

# 基于本体词汇的三维模型语义检索

阮佳彬 杨育彬 林金杰 韦 伟

(南京大学计算机软件新技术国家重点实验室 南京 210093)

**摘 要** 描述了一个基于本体词汇的三维模型语义检索的方法。该方法首先对一个三维模型库的词汇进行语义上扩充,然后基于关键词进行检索,而不是做简单的文字匹配。其主要工作是利用 WordNet 英文本体和 Jena 推理引擎构建一个语义网络,然后在该语义网络上做推理查询,检索到相应的语义结果。实验结果表明,该方法能有效地将一个分类不够丰富的模型库的词汇做较大的扩充,使其覆盖的范围扩大,同时保证扩充的词汇和原有词汇在语义上的相关性,从而提高基于语义关键词检索三维模型的有效性。

**关键词** 语义网络,本体,WordNet,认知同义词集合

## Semantic-based 3D Model Retrieval Using Ontology

RUAN Jia-bin YANG Yu-bin LIN Jin-jie WEI Wei

(State Key Laboratory for Novel Software Technology, Nanjing University, Nanjing 210093, China)

**Abstract** This paper presented the construction of a 3D model retrieval system based on ontology vocabularies, which achieves 3D model retrieval using keywords based on a semantic vocabulary expansion on the model library, rather than simply literal comparison. A semantic network is firstly built by using WordNet (an English ontology) and Jena (an engine of reasoning), by which the semantic retrieval results are then reasoned based on the constructed semantic network. Experiment result shows that this method not only effectively expands the semantic vocabularies of a 3D model library without abundant categories by enlarging the coverage of vocabularies, but also keeps good semantic relevance of the expanded vocabularies to the original ones, so as to achieves semantic based 3D model retrieval effectively.

**Keywords** Semantic network, Ontology, WordNet, Synset

## 1 引言

在三维模型检索和图像检索系统中,利用文本标注对三维模型和图像进行检索是比较常用的方法,但一般的系统都是先对标注做简单的文字匹配,然后提交相应的结果。这种方法存在以下两个问题:

1) 文本标注往往是人工做的,对一个规模较大的系统做标注将耗费大量的人力。

2) 对一些规模较小的模型库,它所包含的标注少,如果用户不熟悉它的内容,往往查不到结果。

3) 文本匹配比较机械,当文本标注和用户输入二者文字不同,而语义一致,这种方法就无法检索到相应的内容,例如:输入“电脑”就很难检索到“计算机”,虽然有些系统能对这类同义词做例外处理,但却无法穷举所有的情况,更无法对更高层次的语义做检索。

针对以上问题,我们构建了一个三维模型检索系统,它只需要对模型做一个分类,就可以在语义上扩充模型库的词汇,对模型库进行有效的检索。

该系统的构建过程主要有以下 3 步:

1) 对已有的模型做分类,这个过程主要是对我们的三维模型库原有的分类方法进行修改,去除其中非自然语言的描述词等,使其分类更加合理。

2) 利用语义本体 WordNet<sup>[1]</sup> 查找分类描述词之间以及分类描述词和其它词语的关系,然后根据这些关系构建一个语义网络。

3) 最后在构建好的语义网络上对用户输入的检索词进行推理查询,并将结果按与检索词关系的相关程度返回给用户。

## 2 相关的工作

WordNet 是一个英文词汇的语义本体,它以认知同义词集合(set of cognitive synonyms,在 WordNet 中称为 synset)为单位来组织词语的关系。其中词语的关系包括上下位关系、整体部分关系、同义反义关系等。有了这个工具,这些基础性的工作就不用重头开始。可以说 WordNet 是我们工作的基础。

Khan 等<sup>[2]</sup> 提出一种自底向上自动构建本体的方法。首

到稿日期:2008-05-30 本课题受国家自然科学基金优秀国家重点实验室专项基金资助项目(项目编号 60723003),国家自然科学基金资助项目(项目编号 60505008)和江苏省自然科学基金创新人才(学术带头人)基金资助项目(项目编号 BK2007520)资助。

阮佳彬(1983—),男,硕士研究生,主要研究方向为三维模型和图像检索,E-mail:ruanjiabin@gmail.com;杨育彬(1977—),男,副教授,主要研究方向为三维模型和图像检索、人工智能等;林金杰(1983—),硕士研究生,主要研究方向为三维模型和图像检索;韦伟(1981—),女,硕士研究生,主要研究方向为三维模型和图像检索。

