

## 嵌入模糊逻辑的上下文存储与查询机制\*

叶剑<sup>1,2+</sup>, 李锦涛<sup>1</sup>, 高晓芳<sup>1,3</sup>, 朱珍民<sup>1</sup>, 刘金刚<sup>3</sup>

<sup>1</sup>(中国科学院 计算技术研究所,北京 100190)

<sup>2</sup>(中国科学院 研究生院,北京 100049)

<sup>3</sup>(首都师范大学 计算机科学联合研究院,北京 100037)

### Embedding Fuzzy Logic in Context Storing and Querying

YE Jian<sup>1,2+</sup>, LI Jin-Tao<sup>1</sup>, GAO Xiao-Fang<sup>1,3</sup>, ZHU Zhen-Min<sup>1</sup>, LIU Jin-Gang<sup>3</sup>

<sup>1</sup>(Institute of Computing Technology, The Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China)

<sup>2</sup>(Graduate School, The Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China)

<sup>3</sup>(Joint Faculty of Computer Scientific Research, Capital Normal University, Beijing 100037, China)

+ Corresponding author: E-mail: jye@ict.ac.cn

Ye J, Li JT, Gao XF, Zhu ZM, Liu JG. Embedding fuzzy logic in context storing and querying. *Journal of Software*. 2010,21(Suppl.):12-20. <http://www.jos.org.cn/1000-9825/10002.htm>

**Abstract:** The storage and query of context is the foundation of context awareness based computing. At the same time, uncertainty of context is an inevitable problem of the context awareness. Therefore, a fuzzy logic embedded context-aware architecture (FLECA) is proposed in this paper. FLECA gets the high level context semantic from querying those primary contexts. During the procedure of management of contexts, fuzzy logic engine enables FLECA to store and query the fuzzificated contexts. Furthermore, a neural network based learning machine is introduced into the management of fuzzy rules. The experiment shows that the learning machine is able to improve the adaptability of FLECA to provide stronger support to the user-centric applications.

**Key words:** context awareness; fuzzy logic; Neural Network; SPARQL

**摘要:** 上下文存储和查询是上下文感知计算的基础,而上下文的不确定性是上下文处理中不可避免的问题。为此,提出了一种嵌入模糊逻辑的上下文感知系统架构(FLECA)。FLECA 将基本上下文信息转换成高层上下文语义,通过内嵌模糊逻辑引擎,实现对模糊上下文信息的全模糊存储和查询;同时基于神经网络,实现查询推理机制的学习和完善。实验表明引入学习机制能够有效提高 FLECA 的适应性,从而为以用户为中心的应用提供有力的支撑。

**关键词:** 上下文感知; 模糊逻辑; 神经网络; SPARQL

上下文感知技术作为普适计算的关键技术之一,已经受到了普遍关注。上下文的一个最突出的特点是种类繁多,这些不同类型的上下文在感知方法、数据类型、表现形式上存在极大的差异,使得上下文建模和查询成为上下文感知计算研究的难点之一。随着语义 web 概念的提出,本体的描述语言也相继出现,基于本体的上下文建模和查询也已经成为当今研究的一个热点<sup>[1]</sup>。XML、名字空间及其 XML Schema,资源描述框架 RDF(Resource

\* Supported by the National High-Tech Research and Development Plan of China under Grant No.2009AA011906 (国家高技术研究发展计划(863)); the National Natural Science Foundation of China under Grant No.61070109 (国家自然科学基金)

Received 2009-07-15; Accepted 2010-07-09

Description Framework)及其框架模式 RDF schema,本体互换语言 OIL(Ontology Interchange Language)或者称为本体推理层(Ontology Inference Layer)和美国国防高级设计研究署代理标记语言 DAML(DARPA Agent Markup Language),最后被 W3C 标准化为 web 本体语言 OWL(Web Ontology Language)<sup>[2]</sup>,以及与之相匹配的查询语言 RQL、RDQL、TRIPLE、N3、Versa、SeRQL、SPARQL 的相继出现,这些都为基于本体的上下文感知系统(context-aware system)的实现打下了坚实基础,把语义 Web 的技术引入上下文感知计算中也成为一种必然趋势.

