防军事、医疗等诸多领域<sup>[1]</sup>。

模糊专家系统的构建中,知识表示与推理是必须首先关注的问题,模糊知识的匹配是进行推理的前提条件,因此,根据应用领域的不同选择合理的模糊知识的匹配方法是进行模糊推理的关键。

## 1 传统模糊知识匹配方法

**定义1 (Fuzzy集)** 设  $U$  是论域,它是一个非空通常集合,对任一个元素  $x \in U$ ,就确定了一个  $U$  到  $\{0, 1\}$  的映射  $\mu_A(x): U \rightarrow [0, 1]$ ,  $A$  叫做  $U$  的一个 Fuzzy 子集,也说是  $U$  上的 Fuzzy 集,称  $\mu_A(x)$  叫元素  $x$  对 Fuzzy 集  $A$  的隶属度。

**定义2 (正规凸 Fuzzy 集)** 一个 Fuzzy 子集  $A \subset U$  是正规凸 Fuzzy 集,当且仅当每个普通子集是凸的:  $A_\alpha = \{x \mid \mu_A(x) \geq \alpha\}$   $\alpha \in [0, 1]$  且  $\max \mu_A(x) = 1, \forall x \in U$ 。

**定义3 (高度与深度)** 设  $A \subset U$ , Fuzzy 集  $A$  的高度为:  $Hgt A = \sup \{\mu_A(x) \mid x \in U\}$ ; Fuzzy 集  $A$  的深度

收稿日期:2007-11-07

基金项目:云南省自然科学基金重点项目(04F00062);江苏技术师范学院青年科研基金项目(KYY07057)

作者简介:朱林立(1975-),男,湖北巴东人,讲师,硕士,研究方向为人工智能、计算机网络;夏幼明,教授,硕士,研究方向为人工智能、网络数据库。

为:  $\text{Dpn}A = \inf\{\mu_A(x) \mid x \in U\}$ 。

定义4 (模糊数) 论域  $U$  中的一个模糊数是  $U$  的一个 Fuzzy 子集, 且该 Fuzzy 子集是凸的和正规的。

定义5 (匹配) 设  $U$  为论域,  $m$  为匹配度,  $A^*$  是论域  $U$  的一个 Fuzzy 子集, Fuzzy 模式  $A_i (i = 1, 2, \dots, n)$  与  $A^*$  满足  $m(A^*, A_i) = \max(m(A^*, A_i)) (i \leq n)$ , 则称为  $A^*$  与模式  $A_i$  匹配。

### 1.1 距离法

主要有线性距离、加权线性距离、欧氏距离、闵可夫斯基距离及其他形式的距离, 通过这些方法求得距离(记为  $d(A, B)$ )后, 可以采用  $1 - d(A, B)$  将其转换为相应的匹配度。

### 1.2 贴近度法

主要有求贴近度的方法:  $q(A, B) = \text{Hgt}(A \cap B)$ , 格贴近度  $q^*(A, B) = 1/2[q(A, B) + 1 - \text{Dpn}(A \cup B)]$ 。

除了上述格贴近度外, 还有欧氏贴近度和其他贴近度等的表示。

(1) 欧氏贴近度:

$$q(A, B) = 1 - \frac{1}{\sqrt{n}} \sqrt{\sum_{i=1}^n (\mu_A(x_i) - \mu_B(x_i))^2} \quad (1)$$

(2) 其他贴近度:

$$q(A, B) = \frac{\bigwedge_{x \in U} (\mu_A(x) \wedge \mu_B(x)) + \bigvee_{x \in U} (\mu_A(x) \wedge \mu_B(x))}{\bigvee_{x \in U} (\mu_A(x) \vee \mu_B(x)) + \bigwedge_{x \in U} (\mu_A(x) \vee \mu_B(x))} \quad (2)$$

### 1.3 基于 Zadeh 真值关系的匹配法

给定一个断言和模糊产生式规则前件中的命题, 那么断言“ $X$  is  $A^*$ ”中的  $A^*$  与命题“ $X$  is  $A$ ”中的  $A$  就存在某种确定的关系, 称这种关系为真值关系, 记为  $TR$ 。Zadeh 将模糊的  $A^*$  与  $A$  的真值定义为:

$$TR(A^*, A) = \int \mu_{A^*}(x_i) / \mu_A(x_i) dx$$

通过计算  $M+$  和  $M-$  来求匹配度:

$$M+ = \max\{\min(\mu_A, \mu_{A^*})\} \quad (3)$$

$$M- = \max\{\min(1 - \mu_A, \mu_{A^*})\} \quad (4)$$

$M+$  度量  $A$  和  $A^*$  覆盖的程度, 而  $M-$  则度量  $1 - A$  和  $A^*$  所覆盖的程度, 因此,  $M+$  提供了匹配度的可靠性, 而  $M-$  提供了匹配度的不可靠性。

