

# 一种基于向量空间模型的模糊本体映射方法\*

张凌宇, 陈淑鑫, 张光姐, 吕洪柱

(齐齐哈尔大学 计算中心, 黑龙江 齐齐哈尔 161006)

**摘要:** 为了实现异构模糊本体之间的知识共享和重用等语义互操作, 需要为它们建立映射关系, 为此提出了一种新的模糊本体映射方法 VSM-FR (vector space model based on fuzzy relation)。VSM-FR 方法首先利用模糊本体中的模糊关系构建向量空间模型; 然后将模糊概念表示成此向量空间模型中的向量, 这样模糊概念之间的相似度就可以通过向量运算的方法来获得; 最后为相似度大于给定阈值的模糊概念对建立映射关系。附带的实例也充分地证明了 VSM-FR 方法在处理模糊本体映射时的可行性和有效性。

**关键词:** 模糊本体; 模糊本体映射; 模糊关系; 向量空间模型

**中图分类号:** TP301.6; TP391      **文献标志码:** A      **文章编号:** 1001-3695(2014)05-1459-04

**doi:** 10.3969/j.issn.1001-3695.2014.05.042

## Method of fuzzy ontology mapping based on vector space model

ZHANG Ling-yu, CHEN Shu-xin, ZHANG Guang-da, LV Hong-zhu

(Computer Center, Qiqihar University, Qiqihar Heilongjiang 161006, China)

**Abstract:** In order to realize semantic interoperability between heterogeneous fuzzy ontologies, such as knowledge share and reuse, the mappings which connect them are to be created. This paper provided a new method for fuzzy ontology mapping based on vector space model, called VSM-FR. This method firstly made use of fuzzy relationships belonging to fuzzy ontologies to generate VSM. Then, it represented fuzzy concepts as vectors in the VSM. Thus, it obtained the similarities for fuzzy concept pairs by vector calculation. Finally, it created mappings for the fuzzy concept pairs whose similarities were more than a given threshold. This paper also provided a specific instance from real world to verify the feasibility and effectiveness of VSM-FR.

**Key words:** fuzzy ontology; fuzzy ontology mapping; fuzzy relationship; vector space model(USM)

本体<sup>[1]</sup>可用来为某特定领域内的知识进行建模, 目的在于提供该领域内可共享、重用的概念以及概念之间的关系。在很多现实领域中, 模糊信息是很常见的, 而这类信息是无法用本体模型来表示的。为了能够让本体模型表示这些模糊信息, 很多研究者将模糊集合理论应用于本体模型中, 进而产生了一种新的知识表示模型——模糊本体模型<sup>[2]</sup>。模糊本体的研究尚在初级阶段, 它的构建方法也一直没有一个统一的规范和标准, 所以在同一个领域内会存在多个相似的、异构的模糊本体。这些本体之间存在着语义冲突, 如果不为它们语义相似的元素进行关联, 则很难实现它们之间的知识共享和重用。

为了使异构模糊本体之间可以交互信息, 需要使用模糊本体映射方法<sup>[3-5]</sup>先为不同的模糊本体所包含的模糊概念计算相似度, 再为语义相似的模糊概念建立映射关系。因此, 计算模糊概念之间的相似度是模糊本体映射方法的重要环节。由于模糊本体是由经典本体扩展得到的, 所以在计算模糊概念之间的相似度时, 可以借鉴经典本体映射方法。本体映射系统 GLUE<sup>[6]</sup>, 通过机器学习的方法训练出多个基本学习器, 然后再使用这些学习器来为本体模型的多个方面信息计算相似度值, 最后再将这些中间结果合并成一个相似度值。MSBN 方法<sup>[7]</sup>首先使用多策略方法计算不同本体模型节点之间的相似度, 并为所有节点生成相似度表, 然后再使用贝叶斯网络模型和迭代

