

# 基于 DFL 的 Agent 推理模型<sup>\*</sup>

孙琳琳<sup>1,2</sup> 李凡长<sup>1</sup> 韩雪<sup>1</sup>

(苏州大学计算机科学与技术学院 苏州 215006)<sup>1</sup> (宿迁高等师范学校 宿迁 223800)<sup>2</sup>

**摘要** 推理是 Agent 研究的核心问题之一。根据 Agent 的推理特性,引用 DFL 理论提出基于动态模糊逻辑(DFL)的 Agent 推理模型,实现了范例验证系统,即基于动态模糊逻辑(DFL)的 Agent 推理模型的叮当漫画书城系统。

**关键词** Agent,推理模型,动态模糊逻辑

## Reasoning Model for Agent Based on DFL

SUN Lin-lin<sup>1,2</sup> LI Fan-zhang<sup>1</sup> HAN Xue<sup>1</sup>

(College of Computer Science and Technology, Soochow University, Suzhou 215006, China)<sup>1</sup>

(Suqian Higher Normal School, Suqian 223800, China)<sup>2</sup>

**Abstract** Reasoning is one of the core of the Agent research. According to the reasoning characteristic of the Agent, we bring forward the reasoning model of Agent, which is based on DFL, that refers to the theory of DFL. And we carry out the system validated by examples. It is the Dingdang cartoon book city system which is a reasoning model of Agent based on DFL.

**Keywords** Agent, Reasoning model, DFL

## 1 引言

Agent 的推理能力是衡量其心智状态的一个重要指标,心智状态为描述一个复杂的系统提供了一种简洁的表示,使它不需要物理的实践就可以得到许多的 Agent 行为规则和模式,并且可以被 Agent 自身用来相互推理<sup>[1]</sup>。事实上,我们知道它的心智状态如信念、愿望、意图等将会随着它们之间的交互、环境的变化和本身调整而发生改变,也就是说它的推理过程是一个动态的过程,并且,信念、愿望以及意图本身就具有外延性、不确定性的,也就是我们说的模糊性,因此,它具有动态的、模糊的特性,也就是说,在智能的推理过程中,将会出现大量的动态模糊的信息,这样就导致我们无法用普通的逻辑系统来演绎和描述它们,所以将动态模糊性加入到 Agent 的推理中是十分合理的,而且是非常有必要的<sup>[2-7]</sup>。

事实上,不仅仅是推理过程具有动态模糊性,Agent 的其它几个过程如知识的表达、知识的自主学习等也同样具备动态模糊性,甚而在整个客观世界和主观世界里,动态模糊性问题都无处不在,因此本文试图将动态性和模糊性相结合,用来研究 Agent 的推理模型。

目前,人们研究 Agent 的理论工具主要有:模态逻辑、时序逻辑、进程代数、对策论、模糊逻辑、粗糙集等。在这些理论工具中,时序逻辑、进程代数、对策论等可以描述动态问题,但对模糊性的处理不足;自 L. A. Zadeh 1965 年提出“Fuzzy sets”以来,模糊数学在理论和应用上都有了长足的发展,取得了一系列的丰硕成果,但是这些理论仅仅能够解决静态的模糊性问题,而 Agent 推理中具有“动态模糊性”的事件是普遍存在的。本文基于动态模糊逻辑对 Agent 推理模型进行设计。内容分为 5 节:第 1 节,引言;第 2 节,基于动态模糊逻辑(DFL)的 Agent 推理模型设计;第 3 节,Agent 推理中的动态

模糊度(DFM)的计算;第 4 节,模型验证系统;最后是结论与展望。

## 2 基于 DFL 的 Agent 推理模型的设计

### 2.1 动态模糊(DF)知识的表示

定义 2.1.1 动态模糊知识可以表示为<sup>[3]</sup>:

1)  $A((\vec{x}, \vec{x}), (\vec{S}, \vec{S}), \mu(\vec{S}, \vec{S}))$ ; 其中  $A$  表示动态模糊对象的属性,  $(\vec{x}, \vec{x})$  表示动态模糊对象,  $(\vec{S}, \vec{S})$  表示动态模糊对象  $(\vec{x}, \vec{x})$  的属性  $A$  的动态模糊状态,该动态模糊状态可用动态模糊隶属度(DF membership degree)  $\mu(\vec{S}, \vec{S})$  来表示。

