













步骤 1. 给定一个概念  $c$ ,从 LexEco 中获取  $c$  的认知属性值集合  $V_{lex}$  以及每个属性值对应的频数,从 CogBank 中获取  $c$  的认知属性值集合  $V_{cog}$  以及每个属性值对应的频数.概念  $c$  的全部认知属性集合为  $V_c \leftarrow V_{lex} \cup V_{cog}$ .

步骤 2. 对  $V_c$  中的每一个认知属性值  $v_i$ ,获取其对应的反义关系集合  $A_i$ ,若  $A_i \neq \emptyset$ ,则  $A_i$  可以作为一个分类角度, $v_i$  为  $c$  在  $A_i$  下的分类依据.

步骤 3. 利用隐藏属性补充算法,对  $V_c$  中的每个认知属性值进行属性补充,得到概念  $c$  的属性集合  $P_c$ .

步骤 4. 对  $V_c$  中的每个属性值  $v_i$ ,使用公式(3)计算其对概念  $c$  的显著度  $Sig(c,v_i)$ .

$$Sig(c,v_i) = \alpha I_{lex}(v_i) + \beta I_{cog}(v_i), \alpha + \beta = 1 \tag{3}$$

其中,  $I_x(v_i)$  表示属性值  $v_i$  在知识库  $x$  中的频数,其中,  $lex$  表示 LexEco,  $cog$  表示 CogBank. 系数  $\alpha$  和  $\beta$  是两个可调节的参数,取值范围为  $[0,1]$ ,用来权衡两个知识库中数据的可信度.参数取值越高,表示相应的数据来源越可信.根据 Giles<sup>[39]</sup>的观点,我们认为,维基百科的可信度相比普通网络文本要高,根据经验取  $\alpha=0.6, \beta=0.4$ .

步骤 5. 对  $P_c$  中的每个属性  $p_i$ ,设对应的认知属性值为  $v_{ij}$ ,显著度为  $s_{ij}=Sig(c,v_{ij})$ ,可得  $p_i$  的属性值向量  $w_i = (v_{i1} : s_{i1}, v_{i2} : s_{i2}, \dots, v_{iN_i} : s_{iN_i})$ ,其中,  $N_i$  表示  $p_i$  所对应的属性值总数. $w_i$  即为分类角度  $p_i$  下  $c$  的分类依据.最后,使用公式(4)计算  $p_i$  在概念  $c$  中的显著度  $Sig(c,p_i)$ .

$$Sig(c,p_i) = \sum_{j=1}^{N_i} Sig(c,v_{ij}) \tag{4}$$

表 4 展示了“pig”的部分属性显著度信息.

Table 4 Significance of properties of the word “pig”

表 4 “pig”的属性显著度

名词概念	属性	显著度	包含属性值
pig	Behavior	38.2	stupid,lazy,dirty,...
	Wisdom	8.2	stupid,smart,ignorant,...
	Size	26.6	fat,midget,heavy
	Circumstances	4.8	sick,happy
	Weight	0.6	heavy
	Fatness	18.0	fat

## 2.4 部件的获取

本文通过 WordNet 中名词概念之间的部分-整体关系来获取一个概念的部件.和客观属性值一样,概念的部件也受到继承性的影响.基于部分-整体关系的传递性,一个概念还可以从它的部件中获得部件.然而,并不是所有的部分-整体关系都具有传递性.例如,“limb”是“tree”的部分,“tree”又是“forest”的部分,但并不能说“the limb is a part of the forest”,因为“limb/tree”与“tree/forest”之间的部分-整体关系在语义上并不相同<sup>[40]</sup>.WordNet 中定义了组成部分(constituent part)、组成物质(substance)、组成成员(member)这 3 种不同语义的部分-整体关系类型.本文规定,传递性只适用于同种类型的部分-整体关系中.

### 2.4.1 分类角度(部件)的获取

人类区分事物很重要的一个依据就是事物具有什么部件,通常有两种情况:(1) 判断两个事物是否都具有单个指定的部件;(2) 从整体上衡量两个事物具有多少共同的部件或不同的部件.基于部件获取分类角度的步骤如下.

过程 3. 基于部件获取分类角度.

步骤 1. 给定一个概念  $c$ ,通过 WordNet 中的部分-整体关系获取  $c$  的部件集合  $M_c$ .

步骤 2. 对于  $c$  的每一个上位概念  $h_i$ ,获取其部件集合  $M_i$ ,并使  $M_c \leftarrow M_c \cup M_i$ .

步骤 3. 对  $M_c$  中的每个概念  $m_j$ ,若能得到  $m_j$  的非空部件集合  $M_j$ ,且  $M_j \subset M_c$ ,则使  $M_c \leftarrow M_c \cup M_j$ .循环此步,直到对任意  $m_j$ ,均满足  $M_j \subset M_c$ .最终得到的集合  $M_c$  就是概念  $c$  所有部件的集合.