另外, 还有 Leung 方法和 Ogawa 方法。

### 1.4 基于模糊集和可能性理论的匹配法<sup>[2]</sup>

#### 1.4.1 模糊式匹配

设  $A$  和  $A^*$  分别表示一个模式原子和具有相同属性的数据分量, 可用可能性程度  $P(A^*, A)$  和必要性程度  $N(A^*, A)$  来表示  $A^*$  与  $A$  的匹配度。分别定义

$$\text{为: } P(A^*, A) = \sup \min(\mu_{A^*}(x), \mu_A(x)) \quad (5)$$

$$N(A^*, A) = \inf \max(\mu_{A^*}(x), 1 - \mu_A(x)) \quad (6)$$

其中,  $x \in U$ ,  $P(A^*, A)$  表示  $A^*$  和  $A$  对同一个值  $x$  的可能性所达到的程度;  $N(A^*, A)$  表示  $A^*$  和  $A$  对同一个值  $x$  的必要性所达到的程度。

#### 1.4.2 加权模糊匹配法

考虑到在现实中, 每一个模式  $A_i (i = 1, 2, \dots, n)$  的重要性程度不一样, 可进行加权处理。设  $\omega_i (\omega_i \in [0, 1])$  为对应模式  $A_i$  的权值,  $\omega_i$  越大表示  $A_i$  也就越重要。用  $S_i$  表示一个数据分量与原子  $A_i$  的匹配程度, 那么该数据与整个模式在考虑加权值的情况下, 匹配度可写为:

$$S = \min \max(1 - \omega_i, S_i), (i = 1, 2, \dots, n) \quad (7)$$

此时,  $S_i$  由式(5)或式(6)式来定义。

#### 1.4.3 可变权的模糊匹配法

为了克服重要性的权值是一个常数所带来的局限性, 可以将重要性的权值定义成相关属性值的一个函数。由此, 式(7)可改写为:

$$S = \min \max(1 - \omega_i(x), S_i(x)), (i = 1, 2, \dots, n) \quad (8)$$

此时,  $S_i(x)$  同样可由式(5)或式(6)来定义。

#### 1.4.4 模糊部分匹配

在实际应用中, 可能会出现只有部分原子与其相应的数据分量匹配成功。当一个数据与一个模式相匹配时,  $k/n$  匹配成功表示在  $n$  个原子中至少有  $k$  个原子与其相应的数据分量匹配成功。当  $k = n$  时就变成标准的模糊模式匹配了。在一般情况下,  $k/n$  匹配是将权值  $\omega_i = 1$  分配给  $k$  个原子, 其他的  $n - k$  个原子的权值则令其为 0。给出  $\{1, 2, \dots, n\}$  的一个排列  $\delta$ ,  $k$ -匹配的程度可定义为:

$$S(k) = \max_{\delta} \min_{i=1, 2, \dots, k} S_{\delta(i)} \quad (9)$$

将  $k/n$  转换为一个模糊整数  $I$ , 则模糊部分匹配可表示为:

$$S(I) = \max_{\delta} \min_{i \geq 1} \max(1 - \mu_i(i), S_{\delta(i)}) \quad (10)$$

