

关系数据库的语义研究

罗 军 王秋菊

(重庆大学计算机学院 重庆 400044)

摘 要 数据库是数据的结构化集合,是各种应用的必要组件。关系数据库系统是迄今应用最广的数据库,其数据结构简单,数据组织、存取效率非常高。但同时关系数据库缺乏语义信息,将其应用于知识系统有制约性。因此,引入本体思想,将本体植入关系数据库,由此为其增加语义信息和推理机制,使关系数据库具有了语义,适用于知识系统。

关键词 关系数据库,语义,本体,描述逻辑,推理

中图法分类号 TP311 文献标识码 A

Semantic Research on Relational Database

LUO Jun WANG Qiu-ju

(School of Computer Science, Chongqing University, Chongqing 400044, China)

Abstract Database is a structured collection of data. It is a necessary component of all kinds of application. So far, the RDBMS is the most widely used DBMS. The data structure of relational database is simple, storing and accessing data is very efficient. But at the same time it is lack of semantic. And there are restrictions on the application of Knowledge System. Therefore this article introduces the concept of ontology, and implants ontology in relational database. Thus add semantic information and reasoning mechanism for it in order to make RDBMS to be semantic and can apply to Knowledge System.

Keywords Relational database, Semantic, Ontology, Description logic, Reasoning

1 关系数据库

在当今社会,数据库已经是每一项业务的基础,其中关系数据库是迄今应用最广的数据库。关系数据库的数据模型是关系模型,借助于集合代数等数学概念和方法来处理数据库中的数据。关系模型理论是由埃德加·弗兰克·科德提出^[1-3],其基本假定是所有数据都表示为“关系”。关系模型提供了一种单一的描述数据的方法,一个称之为关系的二维表,同时提供一种简单而有限的方法对数据进行建模,功能全面,现实中的任何事物都可以有效地进行模型化,并且它还提供了一套有限的但是又很有效的操作集。因此在数据存取等效率上,关系数据库具有独特的优势。但是关系数据库这种单一的表示方法也有其局限性,即所有数据都由二维表表示,只能通过有限的几种连接表达笛卡尔积子集这样表间的简单关系,不能够很好地表达数据内部、数据与数据之间的表内关系,数据缺乏逻辑性、过于刚性。而知识库系统是对知识进行存储、管理、推理和应用的系统^[4],对此关系数据库应用有明显局限性。

自 1970 年以来,人工智能(简称 AI)领域的研究人员认识到,知识的获取乃是构建强大 AI 系统的关键所在。AI 研究人员认为,他们可以把新的本体创建成为计算机模型,从而成就特定类型的自动化推理。20 世纪初语义网^[5,6]的概念被提出。相比于传统的万维网,它实际上是一个存储和共享图

像、文本的媒介,计算机所能看到的只是一堆文字或图像,对其内容无法进行识别。语义网更重视计算机“理解与处理”,并且具有一定的判断、推理能力^[7]。语义网的数据模型就是本体^[8]。本体将所有数据都看作资源,资源可有若干属性,资源与资源之间有各种联系,并能定义各种类别和规则,在此基础上实现自动推理。本体这种语义特性正是关系数据库所缺少的。因此将本体植入关系数据库,为关系增加逻辑特征和推理支持,便于更好地构建知识系统或智能检索。

2 本体相关知识

本体论起源于哲学,近年来受到信息科学领域的广泛关注。1991 年,Neches 等人首先把 ontology 引入人工智能领域。Neches 认为:“本体定义了组成主题领域的词汇表的基本术语及其关系,以及结合这些术语和关系来定义词汇表外延的规则”^[12]。后来在信息系统、知识系统等领域,越来越多的人研究 Ontology,并给出了许多不同的定义。其中最著名并被引用得最为广泛的定义是由 Gruber 提出的,Gruber 认为“本体是概念化的明确的规范说明”^[13]。在计算机科学和信息科学中,本体是一个数据模型,表示在某个领域内一组概念和在这些概念之间的联系^[9-11]。

为了达到自动推理的目标,以本体应用描述逻辑(Description Logic)作为其逻辑基础。描述逻辑给出一种形式化的、基于逻辑的语义,这是本体能够进行自动推理的基础。本

罗 军(1961—),男,副研究员,主要研究方向为数据库应用与办公自动化、基于软件体系的复用技术、语义网;王秋菊(1987—),女,硕士生,主要研究方向为数据库应用与办公自动化、语义网。