步骤 4. 当以单个部件为分类角度时, $M_c$  中的每个元素都能作为  $c$  的分类依据;以整体部件作为分类角度

时,分类依据则为整个  $M_c$ .

表 5 展示了部分概念的部件特征.

**Table 5** Component characteristics of concepts

**表 5** 概念的部件特征

概念	部件
cat	paw,pad,pelage,hair,belly,tail,dock,chest,...
banana	vegetable,vessel,vascular tissue,duct,cell,...
table	leg,tabletop,tableware
family	child,parent,sibling,relative,clansman,...

### 3 基于动态分类的名词性隐喻识别

#### 3.1 隐喻识别的本质

隐喻的一个本质是“同从异出”,用与本体相异的事物作为喻体来描述本体,在表层语义上构成了语义矛盾.隐喻识别的本质,就是判断一个表达中的两个事物之间是否构成了语义矛盾.究其根本,就是去发现这两个事物之间因何而异、异在何处.通常,两个事物之间的相似性和差异性可以用一个数值来表示,数值越大时相似性越大,差异性越小;反之,相似性越小,差异性越大.

#### 3.2 整体部件的差异性

以整体部件作为分类角度时,两个概念之间的相似性由它们共有的部件及独有的部件决定.我们通过公式(5)计算两个概念  $c_1$  和  $c_2$  之间的相似性,取值范围是[0,1],其中,  $P_1$  和  $P_2$  分别为概念  $a$  和  $b$  的部件集合.

$$Sim(c_1, c_2, part) = \frac{|P_1 \cap P_2|}{|P_1 \cup P_2|} \quad (5)$$

从信息量的角度来看,如果两个概念具有的部件数量越多,则上述公式越有意义;如果部件数量太少,则会造成准确性上的不足.因此,本文约定概念  $c_1$  和  $c_2$  之间的部件数之和不得小于 5.给定一个阈值  $\gamma \in [0,1]$ ,当  $Sim(c_1, c_2, part) < \gamma$  时,我们认为  $c_1$  和  $c_2$  在整体部件的角度上具有差异性.

#### 3.3 基于反义关系的客观属性值差异性

一个形容词与其本身相似性最大,与其反义词的相似性最小,如公式(6)所示.

$$Sim(a, b) = \begin{cases} 1, & a = b \\ 0, & a \text{ 是 } b \text{ 的反义词} \end{cases} \quad (6)$$

给定两个名词概念  $c_1$  和  $c_2$  及其客观属性集合  $V_1$  和  $V_2$ ,对于  $V_1$  中的每个属性值  $v_i$ ,如果  $a_i$  具有反义词,则找到对应的分类角度  $A_i$ ,根据公式(5),如果  $a_i$  有一个反义词属于  $V_2$ ,那么在分类角度  $A_i$  下,  $c_1$  和  $c_2$  的相似性  $Sim(c_1, c_2, A_i) = 0$ ,即  $c_1$  和  $c_2$  的差异性达到最大.通常情况下,一个概念的客观属性值中不会存在一对具有反义关系的形容词,所以在客观属性值的角度下,两个概念不会既相似又相异.

#### 3.4 基于图模型的形容词差异性

语义差别法(semantic differential)<sup>[41]</sup>是美国心理学家 Osgood 提出的一种以形容词的正反意义对词语所表示的概念进行语义测量的方法.该方法在每一对反义词之间设置区间值作为量表,以反映人们对客观对象的各个特征的心理感觉强度.参考语义差别法,本文利用 WordNet 中形容词间的同义关系和近似关系构建图模型,以反义形容词对在图中的最短路径作为相似性的度量标准.该方法可以度量不具有反义关系的两个形容词之间的相似性.

##### 3.4.1 基于 WordNet 的形容词图模型构建

基于图论的观点,Kamps 等人<sup>[42]</sup>尝试利用 WordNet 中的同义关系对名词、动词、形容词和副词进行图模型的构建.在无向图  $G(W, Synonymy)$  中,  $W$  是由 WordNet 中所有单词组成的顶集,  $Synonymy$  是由所有同义关系组



成的边集.研究发现, $G$ 中各词性子图都是非连通图,其中,形容词子图的极大连通子图的阶数为5 427,约占整个形容词子图的25%,而第二大的形容词连通子图的阶数仅为30.这说明基于同义关系的形容词模型构建方法基本上是可行的.