目前,用本体对上下文建模、用 OWL 来描述本体、用 SPARQL 来查询上下文本体库,在上下文感知系统中已经扮演着非常重要的角色.尽管它们已经有很丰富的表达能力了,但是它们在处理模糊和不确定信息时存在不足.理想情况下所获取的上下文应该是精确和有效的,但实际上,由于同一上下文可以从不同的信息源通过不同的方式获取,获取上下文时间间隔以及上下文本身的精确度、可靠性、有效性等限制导致获取的原始上下文经常是模糊的和不确定的<sup>[3]</sup>.因此,在上下文建模和查询中,处理模糊的、不确定的信息成为必然.

## 1 相关工作

不确定性问题是普适计算环境下上下文感知应用的一个不可避免的问题,已经引起了研究人员的极大的兴趣<sup>[4]</sup>.Ranganathan<sup>[5]</sup>等人在 Gaia 系统中采用贝叶斯网络的方法来对上下文信息间的因果关系进行建模,并用概率来表示上下文信息间的不确定性关系,但没有提出如何构建不确定的上下文本体.Ding<sup>[6]</sup>等人利用 OWL 定义了一些概率来表示相关的类和属性,从而支持概率的本体表示.在此基础上,Gu<sup>[7]</sup>等人提出了一种基于上下文本体的不确定性表示方法,但未能解决如何将三元组形式的上下文本体信息与表示其不确定性的概率相关联的问题.

关于模糊查询方面的研究,主要是一些基于关系数据库的模糊 SQL 和语义 Web 领域的基于本体库的模糊 SPARQL 查询.在关系数据库和 SQL 查询语言的领域,模糊查询以及十分普遍了.一般的模糊查询语言都是采用加权布尔查询<sup>[8]</sup>,有些还加入了一些新的方法,如 p-norm 方法<sup>[9]</sup>、几何平均数方法<sup>[10]</sup>、归纳加权查询<sup>[11]</sup>和模糊聚类查询<sup>[12]</sup>等.针对本体的 RDF 数据库和 OWL 数据库,也有一些模糊 SPARQL 方面的研究,Pan<sup>[13]</sup>等人对普通的联合查询通过引入模糊逻辑扩展成一种更具有表达能力的查询语言.这些语句采用模糊隶属度在查询子句中引入权重或阈值,作者先定义了 CTQs(Conjunctive Threshold Queries),又在 CTQs 的基础上提出 GFCQs(General Fuzzy Conjunctive Queries),对查询结果也模糊化处理.Pan<sup>[14]</sup>等人在模糊加权布尔查询的基础上,通过在查询语句中定义特殊格式的注释子句来制定模糊查询类型的信息,可以容纳不同的关联度,如偏好、权重、模糊阈值等.Buche<sup>[15]</sup>等人中也引入了模糊集,实现 SPARQL 的灵活查询.

从现有的相关研究工作中可以看出,一方面,模糊上下文信息的建模还需要在理论上进一步完善;另一方面,上下文感知领域缺乏模糊查询技术的研究.为此,本文提出了一种基于模糊逻辑的上下文建模和查询的方法,该方法有效地将模糊隶属度与本体建模语言 OWL、本体查询语言 SPARQL 结合在一起.

本文在第 2 节描述了嵌入模糊逻辑的上下文感知系统架构(Fuzzy Logic Embedded Context-Aware Architecture,简称 FLECA),并着重介绍了上下文感知层的实现,以及该层的核心——模糊化的工作流程.第 3 节给出了模糊化存储和查询的方法和实例.第 4 节对全文进行总结,并对下一步的研究工作进行展望.

## 2 嵌入模糊逻辑的上下文感知系统架构(FLECA)

以用户为中心的上下文感知系统,主要是获取上下文信息,并根据上下文捕获到用户更多的场景信息,了解用户的目的以及可能感兴趣的服务等信息,并及时地响应甚至预测用户需求,为用户提供更佳的服务.因此基于上下文感知的服务推荐,更能体现以用户为中心的服务推荐模式,成为当前学术界以及工业界的一个研究热点和焦点.本文提出了一个嵌入模糊逻辑的上下文感知系统架构(FLECA),如图 1 所示,它主要包括 3 个部分:上下文感知层、上下文应用层和用户层.