体标准描述语言 OWL,是与描述逻辑直接相关的^[14]。因此可以很容易地将本体映射到描述逻辑知识库上,再进行逻辑推理,也就是语义推理。OWL 将客观世界的所有事物用 URI 唯一标识为资源,其主要组成元素有类、属性(包括对象属性和数据属性)和个体。个体是类的实例,类是具有共同属性的个体的集合,对象属性用来描述个体与个体之间的联系,数据属性用来描述个体与数据类型之间的联系,并定义了对象属性特征等来增强逻辑表达能力。在此基础上,通过已定义的各种特征、限制以及规则,本体就可以进行自动推理。目前本体已经广泛应用于人工智能、知识工程及其相关领域。但是 OWL 是一种由 XML 编写的描述性语言,其存储形式通常是 xml 文档,这种文档存储存在存取效率、并发等问题。因此本文提出一种语义关系数据库模型,即将本体植入关系数据库,增加语义逻辑层,使其获得本体的优势,能应用于知识系统等应用,且能保持关系数据库高效存储的优势,也能兼容传统关系数据库数据。

3 语义关系数据库

3.1 语义关系数据库模型

语义关系数据库是在传统关系数据的基础上,为关系数

据增加了语义信息。文中提出一个语义关系数据库层次模型,如图 1 所示。在图中,第一层关系数据层即是传统关系数据库的关系数据,在此称为“关系源数据”。第二层语义数据层则是将本体植入关系数据库,形成了关系数据库的语义元数据结构,在此称为“语义元结构”。根据该结构和具体数据领域,提取关系源数据并进行语义标注,形成“语义源数据”,这会在 3.2 节详细介绍。第三层语义推理层,其在语义层的基础上,利用描述逻辑进行推理,提高数据信息的完整性。本文利用已有的本体与逻辑推理知识库的映射关系,总结分析出应用在该语义关系数据库上语义源数据与知识库的映射关系表(见表 1),在此基础上,将从关系源数据提取出来的语义源数据映射到逻辑知识库,进而进行逻辑推理,在 3.3 节进行详细介绍。