但是我们发现,在这种方法构建的图模型中,有许多反义词之间并不连通,例如“ugly/beautiful”“pleasant/unpleasant”“optimistic/pessimistic”等.为了增强图模型中反义词之间的连通性,我们在 Kamps 等人<sup>[42]</sup>的基础上,为无向图增加了形容词之间的近似关系,更改后的图模型为  $G'(A, Synonymy+Similarity)$ ,其中,  $A$  是由 WordNet 中所有形容词组成的顶集,  $Synonymy+Similarity$  是所有形容词之间的同义关系和近似关系组成的边集,边值权重和显著性阈值依据经验设置.  $G'$  的极大连通子图的阶数为 16 852,约占整体的 78%,是  $G$  的 3 倍多.原来在图  $G$  中不连通的反义词,也在图  $G'$  中变为连通.

### 3.4.2 基于图模型的形容词相似性

Kamps 等人<sup>[42]</sup>曾使用语义差别法的“语义空间”中最主要的 3 对反义词在图模型中的最短距离来度量形容词的倾向性.基于 Osgood 的理论,所有反义形容词对都可以用来度量形容词的某一方面特征.如公式(7)所示,形容词  $a$  和  $b$  之间的相似性可以用其中一个形容词  $a$  与它的反义形容词  $a'$  在图中的最短距离来度量.

$$Sim(a,b) = \frac{d(b,a') - d(b,a)}{d(a,a')} \quad (7)$$

公式相似性的取值范围是 $[-1,1]$ ,取值越接近 1,表示  $b$  与  $a$  差异性越小;越接近-1,表示  $b$  与  $a$  差异性越大.显然, $Sim(a,b)$ 和  $Sim(b,a)$ 所表示的意义是不一样的.我们认为,形容词之间的同义关系比近似关系在语义上的距离更近.所以取同义关系表示的边权值为 1,近似关系表示的边权值为 1.5.表 6 展示了该算法下部分形容词之间的相似性.给定判断形容词差异性的阈值  $\theta_1 \in (0,1)$ ,  $\theta_2 \in (-1,0)$ ,当  $Sim(a,b) \geq \theta_1$  时,认为形容词  $a$  与  $b$  的差异性不显著,当  $Sim(a,b) \leq \theta_2$  时,则认为形容词  $a$  与  $b$  的差异性显著.

Table 6 Adjective similarity based on graph model

表 6 基于图模型的形容词相似性

形容词 $a$	形容词 $b$	$Sim(a,b)$
clever	Stupid	-0.888 9
awful	Good	-0.714 3
huge	Big	1.0
clever	intelligent	0.909 1
cold	amazing	0.0
wet	Hot	0.375

### 3.4.3 显著属性差异性

度量两个概念之间属性值相似性的同时,也是在度量它们属性的相似性.本文提出的属性相似性计算方法基于以下假设.

- (1) 在属性的分类角度下,两个事物之间的相似性可以表现为它们共有的某一属性的认知属性值之间的相似性.
- (2) 把事物  $A$  与  $B$  相比,通常是把  $A$  与  $B$  最显著的某些属性值特征相比,而忽略不显著的属性值.
- (3) 越显著的属性值,越能代表其属性的本质.

两个概念的相似性越低,代表它们的差异性越明显.

给定两个概念  $c_1, c_2$  及它们共有的一个属性  $p$ ,  $Sim(c_1, c_2, p)$  表示在属性  $p$  的角度下,  $c_2$  与  $c_1$  比较的相似性.根据假设,  $Sim(c_1, c_2, p)$  表示为显著相似的属性值和差异显著的属性值的累加,当相似大于差异时表现为相似,当差异大于相似时则表现为不相似,相等时表示无法判断.设在属性  $p$  下,  $c_1$  的认知属性值向量为  $V_1 = \{v_{11}, v_{12}, \dots, v_{1n}\}$ , 对应的显著度向量为  $S_1 = \{s_{11}, s_{12}, \dots, s_{1n}\}$ ;  $c_2$  的认知属性值向量为  $V_2 = \{v_{21}, v_{22}, \dots, v_{2m}\}$ , 对应的显著度向量为  $S_2 = \{s_{21}, s_{22}, \dots, s_{2m}\}$ ;  $f_{ij}$  表示用公式(7)得到的属性值  $v_{1i}$  和  $v_{2j}$  之间的相似性.公式 8 展示了  $Sim(c_1, c_2, p)$  的计算方法.为了保证认知属性值的显著性,我们规定每个属性值的显著度必须大于等于 1.

$$S = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m S_{1i} S_{2j} f_{ij}, f_{ij} \geq 0.5, D = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m S_{1i} S_{2j} f_{ij}, f_{ij} \leq 0.5, Sim(c_1, c_2, p) = \begin{cases} S, |S| > |D| \\ D, |D| > |S| \end{cases} \quad (8)$$

3.5 名词性隐喻识别算法流程

人类识别隐喻时的思考过程是一个层次性的动态过程,在每个层次人类都从某个角度进行分析.由于主观性,层次体系可能因人而异.本文按照“语义类别”→“关系”→“整体部件”→“客观属性值”→“认知属性”进行识别,算法步骤如下.