的映射推理过程, 从相似度表中推理出新的映射关系。WNOntoSim<sup>[8]</sup>是一种混合型的本体映射方法, 它使用 WordNet<sup>[9]</sup>和原子概念标志(ACL)来计算本体中概念的元素级语义相似度的结构级语义相似度。目前, 关于模糊本体映射方法的研究还很少, 而传统的映射方法还无法处理模糊本体中所包含的模糊信息。为此, 本文提出一种新的映射方法——基于向量空间模型的模糊本体映射方法(VSM-FR)。

## 1 相关工作

在经典本体映射方法中, 只有文献[10, 11]所提出的方法与向量空间模型有关。其中, 文献[10]将 RDF 和 OWL 的谓词作为语义参考点, 然后利用对象之间的关系(通过语义参考点连接)把对象表示成向量, 这样待比较的本体被表示为相似度矩阵。在相似度计算的过程中, 该方法采用图匹配算法来反复地更新矩阵中的数据, 直到所有的数都收敛为止。这样, 本体之间任意两个概念的相似度都可以通过更新后的相似度矩阵查询得到。文献[11]提出的方法 VBOM 在本体向量化过程中, 有效地使用数据类型属性和对象类型属性, 为待比较本体建立一个向量空间模型; 然后提出一种权值分配机制, 对概念和属性进行向量化处理; 最后, 使用余弦定理计算概念之间的相似度。

**收稿日期:** 2013-08-16; **修回日期:** 2013-09-27      **基金项目:** 黑龙江省教育厅科学技术研究项目(12531767); 黑龙江省自然科学基金资助项目(F030503, F201336); 齐齐哈尔大学青年教师科研启动项目(2011k-M05, 2012k-M12, 2012k-Z05)

**作者简介:** 张凌宇(1981-), 男, 河北蠡县人, 讲师, 博士, 主要研究方向为语义 Web、(模糊)本体映射、(模糊)本体集成(zhanglingyu00217@126.com)。

然而,经典本体映射方法是无法为异构的模糊本体建立映射关系,为此,再介绍几种现有的模糊本体映射方法。文献[3]只考虑模糊概念之间的包含、等价和覆盖三种模糊关系,然后使用不可满足性的检测解决模糊概念的映射问题。文献[4]把模糊概念看成由属于它的实例组成的模糊集合,然后采用多策略方法为两个概念计算多个相似度值,最后再使用函数 sup-min 将多个值合并成一个最终的相似度。文献[5]使用模糊描述逻辑来描述模糊本体内的信息,然后根据模糊概念之间的包含关系定义模糊概念的最小上边界,最后使用近似概念映射方法来为模糊概念建立映射关系。Bahri 等人<sup>[3]</sup>使用模糊描述逻辑的形式给出模糊概念的内涵定义,基于模糊描述逻辑的推理机制提出了一种模糊本体映射方法。Bakillah 等人<sup>[12]</sup>使用模糊逻辑(fuzzy logic, FL)的公理形式给出了模糊地理空间本体的形式化定义和特征,并为模糊地理空间本体提出了一种基于模糊逻辑语义的映射方法。

## 2 基础知识

### 2.1 模糊本体模型

模糊本体模型(fuzzy ontology, FO)是经典本体模型的模糊化扩展,它可以表示经典本体模型无法表示的模糊信息,如“年青人,鸭嘴兽和哺乳动物的关系”等。正因为模糊本体模型有更强的知识表示能力,它开始被研究者们关注。这些研究者根据他们各自的研究方向为模糊本体模型给出了不同的形式化定义<sup>[2,13,14]</sup>。本文结合模糊本体映射这一领域的特点,给出的模糊本体形式化定义如下:

**定义 1** 模糊本体的形式化定义是由一个四元组组成  $FO = \{FC, FR, I, A\}$ 。其中:

a)  $FC$  表示模糊概念集合。在模糊本体模型中,任意一个概念  $C \in FC$ ,都是模糊集合,集合由隶属于此概念的实例组成。

b)  $FR$  表示模糊关系集合。在模糊本体模型中,模糊关系可被分成概念与概念之间的模糊关系和概念与实例之间的模糊关系两类。任意一个关系  $R \in FR$  都带有表示关系强度的隶属度值(membership)。

c)  $I$  表示实例集合。实例是模糊概念的具体化表示,它们之间的关系需要用模糊关系来表示,例如  $I_1 \in FC_1 : a$ 。因此,在确定两者之间关系时需要使用成员函数来计算它们之间的隶属度  $a$ 。

d)  $A$  表示公理以及规范化约束集合。

### 2.2 向量空间模型

向量空间模型(VSM)最早是由 Salton<sup>[15]</sup>提出的一种代数模型,该模型主要是用于信息检索领域。使用向量空间模型检索信息时,需要将待检测文档和查询转换成向量,也就是向量空间模型中的点;然后再使用线性检索方法来计算它们之间的欧几里德距离,并返回查询的结果。在使用向量空间模型检索信息时,最重要的问题在于如何生成向量空间的维(dimension),也可称为项(item)。一般来说,一个向量空间模型的维数是由从文档和查询中提取出来的关键词的数量决定的,而这些关键词的名称可以用来标志向量空间模型的维。

**定义 2** 向量空间模型的形式化定义是  $VSM = \{w_1, w_2, \dots, w_t\}$ ,其中  $w_i (1 \leq i \leq t)$  是从具体的文档和查询中抽取出来的维标志, $t$  是向量空间模型的维数。

### 2.3 概念之间相似度的计算方法

概念有两个重要的属性,即概念的名称和概念的语义。因此,在计算概念之间的相似度时,需要分别计算名称相似度和语义相似度,最后再通过它们的权重将两个相似度值合并成一个相似度值。概念的名称是由一组字符串组成的,可用来标志、区别概念。当两个名称字符串很相似的时候,它们有可能是在描述同一个概念。字符串的比较方法有很多种,但大多数方法都使用了字符串之间的编辑距离(edit distance)<sup>[16]</sup>。所谓编辑距离,就是将一个字符串修改成另外一个字符串时所需要的最小操作数,其中操作只能是增加、删除和替换一个字符的原子操作方法。因此,本文给出的计算概念名称相似度公式中也使用了编辑距离。例如,在计算两个给定概念( $C_1$  和  $C_2$ )名称相似度时,可以使用下面的式(1),其中函数 string( )返回概念的名称字符串,函数 ed( )可以计算  $C_1$  和  $C_2$  之间的编辑距离。

$$\text{sim}_{\text{edit\_distance}}(C_1, C_2) = 1 - \frac{\text{ed}(\text{string}(C_1), \text{string}(C_2))}{\max(|\text{string}(C_1)|, |\text{string}(C_2)|)} \quad (1)$$

概念的语义可以被看成是对概念自身含义的解释,它也是判断两个概念是否相似的重要因素。因为现实世界中既存在着很多概念名称相似而概念含义不同的情况,又存在着很多概念名称差异很大而概念含义相似的情况。在信息理论中,概念的语义可以被量化成一个数值——信息量,那么两个概念之间的语义相似度则与它们的信息量有着密切的关系。但是在计算概念信息量的时候,需要把它放到一个由上下位关系组织起来的知识结构中,如语义词典库 WordNet<sup>[9]</sup>等;然后统计此概念在语义词典库中出现的概率;最后使用公式  $IC(C) = -\log(P(C))$  计算出概念的信息量。例如,如果要计算概念  $C_1$  和  $C_2$  之间的语义相似度,就需要先将它们定位到语义词典库中的适当位置,然后找到  $C_1$  和  $C_2$  的最小共同父类  $C$ ,最后使用这三个概念的信息量来计算  $C_1$  和  $C_2$  的语义相似度,详见式(2),其中函数 IC( )可以计算概念信息量。

$$\text{sim}_{\text{semantic}}(C_1, C_2) = \frac{2 \times IC(C)}{IC(C_1) + IC(C_2)} \quad (2)$$