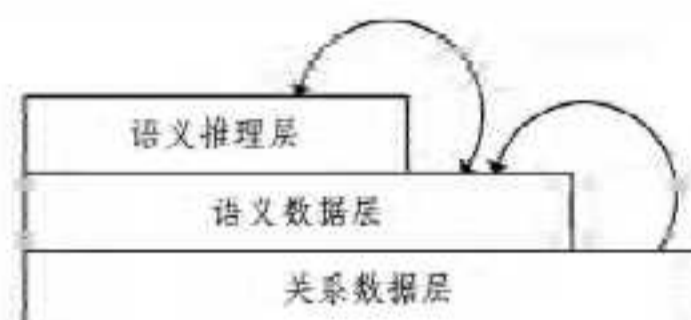


图 1 语义关系数据库层次模型

表 1 关系数据与 DL 的部分映射关系

语义源数据	DL 表示	RacerPro 语法
	classes(uri, name)	
(C ₁ , Human)	C ₁	:atomic-concepts(C ₁)
	object-property(uri, name, domain, range)	
(R ₁ , has-child, C ₁ , C ₂)	R ₁	(R ₁ :domain C ₁ range C ₂)
	individuals(uri, type)	
(Ind ₁ , C ₁)	C ₁ (Ind ₁)	(instance Ind ₁ C ₁)
	ind-objp(obj, sub, predicate, mark)	
(Ind ₁ , Ind ₂ , R ₁ , D)	R ₁ (Ind ₁ , Ind ₂)	(related Ind ₁ Ind ₂ R ₁)
	restrictions(c-uri, p-uri, restric-type, c-value, cardinal-value)	
(C ₁ , R ₁ , allValueFrom, C ₂ , null)	∀ R ₁ . C ₂	(all R ₁ C ₁)
(C ₁ , R ₁ , someValueFrom, C ₂ , null)	∃ R ₁ . C ₂	(some R ₁ C ₁)
(C ₁ , R ₁ , maxCardinality, null, n)	≤ nR ₁	(at-most n R ₁)
(C ₁ , R ₁ , minCardinality, null, n)	≥ nR ₁	(at-least n R ₁)
(C ₁ , R ₁ , exactlyCardinality, null, n)	= nR ₁	(exactly n R ₁)
(C ₁ , R ₁ , maxCardinality, C ₂ , n)	≤ nR ₁ . C ₂	(at-most n R ₁ C ₂)
(C ₁ , R ₁ , minCardinality, C ₂ , n)	≥ nR ₁ . C ₂	(at-least n R ₁ C ₂)
(C ₁ , R ₁ , exactlyCardinality, C ₂ , n)	= nR ₁ . C ₂	(exactly n R ₁ C ₂)
	concept-rel(obj-uri, sub-uri, relation-type, type, mark)	
(C ₁ , C ₂ , subclassOf, c, D)	C ₁ ⊆ C ₂	(implies C ₁ C ₂)
(C ₂ , C ₁ , superClassOf, c, D)	C ₁ ≡ C ₂	(equivalent C ₁ C ₂)
(C ₁ , C ₂ , equivalentClass, c, D)	C ₁ ≡ C ₂	(equivalent C ₁ C ₂)
(C ₁ , C ₂ , disjointWith, c, D)	C ₁ ⊆ ¬C ₂	(disjoint C ₁ C ₂)
(C ₁ , C ₂ , complementOf, c, D)	C ₁ ≡ ¬C ₂	(not C ₂)
(R ₁ , R ₂ , subPropertyOf, r, D)	R ₁ ⊆ R ₂	(R ₁ :parent R ₂)
(R ₂ , R ₁ , superPropertyOf, r, D)	R ₁ ≡ R ₂	(equivalent R ₁ R ₂)
(R ₁ , R ₂ , equivalentProperty, r, D)	R ₁ ≡ R ₂	(equivalent R ₁ R ₂)
(R ₁ , R ₂ , inverseOf, r, D)	R ₁ ≡ R ₂ ⁻	(R ₁ :inverse R ₂)
	objp-pro(obj-uri, pro-type)	
(R ₁ , transitiveProperty)	R ₁ ⁺ ⊆ R ₁	(R ₁ :transitive t)
(R ₁ , symmetricProperty)	R ₁ ≡ R ₁ ⁻	(R ₁ :symmetric t)
(R ₁ , functionalProperty)	T ⊆ ≤ 1R ₁	(R ₁ :feature t)

3.2 语义数据层

语义数据层,首先介绍的是该层最重要的数据结构:语义元结构。该结构是将本体植入关系数据库,所形成的语数据结构在文中用 E-R 图表示,如图 2 所示。

图 2 所示的数据机构中,类(classes)、对象属性(object-

property)、数据类型属性(datatype-property)和个体(individuals)以及它们之间的联系构成了语义元信息。类是有共同属性的个体的集合,个体是类的外延。每个个体由属性 uri 唯一标识,比如这里可以提取数据在关系数据层所在的表的名称加上主键表示,联系实体“ind-type”指明个体所属的类,每个类可以包含多个个体,每个个体也可以属于多个类。