算法 3. 基于动态分类的名词性隐喻识别.

输入:名词概念 A 和 B.

输出:隐喻表达/常规表达.

1. 获取 A 和 B 的整体部件、客观属性值以及认知属性值的分类角度.
2. 基于 WordNet 中的上下位关系,若 A 是 B 的上位或下位,则输出常规表达,算法结束.
3. 通过算法 1 的关系抽取,若 R 中存在关系 is(A,B)或 is(B,A),则输出常规表达,算法结束.
4. 计算 A 和 B 在整体部件角度下的相似性 Sim(A,B,part):若小于阈值γ,则输出隐喻表达,算法结束;若大等于γ,则输出常规表达,算法结束;若无法判断(部件太少),则进行下一步.
5. 计算 A 和 B 在客观属性值角度下的相似性.若存在一个客观属性值使 A 和 B 的相似性为 0,则输出隐喻表达,否则进行下一步.
6. 计算 A 和 B 之间认知属性的相似性,若存在一个显著属性 p 使得 Sim(A,B,p)<0,或不存在任何显著属性 p',使得 Sim(A,B,p')>0,则输出隐喻表达;否则输出常规表达,算法结束.

图 1 所示为本识别算法的主要流程图.

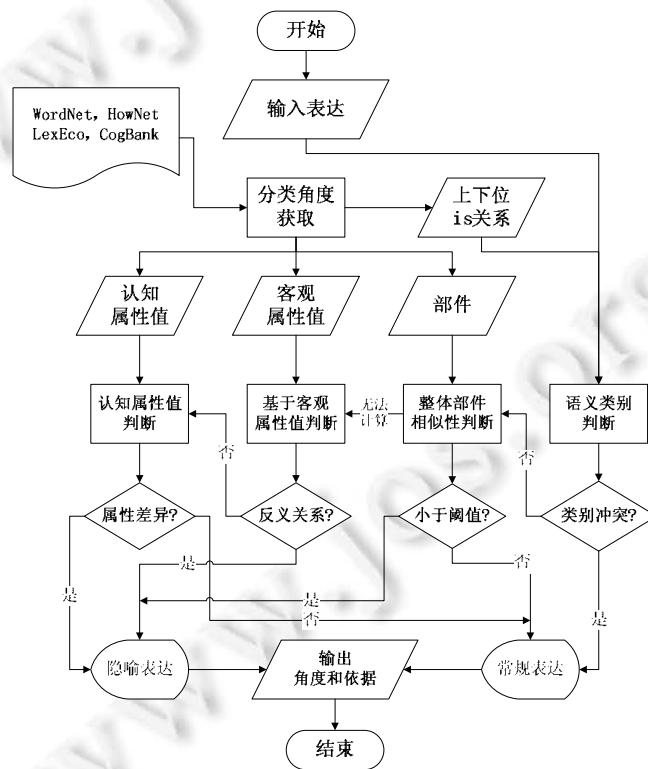


Fig.1 Algorithm procedure of nominal metaphor recognition based on dynamic categorization

图 1 基于动态分类的名词性隐喻识别算法流程

### 3.6 实验与分析

#### 3.6.1 数据集

本文从 Master Metaphor List 语料库(Master Metaphor List, <http://araw.mede.uic.edu/~alansz/metaphor/>)、Collins Cobuild<sup>[43]</sup>语料库以及采用人工标注的方法,从网络、新闻等资源中标注出 580 个英文名词对作为实验的数据集.数据集中包含 290 个隐喻表达和 290 个常规表达.我们使用随机划分的方法,将数据分为一个大小为 80 的训练集(40 个隐喻表达和 40 个常规表达)和一个大小为 500 的测试集(250 个隐喻表达和 250 个常规表达).特别地,对于测试数据中出现的人称代词如“I”“he”“she”等,我们一律将其转换为名词“person”.

#### 3.6.2 参数训练

本文的模型需要通过训练集训练两类参数.

- 其一是整体部件的判断阈值,记作  $\gamma$ .当整体部件的相似度  $Sim(c_1, c_2, part) < \gamma$  时,判断为隐喻,否则为常规表达.
- 其二是形容词差异性的判断阈值,记作  $\theta_1$  和  $\theta_2$ .当认知属性的形容词相似性  $Sim(a, b) \geq \theta_1$  时,认为相似性显著;当  $Sim(a, b) \leq \theta_2$  时,认为相似性不显著.我们在训练集上分别对这两组参数进行训练.

在训练  $\gamma$  时,我们仅使用上下位及整体部件的隐喻识别方法,以此排除模型的其他部分对训练参数的影响.我们采用最大化准确率的方法进行训练.我们发现,当  $\gamma=0.3$  时,该参数的训练效果准确率最高,为 67.3%.