2)  $A((\vec{x}_1, \vec{x}_1) \wedge (\vec{x}_2, \vec{x}_2) \wedge \dots \wedge (\vec{x}_n, \vec{x}_n)) : (\vec{S}, \vec{S}), n > 1$  且  $n \in N, N$  是自然数集合,  $A$  表示  $n$  个动态模糊对象的共同属性,  $(\vec{x}_1, \vec{x}_1), (\vec{x}_2, \vec{x}_2), \dots, (\vec{x}_n, \vec{x}_n)$  表示  $n$  个动态模糊对象,  $(\vec{S}, \vec{S})$  表示共同属性  $A$  的动态模糊状态,可用动态模糊隶属度来表示。

3)  $A((\vec{x}_1, \vec{x}_1) \vee (\vec{x}_2, \vec{x}_2) \vee \dots \vee (\vec{x}_n, \vec{x}_n)) : (\vec{S}, \vec{S}), n > 1$  且  $n \in N, N$  是自然数集合,  $A$  表示  $n$  个动态模糊对象中至少有一个对象所拥有的属性,  $(\vec{x}_1, \vec{x}_1), (\vec{x}_2, \vec{x}_2), \dots, (\vec{x}_n, \vec{x}_n)$  表示  $n$  个动态模糊对象,  $(\vec{S}, \vec{S})$  表示共同属性  $A$  的动态模糊状态,可用动态模糊隶属度来表示。

4)  $A((\vec{x}_1, \vec{x}_1), (\vec{x}_2, \vec{x}_2), \dots, (\vec{x}_n, \vec{x}_n)) : (\vec{S}, \vec{S}), n > 1$  且  $n \in N, N$  是自然数集合,  $A$  表示  $n$  个动态模糊对象之间的关系 ( $A$  看作谓词),  $(\vec{x}_1, \vec{x}_1), (\vec{x}_2, \vec{x}_2), \dots, (\vec{x}_n, \vec{x}_n)$  表示  $n$  个动态模糊对象,  $(\vec{S}, \vec{S})$  表示动态模糊状态。

5) 有限次地使用  $\rightarrow, \leftrightarrow, \wedge, \vee, \exists, \forall, -$  来连接 1), 2), 3), 4) 以表示更复杂的动态模糊知识。

从上面的定义可以看到,属性  $A$  是一个动态模糊集合 DFS, 动态模糊状态  $S$  是动态模糊集合  $A$  的一个元素,  $S$  可以用动态模糊隶属度来描述, 动态模糊隶属度落在 DF 区间

<sup>\*</sup> 本文的研究得到国家自然科学基金(60775045)和江苏省自然科学基金资助(BK2005027, BK2002040)。

$[0,1] \times [\leftarrow, \rightarrow]$ 上。

## 2.2 基于DFL的Agent心智状态的形式化描述

Agent的心智状态主要由以下几个要素<sup>[9-11]</sup>组成:

Agent的环境感知器(Sense)、信念(Belief)、愿望(Desire)、意图(Intention)、推理(Reason)、目标(Goal)。

$Agent = \{(\vec{S}, \vec{S}), (\vec{B}, \vec{B}), (\vec{D}, \vec{D}), (\vec{I}, \vec{I}), (\vec{R}, \vec{R}), (\vec{G}, \vec{G}), K\}$

$(\vec{S}, \vec{S})$ : Sense(环境感知), 通过环境感知器感知到外部环境的变化, 将这些变化信息通过DFL的形式化描述后送入内部知识库, 以便于分析和作出适当的推理。

$(\vec{B}, \vec{B})$ : Belief(信念), 是Agent对世界的认知, 包含描述关于环境的数据和自身的内部状态信息, 是思维活动的基础, 这些信息可能不完整, 有时甚至是不正确的。可以分为确定的客观事实和不确定主观态度。例如“小明有一双很好的旱冰鞋”, “我相信明天会下雨”, 前者是确定的客观事实, 但信息并不完整, 比如说它没有描述旱冰鞋的属性(尺码、颜色等), 而后的正确性是不确定的。

$Belief = Fact\_BasedBelief | Attitude\_BasedBelief$ ;