最后,根据概念名称相似度和语义相似度,可以使用式(3)得到概念之间的相似度,其中参数  $\alpha$  和  $\beta$  分别是名称相似度和语义相似度的权重。

$$\text{sim}(C_1, C_2) = \alpha \times \text{sim}_{\text{edit\_distance}}(C_1, C_2) + \beta \times \text{sim}_{\text{semantic}}(C_1, C_2) \quad (3)$$

## 3 基于向量空间模型的模糊本体映射方法:VSM-FR

在模糊本体模型中,模糊概念和实例以及它们之间的模糊关系都是通过文本的形式表示并存储于计算机中。而向量空间模型可以将很多复杂的文本处理过程简化成向量运算,如文本比较、查询和检索等,因此,可以使用向量空间模型来实现模糊概念之间相似度的计算。为此,提出一种新的基于向量空间模型模糊本体映射方法 VSM-FR。

图 1 给出了 VSM-FR 方法计算两个模糊概念( $C, C'$ )之间相似度的具体流程:首先 VSM-FR 根据模糊关系找出与  $C$  和  $C'$  直接相关的模糊概念以及实例,并建立两个特征集合  $\{C\text{-set}\}_C$  和  $\{C\text{-set}\}_{C'}$ ;利用这两个集合中的实例以及模糊概念构建一个相似度矩阵,其中矩阵中的每个相似度值都是通过 2.3 节给出的式(3)计算得到的;为  $C$  和  $C'$  创建向量空间模型

VSM<sub>C,C'</sub>, 向量空间的维是由相似度矩阵中相似度大于给定阈值的实例对以及模糊概念对组成,而这些对正是 C 和 C' 的共同特征;最后,使用模糊关系隶属度将 C 和 C' 转换成向量空间模型 VSM<sub>C,C'</sub> 的两个向量,那么模糊概念 C 和 C' 之间的相似度就可以通过向量的模以及它们之间的内积来计算。

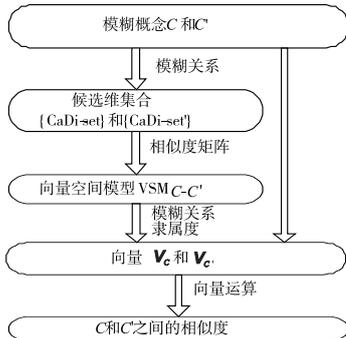


图1 VSM-FR计算模糊概念之间相似度的过程图

3.1 向量空间模型的建立

为了计算两个模糊概念之间的相似度,VSM-FR 需要先为它们建立一个共享的向量空间模型,以实现它们的统一向量化表示。而在构建这个向量空间模型的过程中,模糊概念的特征集合将起到关键的作用。一个模糊概念的特征集合所包含的元素是由与此模糊概念直接连接的所有模糊概念以及实例组成的。以图 2 中的模糊概念 C 和 C' 的本体结构信息为例,利用这两个模糊概念的模糊关系,VSM-FR 为它们所创建的特征集合分别是 {C-set}<sub>C</sub> = {P, C<sub>1</sub>, ..., C<sub>m</sub>, I<sub>1</sub>, ..., I<sub>x</sub>} 和 {C-set}<sub>C'</sub> = {P', C'<sub>1</sub>, ..., C'<sub>n</sub>, I'<sub>1</sub>, ..., I'<sub>y</sub>}。

接下来 VSM-FR 将使用上一步得到的特征集合 {C-set}<sub>C</sub> 和 {C-set}<sub>C'</sub> 来为模糊概念 C 和 C' 建立向量空间模型 VSM<sub>C,C'</sub>。具体做法如下:以一个特征集合(如 {C-set}<sub>C</sub>)中的元素为行标志,另外一个特征集合({C-set}<sub>C'</sub>)中的元素为列标志,构造一个相似度矩阵,如表 1 所示。这样,矩阵中的每个元素都表示相应行标志与列标志之间的相似度,如 S(P, P') 表示模糊概念 P 和 P' 之间的相似度。需要注意的是:相似度矩阵中模糊概念与实例之间的相似度为 0,因为它们之间的关系是隶属关系,所以不需要计算它们之间的相似度。