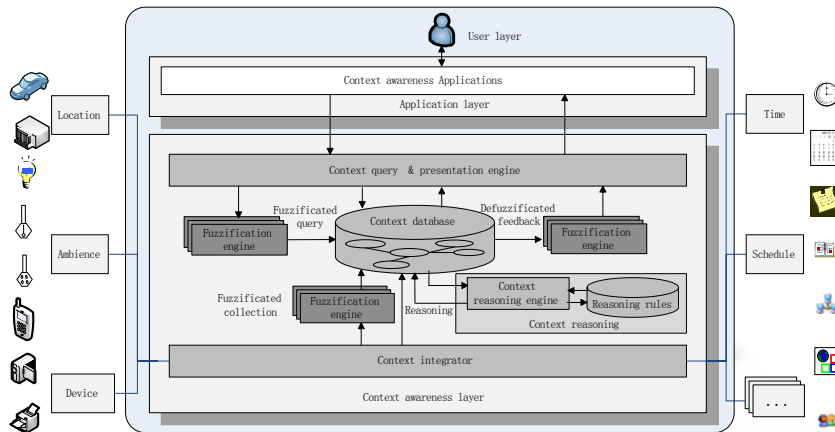


Fig.1 Fuzzy reasoning based architecture of context awareness  
图 1 基于模糊推理的上下文感知系统架构

上下文感知层,主要是获取由传感器系统直接得到的低层上下文,对其表示和存储;能够把低层上下文经过逻辑推理生成高层的上下文信息;提供给应用层一个查询和呈现的接口.应用层是面向用户层,根据用户的偏好和由上下文感知层获取的上下文信息,为用户提供合适的服务.用户层主要包含了用户和系统的一个交互的过程,用户能够享受服务,并对该服务提出相应的反馈信息.

## 2.1 FLECA系统中上下文感知层

如图 1 所示,FLECA 系统包含三层,本文重点研究最基础的一层——上下文感知层.在上下文感知层的两大模块数据管理模块和推理模块中,又包含 6 个小的功能块,它们都是 FLECA 系统中非常重要的一部分,各分功能块之间相互联系,但又有自己的任务.

上下文聚合器 CA(context-aware aggregator)可以发现各种各样的传感器,并收集由这些传感器获取的原始的上下文信息,然后经过模糊化处理转化成低层上下文信息的格式,传给上下文知识库.这些上下文的信息有些是永久性的,有些是动态变化的,不管是怎样的,CA 都能及时的发现并收集这些原始的上下文信息,经过模糊化处理转化成一定的格式传给上下文知识库.

在上下文知识库 CKB(context knowledge base)中,上下文信息都是以本体的形式存储的,本文采用 owl 作为本体描述语言,所以在 CKB 中存储的大量的历史上下文信息和动态的上下文信息,都是一些 owl 的文件.有些上下文的变换频率是很高,所以 CA 要及时的通知 CKB 来更新上下文本体.

上下文查询和呈现引擎 CQP(context query and present engine),提供给应用程序一个查询和呈现上下文的接口.CQP 接收到由应用层发出的查询请求后,解析查询语句的条件子句,再经过模糊化处理、重组,生成新的符合上下文知识库的查询语言,然后从上下文知识库中获取上下文模型,根据查询类型采取不同的查询方法,必要的话使用一些简单的上下文推理,最终执行相应的查询操作,返回的查询结果直接或解模糊化后递交给 CQP,最后经过一定的格式化封装返回给应用层.

上下文推理引擎 CRE(context reasoner engine)主要是根据推理规则库将基础的直接由传感器获取的低层上下文转化成高层上下文.本文采用本体对上下文建模,并用 OWL DL 语言描述本体,OWL DL 支持基于规则的逻辑推理.因此,在推理规则库中存放着系统所需要的推理规则,CRE 可以根据这些推理规则进行模糊逻辑推理.

总之,在 FLECA 系统中,上下文感知层每一步的实现都与模糊化模块紧密相连,模糊化模块是实现上下文感知层的关键所在.

## 2.2 上下文模糊化的工作流程

在图 1 的整个系统架构中,上下文模糊化处理贯穿到上下文入库、查询、推理以及对查询结果的反馈.图 2 描述了上下文模糊化的工作流程,主要包括两部分:模糊化模块和数据处理模块.