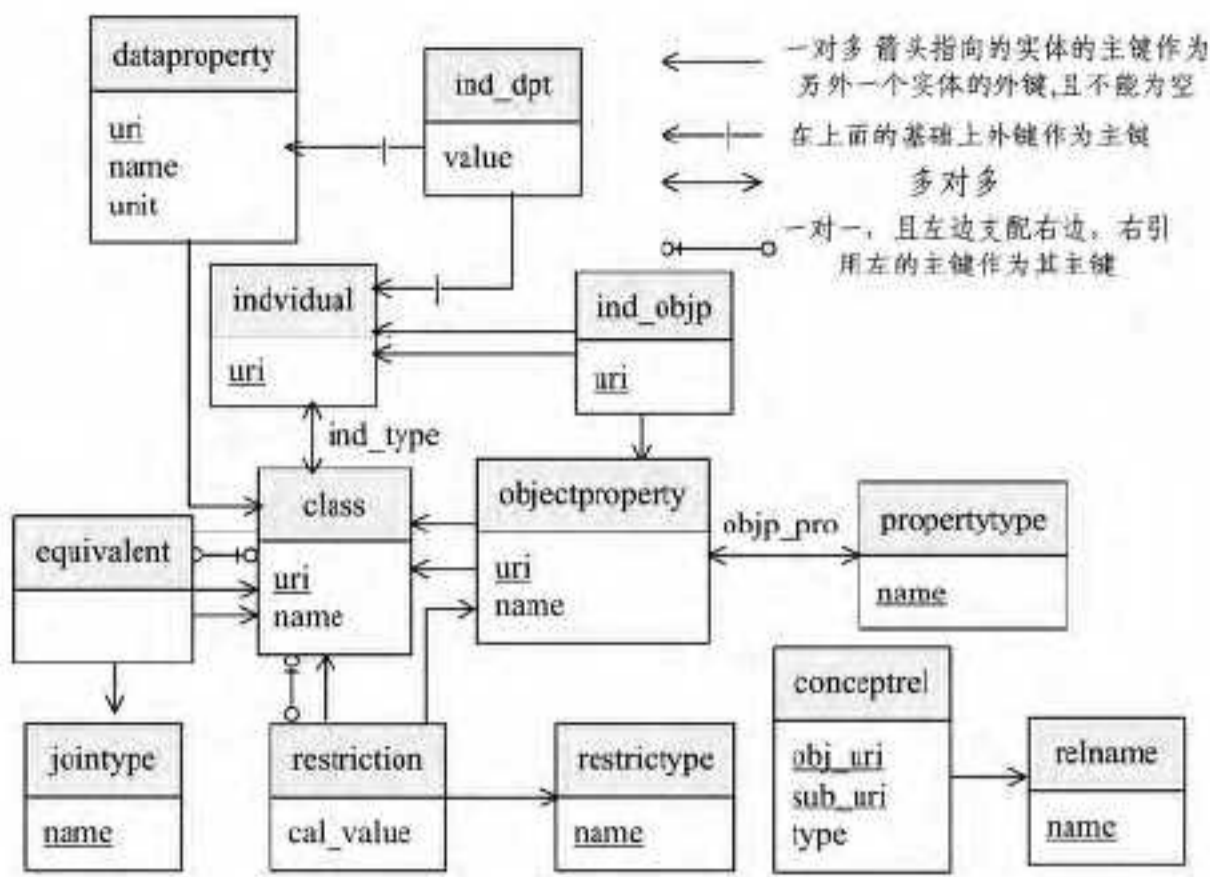


图2 主要本体的 E-R 表示

实体“对象属性 (object-property)”用来表示实体“个体 (individuals)”元组之间的联系, 属性 $mark$ 标志该联系是显示的还是隐藏的信息。对象属性类似于关系数据库里的实体之间的联系, 但是对象属性又有其独特的性质。对象属性通过属性定义域、值域与实体“类 (classes)”相关联。同时对象属性的每个元组都可定义多个特征 (这些特征值是存储在实体 ‘pro-types’ 中的), 这是通过联系实体 “objp-pro” 表示的。这些特征保证了个体之间联系的语义完整性, 是推理的依据, 可由此推出数据的隐藏信息。比如有一个属性 P 被声明为传递属性, 那么对于任意的 x, y, z 有元组 $P(x, y), P(y, z)$, 则可推理出蕴含的元组 $P(x, z)$ 。

实体“数据类型属性 (datatype-property)”记录了数据类型信息, 联系实体 “ind-dtp” 表示了实体“个体 (individuals)”与其之间的联系。类似于关系数据库中实体的属性, 主要表示个体的元数据信息。由于在关系数据库里已经将原子属性的各种限制做得很成熟, 因此可以不将其包含在语义信息中进行推理。

实体“限制 (restrictions)”是对类内涵的进一步定义, 主要有基数限制和属性限制, 主要用于分类处理。例如记录 (Parent, some ValueFrom, has-child, Human), 其逻辑表达式为 $Parent \equiv (\exists \text{ has-child. Human})$, 含义是“拥有孩子的人是父母”。实体 “restrict-types” 记录了所有的限制类型, 比如 ‘some ValueFrom’, ‘all Valuefrom’, ... 表示 ‘至少存在一个值来自于后面的类’, ‘所有的值来自于后面的类’, ...。

实体 “relation-types” 记录了类与类之间或对象属性与对象属性之间的联系的所有类型。实体 “concept-rel” 引用实体 “relation-types”, 记录其属性 “obj-uri” 与 “sub-uri” 之间的联系, 如包含、不相交等。属性 “type” 值为 c 或 p 表示该记录是类间关系还是对象属性间关系。这两个实体主要用来构建类或对象属性之间的层次关系。需要注意的是在设计中, 类或属性之间的关系都是二维的, 复杂的关系是有简单的二维关系逐步叠加而来。如 $C_1 \equiv C_2 \cap C_3 \cap \dots \cap C_n$, 这种联系是由 $C_1 \subseteq C_2, C_1 \subseteq C_3, \dots, C_1 \subseteq C_n$ 叠加推理而来的。

另外除了个体有数据属性这种元类型信息外, 类和对象属性也可以有数据类型属性。在实体 “annotations” 里面可以存储一些类或者对象属性的注释信息, 如类的创建者、对象属性创建时间等注释性信息。