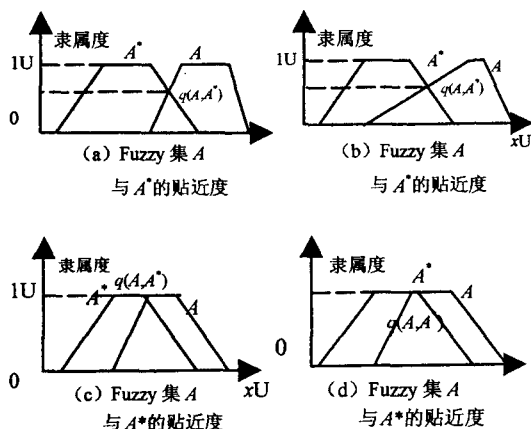
## 2 改进的模糊知识匹配法——IDM 法

### 2.1 贴近度匹配法

论域为有限集的情况下, 论域  $U$  中有两 Fuzzy 子集  $A$  与  $A^*$ , 分别用梯形分布描述其隶属度函数, 采用简单的贴近度法, 即

$$q(A, A^*) = \sup\{\mu_A(x) \wedge \mu_{A^*}(x) \mid x \in U\} \quad (11)$$

其贴近度可如图 1 所示。

图 1 Fuzzy 集  $A$  与  $A^*$  的贴进度

从图可以看出,图中(a)与(b), (c)与(d)的贴进度分别都相等,也就是  $A^*$  与  $A$  的匹配程度是相同的,但显然与实际情况不符。由此,可以利用求面积的方法来表示匹配的程度。

## 2.2 面积匹配法 (Area Matching)

定义 6 (面积匹配) 设  $U$  为论域,  $A$  与  $A^*$  是  $U$  中的两个 Fuzzy 子集,且  $A$  与  $A^*$  都是正规凸 Fuzzy 集,  $A$  与  $A^*$  的匹配程度可如下表示:

$$S(A, A^*) = \frac{2 \sum_{i=1}^n \min(\mu_A(x_i), \mu_{A^*}(x_i))}{\sum_{i=1}^n \mu_A(x_i) + \sum_{i=1}^n \mu_{A^*}(x_i)} \quad (12)$$

对应于上述贴进度的表示,面积匹配度的值可由式(12)来计算,其中相交部分的面积如图 2 所示。

这里,  $S_{A \cap A^*} = \sum_{i=1}^n \min(\mu_A(x_i), \mu_{A^*}(x_i))$ 。从图 1 和图 2 中可以看出,直接用简单的贴进度的方法和面积匹配法所得到的匹配程度值相差很大。贴进度的方法的变化较缓,而面积匹配法变化较快,一般情形下,精确度的要求是直接影响到最终推理的结果,所以应该考虑在不同的情况下更接近于事实的匹配度。下面提出了一种改进的匹配方法 (Inscribed Diameter Matching, 记为 IDM)。

## 2.3 IDM 法

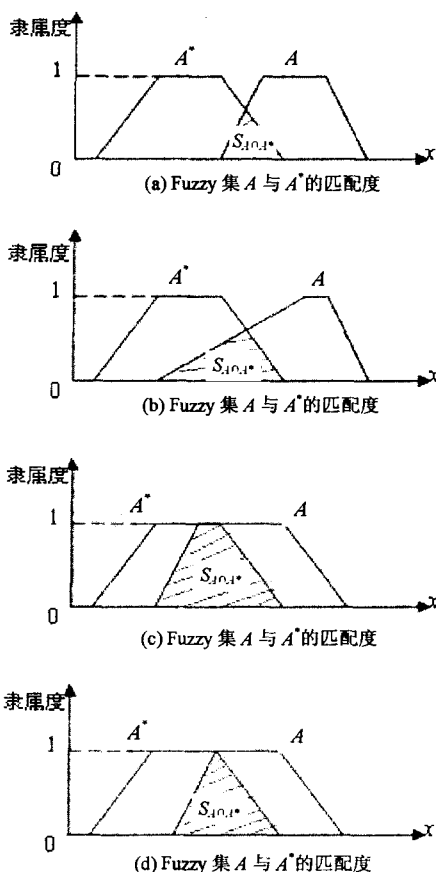
假定模糊值的隶属函数是梯形的,因为从实际应用效果看,梯形隶属函数是很有效的,即使对隶属函数的形状作一点修改,对结果的估计也不会有显著的影响。

将论域  $U$  上的某一 Fuzzy 子集  $A$  的隶属函数定义为一个梯形,可用一个四元组  $(a, b, \alpha, \beta)$  来表示,其中:

$[a, b]$ : 是一个闭区间,其上的隶属函数值为 1

$a - \alpha$ : 是  $x(x \in U)$  的最小值,此时  $\mu_A(x) = 0$

$b + \beta$ : 是  $x(x \in U)$  的最大值,此时  $\mu_A(x) = 0$

图 2 Fuzzy 集  $A$  与  $A^*$  的匹配度

同理,  $U$  上的某一 Fuzzy 子集  $A^*$ , 也可用四元组  $(c, d, \gamma, \delta)$  来表示,可如图 3 所示,其中,  $q(A, A^*)$  的值由式(11)确定。