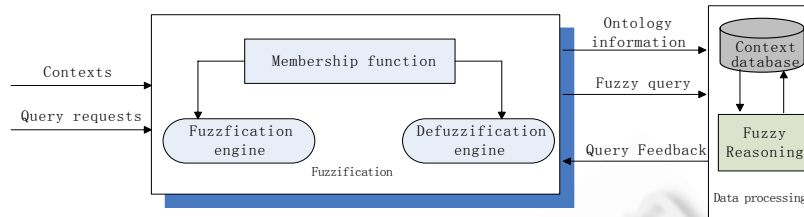


Fig.2 Workflow of context fuzzification

图 2 上下文模糊化的工作流程

在模糊化模块中,输入是由传感器直接获取的低层上下文信息和由应用层发出的查询语句,输出是经过模糊化模块处理后的模糊化的本体数据和查询条件.在模糊化模块中,三个组成部分(模糊隶属度函数、模糊化引擎、解模糊化引擎)协调工作;模糊隶属度函数中存储着与上下文的术语相关的不同的模糊隶属度函数(常见的一维隶属度函数有:三角形隶属度函数、梯形隶属度函数、高斯型隶属度函数、钟形隶属度函数等),这些隶属度函数的参数值是由上下文特征来确定的;模糊化引擎主要是在接收到上下文信息或查询语言后,解析出需要模糊化的概念,分别进行相应的模糊隶属函数的匹配并计算出隶属度,最后按特定的格式组装输出模糊本体数据或模糊查询条件;解模糊化的功能在应用层需要返回精确的数据信息时才使用,是模糊化功能的一个反向操作的过程.

数据处理模块包含一个上下文知识库和一个能实现模糊推理的功能模块.经过模糊化模块处理的模糊本体数据或模糊查询条件都要对上下文知识库进行操作,模糊本体数据用于更新上下文知识库,模糊查询条件用于查询上下文知识库,而且本体描述语言 OWL 支持模糊逻辑推理,上下文知识库的低层上下文信息可以经过逻辑推理后,生成高层的上下文信息,因此返回给应用层的查询结果可以是低层的上下文信息,也可以是高层的上下文信息.

在上下文模糊化的工作流程中,模糊化引擎和解模糊化引擎的实现非常关键,它们被融合在模糊化存储和模糊化查询的两个过程中.模糊化存储的过程包含了模糊化引擎和模糊隶属度函数;模糊化查询中不仅包含了模糊化引擎和模糊隶属度函数,还包含解模糊化引擎和模糊逻辑推理.下面给出模糊化存储和查询的方法及实例.

### 2.2.1 模糊化存储

在模糊化存储方面,已有学者采用贝叶斯网络的方法来对上下文信息间的因果关系进行建模,并用概率来表示上下文信息间的不确定性关系;或者直接用概率表示相关的类和属性.采用贝叶斯网络和概率的方法,都不能很好的支持已有的 OWL 的系统.为了让已有的支持 OWL 的系统不需做任何修改就可以存储模糊数据,本文提出一种方法将连续的模糊知识转化成 RDF 三元组.在该方法中,使用空白标签对模糊本体进行表示,并定义两个新的实体;fowl;membership、fowl;degree 作为新的 RDF 属性类型(rdf:type).

在模糊化存储的过程中,首先确定模糊隶属度函数,根据不同的上下文信息的特性来选取不同的模糊隶属度函数.例如,设定室内温度相应的隶属度函数(高斯型隶属度函数)如图 3 所示.

假设已经由传感器获取 1 号房间的温度是 28℃,根据上述的隶属度函数,算出 28℃相对于“高”的隶属度为 0.923,相对于“中”的隶属度为 0.278,相对于“低”的隶属度为 0.0015.所以要存在本体库中的命题为“1 号房间温度是高的隶属度 0.923,是中的隶属度 0.278,是低的隶属度 0.0015”.用 RDF 三元组来描述这条命题如下:

Room1	fowl;hasTemperature	_;Room1temperature
_;Room1temperature	fowl;membership	High
_;Room1temperature	fowl;degree	"0.923^^xsd;float"
_;Room1temperature	fowl;membership	Medium
_;Room1temperature	fowl;degree	"0.278^^xsd;float"
_;Room1temperature	fowl;membership	Low
_;Room1temperature	fowl;degree	"0.0015^^xsd;float"

\_;Room1temperature 就是用来描述 1 号房间的温度属性相对于概念“高”、“中”、“低”的模糊度的空白节点。

因此,本文采取的本体模型就是通过使用空白标签,对原有的本体模型实行一种简单的扩展.它不仅能完整的表示需要存储的不确定的上下文信息,还能让已有的支持 OWL 的系统不需要任何的修改就可以存储模糊数据.