$Fact\_BasedBelief = fact(x) | aboutfact(x)$ ;

$aboutfact = fact$ ;

$Attitude\_BasedBelief = believe(id, t, s)$ ;

Agent的信念包含(1)客观事实类信念, 包括事实以及相关此事实的相关知识;(2)主观态度类信念, 表示Agent在时间 $t$ , 相信标识符为 $id$ 的Agent处于状态 $s$ 。

$(\vec{D}, \vec{D})$ : Desire(愿望), 描述了Agent能够响应的事件和可能达到的目标, 由一个目标集组成, 也可以理解为一种对环境的期待和判断。这些愿望可以具有不相容性, 而且Agent也不必相信它的愿望是可实现的。

$(\vec{I}, \vec{I})$ : Intention(意图), 可以理解为是当前最要完成或适合完成的愿望, 描述了Agent在未来的时间内对自己行动的预先安排, 是Agent未来的行动方向, 直接指导Agent的未来行动。一般要根据当前自身状态和环境状态以及目标连接起来, 从而建立计划集合。

$Intention = intend(t, g) time(t) or believe(id, t, g) or goal(g)$

意图的含义为: 表示Agent感知到外界环境在时间 $t$ 发生的事件或状态所蕴含的意图 $g$ 后, 判断标志符为 $id$ 的Agent是否相信在该时间 $t$ 能实现该目标 $g$ , 然后向Agent提出实现目标的请求。

$(\vec{G}, \vec{G})$ : Goal(目标), 即Agent希望进入何种状态, 是Agent从愿望Desire中选择的子集, 是Agent可能要去追求实现的。目标只是Agent当前拥有的选择, 但是, Agent并没有采取具体行动的承诺。

$Goal = goal(x) or aboutfact(x)$ ;

$aboutfact(x) = fact(x) or aboutfact(x)$ ;

目标含义: 当Agent获得所要达到的目标 $x$ 时, 将查询该目标所需的客观事实及与之相关的知识。

$K$ : 表示Agent对应求解问题的知识库。

## 2.3 基于DFL的Agent内部推理机制

引入几个修正函数, 用来修正调整变化了的信念、愿望以及意图。

filter: 过滤函数。  $\rho(\vec{B}, \vec{B}) \times \rho(\vec{D}, \vec{D}) \times \rho(\vec{I}, \vec{I}) \rightarrow \rho(\vec{I}^2, \vec{I}^2)$ , 该函数依据主体当前的意图、当前的信念和当前的愿望来更新主体的意图, 丢弃无法完成或者没有意义的意图, 为无

法实现的意图选择新的实现方法, 以及选择新的意图。

belrf: Agent信念修正函数。  $belrf: \rho(\vec{B}, \vec{B}) \times (\vec{S}, \vec{S}) \rightarrow \rho(\vec{B}^1, \vec{B}^1)$ , 该函数依据当前感知 $(\vec{S}, \vec{S})$ 和当前的信念 $(\vec{B}, \vec{B})$ 确定一个新的信念 $(\vec{B}^1, \vec{B}^1)$ 集合, 这个信念不一定是正确的, 需要不断的修改。

desrf: Agent愿望修正函数。  $desrf: \rho(\vec{B}, \vec{B}) \times \rho(\vec{I}, \vec{I}) \rightarrow \rho(\vec{D}, \vec{D})$ , 该函数根据Agent关于环境和目前意图 $(\vec{I}, \vec{I})$ 以及当前信念 $(\vec{B}, \vec{B})$ 来确定一个愿望 $(\vec{D}, \vec{D})$ 。其作用有两个: 一是Agent愿望的产生是一个循环求精的过程, 不断地考虑和做出局部实现的意图, 直到最后获得目标; 二是它产生的愿望必须与Agent当前的信念和当前的意图相一致, 这个愿望也不一定是最终愿望, 也不一定能够实现。

intra: 意图修正函数。  $intra: \rho(\vec{B}, \vec{B}) \times \rho(\vec{D}, \vec{D}) \times \rho(\vec{I}, \vec{I}) \rightarrow \rho(\vec{I}^1, \vec{I}^1)$ , 该函数基于Agent当前信念 $(\vec{B}, \vec{B})$ 、愿望 $(\vec{D}, \vec{D})$ 和意图 $(\vec{I}, \vec{I})$ 确定一个新意图 $(\vec{I}^1, \vec{I}^1)$ , 这是推理过程产生的子意图, 也是不一定能实现的, 也需要一个建立-修改-再建立的循环求精过程。