表 1 相似度矩阵

	P'	C' <sub>1</sub> '	C' <sub>n</sub> ' ...	I' <sub>1</sub> ' ...	I' <sub>y</sub> '
P	S(P, P')	S(P, C' <sub>1</sub> )	S(P, C' <sub>n</sub> )	0	0
C <sub>1</sub>	S(C <sub>1</sub> , P')	S(C <sub>1</sub> , C' <sub>1</sub> )	S(C <sub>1</sub> , C' <sub>n</sub> )	0	0
...	...	...	...	0	0
C <sub>m</sub>	S(C <sub>m</sub> , P')	S(C <sub>m</sub> , C' <sub>1</sub> )	S(C <sub>m</sub> , C' <sub>n</sub> )	0	0
I <sub>1</sub>	0	0	0	S(I <sub>1</sub> , I' <sub>1</sub> )	S(I <sub>1</sub> , I' <sub>y</sub> )
...	0	0	0	-	-
I <sub>x</sub>	0	0	0	S(I <sub>x</sub> , I' <sub>1</sub> )	S(I <sub>x</sub> , I' <sub>y</sub> )

在计算得到相似度矩阵以后,VSM-FR 可以根据给定的阈值(通常由本体领域专家给出)找出相似度大于此阈值的元素对(模糊概念对或者是实例对)。每个元素对里面的两个元素都是相似的,而且它们之间的相似度都很大,所以可以为它们建立等价关系,同时把具有等价关系的元素合并成一个元素。这样,VSM-FR 就可以得到模糊概念 C 和 C' 之间所共有的特征项(合并后得到的元素)。由此可见,合并后的元素以及元素个数正是向量空间模型的维以及维数,而与此元素具有等价关系的任意元素的名称都可以作为维标志。这样,可以构建向量空间模型 VSM<sub>C,C'</sub> = {D<sub>1</sub>, D<sub>2</sub>, ..., D<sub>max</sub>} , 其中 max 是向量空

间模型的维数(相似元素对的个数),D<sub>i</sub> (1 ≤ i ≤ max) 即是 C 和 C' 所共有的特征项,又是向量空间模型的维。

3.2 模糊概念相似度的计算

在模糊本体中,模糊概念与模糊概念之间以及模糊概念与实例之间是用模糊关系连接的。2.1 节给出的模糊关系定义表明,隶属度是衡量模糊关系强度的标志。因此,在计算模糊概念之间的相似度时,需要合理地使用模糊关系的隶属度。

根据上一节的内容可以得知,向量空间模型 VSM<sub>C,C'</sub> 的维是由与 C 和 C' 直接相连接的模糊概念以及实例组成的。VSM<sub>C,C'</sub> 的维所表示的模糊概念以及实例与 C 和 C' 是通过模糊关系连接起来的。那么使用图 2 所示的模糊关系的隶属度,可以把 C 和 C' 表示成 VSM<sub>C,C'</sub> 中的两个向量 V<sub>C</sub> = (α<sub>1</sub>, α<sub>2</sub>, ..., α<sub>max</sub>) 和 V<sub>C'</sub> = (α'<sub>1</sub>, α'<sub>2</sub>, ..., α'<sub>max</sub>)。图 3 给出了向量 V<sub>C</sub> 和 V<sub>C'</sub> 在向量空间模型 VSM<sub>C,C'</sub> 的位置关系。

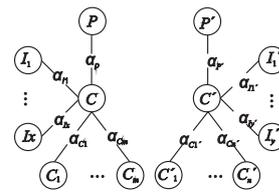


图2 模糊概念C和C'