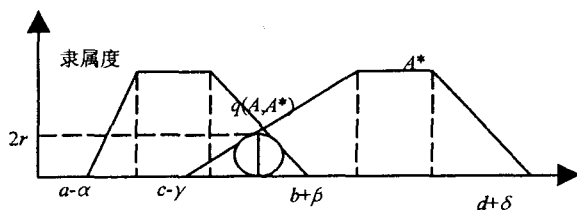


图 3 用梯形表示隶属度函数

如图 3 所示,两 Fuzzy 子集相交所构成三角形的内切圆的直径为:

$$D = 2r = 2 \frac{(b + \beta) - (c - \gamma)}{\sqrt{\gamma^2 + 1} + \sqrt{\beta^2 + 1} + \gamma + \beta} \quad (13)$$

其中,  $(b + \beta) - (c - \gamma)$  表示  $\mu_A(x) \wedge \mu_{A^*}(x)$  上的点在  $x$  轴上投影的最大距离;  $\gamma$  表示  $0 < \mu_{A^*}(x_i) < 1 (x_i < x_l, \forall (\mu_{A^*}(x_l) = 1))$  上的点在  $x$  轴上投影的最大距离;  $\beta$  表示  $0 < \mu_A(x_r) < 1 (x_r > x_m, \forall (\mu_A(x_m) = 1))$  上的点在  $x$  轴上投影的最大距离;  $\sqrt{\gamma^2 + 1}$  表示  $0 < \mu_{A^*}(x_i) < 1 (x_i < x_l, \forall (\mu_{A^*}(x_l) = 1))$  上的任意两点最大距离;  $\sqrt{\beta^2 + 1}$  表示  $0 < \mu_A(x_r) < 1 (x_r > x_m, \forall (\mu_A(x_m) = 1))$  上的任意两点最大距离。

在式(13)中,关于内切圆直径的表示方法,虽然隶属度函数是基于梯形或三角形的情况,实际上可将其推广到一般隶属度函数表示的情形(如图4所示),可将式(13)改写为式(14)。

$\gamma = \max(|x_i - x_j| \mid x_i, x_j \text{ 满足 } 0 < \mu_{A^*}(x) < 1 \text{ 且 } x_i, x_j < x_l, \forall (\mu_{A^*}(x_l) = 1))$ ;

$\beta = \max(|x_r - x_s| \mid x_r, x_s \text{ 满足 } 0 < \mu_A(x) < 1 \text{ 且 } x_r, x_s > x_m, \forall (\mu_A(x_m) = 1))$ ;

$(b + \beta) - (c - \gamma) = \max(|x_g - x_h|, |x_g, x_h \text{ 满足 } 0 < \mu_{A^*}(x) \leq q, \text{ 且 } x_g, x_h < x_n, \forall (\mu_{A^*}(x_n) = 1) \text{ 或 } x_g, x_h \text{ 满足 } 0 < \mu_A(x) \leq q, \text{ 且 } x_g, x_h > x_m, \forall (\mu_A(x_m) = 1))$

$$D(A, A^*) = 2\max(|x_g - x_h|) / (\max(|x_i - x_j|) + \max(|x_r - x_s|) + \sqrt{\max(|x_i - x_j|)^2 + 1} + \sqrt{\max(|x_r - x_s|)^2 + 1}) \quad (14)$$

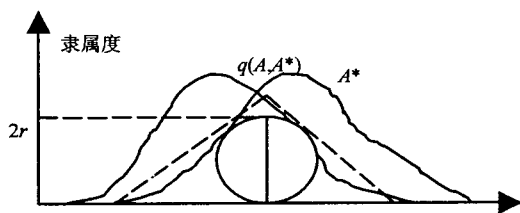


图4 用一般形式表示隶属度函数

可以同时考虑贴近度式(11)和面积匹配法式(12)在不同情形下的改进方法——IDM法。

定义7 (IDM法) 设  $U$  为论域,  $A$  与  $A^*$  是  $U$  中的两个 Fuzzy 子集, 对每对  $A, A^*$  都有实数  $I(A, A^*)$  对应, 且  $A$  与  $A^*$  都是正规凸 Fuzzy 集, 满足

$$(1) 0 \leq I(A, A^*) \leq 1$$

$$(2) I(A, A^*) = I(A^*, A)$$

将  $A$  与  $A^*$  的匹配程度记为:

$$I(A, A^*) = \begin{cases} 0 & q(A, A^*) = 0 \\ D(A, A^*) & 0 < q(A, A^*) < 1 \\ S(A, A^*) & q(A, A^*) = 1 \end{cases} \quad (15)$$