可以看到, Agent的变动是链式的变动, 正是所谓的“牵一发而动全身”, 一旦环境发生了变化, 就会引发一系列的内部心智状态的变化(即信念、愿望、意图的修正)。

根据以上的分析, 给出Agent的内部推理机制示意图, 如图1所示。

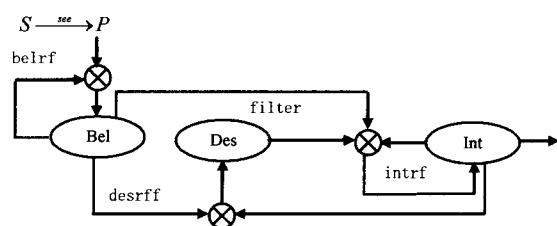


图1 基于DFL的Agent的内部推理机制

Bel: 表示所有可能的信念集合, 在推理过程中, 并不是使用整个信念集合, 而是从中根据不同的需求选择出某个确定的信念集合, 即  $Bel_i$ , 它是Bel的子集。

Des: 表示所有可能的愿望集合, 同样, 在Agent的推理中, 也不需要使用整个愿望的集合, 要选出某个确定的愿望集合, 即  $Des_i$ , 它是Des的子集。

Int: 表示所有可能的意图集合, 同上, Agent推理中, 选出子集合  $Int_i$ 。

see:  $S \xrightarrow{see} P$  表示信念的确定过程, 通过感知外部环境, 进行分析、提取有用信息, 逐步确定其信念。exe: 表示对某个特定的意图实施特定的行为A。

## 2.4 Agent工作算法

可将其工作算法描述为:

```
function Agent()
{
    事件E到达;
    将感知到的信息进行分类;
    if E is easy or urgency then reaction; //对紧急事件的反应式动作
    else{
        访问知识库;
        L; B = belrf(P, B); //根据感知和当前信念集产生新的信念
        options = Option_Generator(B, I, G);
        //根据环境和目前意图的当前信念产生愿望
        Selected_Options = deliberate(options, B, I, G); //思考过程
        Update_Intentions(selected_options, I); //修正意图
        Make_Plan(I); //根据当前意图制定计划
        execute(plans); //执行计划
        if plans are not executed successfully than { //执行不成功
            call belrf(B) or desrf(D) or intra(I); //调用修正信念、修正愿望或修
```

```

正意图函数
goto L;
}
else calculate difference between E and information library{ //计算该案例知识库中案例的动态模糊相似度 DFM
    if DFM<=a than //不相似(a为某个阈值)
        add_k(新的知识或经验); //新的知识或经验并入知识库;
    else if 处理方法不同; //相似但处理方法不同,也并入知识库
        add_k(新的处理方案); //新的处理方案并入知识库;
    else abandon E; //相似且处理方法也相同则丢弃该案例 E
};

```

### 3 Agent 推理模型中动态模糊相似度(DFM)的计算

下面我们就结合 DFM 来说明 Agent 推理过程:

(1)事件 E 触发 Agent 推理机运行时,首先要从案例库中查找相似案例,在这里要计算案例的 DFM,当  $DFM \geq a$  时, a 是一个阈值(可以由领域专家给出), Agent 认为案例库里有相似案例,则搜索它有几种解决问题的方案  $P_1, P_2, \dots, P_n$ ;

(2)通过缺省假设推理,分别计算出方案  $P_1, P_2, \dots, P_n$  的奖赏值  $W_1, W_2, \dots, W_n$ , 即按每种方案执行所能得到的利益,选择最大的  $W_i$  所对应的方案  $P_i$  来执行;

(3)否则,若  $DFM < a$  时, Agent 认为案例库中没有相似相似案例,则从知识块中查找相似事件,在此处要计算事件 E 的 DFM,当  $DFM \geq b$  时, b 是一个阈值(也可以由领域专家给出),认为事件相似,接下来要结合规则库中的规则,进行规划,产生决策,从而得到行为集,进行相应的行为动作。