先利用聚类的方法构建一个层级结构,然后利用 WordNet 对这个层级结构中的结点赋予相应的概念。

Baziz 等<sup>[3]</sup>提出了另一种构建词义网络的方法。首先从大量的文档中提取出由多个词构成的概念,然后利用 WordNet 计算这些概念间的语义关系,最后利用这些概念的关系构建由它们组成的语义网络。

Guarino 等<sup>[4]</sup>的作者也构建了一个信息检索系统——OntoSeek,其所用的方法是:首先在用户的参与下,将所要描述的资源转换成相应的词汇概念图(LCG);然后利用 Sensus<sup>[5]</sup>发现这些词汇概念图之间的语义关系,根据这些关系建立一个网络;最后在网络上进行检索。

前人创新性的工作给我们很多启发,他们都是利用语义本体来构建一个语义网络,以此提高检索的召回率和准确率。但我们认为还可以用别的方法来提高这两个检索指标。我们发现在利用已有的词汇为系统创建概念后,如果只找出这些概念之间的关系可能会有已下的问题:

1)概念之间的关系是间接的,而它们的中介却不在已有的概念中,因此,这个关系很可能没有被发现。

2)概念的关系稀疏,不能形成丰富的网络,因此,在后继的查寻中不能有效地提高召回率和准确率。

为此,我们利用 WordNet 扩充系统词汇并建立大量的新概念,来构建我们的语义网络。我们的目标是尽可能地找出用户输入和系统词汇(概念)之间的语义关系,来提高召回率,实验结果表明,这种通过语义扩展的方法还能同时较好地保持检索的准确率。

### 3 词语之间的主要关系

自然语言的词语之间存在着各种各样的关系,大量词汇的语义可以利用这些关系来表示。WordNet 是按 synset 的各种关系组织而成的,它这种组织方式很好地反映了自然语言的特点,因此我们利用 WordNet 来构建语义网络。我们主要利用的关系是同义关系和上下位关系,这主要是由用户的检索习惯决定的。用户在提交检索请求时往往比较喜欢直接表达心中的意愿,因此,他们不会用反义关系来做检索,也不愿意通过深度的推理来做检索。为了简单,我们暂时只使用 WordNet 的同义关系和上下位关系。

在 WordNet 中每个 synset 都可能同义词(synonym)、上位词(hypernym)和下位词(hyponym)。这 3 类词都是 synset,而且一般不止一个,分别由 synonym, hypernym 和 hyponym 指针指向。在构建语义网络时,主要任务是获取这些 synset,然后转换成相应的节点,最后组成语义网络。

## 4 语义网络的构建

### 4.1 原始词汇

要构建语义网络必需有原始词汇,这些词汇是模型库的类别名称。我们的检索系统对模型已做过简单的分类,但这存在一些不合理的地方,例如:

- 1)有些词语是一些英文缩写,它们不能被别人理解。
- 2)有些词语之间有从属关系,其中的下位词做了很多省略,这可能会在构建语义网络时造成麻烦。

因此,我们对这些问题做以下的修改:

- 1)让每个分类都用完整的英文描述,并尽可能地用常用

的词语(本意)表示模型的分类。由于我们的模型都是一些常见的物体,所以这些词汇都是名词。

2)然后尽可能地消除分类词的从属关系,减少各分类的重叠现象。

这样就能尽量减少词语的歧义,使构建的语义网络清晰简单,有利于我们后继的工作。

### 4.2 语义网络的描述

我们用本体描述语言 OWL<sup>[6]</sup>来描述所构建的网络,为方便下文的说明,在此先对将要构建的语义网络做个简要的描述。如图 1 所示,我们构建的语义网络由两类节点组成。

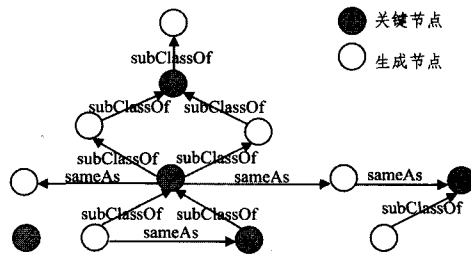


图 1 语义网络模型局部示意图

1)关键节点:用 WordNet 查找原始词语的本意(一个 synset),然后在语义网络中建立一个节点,直接和原始词语对应,这些节点就是关键节点。

2)引入节点:用 WordNet 查找与原始词语本意相关的其它 synset,包括同义词、下位词和上位词,然后也在语义网络中建立对应的节点,这些节点就是引入的节点。

我们的语义网络中节点的关系目前有两类:

1)同义:用 OWL 语言的词汇 sameAs 表示。

2)上下位:用 OWL 语言的词汇 superClassOf 和 subClassOf 表示。

其实根据 OWL 语言的含义,subClassOf 和 superClassOf 是两种互逆的性质。例如:A subClassOf B 蕴含 B superClassOf A。因此,我们间接使用 superClassOf 性质,而直接使用 subClassOf 表示了网络的层次结构。而 sameAs 具有传递和对称的性质。例如:A sameAs B, B sameAs C,那么 A sameAs C;A sameAs B,那么 B sameAs A。因此,我们在图 1 中没有将所有的 sameAs 连线画出,但这可经推理而得。在程序实现过程中,也不必在设置好 A sameAs B 后,又设置 B sameAs A。

### 4.3 构建步骤

语义网络的构建框架示意图如图 2 所示,主要包括以下的步骤:

1)对每个原始词语都在 WordNet 中查找,WordNet 一般会返回很多 synset,并把最常用的意思作为首个 synset。由于我们的系统的特点,我们需要的就是常用的意思,故取首个 synset(记为 synset A)。然后在语义网络中建立一个节点(记为 A)来对应这个 synset,并为这个节点添加一个值为“KEY-NODE”的 label 属性,即将它标记为关键节点。

2)然后查找 synset A 的同义词,在 WordNet 中同义词是用指针 synonym 来指出的。我们对每一个同义词也建立一个节点(记为 B)来对应它,然后为 A 添加一个值为 B 的 sameAs 属性。

3)接下来查找 synset A 的下位词,在 WordNet 中下位词

是用指针 hyponym 来指出的,利用 JWNL<sup>[7]</sup>提供的接口,我们可以得一个下位词图,对图上的每个 synset 也在语义网络中建立一个新节点来对应它,然后按图的节点的上下位关系对语义网络中的新节点添加 subClassOf 属性。

4)最后查找 synset A 的上位词,在 WordNet 中上位词是用指针 hypernyms 来指出的,JWNL 为我们返回一个上位词图,对图中的每一个 synset 也在语义网络中建立一个新节点来对应它,然后按图的节点的上下位关系对语义网络中的新节点添加 subClassOf 属性。

5)有些词语在 WordNet 中并没有出现,我们也为它们在语义网络中建立一个关键节点,因为它们也对应着一个模型的分,只不过这样的节点是一个孤立节点。

这样我们就建立了一个语义网络了。由于 WordNet 中的词汇是有限的,我们建立的语义网络的规模也是有限的,不会导致无法收敛的情况。

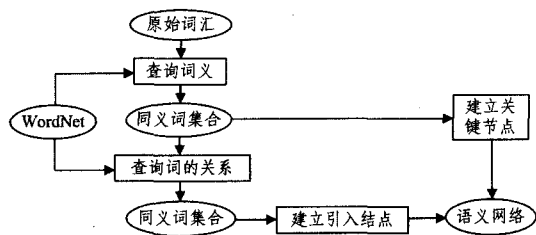


图2 语义网络的构建框架图

#### 4.4 使用的工具

在构建语义网络的过程中,我们利用 JWNL 提供的接口来操作 WordNet,利用 Jena<sup>[8]</sup>提供的接口来建立模型,并把所得的结果以本体描述语言 OWL 的格式保存,最后做推理查询。JWNL 和 Jena 都是用 Java 编写的类库,使用它们来编写程序比较方便,对我们的工作大有帮助。

### 5 检索方法

检索的最大问题之一在于语义概念相似度的计算<sup>[9]</sup>。前人已对这个问题做了大量的研究,大体上有两类方法:

- 1)基于对语料统计的方法<sup>[3]</sup>。
- 2)利用本体的方法。

我们构建的语义网络不适合用第 1)种方法来计算相似度,故在此不对它做讨论。而第 2)类方法主要利用语义距离来量化相似度。语义距离一般是指在同一个本体中的两个不同概念间存在的关系中长度最短的路径。这类方法中就有不少是使用 WordNet 设计出来的,例如:Rada 等<sup>[10]</sup>提出用最短路径来做相似度计算,这成了基于边统计相似度计算技术的基础。Banek 等<sup>[11]</sup>把 WordNet 和领域本体结合起来,通过对不同类型的边赋予不同的权重来实现基于边统计相似度计算的技术。Liu 等<sup>[12]</sup>提出一种基于边统计相似度计算的技术,该方法认为人对语义相似度的判断可用词语的一般特征与所有特征的比率来模拟,这会比人为规定语义相似度的效果好。Yang 等<sup>[13]</sup>也提出一种基于边统计相似度计算的技术,作者基于认知心理学的几何模型设计了一种路径的权重估算模型。