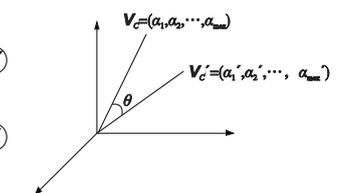


图3 向量空间模型中的向量V\_C和V\_C'

接下来 VSM-FR 就可以把计算模糊概念之间相似度的问题交给向量之间的计算来解决。在向量空间模型中,两个向量之间的相似度是由它们的模和它们之间的夹角决定的。以上述用到的模糊概念 C 和 C' 为例,它们在向量模型空间 VSM<sub>C,C'</sub> 的转换为 V<sub>C</sub> 和 V<sub>C'</sub>。可以用下面的公式来计算 C 和 C' 之间的相似度,其中 cos(θ) 是这两个向量夹角的余弦值,cos(θ) = (V<sub>C</sub> · V<sub>C'</sub>) / (|V<sub>C</sub>| \* |V<sub>C'</sub>|)。约分之前,分子的含义是小模向量到大模向量的投影,分母是大模向量的模值。经过约分后,相似度计算公式中的分子是 V<sub>C</sub> 和 V<sub>C'</sub> 之间的内积,分母是向量模的平方。

$$\text{sim}(C, C') = \begin{cases} \frac{|V_{C'}| \times \cos(\theta)}{|V_C|} = \frac{V_C \cdot V_{C'}}{|V_C|^2} & |V_{C'}| > |V_C| \\ \frac{|V_C| \times \cos(\theta)}{|V_{C'}|} = \frac{V_C \cdot V_{C'}}{|V_{C'}|^2} & |V_C| > |V_{C'}| \end{cases} \quad (4)$$

3.3 VSM-FR 的具体应用

为了验证本文提出的模糊本体映射方法 VSM-FR 的有效性,将使用它来为两个现实中存在的模糊本体之间的模糊概念建立映射关系。在映射过程中,会详细地解释向量空间模型的构建以及向量之间相似度的计算。当然,映射关系建立的前提是模糊概念之间的相似度要大于给定的阈值。大多数情况下,阈值是由本体领域专家综合某领域内模糊本体模型的特点而设定的,但是阈值也可以根据用户对映射系统的性能要求而设定。这是因为,如果所选取的阈值过小,系统会建立很多映射关系,虽然这样做可以提高系统的查全率,但建立的映射关系中会有一些是不正确的,从而导致系统精确度的下降;相反,如果所选取的阈值过大,系统则会建立很少的映射关系,这样系统的精确度提高了,但查全率下降了。为了便于验证 VSM-FR 的性能,本文使用系统默认情况下的阈值(0.9)。

在现实世界中,找到了关于大学机构的两个模糊本体 FO 和 FO',这两个模糊本体共包含了 159 个模糊概念和 126 个实例,因此它们都属于轻量级本体。为了具体地、详细地说明模糊本体映射方法 VSM-FR 计算模糊概念之间相似度的过程,把注

意力放在模糊本体 FO 和 FO' 中的模糊概念 university 和 college 这两个片段上(图 4)。由于其他模糊概念之间的相似度计算过程都差不多,就不再重述 VSM-FR 的计算过程了。在图 4 中,对模糊概念 university 和 college 以及与它们直接相关的模糊概念以及实例进行了字母标注(见名称后面括号内的字母)。这样在描述 VSM-FR 的映射过程中,就可以用这些字母来描述向量空间模型的构建过程和向量之间相似度的计算过程。