根据以上推理过程的描述,我们可以看到,动态模糊相似度 DFM 的计算在 Agent 的推理过程中是必不可少至关重要的,下面就给出 DFM 的求解公式。

**定义 3.1**<sup>[3]</sup> 设当前知识的动态模糊状态  $(\tilde{S}, \tilde{S}')$  的动态模糊隶属度  $\mu(\tilde{S}, \tilde{S}')$ , 与之相对应的规则前提条件中的动态模糊状态是  $(\tilde{S}, \tilde{S})$  且动态模糊隶属度为  $\mu(\tilde{S}, \tilde{S})$ , 状态  $(\tilde{S}', \tilde{S}')$  与  $(\tilde{S}, \tilde{S})$  的动态模糊相似度记为 DFM, 且动态模糊相似度 (DFM) 与  $\mu(\tilde{S}', \tilde{S}')$ ,  $\mu(\tilde{S}, \tilde{S})$  相关。

其 DFM 的计算公式为:

$$DFM = \begin{cases} (\bar{1}, \bar{1}), & \mu(\tilde{S}, \tilde{S}) = \mu(\tilde{S}', \tilde{S}') \\ \frac{\mu(\tilde{S}')}{\mu(\tilde{S})}, & \mu(\tilde{S}, \tilde{S}) < \mu(\tilde{S}', \tilde{S}') \\ \frac{\mu(\tilde{S})}{\mu(\tilde{S}')}, & \mu(\tilde{S}, \tilde{S}) > \mu(\tilde{S}', \tilde{S}') \end{cases} \quad (1)$$

DFM =

$$\begin{cases} (\bar{1}, \bar{1}), & \mu(\tilde{S}, \tilde{S}) = \mu(\tilde{S}', \tilde{S}') \\ (\bar{1}, \bar{1}), -|\mu(\tilde{S}, \tilde{S}) - \mu(\tilde{S}', \tilde{S}')|, & \mu(\tilde{S}, \tilde{S}) \neq \mu(\tilde{S}', \tilde{S}') \end{cases} \quad (2)$$

## 4 模型验证系统

### 4.1 多模式 Agent 商务谈判系统的结构设计

#### 4.1.1 多模式 Agent 商务谈判系统的组成结构

目前,支持网上谈判的应用系统主要有拍卖(Auction)系统、谈判支持系统 NSS(Negotiation Support Systems)和自动谈判系统 ANS(Automated Negotiation)系统。谈判支持系统 NSS 与自动谈判系统 ANS 有些相似,但它们是不同的,二者得主要区别在于: NSS 是提供各种建模、群体分析技术等方法辅助支持谈判人谈判的计算机软件,其主要目的是提高谈判效果,促使谈判成功;而自动谈判系统 ANS 则是采用谈判软件 Agent 部分或完全代替自然人同其它谈判方 (Agent 或

人)谈判,主要目的是减轻人在繁杂的谈判过程中的工作,或干脆从中完全地解放出来,以提高谈判效率,降低成本。在多模式 Agent 商务谈判系统中,我们是在自动谈判系统 ANS 的基础上加入了谈判模式的选择,也就是模型选择,在这里设计了两种谈判模式:人工谈判模式和半自动谈判模式。另外,基于 Agent 商务谈判智能化的特点,系统中还应该加入机器学习机制,当然还包括人-机接口,所以我们的多模式 Agent 商务谈判系统组成如图 2 所示。

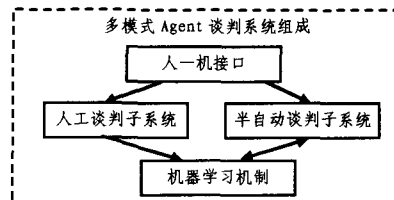


图 2 多模式 Agent 商务谈判系统的组成结构

#### 4.1.2 多模式 Agent 商务谈判系统的体系结构

根据多模式 Agent 商务谈判系统的功能、组成,我们将系统的各个功能细化,设计了以下几个功能模块:

(1)模型选择模块:在这里我们设计了两种谈判模式的选择,一种是人工谈判模式,另一种是半自动谈判模式;

(2)知识库模块:这是一个很重要的部分,包含产品信息数据库、规则库、过去的决策案例库,以及谈判过程中的中间数据或者是谈判记录,可以文档的形式保存下来,以备以后查看;