在以上所介绍的数据结构基础上, 我们就可以为关系源数据增加语义信息, 形成语义源数据。语义源数据包括领域

专家针对该数据库所定义的类、规则、对象属性 (区别于关系属性, 对象属性包含各种如对称、包含等逻辑特征) 等数据 (称为结构数据), 还包括从关系源数据中提取出来的数据 (称为实例数据)。语义层中的语义元结构是固定不变的, 但是其结构数据和实例数据是根据具体的数据库而需及时更新的。

语义数据层是关系数据层与语义推理层之间的桥梁。语义数据层为关系数据层的数据增加了语义信息, 然后按照一定的映射关系 (见表 1) 将语义层的数据映射到描述逻辑知识库上, 进而才能进行语义推理。

3.3 语义推理层

在语义层的基础上, 应用描述逻辑系统对语义源数据进行推理, 以提高数据的信息完整性。以下内容首先介绍描述逻辑系统的相关知识, 然后提出一种从该语义层到描述逻辑的映射关系, 以及在此基础之上的推理过程。

3.3.1 描述逻辑

描述逻辑是一族用于知识表示的形式化语言和以其为对象的推理方法, 主要用于描述概念分类和概念之间的关系^[15,16], 在人工智能及计算机领域被广泛应用。也可以说描述逻辑是一种具备计算完备性和可判定性的语言, 其表达能力与可判定性成反比。描述逻辑的基本构件有概念 (concept)、关系 (role)、个体 (individual)。概念描述了一个集合的共同属性, 可将概念解释为一元谓词, 将关系解释为个体间的二元关系。描述逻辑的特点是将大量的构造符作用在简单概念或关系上, 从而建立更多复杂的概念。

描述逻辑系统有 4 个基本组成部分: 原子概念和关系集合、Tbox 中的公理集合、Abox 中断言集合, 以及在 Tbox 和 Abox 上进行推理的推理机制。

描述逻辑具有以下主要特点^[11]: 1) 定义良好的语义和表示能力; 2) 基于逻辑的推理能力; 3) 保证计算复杂性和可判定性; 4) 明确的推理算法, 如知名的基于 Tableaux 的算法; 5) 现有工具的有力支持, 如 Fact、Racer。

描述逻辑知识库通常包含 Tbox 和 Abox 两部分。Tbox 是有关概念和关系的蕴涵断言集合; Abox 包含对个体的实例断言和关系断言。

Tbox 中包含了应用领域的内涵知识, 通常以术语公理的形式描述概念和关系。一般术语公理有两种形式^[16]。其中 R 和 S 表示关系, C 和 D 是概念。

1. 蕴涵: $C \subseteq D (R \subseteq S)$, 例如 $Male \subseteq Human$ 。
2. 等式: $C \equiv D (R \equiv S)$, 例如 $Father \equiv Male \cap (\exists \text{ has-child. human})$ 。

Abox 中包含了应用领域的内涵知识, 通常以实例化公理断言个体及个体之间的关系。一般实例化公理有两种形式。

1. 概念断言 $C(x)$: 个体 x 属于概念 C 。例如 $Mother(Lucy)$ 。
2. 关系断言 $R(x, y)$: 个体 x, y 存在 R 关系。例如 $\text{has-child}(Lucy, Paul)$ 。

3.3.2 推理

由于语义层是本体的引入, 因此很容易将其映射到描述逻辑中 (具体的映射关系见表 1)。在表 1 中语义源数据代表的是语义数据层的模型中的数据, DL 表示时指该语义源数据所对应的描述逻辑表示, 最后对应的则是在实验中所用到的 RacerPro 推理系统的语法表示。针对该语义关系数据库, 提出了如图 3 所示的推理架构。预处理器是指专家在语义层

定义各种类、限制以及规则的组件。语义处理器的功能则是从关系源数据提取数据,形成实例数据(主要是个体和关系的实例断言)。映射器是将语义层数据快速准确地映射到 DL 知识库,然后下一步由 DL 推理系统完成推理任务。



图3 推理架构

在上述组件中,映射器是关系数据到 DL 知识库数据的桥梁,其具体过程如下。

1. 构建 Tbox

- 1) 实体“类 classes”映射为概念;
- 2) 实体“对象属性 object-property”映射为关系;
- 3) 实体“限制 restrictions”的数据映射为等价公理;
- 4) 实体“concept-rel”的元组作为包含公理或等价公理。

2. 构建 Abox

- 1) 将实体“individuals”中的每条记录映射为个体,并利用属性“ind-type”的值为个体做概念断言;
- 2) 将实体“ind-objp”中的数据映射为关系断言。