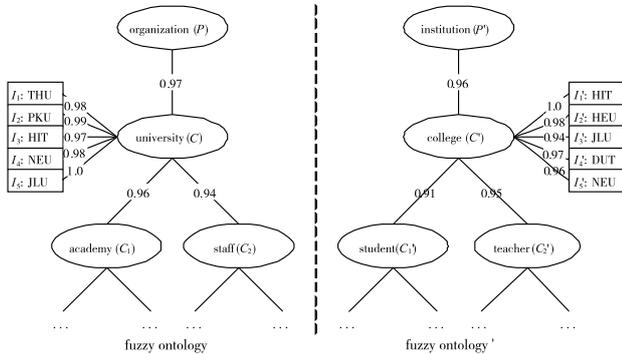


图4 模糊本体FO和FO'的片段

a) VSM-FR 方法利用模糊概念之间的模糊关系以及模糊概念与实例之间的模糊关系,为模糊概念 C 和 C' 创建两个候选维集合:  $\{CaDi-set\}_C = \{P, C_1, C_2, I_1, I_2, I_3, I_4, I_5\}$  和  $\{CaDi-set'\}_{C'} = \{P', C_1', C_2', I_1', I_2', I_3', I_4', I_5'\}$ 。很明显,集合中的元素都是与 C 或 C' 直接相关的模糊概念或是实例。VSM-FR 使用候选维集合中的元素创建相似度矩阵,同时使用式(3)来计算相应元素的相似度值,如表 2 所示。

表 2 使用候选维集合构建相似度矩阵

	P'	C <sub>1</sub> '	C <sub>2</sub> '	I <sub>1</sub> '	I <sub>2</sub> '	I <sub>3</sub> '	I <sub>4</sub> '	I <sub>5</sub> '
P	0.92	0.13	0.37	0	0	0	0	0
C <sub>1</sub>	0.17	0.95	0.26	0	0	0	0	0
C <sub>2</sub>	0.12	0.42	0.93	0	0	0	0	0
I <sub>1</sub>	0	0	0	0.1	0.3	0.3	0.3	0.3
I <sub>2</sub>	0	0	0	0.1	0.3	0.3	0.3	0.3
I <sub>3</sub>	0	0	0	1.0	0.3	0.1	0.3	0.1
I <sub>4</sub>	0	0	0	0.1	0.6	0.3	0.3	1.0
I <sub>5</sub>	0	0	0	0	0.3	1.0	0.3	0.3

b) VSM-FR 方法从相似度矩阵中找出相似度大于给定阈值(0.9)的元素对,并为它们建立等价关系。这样可以得到下面的结果:  $P-P'$ ;  $C_2-C_2'$ ;  $I_3-I_1'$ ;  $I_4-I_3'$ ;  $I_5-I_3'$ 。具有等价关系的元素对可以合并成一个元素,而合并后的元素名称可以用元素对中的任意一个元素的名称来表示。不难发现,上面所做工作的目的就是在候选维集合中,找出 C 和 C' 共有的特征项,进而得到用来构建向量空间模型  $VSM_{C,C'}$  的维。因此,可以得到  $VSM_{C,C'} = \{P, C_2, I_3, I_4, I_5\}$ , 其中  $VSM_{C,C'}$  的维标志也可以用 FO' 中相应的等价元素来代替,如 P 可以用 P' 替换等。

c) 要在  $VSM_{C,C'}$  中找到用来表示模糊概念 C 和 C' 的两个向量  $V_C$  和  $V_{C'}$ 。根据图 4 中的信息,可以得到  $VSM_{C,C'}$  的维与 C 和 C' 之间模糊关系的隶属度,这样表示模糊概念 C 和 C' 的两个向量分别是  $V_C = (0.97, 0.94, 0.97, 0.98, 1.0)$  和  $V_{C'} = (0.96, 0.95, 1.0, 0.96, 0.94)$ 。| $V_C$ | 和 | $V_{C'}$ | 的模以及它们之间的内积分别为 2.174、2.152 和 4.675;再利用式(4)可以得到 C 和 C' 之间的相似度  $\text{sim}(C, C') = 0.989$ 。