(3)控制模块:承担知识库的访问、修正案例等任务,担任信息的收发及与用户交互的角色;

(4)推理模块:它的功能是根据已有的知识和经验,完成智能推理的过程,比如说对对方谈判方案的估计和生成新的谈判方案等,这也是 Agent 的心智状态的一个重要体现;

(5)机器学习模块:完成知识获取和知识的归纳学习等任务,刚开始时,知识库里只有产品的信息和少量规则,这是由商家决定,但是没有案例,也就是没有“经验”,那时的 Agent 处于一个较为“懵懂”的状态,因为它所知道的知识太少,所以心智状态很不成熟,因此,必须要经过学习的过程,这是 Agent 的智能性的要求,也是它的心智状态的一个重要表现;

(6)人-机接口模块:肩负与用户交互的任务,谈判模式的选择,对谈判问题的描述,谈判方案与报价的传递等。

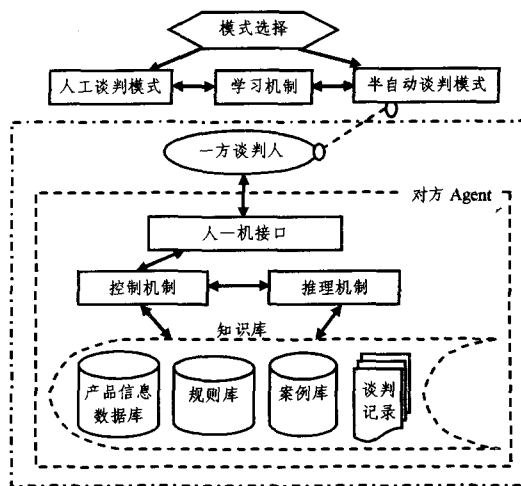


图 3 多模式 Agent 商务谈判系统的体系结构

从理论上讲,在任意时刻,由 Agent 具有响应性这个特点,只要谈判代理被通知谈判状态改变,它就要作出相应的响应动作,如访问知识库,以激活推理模块进行推理,以期对当时的谈判方案进行评估或者生成一个新的谈判方案,并将信息传达给对方,这是在控制模块、知识库模块、推理模块以及人-机接口模块之间进行的。

当谈判进行到最后时,谈判结果不外乎有两种情况:一种情况是谈判破裂,另一种情况是谈判成功,Agent 将此次谈判的各个属性形式化后,得到一个属性多元组,将这个多元组的具体值存入案例库中,为 Agent 进行机器学习作准备,那么,根据以上描述,我们可以将这个系统的体系结构设计成如图 3 所示。

#### 4.2 运行结果与分析

系统设计完毕后,运行过程及系统界面如下:

- (1) 买方人员登录界面,输入用户名及密码;
- (2) 登录后,进入商品浏览界面,选中要购买的商品并输入数量,提交购物清单给卖方 Agent;
- (3) 进入谈判界面,进行谈判。

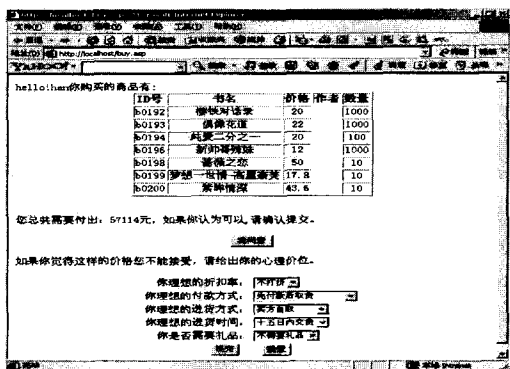


图 4 谈判界面

我们在做实验的时候,先是针对没有加入动态模糊(DFL)的验证系统来做,在经过多次谈判试验后,我们得到了如下一些数据,如表 1 所示。

表 1 无 DFL 的验证系统试验结果表

谈判次数	成功次数	成功率	利润率
50	46	46.0%	32.5%
100	98	49.0%	35.0%
150	139	46.3%	33.0%
200	190	47.5%	33.8%