3. 导入 RacerPro 进行推理

通过以上步骤我们可以对关系数据库的数据进行逻辑推理,使得其具有语义,提高数据的完整性。

4 样例说明

根据上述理论,下面以户籍管理系统为例做一个简单的说明。

现今的户籍系统的表结构是比较简单的,主要的表结构便是一个人员信息表,在整个数据库里,只能表示“成员与户主”这样简单的关系。成员与成员之间、不同户之间都是独立无关的,即表内成员之间的关系是无法表示的。但是蕴含在成员之间的关系是非常多且有意义的,在这样的系统中,如果想要简单统计母亲或独生子女有多少都是不易的,查询两个人之间是否有亲戚关系或是什么亲戚关系就更困难了,若还想查询一个人的亲戚关系网就几乎不可能了。因此让户籍系统具有知识性,能够理解人与人之间的各种关系,并能自动推理,这是非常有意义的。但是想要达到这些要求,传统的关系数据库就不能满足了。

如果采用本文所设计的模型,就可以较好地实现上述要求。首先,我们可以通过实体“类 classes”或“限制 restrictions”对数据进行分类,比如定义类“Mother”,DL 表达式为 $Mother \equiv Female \cap (\exists \text{has-child. Human})$ 表示有小孩并且是女性的人是母亲。如此我们可以根据需要定义不同的类别,使信息表达得更加清晰。其次,我们也可以根据已有的显示信息推理出隐藏的信息。例如“有配偶(has-couple)”这个对象属性,我们定义该属性有对称性这种特征,那么若有数据“ x 有配偶 y ”,那么就可以推理出隐藏信息“ y 有配偶 x ”。同样对于其他如传递性等特征也可以根据其规则做出相应的推理。再次,若户主 x 与户主 y 是亲兄弟关系,那么也可以推理出, x 与 y 的子女是堂兄弟姐妹关系等。如此类推,就可以将整个户籍系统里的数据相互关联起来,使其具有知识性。

采用文中设计的语义关系数据库,就会发现现有的户籍系统里其实隐藏了许多信息,若能按照一定规则将其推理出

来,这将使得系统的信息更加完善,能容易地从中查询人与人之间的联系,更方便于应用。可以从下面的一个小测试证明为现有户籍系统增加语义是有必要的。语义层的部分语义源数据对应的 DL 表达式如表 2 所列。

表2 语义层部分数据模型

$huji = \langle \{ \text{Human, Female, Male, Parent, Mother, } \dots, \text{live-in, has-child, has-descendant, has-son, } \dots \}$ $\{ \text{Wangsuiguang, Liguangxiu, } \dots \}$ $\{ (\text{Female} \cup \text{Male}) \subseteq \text{Human,}$ $\text{parent} \equiv (\exists \text{has-child. Human})$ $\text{Father} \equiv (\text{Parent} \cap \text{Male}),$ $\langle \exists \text{has-sibling. Human} \rangle \equiv (\text{Brother} \cup \text{Sister})$ $\text{FamilyGrandmother} \equiv (\text{Mother} \cap \text{has-son. Parent}), \dots \rangle$ $\langle \text{Mother}(\text{Liguangxiu}), \text{has-child}(\text{LixiuWangjiayan}), \text{has-husband}(\text{Lixiuang-guang}), \dots \rangle \rangle$

在此次实验中,使用已经实现的描述逻辑系统 RacerPro 来提高推理支持,RacerPro 是一个基于描述逻辑 SHIQ(ALCQHIR+) 的推理机[17]。将语义层数据进行映射转换,生成脚本并导入推理系统 RacerPro, 然后进行推理。实验过程中产生的部分测试分析如图 4 所示。