训练  $(\theta_1, \theta_2)$  与训练  $\gamma$  的方法类似,为了排除模型的其他部分对训练参数的影响,我们仅使用上下位及形容词差异性进行隐喻识别.算法 3 的第 6 步给出了使用形容词差异性进行隐喻识别的方法.我们同样采用最大化准确率的方法寻训练  $\theta_1$  和  $\theta_2$ .我们发现,当  $\theta_1=0.9, \theta_2=-0.3$  时,该组参数达到最好的训练效果,准确率是 62.5%.

#### 3.6.3 结果分析

我们使用 Su 等人<sup>[44]</sup>的方法作为本文方法的对比实验.Su 等人<sup>[44]</sup>的方法使用概念的上下位关系和词向量的余弦距离识别名词性隐喻.该方法首先在大语料中训练各个概念的词向量,之后计算概念间的余弦相似度.若两个概念不属于上下位关系并且概念间的向量余弦相似度小于阈值,则这两个概念属于隐喻表达,否则为常规表达.余弦相似度阈值使用训练集训练得到.本文的方法与对比实验使用了相同的训练集和测试集.本文的方法与对比实验在测试集上的结果见表 7.

**Table 7** Comparison of experimental result of this paper with the method result of Su, et al.<sup>[44]</sup>

**表 7** 本文的实验结果与 Su 等人<sup>[44]</sup>的方法结果比较

	Su 等人 <sup>[44]</sup> 的方法	本文的方法
准确率(%)	85.2	<b>85.4</b>

实验结果表明,本文的方法效果优于对比实验的方法.此外,本文的方法在识别出隐喻结果的同时,还能得到识别的角度和依据.例如,对于两个概念“person”和“machine”,我们的方法可以得到它们在整体部件上有很低的相似度,即人和机器的整体部件有很大的不同,这可以成为把它们识别为隐喻的依据.Su 等人<sup>[44]</sup>的方法得到“person”和“machine”的余弦相似度是-0.036,我们只能得到它们不相似的结论,却难以解释它们为什么不相似.由此可见,本文的方法具有可解释性的优势.表 8 列举了部分隐喻的识别结果及识别的角度和依据.

为了进一步了解各个角度在隐喻识别工作上的不同之处,我们设置了如下 3 个对比实验.对比实验只考虑了部分角度.各个对比实验的设置如下所示.

- (1) 仅使用语义类别和整体部件的角度计算.在语义类别不冲突的前提下,若整体部件差异性高于阈值,则判断为隐喻表达;否则为常规表达.
- (2) 仅使用语义类别和客观属性值的角度计算.在语义类别不冲突的前提下,若存在使相似性为 0 的客观属性值,则判断为隐喻表达;否则为常规表达.
- (3) 仅使用语义类别和认知属性的角度计算.在语义类别不冲突的前提下,若存在显著差异属性,则判断为隐喻表达;否则为常规表达.

**Table 8** Results of metaphor identification

**表 8** 隐喻识别结果

A	B	识别角度	识别依据	识别结果	是否正确
mind	eye	整体部件	<i>Sim</i> =0.014	隐喻	正确
light	line	整体部件	<i>Sim</i> =0.039	隐喻	正确
person	machine	整体部件	<i>Sim</i> =0.048	隐喻	正确
anger	heat	整体部件	<i>Sim</i> =0.0	隐喻	正确
desire	hunger	客观属性值	general:specific	隐喻	正确
time	commodity	客观属性值	mental:physical	隐喻	正确
idea	resource	客观属性值	general:specific	隐喻	正确
money	liquid	认知属性	behavior/举止	隐喻	正确
fox	mammal	语义类别	上下位关系	常规	正确
summer	season	语义类别	上下位关系	常规	正确
pencil	rod	语义类别	is 关系	常规	正确
newspaper	publication	语义类别	is 关系	常规	正确
sugar	carbohydrate	语义类别	is 关系	常规	正确
lawyer	job	整体部件	<i>Sim</i> =0.775	常规	正确
magazine	journal	整体部件	<i>Sim</i> =0.518	常规	正确
professor	scholar	整体部件	<i>Sim</i> =0.939	常规	正确
hope	light	整体部件	<i>Sim</i> =0.912	常规	错误
mind	traveler	整体部件	<i>Sim</i> =1.0	常规	错误
sadness	feel	客观属性值	general:specific	隐喻	错误
diamond	treasure	整体部件	<i>Sim</i> =0.091	隐喻	错误