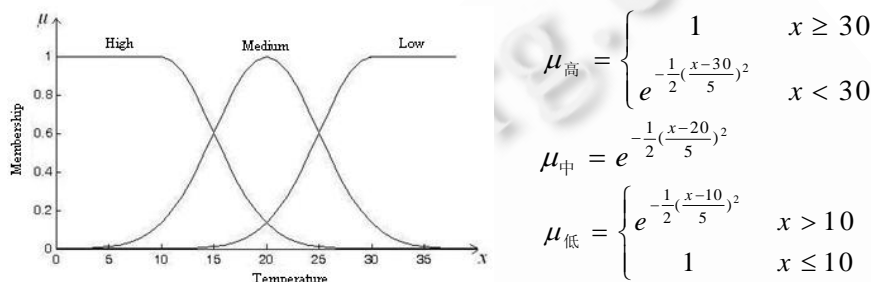


Fig.3 Membership function of indoor temperature

图 3 室内温度的模糊隶属度函数

2.2.2 模糊化查询

对于关系数据库和 OWL 本体库,要实现模糊化查询,必然要分别扩展 SQL 和 SPARQL.传统的模糊查询主要是针对数据库中的数据为精确数据,只是查询条件为模糊的语义信息.为了实现对扩展了模糊数据的本体数据库进行模糊化查询,而且不限定查询条件(模糊的或精确的),本文提出了一种模糊扩展 SPARQL 的方法,实现模糊化查询.模糊化查询在 FLECA 系统中包含的模块有上下文查询和呈现引擎、模糊化引擎、上下文知识库、解模糊化引擎、上下文推理引擎以及推理规则库.

例如,若要根据当前会议室的温度和人数,通过模糊化查询实现对会议室内空调的温度调整,可以由如下三步来完成;

Step1. 模糊化

当获取该查询语句后,首先根据模糊隶属度函数,将查询条件的 FILTER 子句中的精确数据进行模糊化的处理,再将精确的温度和人数信息转化成模糊的语义信息和相对于不同语义的一个隶属度.

Step2. 返回模糊的语义信息

首先确定是否能直接从知识库中取得查询的结果,若能,直接返回模糊的结果;否则,选择合适的推理规则库,经过逻辑推理,再返回模糊化的推理结果.每一个推理规则都是一个 IF-THEN 的结构,如表 1 所示,如何调节空调(R3)就可以由当前会议室的温度(R1)和在会议室的人数(R2)来推理决定.例如,推理规则 1;在室内温度很高和室内认识很多的情况下,可以推理得出要将空调调低.但同样是室内温度很高的情况下,若室内人数很少,根据规则 3,推理得到的结果就是保持空调的温度不变.

Step3. 解模糊化

对于查询得到的数据,应根据应用层的请求,或直接返回该模糊化的信息,或经过解模糊化后返回精确的数据.最后的返回结果都要在上下文查询和呈现引擎中按格式封装后提交给应用层.

Table 1 Fuzzy reasoning rules

表 1 模糊推理规则

1. If  $R_1$  is "High" and  $R_2$  is "Many", then  $R_3$  is "Down";
2. If  $R_1$  is "High" and  $R_2$  is "Medium", then  $R_3$  is "Down";
3. If  $R_1$  is "High" and  $R_2$  is "Few", then  $R_3$  is "unadjusted";
4. If  $R_1$  is "Medium" and  $R_2$  is "Many", then  $R_3$  is "Down";
5. If  $R_1$  is "Medium" and  $R_2$  is "Medium", then  $R_3$  is "unadjusted";
6. If  $R_1$  is "Medium" and  $R_2$  is "Few", then  $R_3$  is "Up";
7. If  $R_1$  is "Low" and  $R_2$  is "Many", then  $R_3$  is "unadjusted";
8. If  $R_1$  is "Low" and  $R_2$  is "Medium", then  $R_3$  is "Up";
9. If  $R_1$  is "Low" and  $R_2$  is "Few", then  $R_3$  is "Up";