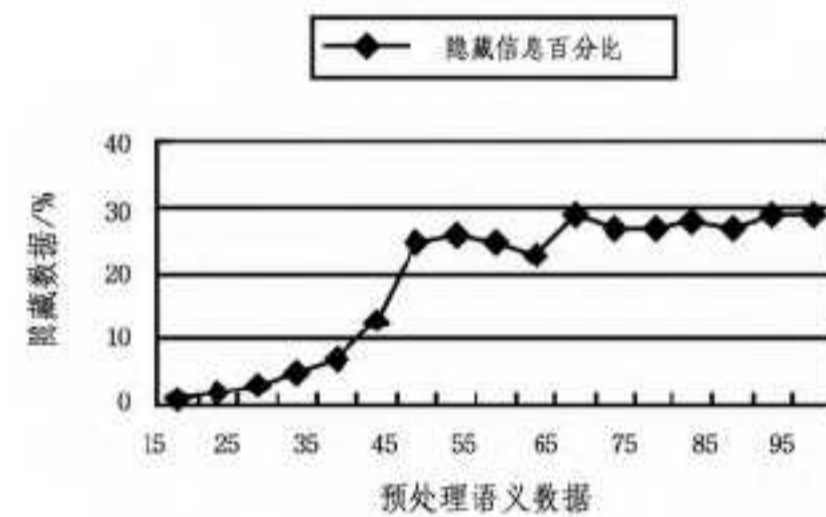


图4 测试统计

图 4 中横坐标表示语义数据层预处理的数据量,指在语义层定义的各种类、限制以及规则等(在此设定这些定义都是由专家定义且良好有效的),纵坐标表示在这些定义的基础上推理后得到的隐藏数据百分比。可以看出在语义数据为 45 条之前隐藏数据量是稳定增长的,在此之后隐藏数据量逐渐平稳,最高峰是在预处理的数据为 65 时,隐藏信息占 29% 左右,此时测试的部分数据如表 3 所列。

表3 部分测试结果

id	data	D/H	type
22	has-daughter(XieronWangqiu)	D	R(x,y)
23	has-child(XierongWangqiu)	H	R(x,y)
24	has-descendant(XieronWangqiu)	H	R(x,y)
25	Father(Xumingsheng)	D	C(x)
26	Parent(Xumingsheng)	H	C(x)
27	Brother(Wangjiayan)	D	C(x)
28	((or Mother Father) Parent)	D	$C_1 \subseteq C_2$
29	(Father Parent)	H	$C_1 \subseteq C_2$
...

表 3 包含了类或联系之间的层次关系的数据,以及个体实例及其之间的联系的数据,隐藏信息(标识为 H 的数据)可以很好地被推理出来。在本次数据测试中隐藏数据比例最高时占 29% 左右。由此可以看出在为关系数据库增加一定量的语义信息时,能够很好地推理出来数据之间的隐藏联系,提高了数据的完整性和查全率。

结束语 关系数据库系统作为迄今应用最广的数据库系统,针对其语义信息的缺乏,应用于知识系统的制约性,文中

(下转第 471 页)

- [2] Skevik K A, Goebel V, Plagemann T. Design of a Hybrid CDN [C] // 2nd International Workshop on Multimedia Interactive Protocols and Systems. Grenoble, France, 2004; 206-217
- [3] Liu Yu, Yin Hao, Zhu Guang-xi, et al. Peer-assisted content delivery network for live streaming: architecture and practice [C] // International Conference on Networking, Architecture and Storage. Chongqing, China, 2008; 149-150
- [4] Li Bo, Xie Su-su, Yang Qu, et al. Inside the New Coolstreaming: Principles, Measurements and Performance Implications [C] // Proc. of IEEE INFOCOM. Phoenix, AZ, USA, 2008; 1031-1039
- [5] Huang Yan, Fu T Z J, Chiu D-M, et al. Challenges, Design and Analysis of a Large-scale P2P-VoD System [C] // Proc. of ACM SIGCOMM. Seattle, Washington, USA, 2008; 375-388
- [6] Zhang Xin-yan, Liu Jiang-chuan, Li Bo, et al. CoolStreaming/DONet: A Data-Driven Overlay Network for Efficient Live Media Streaming [C] // Proc. of IEEE INFOCOM. Miami, USA, 2005; 2102-2111
- [7] Liao Xiao-fei, Jin Hai, Liu Yun-hao, et al. AnySee: Peer-to-Peer Live Streaming [C] // Proc. of IEEE INFOCOM. Barcelona, Spain, 2006; 1-10
- [8] Wang M, Li Bao-chun. R²: Random Push with Random Network Coding in Live Peer-to-Peer Streaming [J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2007, 25(9): 1655-1666
- [9] Nguyen A T, Li Bao-chun, Eliassen F. Chameleon: Adaptive Peer-to-Peer Streaming with Network Coding [C] // Proc. of IEEE INFOCOM. San Diego, CA, USA, 2010; 1-9
- [10] Zhou Yi-peng, Chiu D-M, Lui J C S. A Simple Model for Chunk-Scheduling Strategies in P2P Streaming [J]. IEEE/ACM Transactions on Networking, 2011, 19(1): 42-54
- [11] Yang Yan, Chow A L H, Golubchik L, et al. Improving QoS in BitTorrent-like VoD Systems [C] // Proc. of IEEE INFOCOM. San Diego, CA, USA, 2010; 2061-2069
- [12] Peer-to-Peer Streaming Simulator [OL]. <http://media.cs.tsinghua.edu.cn/~zhangm/download/>
- [13] Magharei N, Rejaie R. PRIME: Peer-to-Peer Receiver-Driven Mesh-Based Streaming [J]. IEEE/ACM Transactions on networking, 2009, 17(4): 1052-1065
- [14] Wu Di, Liang Chao, Liu Yong, et al. View-Upload Decoupling: A Redesign of Multi-Channel P2P Video Systems [C] // Proc. of IEEE INFOCOM. Rio de Janeiro, Brazil, 2009; 2726-2730