表 9 给出了本文方法和各角度方法的对比.通过对比可以发现,多角度的方法识别准确率高于部分角度的准确率.这说明多角度的隐喻识别方法对于提升识别效果是有效的.使用语义类别和整体部件的对比实验准确率最低,这是由于整体部件的差异性有时不能全面反映概念间的总体差异.此外,还有很多概念无法找到足够多的整体部件特征,这些概念需要其他角度的补充才能完善整个隐喻识别过程.使用客观属性值的对比实验比使用认知属性的对比实验效果要好,这是因为客观属性值的获取来自于权威的词典,它对概念特征的描述更客观,因此也更加准确.来源于互联网资源的认知属性值对概念特征的描述更具有主观性,因此会有更多的噪声.经过进一步的数据分析我们发现,本文方法在识别准确率上的提高大多体现在隐喻识别中各个角度的互补作用.例如,对于隐喻表达“desire force”,整体部件的方法无法找到足够多的部件支持它的判断,但客观属性值能够找到“general:specific”的反义关系作为补充,从而使其被正确地识别为隐喻表达.

**Table 9** Comparison of the method result of this paper with part angles algorithms results

**表 9** 本文方法与部分角度的算法对比

	语义类别和整体部件	语义类别和客观属性值	语义类别和认知属性	本文方法
准确率(%)	70.7	76.6	73.5	<b>85.4</b>

本文方法的不足之处在于,对于抽象概念,我们提取出的认知属性值比较少.例如,“knowledge”只有 6 个认知属性值,其中最显著的“honourable”的显著度只有 0.8,而“discrimination”等一些不太常见的抽象概念更是找不到认知属性值,使判断结果不令人满意.未来我们可以通过采用知识图谱等方法改善认知属性值缺乏的问题.

#### 4 结 语

我们实现了一种基于动态分类的隐喻识别方法.该方法从概念的语义类别、整体部件、客观属性值和认知属性这 4 个角度对隐喻进行动态识别.在语义类别的角度,我们使用概念的上下位关系及“is 关系”判断隐喻;在整体部件角度,我们通过 WordNet 获得概念的整体部件信息并计算其差异性;在客观属性值的角度,我们通过 WordNet 的释义文本抽取出概念的客观属性值描述,并通过形容词的反义关系计算其差异性;在认知属性方面,我们通过知识库获取概念的认知属性,通过图模型计算形容词的相似度.此外,我们提出了隐藏属性补充算法,通过计算同一属性类别下的认知属性值相似度,判断认知属性角度的差异性.实验结果表明,本文方法具有可行

性.此外,本方法还具有可解释性的优点.本文在隐喻研究的道路上朝新的角度迈出了试探性的一步,为隐喻计算和其他相关领域提供了新的思路.

本文算法仍有如下不足和改进空间.

- (1) 本文的特征抽取方法只限于 WordNet,而该类资源受到手工构建的限制.如何从更广阔的资源中获取概念的特征,是一个重要的研究点.
- (2) 本文的方法只探讨了无数分类角度中常见的几类,还有许多可供使用的角度可以尝试.
- (3) 本文的方法只实现了名词性隐喻的识别,动词性隐喻、形容词性隐喻的识别也是今后需要进一步研究的方向.