### 3 基于神经网络学习的模糊推理规则系统

模糊推理规则系统是模糊化引擎的关键和核心,这与 FLECA 内嵌的模糊化查询机制相匹配.然而规则系统显而易见的问题是学习和自我完善能力弱,规则逻辑依赖于经验值,无法根据智能系统学习与推理的动态变化,匹配推理特征.人工神经网络(Artificial Neural Networks,ANN)对于逼近实数值、离散值或向量值的目标函数提供了一种健壮性很强的方法,是学习解释复杂的现实世界中的传感数据的最有效的学习方法.同时,模糊推理规则库是一种典型的模糊产生式规则知识库,模糊推理 Petri 网(Fuzzy Reasoning Petri Net,FRPN)<sup>[16]</sup>是这一领域有力的建模工具.因此 FLECA 系统基于人工神经网络,在 FRPN 模型上执行反向传播算法,通过构建自适应的模糊推理 Petri 网 AFPN<sup>[17]</sup>,对权值进行学习训练,避免了依靠先验经验设置带来的不确定性,且 AFPN 具有很强的推理能力和自适应能力,对知识库系统的建立、更新和维护有着重要的意义.

#### 3.1 自适应模糊 Petri 网的学习原理

模糊 Petri 网的权值  $W$  和  $\mu$  代表每个条件对结论的影响,通常根据经验知识决定,而 AFPN 具有神经网络的某些特性,因此可以借用神经网络的反向传播算法训练学习,自适应的调整 Petri 网结构中的  $W$  值.

设 FPN 模型分为  $n$  层,有  $b$  个终止库所  $P_j, j=1,2,\dots,b$  用  $r$  批样本数据进行学习,取误差代价函数为

$$E = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^r \sum_{j=1}^b (M_i(P_j) - M_i^1(P_j))^2,$$

其中  $M_i(P_j)$  和  $M_i^1(P_j)$  分别表示为终止库所  $P_j$  的第  $i$  批样本数据实际标记值和期望标记值.

若  $t_i^{(n)}$  是 FPN 的第  $n$  层的一个变迁,  $t_i^{(n)} \in T_n, t_i^{(n)}$  的输入弧上的权值分别为  $W_{i1}^{(n)}, W_{i2}^{(n)}, \dots, W_{im}^{(n)}$ , 用误差计算一阶梯度如下:

$$\frac{\partial E}{\partial W_{ix}^{(n)}} = \frac{\partial E}{\partial (M^{(n)}(P_j))} \frac{\partial (M^{(n)}(P_j))}{\partial W_{ix}^{(n)}}, x=1,2,\dots,m-1 \quad (1)$$

在  $n-1$  层上的变迁的一阶梯度如上类似:

$$\frac{\partial E}{\partial W_{ix}^{(n-1)}} = \frac{\partial E}{\partial (M^{(n)}(P_j))} \frac{\partial (M^{(n)}(P_j))}{\partial (M^{(n-1)}(P_j))} \frac{\partial (M^{(n-1)}(P_j))}{\partial W_{ix}^{(n-1)}}, x=1,2,\dots,m-1 \quad (2)$$

据此继续反推,依次可对  $n-2, n-3, \dots, 1$ , 计算出  $\frac{\partial E}{\partial W_{ix}^{(q)}}$  的值,  $x=1,2,\dots,m-1; q=n-2, n-3, \dots, 1$ . 求出

所有的一阶梯度后,对每个变迁的  $t_i^{(q)}$  的权值参数进行学习调整,其中  $\eta$  为学习效率.

$$W_{ix}^{(q)}(k+1) = W_{ix}^{(q)}(k) - \eta \frac{\partial E}{\partial W_{ix}^{(q)}}, \text{其中 } x=1,2,\dots,m-1; q=n, n-1, \dots, 1 \quad (3)$$

如此通过多少的反复学习,当误差代价函数的值小于接受标准(即  $E < \xi$ ,  $\xi$  为接受标准)时,停止学习.

### 3.2 基于AFPN的推理学习机制

本文通过房间设备控制实验,验证嵌入神经网络学习方法对 FLECA 系统的查询效率的影响.为此,实验针对温度、湿度、光强和噪音分贝等上下文信息,结合房间人数,设计模糊推理规则.实验中如下所示的模糊推理规则.