新的方法层出不穷,但这个问题仍旧没有得到一个很好的方法来彻底解决,它仍旧是一个有待深入研究的研究课题。

本文根据实际系统的需要,设计了如下的简单直观的方法。

一个语义网络上的两个节点要么不连通,要么连通。不连通时,它们之间的相似度就为 0(即不相关);而在连通的条件下,通路有长有短,一般情况下通路较长的两个节点的相似度小,较短的相似度大。这是我们做比较所遵循的一个原则。而路径的长度一般不是按“Dijkstra 最短路径算法”来计算的,因为网络中的节点很多,如果用最短路径算法将会消耗大量的时间,而且节点间的连线(关系)不止一种,这就不好量化距离的大小。我们有更简单直观的方法,如下:

1)假设检索到的节点为 A,A 的同义节点到 A 的距离为 0,即不区分同义节点之间的语义距离。

2)A 的子节点到 A 的距离按继承的深度计算,从 0 开始,每继承一次距离增 1。

3)同样,A 的父节点到 A 的距离也按继承的深度计算,从 0 开始,每继承一次距离增 1。

我们的检索结果按这三类距离分类显示,不比较 A 到同义节点和 A 到子节点以及 A 到父节点这三类距离间的远近。

利用我们所建立语义网络,就可以很方便地对我们的系统进行检索,所做的事情就是查找用户输入所对应的节点,并找到和该节点语义距离最近的关键节点。我们的系统的检索过程如图 3 所示,步骤如下:

1)设用户的输入的检索词为 T,在语义网络中找到含有 T 的节点有  $c_1, c_2, \dots, c_n$ ,它们的同义节点有  $s_1, s_2, \dots, s_m$ ,我们把这些词看成一个整体 X,它们最能代表用户的本意,和用户输入的相似度最大。

2)如果 X 中的节点是关键节点,那它对应的内容就最可能是用户所要检索的内容,我们将其提交给用户;

3)X 的下位节点中是关键节点的节点集合为 Y,它是用户目标的具体化,因此它们也很能代表用户的意愿,Y 和 T 的相似度较大,我们对 Y 中的节点按语义距离的近远排序,然后这些关键节点对应的内容展现给用户;

4)相应地,X 的上位节点中是关键节点的节点集合为 Z,它是用户目标的泛化,因此它也可作为一个“退而求其次”关键节点集合来代表用户的意愿,Z 和 T 的相似度最小,我们对 Z 中的节点也按语义距离的近远排序,并提交相应的内容。

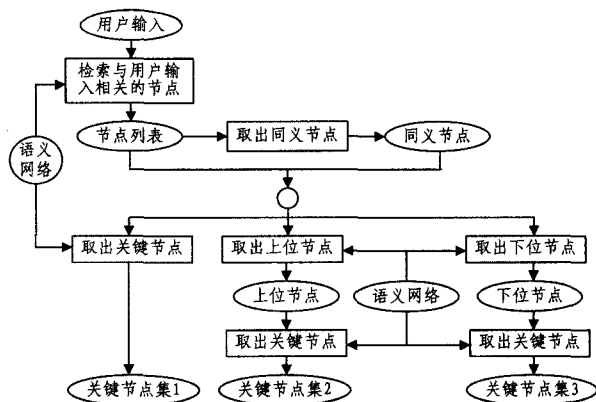


图3 语义检索的过程

### 6 实验结果

表 1 是我们用关键词对模型库做检索的结果,结果表明 (下转第 185 页)

[3] Godin R. Incremental Concept formation algorithm base on Galois (concept) lattices. *Computational Intelligence*, 1995, 11(2): 246-267

[4] van der Merwel D. AddIntent : A New Incremental Algorithm for Constructing Concept Lattices// *ICFCA 2004*, LNCS 3403. 2004:372-385

[5] 李云,刘宗田,陈峻,等. 多概念格的横向合并算法. *电子学报*, 2004, 32 (11):1849-1854

[6] Fu H, Nguifo E M. A parallel algorithm to generate formal concepts for large data. *ICFCA*, 2004:394-401

[7] 齐红,刘大有,等. 基于搜索空间划分的概念生成算法. *软件学报*, 2005, 16

(上接第 154 页)

系统能有效地检索出与用户输入相关的类别,并给出输入词到它们的语义距离,且这个距离是满足图的最优选择性的。例如:fish 到下位词 dolphin 的语义距离为 5,到上位词 animal 的语义距离为 4。因此,dolphin 到上位词 fish 的语义距离也为 5,而到 animal 的语义距离则为 5(与 fish 的距离)+4(fish 与 animal 的语义距离)=9。