#### References:

- [1] Wang ZM. Chinese noun phrase metaphor recognition [Ph.D. Thesis]. Beijing: Peking University, 2006 (in Chinese with English abstract).
- [2] Shutova E, Teufel S. Metaphor corpus annotated for source-target domain mappings. In: Nicoletta C, ed. Proc. of the Language Resources and Evaluation Conf. European Language Resources Association (ELRA), 2010. 3255–3261.
- [3] Zhou CL. The Survey of Mental Computation. Beijing: Tsinghua University Press, 2003 (in Chinese).
- [4] Shu DF. Studies in Metaphor. Shanghai: Shanghai Foreign Language Education Press, 2000 (in Chinese).
- [5] Krishnakumar S, Zhu X. Hunting elusive metaphors using lexical resources. In: Anna F, ed. Proc. of the Workshop on Computational Approaches to Figurative Language. Association for Computational Linguistics, 2007. 13–20.
- [6] Yang Y. Computational model of Chinese metaphor recognition and interpretation [Ph.D. Thesis]. Xiamen: Xiamen University, 2008 (in Chinese with English abstract).
- [7] Jia YX, Yu SW. Nominal metaphor recognition based on lexicons. Journal of Chinese Information Processing, 2011,25(2):99–105 (in Chinese with English abstract).
- [8] Jia YX, Zan HY, Fan M, *et al.* Measuring word abstractness for metaphor recognition. Journal of Chinese Information Processing, 2017,31(3):41–47 (in Chinese with English abstract).
- [9] Kesarwani V, Inkpen D, Szpakowicz S, *et al.* Metaphor detection in a poetry corpus. In: Beatrice A, ed. Proc. of the Joint SIGHUM Workshop on Computational Linguistics for Cultural Heritage, Social Sciences, Humanities and Literature. Vancouver: Association for Computational Linguistics, 2017. 1–9.
- [10] Feng S, Su C, Chen YJ. Approach to recognizing Chinese nominal metaphor based on online-encyclopedia. Computer Systems & Applications, 2013,22(10):8–13,59 (in Chinese with English abstract).
- [11] Gedigian M, Bryant J, Narayanan S, *et al.* Catching metaphors. In: James A, ed. Proc. of the 3rd Workshop on Scalable Natural Language Understanding. New York: Association for Computational Linguistics, 2006. 41–48.
- [12] Bulat L, Clark S, Shutova E. Modelling metaphor with attribute-based semantics. In: Proc. of the EACL 2017. Association for Computational Linguistics, 2017. 523–528. [doi: 10.18653/v1/E17-2084]
- [13] Gutiérrez ED, Shutova E, Marghetis T, *et al.* Literal and metaphorical senses in compositional distributional semantic models. In: Katrin E, ed. Proc. of the 54th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics, Vol.1. Berlin: Association for Computational Linguistics, 2016. 183–193.
- [14] Mason ZJ. CorMet: A computational, corpus-based conventional metaphor extraction system. Computational Linguistics, 2004, 30(1):23–44. [doi: 10.1162/089120104773633376]
- [15] Tekiroglu SS, Ozbal G, Strapparava C. Exploring sensorial features for metaphor identification. In: Ekaterina S, ed. Proc. of the 3rd Workshop on Metaphor in NLP. Denver: Association for Computational Linguistics, 2015. 31–39.
- [16] Black M. Models and Metaphors: Studies in Language and Philosophy. Ithaca: Cornell University Press, 1962.
- [17] Black M. More about metaphor. *Dialectica*, 1977,31(3-4):431–457. [doi: 10.1111/j.1746-8361.1977.tb01296.x]
- [18] Fauconnier G, Turner MB. Conceptual projection and middle spaces. *SSRN Electronic Journal*, 2008. [doi: 10.2139/ssrn.1290862]
- [19] Wang XL. Chinese Metaphorical Cognition & Its ERP Imaging. Beijing: Higher Education Press, 2009 (in Chinese).
- [20] Fass D. met\*: A method for discriminating metonymy and metaphor by computer. *Computational Linguistics*, 1991,17(1):49–90.