#### 4 结束语

本文主要提出了一种新的模糊本体映射方法(VSM-FR),该方法首先利用模糊本体中的模糊关系,为待比较的两个模糊

概念构建向量空间模型;然后再将模糊概念表示成向量空间模型的向量;最后利用向量计算的优点来解决模糊本体映射中模糊概念之间相似度的计算问题。可以从 VSM-FR 方法的映射过程得出结论:此方法使用模糊概念之间以及模糊概念与实例之间模糊关系的隶属度,解决了经典本体映射方法无法处理模糊本体信息的问题。因此,它可以为模糊本体建立映射关系。文中给出的具体实例也充分验证了 VSM-FR 方法的有效性。

#### 参考文献:

- [1] STUDER R, BENJAMINS V R, FENSEL D. Knowledge engineering: principles and methods [J]. *Data and Knowledge Engineering*, 1998, 25 (122): 161-197.
- [2] CALEGARI S, CIUCCI D. Towards a fuzzy ontology definition and a fuzzy extension of an ontology editor [C]// Proc of the 10th International Conference on Enterprise Information Systems. 2008:147-158.
- [3] BAHRI A, BOUAZIZ R, GARGOURI F. Dealing with similarity relations in fuzzy ontologies [C]// Proc of IEEE International Conference on Fuzzy Systems. 2007:1-6.
- [4] WANG Ying, ZHANG Ru-bo, LAI Ji-bao. Measuring concept similarity between fuzzy ontologies [J]. *Fuzzy Information and Engineering*, 2009, 2(62): 163-171.
- [5] XU Bao-wen, KANG Da-zhou, LU Jian-jiang, et al. Mapping fuzzy concepts between fuzzy ontologies [C]// Proc of the 9th International Conference on Knowledge-based Intelligent Information and Engineering Systems. Berlin: Springer-Verlag, 2005:199-205.
- [6] DOAN A, MADHAVAN J, DOMINGOS P, et al. Learning to map between ontologies on the semantic Web [C]// Proc of the 11th International World Wide Web Conference. 2002:662-673.
- [7] 张凌宇, 马宗民, 严丽. 一种基于贝叶斯网络模型及多策略计算的本体映射方法 [J]. *小型微型计算机系统*, 2011, 33(11): 2385-2391.
- [8] HE Wei, YANG Xiao-ping, HUANG Du-pei. A hybrid approach for measuring semantic similarity between ontologies based on WordNet [C]// Proc of the 5th International Conference on Knowledge Science, Engineering and Management. Berlin: Springer, 2011:68-78.
- [9] MILLER G A, BECKWITH R, FELLBAUM C, et al. Introduction to WordNet: an online lexical database [J]. *International Journal of Lexicography*, 1990, 3(4): 235-244.
- [10] TOUS R, DELGADO J. A vector space model for semantic similarity calculation and OWL ontology alignment [C]// Proc of the 17th International Conference on Database and Expert Systems Applications. 2006:307-316.
- [11] EIDON Z, YAZDANI N, OROUMCHIAN F. Ontology matching using vector space [C]// Proc of the 30th European Conference on Advances in Information Retrieval. 2008:472-481.
- [12] BAKILLAH M, MOSTAFAYI M A. A fuzzy logic semantic mapping approach for fuzzy geospatial ontologies [C]// Proc of the 5th International Conference on Advances in Semantic Processing, 2011:21-28.
- [13] CAI Yi, LEUNG H F. A formal model of fuzzy ontology with property hierarchy and object membership [C]// Proc of the 27th International Conference on Conceptual Modeling. Berlin: Springer, 2008:69-82.
- [14] ZHANG Fu, MA Z M, CHENG Jing-wei, et al. Fuzzy semantic Web ontology learning from fuzzy UML model [C]// Proc of the 18th ACM Conference on Information and Knowledge Management. Nuv Yrok: ACM Press, 2009:1007-1016.
- [15] SALTON G. The smart retrieval system; experiments in automatic document processing [M]. Upper Saddle River: Prentice-Hall Inc, 1971.
- [16] LEVENSHEIN V. Binary codes capable of correcting deletions, insertions and reversals [J]. *Soviet Physics Doklady*, 1966, 10(8): 707-710.