(上接第 458 页)

引入本体思想, 将本体植入关系数据库, 为其增加语义结构, 并且在该语义结构的基础之上, 将其映射到描述逻辑上, 利用现有的逻辑推理系统进行推理, 为关系数据库增加了语义功能, 使其支持自动推理。

但本文同时也存在不足之处, 即在语义数据层中, 对于复合对象属性无法在 E-R 图中有效地表示出来。例如, 若满足表达式 $\text{has-child}(x, y) \wedge \text{has-parent}(x, z)$ 则可以推出表达式 $\text{has-grandparent}(y, z)$, 这样的复合对象属性推理不能在语义层中很好地表示; 另外, 在定义结构数据和实例数据时, 我们假定的是由专家有效地操作, 这个在实际情况下还是会存在问题。在领域内的规范化定义和关系数据的自动化抽取方面是有待提高的。

虽然存在不足, 但是可以改进并展望。在本文实验中, 通过有效的定义类、规则等, 可以达到统计一个人的亲戚关系网, 那么不止亲戚关系, 我们可以将其扩展到同学、同事等各种人际关系, 这样就有望形成一个人的人际关系网, 随着人员信息的增加、推理、积累, 人际网关系越发完善, 这是一件非常有意义的事。

参 考 文 献

- [1] Codd E F. A relational model of data for large shared data banks [J]. Communications of the ACM, 1970, 13(6): 377-387
- [2] Codd E F. Further normalization of the database relational model[R]. IBM Research Report. San Jose, California, 1971
- [3] Codd E F. Extending the database relational model to capture more meaning[J]. ACM Trans. Database Syst., 1979, 4(4): 397-434
- [4] 孔繁胜. 知识库系统原理[M]. 杭州: 浙江大学出版社, 2000
- [5] Berners-Lee T. Weaving the Web[M]. Harpur, San Francisco, 1999
- [6] Berners-Lee T, Hendler J, Lassila O. The Semantic Web[M] // Scientific American. May 2001
- [7] Antoniou G, van Harmelen F. A Semantic Web Primer[M]. Beijing: China Machine Press, 2008
- [8] 史一民, 李冠宇, 刘宁. 语义网服务中本体服务综述[J]. 计算机工程与设计, 2008, 29(23): 5976-5980
- [9] Uschold M, Gruninger M. Ontologies: Principles, method, and applications[J]. Knowledge Engineering Review, 1996, 11(2): 93-155
- [10] N Guarino. Formal ontology and information systems[C] // Proc of the 1st Int'l Conf on Formal Ontology in Information Systems. Trento, Italy; IOS Press, 1998; 3-15
- [11] 李善平, 胡玉杰, 郭鸣, 等. 本体论研究综述[J]. 计算机研究与发展, 2004, 41(7): 1041-1052
- [12] Neches R, Fikes R E, Finin T, et al. Enabling Technology for Knowledge Sharing[J]. AI Magazine, 1991, 12(3): 36-56
- [13] Gruber T R. A Translation Approach to Portable Ontology Specifications[J]. Knowledge Acquisition, 1993, 5: 199-220
- [14] 史忠植, 董明楷, 等. 语义 Web 的逻辑基础[J]. 中国科学(E 辑), 2004, 34(10): 1123-1138
- [15] Baader F, Nutt W. Basic Description Logics[M] // Baader F, Calvanese D, McGuinness D, et al., eds. The Description Logic Handbook, Chapter 2. Cambridge Univ Press, 2003
- [16] 石莲, 孙吉贵. 描述逻辑综述[J]. 计算机科学, 2006, 33(1): 194-197
- [17] Horrocks I, Sattler U, Tobies S. Reasoning with individuals for the description logic shiq[C] // David MacAllester, eds. Proceedings of the 17th International Conference on Automated Deduction (CADE-17), number 1831 in Lecture Notes in Computer Science. Germany; Springer Verlag, 2000; 482-496