其中  $q(A, A^*), S(A, A^*), D(A, A^*)$ , 分别由式(11)、式(12)、式(14)确定。将这种求匹配程度的方法称为 IDM 法。

当然,另外还可以考虑,当  $q(A, A^*) = 1$  时,由式(11)所确定的值为 1 的上界的点的集合是否唯一。如果存在多个这样的点(或连续的线),可考虑这些点所构成的最大距离对匹配度的影响。

上述通过 IDM 法匹配后,同样可用 1.4 节的方法根据重要性不同进行加权处理,也可进行变权处理,可如下表示:

$$I = \min \max(1 - \omega_i, I_i), (i = 1, 2, \dots, n), \text{ 其中, } I_i \text{ 是由式(15)确定。}$$

### 3 与其它方法的比较及融合

#### 3.1 IDM 方法与其它匹配方法的比较

(1)可以在同一系统对同一对象使用不同的度量方法来计算匹配程度。在同一度量体系中,  $D(A, A^*)$  是线性变化,而  $S(A, A^*)$  较  $D(A, A^*)$  变化要快。以营养疾病诊断中,用体温的高低来判断疾病严重的程度为例。当体温在  $37^\circ\text{C} \sim 38.5^\circ\text{C}$  之间变化时,疾病严重程度的变化也可能变化较小,可用变化较慢的  $D(A, A^*)$  来刻画;当体温在  $38.5^\circ\text{C} \sim 40.0^\circ\text{C}$  之间变化时,疾病严重程度的变化也较快,可用变化较快的  $S(A, A^*)$  来刻画。与实际情况相符,而其它方法不能准确地刻画。

(2)克服了利用  $q(A, A^*)$  计算匹配度时无法区分上界为 1 时的不同情形。

(3)在 IDM 方法中也存在一些不足,当由  $D(A, A^*)$  过渡到  $S(A, A^*)$  时,会出现不连续的情形。在这里,可以考虑取受限于两模糊集相交曲线的最大圆的直径与  $S(A, A^*)$  的最大值进行修正。

#### 3.2 各种方法的融合

不同的表示方法,适用于不同的应用领域,究竟采用哪种表示方法或采用多种方法的结合要视具体的应用来定。下面给出了一种各种匹配方法融合模型。

各种匹配方法的融合主要有多数投票法、改进的多数投票法、线性加权投票法、和规则、积规则、概率加权法等等。这里,给出一个一般形式的匹配度的求法。

设  $U$  为论域,  $A, A^*$  分别是论域  $U$  上的两个 Fuzzy 子集,  $\mu_A(x)$  表示元素  $x(x \in U)$  隶属于 Fuzzy 子集  $A$  的程度,  $\mu_{A^*}(x)$  表示元素  $x(x \in U)$  隶属于 Fuzzy 子集  $A^*$  的程度,匹配度可如下表示:

$$M(A, A^*) = \sum_{i=1}^n \alpha_i f_i(\mu_A(x), \mu_{A^*}(x)) \quad (16)$$

其中,  $\sum_{i=1}^n \alpha_i = 1, f_i(x)$  表示第  $i$  种方法所对应的匹配度,  $\alpha_i$  表示第  $i$  种方法所对应(或专家给定)的权值。通过调节不同的权值,可确定不同的应用领域。

### 4 实验结果分析

基于 Windows XP 平台, Microsoft Visual Studio 2003 C#.NET 作为系统的开发工具,构建的常见疾病诊断及营养治疗专家系统(DDNTFES)<sup>[3]</sup>的过程中,利用 IDM 法进行模糊知识匹配后,将满足条件的记录再运用 CRI(Compositional Rule of Inference)方案进行推理。通过调查获取的 142 个测试样本中,能准确诊断治疗的共 131 例,有 3 例误判,有 8 例漏判。其准确

(下转封三)

行月流量分析,所得到的分析图如图 6 所示。

由曲线图得出,对于模拟资金异常流动(洗钱行为,账号尾数为 383345 的曲线)的账户数据与正常交易型账户数据相比具有明显的变化特征,正常交易型账户的数据变化也较符合其自身的类型特征。

从以上分析结果来看,所得到的模拟数据还是比较满意的。

## 4 结束语

运用 Agent 智能仿真技术,模拟了现实金融交易中的正常金融交易行为和异常的金融交易行为(洗钱行为),所设计的 Agent 智能体所产生的行为动作具有一定的针对性。通过构建金融交易模拟终端的方式来为反洗钱模拟平台的设计以及对多种监测方法的验证提供数据支持。通过对系统产生数据的分析,得出以下结论:

(1) 账户之间的交互具有较好的自由度,与关系账户之间的数据联系具有比较好的随机性。

(2) 账户之间的交互频度具有较好的随机性,能够较贴近现实的产生金融交易所具有的复杂网络特性的数据关系,能为下一步利用复杂网络进行反洗钱研究提供一定的数据支撑。

(3) 正常交易的数据行为特征能较好地符合其自身的类型特征;异常交易的数据行为特征具有显著的突出性,能够较好地用于对监测方法进行数据验证。

文中构建的对于正常交易的角色 Agent 的行为特征来源于其行为特征库,由于对提取相应的行为特征

(上接第 143 页)

率达 92.25%,但如运用到临床营养中其错误率仍需要进一步降低,主要是专家和营养师提供的数据和统计的规模需要加大。

## 5 结束语

目前,Fuzzy 逻辑控制技术已日趋成熟,随着 Fuzzy 理论与其它新理论、新方法、新技术的相互交叉、渗透和融合,Fuzzy 理论将会有更加广泛的应用空间<sup>[4-8]</sup>。模糊专家系统中知识表示及推理仍有许多问题还需要进一步的研究,将其它多种不确定性知识表示和处理技术与模糊理论相融合,建立相应的不确定性知识表示及处理模型,结合神经网络技术,实现知识获取的自动化,能通过不断的学习,提高专家系统的效率,是下一步的研究课题。

### 参考文献:

[1] 徐宗本,张讲社,郑亚林. 计算智能中的仿生学:理论与算

法[M]. 北京:科学出版社,2003:167-232.

### 参考文献:

- [1] Wen Zhigang, Mehdi Q H, Gough N E. A New Animation Approach for Visualizing Intelligent Agent Behaviours in a Virtual Environment[D]. USA: School of Computing and Information, Technology University of Wolver Hampton, 2002.
- [6] 梁英武. 支付交易与反洗钱[M]. 北京:中国金融出版社, 2003.
- [5] 薛耀文,张朋柱,范 静. 基于成本约束的智能节点洗钱效用与路径分析[J]. 清华大学学报:自然科学版,2006(S1): 1165-1171.
- [2] 蒋云良,徐从富. 智能 Agent 与多 Agent 系统的研究[J]. 计算机应用研究,2003,20(4):31-34.
- [3] Laird J E, van Lent M. Human-level AI's Killer Application: Interactive Computer Games[M]. [s. l.]: AAAI Press / The MIT Press, 2000:1171-1178.
- [7] 潘创业,谢能刚,包家汉. 多目标并行博弈算法的研究与应用[J]. 机械工程学报,2006(2):13-15.
- [4] Davis I. Strategies for Strategy Game AI[C]//In Papers from the AAAI 1999 Spring Symposium on Artificial Intelligence and Computer Games. [s. l.]: AAAI Press, 1999:24-27.
- [9] 高 曙,陈定方. 基于多 Agent 的分布式虚拟设计/制造系统研究[J]. 计算机工程与应用,2002,38(22):227-241.
- [8] 沈 慧,潘 郁. 基于 Agent 的电子商务博弈协商过程的研究[J]. 微计算机信息,2006,22(24):236-238.

- [2] 李 凡. 模糊信息处理系统[M]. 北京:北京大学出版社, 1998.
- [3] 朱林立. 基于模糊理论的常见疾病诊断及营养治疗专家系统的研究[D]. 昆明:云南师范大学,2007.
- [4] Cordon O, Herrera F, Peregrin A. Searching for Basic Properties Obtaining Robust Implication Operators in Fuzzy Control[J]. Fuzzy Sets and Systems, 2000(111):237-251.
- [5] Galvo T, Mesier R. Weighted triangular norms-based aggregation operators[J]. Fuzzy Sets and Systems, 2003(137):3-10.
- [6] Wang G J, Wang H. Non-fuzzy Versions of Fuzzy Reasoning in Classical Logics[J]. Information Sciences, 2001, 138(1):12-36.
- [7] Zheng Yalin, Zhang Winxiu. Fuzzy lattices with shell and dangerous signal recognition logic systems[J]. The International Journal of Fuzzy Mathematics, 2000, 2:283-294.
- [8] 李德毅,杜 鹞. 不确定性人工智能[M]. 北京:国防工业出版社, 2005.