然后,再针对加入了动态模糊(DFL)的验证系统来做,在经过多次谈判试验后,我们得到如下一些数据,如表 2 所示。

表 2 基于 DFL 的验证系统试验结果表

谈判次数	成功次数	成功率	利润率
50	65	65.0%	52.8%
100	132	66.5%	54.0%
150	198	66.0%	53.9%
200	277	69.3%	55.1%

首先比较谈判次数相同的情况下的成功率,然后比较利润率。我们可以计算出,加入了 DFL 的验证系统在进行谈判的时候,其谈判成功率的平均百分比为 66.7%,平均利润率为 53.95%,而没有运用 DFL 的验证系统其谈判成功率的平均百分比为 47.2%,平均利润率为 33.6%。通过比较,可以看到基于 DFL 的验证系统谈判成功率比没有运用 DFL 的验

证系统要高 20%左右,利润率要高 21%左右。

通过对两个验证系统的分析,我们完全可以得出这样一个结论:基于 DFL 的验证系统更优越。在做实验的时候,尽量让买方在两个系统中选择的购物清单相同,从而使比较结果更具有说服力。

**结束语** 动态模糊逻辑理论是一门新兴的学科,目前对它的研究也是学术界普遍关注的热点之一。从应用范围来看,它可以应用到各个行业和领域中去,比如前文所述的农业、工业、金融业、国际贸易等,从长远的发展来看,其应用前景也是十分广阔的。

在人工智能、软件工程等领域中,加入了动态模糊逻辑理论的知识表示后,将更能表现出人类的智能性,本文中的 Agent 推理模型就是建立在动态模糊逻辑上的,其主要成果包括:

(1) 给出了基于 DFL 的 Agent 推理模型的体系结构以及 Agent 的基本要素:即 Agent 的心智状态形式化描述、Agent 的知识库。

(2) 给出了基于 DFL 的 Agent 推理模型的推理原理及过程。

(3) 实现了基于 DFL 的 Agent 推理模型的验证系统——叮当漫画书城系统。

不过,本文虽然给出了实现 Agent 推理的一种方法,但是,这在 Agent 的各种推理方法中,还是很初步的,对于它的稳定性的研究也是不够的,也可以将它推广到多 Agent 的推理中去,因此,还有许多工作需要进一步研究。如:

- (1) 加强 Agent 推理模型的稳定性;
- (2) 多 Agent 推理模型的研究;
- (3) Agent 如何通过增强学习以加强其智能推理能力;
- (4) 如何将模型运用到具体的领域中去。

#### 参考文献

- [1] Wooldridge M. 多 Agent 系统引论. 石纯一,等译. 北京:电子工业出版社,2003:1-158
- [2] Li Fanzhang. Dynamic Fuzzy Logic and Its Applications. Nova Science Publishers, 2006:9 1-200
- [3] 李凡长. 动态模糊逻辑的推理方法研究. 计算机科学,1997,24(12):35-38
- [4] 李凡长,郑家亮. 动态模糊数据模型研究. 计算机研究与发展,1998,35(8):714-718
- [5] 李凡长,等. 动态模糊逻辑引论. 昆明:云南科技出版社,2005,7:1,12-13,87-88
- [6] 李凡长. 动态模糊数据运算及模型. 计算机工程,2001,27(3):100-102
- [7] 李凡长. 动态模糊关系数据模型研究. 小型微型计算机系统,2002,24(9):1107-1109
- [8] Touino H, et al. Plan Coordination by revision in collective agent based system. Artificial Intelligence, 2002, 142(2):121-145
- [9] Zeng D, Sycara K. Bayesian learning in negotiation[J]. Int. Journal of Human-Computer Studies, 1998(48):125-141
- [10] Oliver J R. A machine learning approach to a mediated negotiation and prospects for electronic commerce[J]. Journal of Management Information Systems, 1996, 13(3):83-112
- [11] Matos N, Sierra C, Jennings N R. Determining successful negotiation strategies: A evolutionary approach[A]// Proc. 3rd Int. Conf. on Multi-Agent Systems(ICMAS298)[C]. 1998:182-189
- [12] Sandholm T. Automated negotiation[J]. Communications of the ACM, 1999, 42(3):84-85
- [13] Sutton R S. On the significance of Markov decision processes [A]. Artificial Neural Networks 2ICANN. 97[C], 1997:13-17