规则 1: If 温度高 and 湿度高 then 闷热感高.

规则 2: If 闷热感高 and 人数多 then 调低空调.

其 AFPN 的规约形式如图 4 所示.

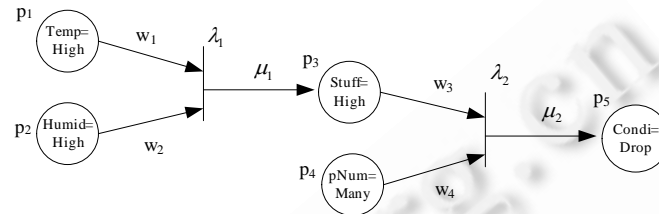


Fig.4 AFPN model for fuzzy reasoning rules

图4 模糊推理规则的AFPN模型表示

由于数据是模糊化存储的,因而简单的数据值将对应一组语义值,从而使得一组数据将对应多条规则,同时也将产生多个不同的输出,在众多查询输出结果中,取真实度最大的为最终推荐结果.

在实验中,我们在 589 个样本数据上进行测试,其中训练数据 400 个,测试数据 189 个,其期望标记值通过对具体环境下的用户体验进行统计得到,如在(温度,湿度,人数)=(28.0,46.0,18)环境条件下,针对每个人对空调的调节选择进行统计,分别得出调高空调、不调空调、调低空调、关闭空调的概率作为期望值,并设定参数值为  $\lambda_i = 0.1$ ,  $\mu_i = 1$ ,  $i = 1, 2, \dots, 18$ ,所有  $W=0.5$ ,通过 1000 次学习之后,不断调节参数  $W$ ,最后得到如图 5 所示的效果图.

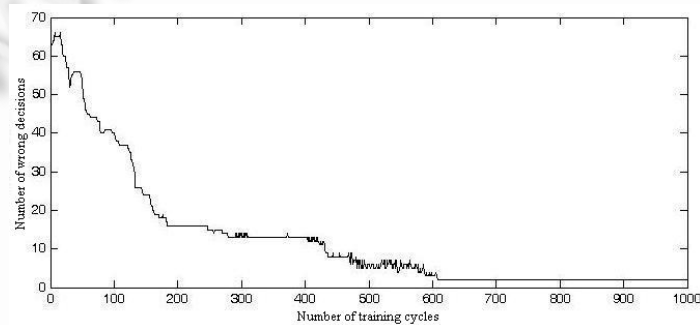


Fig.5 Training effect of fuzzy query of FLECA

图5 FLECA系统模糊查询训练效果图

从图 5 可以看出,随着训练次数的增加,查询结论错误数在不断的降低.但训练得到的权重向量是否能够产生更好的查询效果,需要在测试数据集上验证.为此,本实验针对测试数据集的 189 组数据,实验根据训练得到的权重向量  $\bar{w}$ ,运行测试数据,得到发生错误的查询结论次数为 10,查询错误率为  $10/189 \approx 5.29\%$  而未经过训练,直接采用初始的权向量  $\bar{w}_0$  运行测试数据,发生错误的查询结论数为 26,查询错误率为  $26/189 \approx 13.76\%$ .因此证明 FLECA 系统在引入神经网络学习机制后,模糊规则知识与系统推理机制的匹配度得到了明显的提高.

## 4 结束语

本文提出了一种嵌入模糊逻辑的上下文感知系统架构(FLECA),在传统的上下文感知系统中的本体存储



和查询的模块中加入了模糊逻辑的思想.该方法有机地将模糊隶属度与本体建模语言 OWL、本体查询语言 SPARQL 结合起来.通过一个嵌入模糊逻辑的上下文感知模型系统,实现对模糊上下文信息的存储和查询,并根据模糊推理规则,经过模糊推理将低层的上下文信息转换成高层上下文,从而为个性化服务推荐提供更有利的支撑.本文在 FLECA 系统中内嵌基于神经网络的模糊规则学习机制,实验结果表明该方法可有效提高基于模糊规则的查询成功率.

下一步将从两个不同的方向进一步深入开展研究工作.一是 FLECA 系统在大型系统上的有效性验证.FLECA 目前的有效性验证工作是在轻量的上下文数据库和规则库上完成的,在大规模的基于本体建模的上下文数据库和模糊规则库的执行效率还有待进一步验证;同时面向普适计算的分布式和移动的系统特点,FLECA 系统的嵌入式设计与实现是下一步工作的另一个重点,这需要在 FLECA 的性能优化方面进一步完善,特别是在资源受限的环境中,研究如何提高查询学习算法的效率.