- [21] Dunn J. Evaluating the premises and results of four metaphor identification systems. In: Alexander G, ed. Proc. of the Int'l Conf. on Intelligent Text Processing and Computational Linguistics. Berlin, Heidelberg: Springer-Verlag, 2013. 471–486. [doi: 10.1007/978-3-642-37247-6\_38]
- [22] Strzalkowski T, Broadwell GA, Taylor S, *et al.* Robust extraction of metaphor from novel data. In: Ekaterina S, ed. Proc. of the 1st Workshop on Metaphor in NLP. Atlanta: Association for Computational Linguistics, 2013. 67–76.
- [23] Hovy D, Shrivastava S, Jauhar SK, *et al.* Identifying metaphorical word use with tree kernels. In: Ekaterina S, ed. Proc. of the 1st Workshop on Metaphor in NLP. Atlanta: Association for Computational Linguistics, 2013. 52–57.
- [24] Shutova E, Kiela D, Maillard J. Black holes and white rabbits: Metaphor identification with visual features. In: Kevin K, ed. Proc. of the 2016 Conf. of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies. San Diego: Association for Computational Linguistics, 2016. 160–170.
- [25] Huang XX, Zhang H, Lu B, *et al.* An approach to Chinese metaphor identification based on word abstractness. *New Technology of Library and Information Service*, 2015,31(4):34–40 (in Chinese with English abstract).
- [26] Rai S, Chakraverty S, Tayal DK. Supervised metaphor detection using conditional random fields. In: Beata B, ed. Proc. of the 4th Workshop on Metaphor in NLP. San Diego: Association for Computational Linguistics, 2016. 18–27.
- [27] Shutova E, Sun L. Unsupervised metaphor identification using hierarchical graph factorization clustering. In: Lucy V, ed. Proc. of the 2013 Conf. of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies. Atlanta: Association for Computational Linguistics, 2013. 978–988.
- [28] Klebanov BB, Leong CW, Heilman M, *et al.* Different texts, same metaphors: Unigrams and beyond. In: Beata B, ed. Proc. of the 2nd Workshop on Metaphor in NLP. Baltimore: Association for Computational Linguistics, 2014. 11–17.
- [29] Schulder M, Hovy E. Metaphor detection through term relevance. In: Beata B, ed. Proc. of the 2nd Workshop on Metaphor in NLP. Baltimore: Association for Computational Linguistics, 2014. 18–26.
- [30] Miller GA. Nouns in WordNet: A lexical inheritance system. *Int'l Journal of Lexicography*, 1990,3(4):245–264. [doi: 10.1093/ijl/3.4.245]
- [31] Veale T, Hao Y. A fluid knowledge representation for understanding and generating creative metaphors. In: Donia S, ed. Proc. of the 22nd Int'l Conf. on Computational Linguistics, Vol.1. Manchester: Association for Computational Linguistics, 2008. 945–952.
- [32] Li B, Chen J, Zhang Y. Web based collection and comparison of cognitive properties in English and Chinese. In: James F, ed. Proc. of the Joint Workshop on Automatic Knowledge Base Construction and Web-scale Knowledge Extraction. Montréal: Association for Computational Linguistics, 2012. 31–34.
- [33] Lakoff G, Johnson M. *Metaphors We Live By*. Chicago: University of Chicago Press, 1980.
- [34] Li B, Chen JJ, Chen XH. Collection and analysis on Chinese cognitive properties based on Web data. *Applied Linguistics*, 2012,(3): 134–143 (in Chinese with English abstract). [doi: 10.16499/j.cnki.1003-5397.2012.03.021]
- [35] Fader A, Soderland S, Etzioni O. Identifying relations for open information extraction. In: Mirella L, ed. Proc. of the Conf. on Empirical Methods in Natural Language Processing. Honolulu: Association for Computational Linguistics, 2011. 1535–1545.
- [36] Touretzky DS. *The Mathematics of Inheritance Systems*. Burlington: Morgan Kaufmann Publishers, 1986.
- [37] Gross D, Miller KJ. Adjectives in wordnet. *Int'l Journal of Lexicography*, 1990,3(4):265–277. [doi: 10.1093/ijl/3.4.265]
- [38] Giora R. Understanding figurative and literal language: The graded salience hypothesis. *Cognitive Linguistics (includes Cognitive Linguistic Bibliography)*, 1997,8(3):183–206. [doi: 10.1515/cogl.1997.8.3.183]
- [39] Giles J. Internet encyclopaedias go head to head. *Nature*, 2005,438(7070):900–901. [doi: 10.1038/438900a]
- [40] Winston ME, Chaffin R, Herrmann D. A taxonomy of part—Whole relations. *Cognitive Science*, 1987,11(4):417–444. [doi: 10.1016/S0364-0213(87)80015-0]
- [41] Osgood CE, Suci GJ, Tannenbaum PH. *The Measurement of Meaning*. Urbana: University of Illinois Press, 1957. [doi: 10.2307/411335]
- [42] Kamps J, Marx M, Mokken RJ, *et al.* Using wordnet to measure semantic orientations of adjectives. In: Maria T, ed. Proc. of the 4th Int'l Conf. on Language Resources and Evaluation. Lisbon: European Language Resources Association, 2004. 1115–1118.
- [43] Deignan A. *English Guides 7: Metaphor*. In: Collins Cobuild. London: University of Birmingham, 1995.

- [44] Su C, Huang S, Chen Y. Automatic detection and interpretation of nominal metaphor based on the theory of meaning. *Neurocomputing*, 2017,219:300–311. [doi: 10.1016/j.neucom.2016.09.030]

#### 附中文参考文献:

- [1] 王治敏.汉语名词短语隐喻识别研究[博士学位论文].北京:北京大学,2006.  
 [3] 周昌乐.心脑计算举要.北京:清华大学出版社,2003.  
 [4] 束定芳.隐喻学研究.上海:上海外语教育出版社,2000.  
 [6] 杨芸.汉语隐喻识别与解释计算模型研究[博士学位论文].厦门:厦门大学,2008.  
 [7] 贾玉祥,俞士汶.基于词典的名词性隐喻识别.中文信息学报,2011,25(2):99–105.  
 [8] 贾玉祥,管红英,范明,等.面向隐喻识别的词语抽象性度量.中文信息学报,2017,31(3):41–47.  
 [10] 冯帅,苏畅,陈怡疆.基于百科资源的名词性隐喻识别.计算机系统应用,2013,22(10):8–13,59.  
 [19] 王小璐.汉语隐喻认知与 ERP 神经成像.北京:高等教育出版社,2009.  
 [25] 黄孝喜,张华,陆蓓,等.一种基于词语抽象度的汉语隐喻识别方法.现代图书情报技术,2015,31(4):34–40.  
 [34] 李斌,陈家骏,陈小荷.基于互联网的汉语认知属性获取及分析.语言文字应用,2012,(3):134–143. [doi: 10.16499/j.cnki.1003-5397.2012.03.021]



苏畅(1974—),女,福建厦门人,博士,副教授,主要研究领域为自然语言理解,隐喻计算,情感计算.



郑发魁(1990—),男,硕士,主要研究领域为隐喻计算,自然语言处理.



付泽(1994—),男,硕士,主要研究领域为隐喻计算,自然语言处理.



陈怡疆(1972—),男,博士,副教授,主要研究领域为自然语言处理,机器学习.