表 1 检索结果

输入	同义词		下位词		上位词	
	语义距离	关键词	语义距离	关键词	语义距离	关键词
fish	0	fish	3 5	shark dolphin	4	animal
shark	0	shark	\	\	3 7	fish animal
dolphin	0	dolphin	\	\	5 9	fish animal
pig	0	pig	\	\	8	animal
dog	0	dog	\	\	2	animal
horse	0	horse	\	\	8	animal

## 7 语义网络的扩展

WordNet 并不一定在所有领域里都是很完备的,因此利用它构建的语义网络也可能存在不合事实的情况,所以,为了进一步完善我们的语义网络,要求它必须是可修改和可扩展的。我们建立的语义网络是用本体描述语言 OWL 来描述的,OWL 语言具有很强的描述事物的表达能力,它是 W3C 组织推出的一种语言,得到大多数人的认可。用它来描述语义网络不仅具有很好的扩展性,而且所得的语义网络是可共享的。

**结束语** 我们系统的原始词汇只有 197 个,即系统只有 197 个关键节点,经过扩展后得到 13027 个概念。这大大增加了系统的词汇量,提高了系统词汇的覆盖面,从而提高了召回率。而我们建立的语义网络,是对原始词汇的语义扩展,检索时是根据语义关系来做推理的,因此,检索结果和用户输入的检索词在语义上具有较大的相似度,这就较好地保持了检索的准确率。

然而,我们还没有对 WordNet 的语义关系作充分的挖掘,所构建的语义网络还是一个较为简单的模型,还处于初期阶段。今后,我们将会不断地对系统做扩展,并利用其它本体对 WordNet 作补充,使所构建的系统更加完善。

## 参考文献

[1] Fellbaum C. *WordNet : An Electronic Lexical Database* [ M ].

Cambridge, Mass; Bradford Books, 1998

[2] Khan L, Luo F. Ontology Construction for Information Selection [A]// *ICTAI'02: Proceedings of the 14th IEEE International Conference on Tools with Artificial Intelligence*[C]. Washington DC: IEEE, 2002: 122-127

[3] Baziz M, Boughanem M, Aussenac-Gilles N, et al. Semantic cores for representing documents in IR[A]// *SAC '05: Proceedings of the 2005 ACM symposium on Applied computing* [C]. New York: ACM, 2005: 1011-1017

[4] Guarino N, Masolo C, Vetere G. *OntoSeek: Content-Based Access to the Web*[J]. *IEEE Intelligent Systems*, 1999, 14(3): 70-80

[5] Hovy E, Knight K, Marcu D, et al. Large Resources Ontologies (SENSUS) and Lexicons[EB/OL]. <http://www.isi.edu/natural-lang uage/projects/ONTOLOGIES.html>, 2008-05-14

[6] 宋炜,张铭. *语义网简明教程*[M]. 北京:高等教育出版社, 2004: 136-151

[7] Bwalenz, Didion J. *JWNL - Java WordNet Library*[EB/OL]. <http://jwordnet.sourceforge.net>, 2008-05-14

[8] HP Labs Semantic Web Research. *Jena-A Semantic Web Framework for Java*[EB/OL]. <http://jena.sourceforge.net/index.html>, 2008-05-14

[9] digital craftsmen. *WordNet-Similarity*[EB/OL]. <http://search.cpan.org/dist/WordNet-Similarity>, 2008-05-14

[10] Rada R, Mili H, Bichnell E, et al. Development and application of a metric on semantic nets[J]. *IEEE Transactions on Systems*, 1989, 19(1): 17-30

[11] Banek M, Vrdoljak B, Tjoa A M. Using Ontologies for Measuring Semantic Similarity in Data Warehouse Schema Matching Process[A]// *ConTEL 2007: Proceedings of the 9th International Conference on Telecommunications*[C]. Washington DC: IEEE, 2007: 227-234

[12] Liu X, Zhou Y, Zheng R. Measuring Semantic Similarity in Wordnet[A]// *Proceedings of the Sixth International Conference on Machine Learning and Cybernetics* [C]. Washington DC: IEEE, 2007: 3431-3435

[13] Yang D, Powers D M. Measuring semantic similarity in the taxonomy of WordNet[A]// *Proceedings of the Twenty-Eighth Australasian Conference on Computer Science* [C]. Darlinghurst, Australia, Australia: Australian Computer Society, 2005: 315-322