#### References:

- [1] Wang XD, Dong JS, Chin CY, Sanka RH, Zhang DQ. Semantic space: An infrastructure for smart spaces. *IEEE Pervasive Computing*, 2004,3(3):32-39.
- [2] <http://www.w3.org>
- [3] li R, Li RF. A survey of context-aware computing and its system infrastructure. *Journal of Computer Research and Development*, 2007,44(2):269-276 (In Chinese with English abstract).
- [4] Satyanarayanan M. Coping with uncertainty. *IEEE Pervasive Computing*, 2003,2(3):2.
- [5] Ranganathan A, Al-Muhtadi J, Campbell RH. Reasoning about uncertain contexts in pervasive computing environments. *IEEE Pervasive Computing*, 2004,3(2):62-70.
- [6] Ding ZL, Peng Y. A probabilistic extension to ontology language OWL. In: *Proc. of the 37th Annual Hawaii Int'l Conf. on System Sciences*. 2004. 111-120.
- [7] Gu T, Pung HK, Zhang DQ. A Bayesian approach for dealing with uncertain contexts. In: *Proc. of the 2th Int'l Conf. on Pervasive Computing*. 2004. 176.
- [8] Bordogna G, Bosc P, Pasi G. Fuzzy inclusion in database and information retrieval query interpretation. In: *Proc. of the 1996 ACM Symposium on Applied Computing*, 1996. 547-551.
- [9] Gerard. S, Edward AF, Harry W. Extended Boolean information retrieval. *Journal of Communications of ACM*, 1983, 26: 1022-1036.
- [10] Chen SJ, Chen SM. A new method for fuzzy information retrieval based on geometric-mean averaging operators. In: *Proc. of the Workshop on Artificial Intelligence*. 2002.
- [11] Sanchez E. Importance in knowledge systems. *Information Systems*, 1989,14(6):455-464.
- [12] Peter V. Fuzzy logic programming. *Fuzzy Sets and Systems*, 2001,124:361-370.
- [13] Jeff ZP, Giorgos Stamou, Giorgos Stoilos, Edward T. Expressive querying over fuzzy DL-Lite ontologies. In: *Proc. of the Int'l Workshop on Description Logics, Brixen-Bressanone*. 2007.
- [14] Jeff ZP, Giorgos Stamou, Giorgos Stoilos, Stuart T, Edward T. Scalable querying services over fuzzy ontologies. In: *Proc. of the 17th Int'l World Wide Web Conference (WWW2008)*. 2008. 575-584.
- [15] Patric B, Juliette, DB, Hajer C. Flexible SPARQL querying of Web data tables driven by an ontology. In: *Proc. of the 8th Int'l Conf. on Flexible Querying and Answering System, FQAS 2009*. 2009.
- [16] Gao MM, Zhou MC, Huang XG, Wu ZM. Fuzzy Reasoning Petri Nets. *IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics-Part A: Systems and Humans* (1083-4427), 2003,33(3):314-324.
- [17] Bao PM. Learning capability In: *Fuzzy Petri Nets Based on Bp Nets*. *Chinese Journal of Computers*, 2004,27(5):695-702 (in Chinese with English abstract).

#### 附中文参考文献:

- [3] 李蕊,李仁发.上下文感知计算及系统框架综述. *计算机研究与发展*,2007,44(2):269-276.



[17] 鲍培明.基于 BP 网络的模糊 Petri 网的学习能力.计算机学报.2004,27(5):695-702.



叶剑(1974-),男,山东济南人,博士,高级工程师,主要研究领域为普适计算,智能感知技术.



李锦涛(1962-),男,博士,研究员,博士生导师,主要研究领域为多媒体技术,视频检索,普适计算.



高晓芳(1984-),女,硕士生,主要研究领域为普适计算.



朱珍民(1962-),男,博士,高级工程师,主要研究领域为普适计算,嵌入式系统.



刘金刚(1968-),男,教授,博士生导师,主要研究领域为智能接口技术.

www.jos.org.cn

www.jos.org.cn