

基于合作网的汉语句子隐喻理解*

苏畅¹, 李俊超¹, 王晓梅¹, 陈怡疆²

¹(厦门大学 智能科学与技术系, 福建 厦门 361005)

²(厦门大学 计算机科学与技术系, 福建 厦门 361005)

通讯作者: 苏畅, E-mail: suchang@xmu.edu.cn, <http://information.xmu.edu.cn/portal/node/100>



摘要: 我们的认知思维和概念系统建立在隐喻之上, 隐喻理解的实现是自然语言处理任务中关键的一环。为了让理解过程更好地切合隐喻的工作机制, 基于隐喻的互动理论, 本文提出合作网模型, 将隐喻理解的过程部署为一个网状结构, 实现汉语句子隐喻的理解计算。相比于其他模型, 合作网模型体现了目标域和源域之间“求同存异”的语义关系, 强调概念之间的双向语义联结, 通过计算各个关系的强弱, 输出更适应于上下文信息的表述意义。实验结果表明合作网模型合理有效。基于合作网得到的理解结果能初步反映隐喻理解过程的动态性和突显性。

关键词: 隐喻理解; 互动理论; 合作网

中图法分类号: TP311

中文引用格式: 苏畅, 李俊超, 王晓梅, 陈怡疆. 基于合作网的汉语句子隐喻理解. 软件学报. <http://www.jos.org.cn/1000-9825/6144.htm>

英文引用格式: Su C, Li JC, Wang XM, Chen YJ. Chinese Sentential Metaphor Comprehension Based on the Cooperative Network Model. Ruan Jian Xue Bao/Journal of Software, 2019 (in Chinese). <http://www.jos.org.cn/1000-9825/6144.htm>

Chinese Sentential Metaphor Comprehension Based on the Cooperative Network Model

SU Chang¹, LI Jun-Chao¹, WANG Xiao-Mei¹, CHEN Yi-Jiang²

¹(Department of Cognitive Science, Xiamen University, Xiamen 361005, China)

²(Department of Computer Science, Xiamen University, Xiamen 361005, China)

Abstract: Our cognition and conceptual system is built on metaphors. Metaphor comprehension is an important task in Natural Language Processing. Based on the interaction theory, we proposed the Cooperative Network Model (CNM), which better conforms to the character of metaphor, to perform metaphor comprehension. The CNM reveals the semantic relations between target and source domain, i.e. seeking common ground while reserving differences. Besides, the CNM addresses bidirectional semantic relations between concepts. By computing cooperative strength of relations, the CNM obtains the meaning of metaphorical context. Our experimental results demonstrate the effectiveness of the CNM. The outputs of the CNM preliminarily reflect the dynamic and prominent mechanisms of metaphor comprehension.

Key words: metaphor comprehension; interaction theory; Cooperative Network Model

隐喻既提供了诗意的想象和修辞多样性的一种策略, 又提供了概念推理的重要机制^[1]。隐喻将两个不同的概念域联系在一起, 建立二者之间的语义映射关系, 实现“以此言彼”的认知目的。Kovecses^[2]认为隐喻中用于表达和理解另一个对象的概念域为源域, 基于这种映射机制而被理解的概念域为目标域。一般而言, 源域指称的是较具体的对象, 我们对其的认识较为清晰; 目标域指称的是较抽象的事物, 对其的认识较为模糊。隐喻是语言运用中进行释义的多种技巧和方法之一^[3], 借助隐喻, 我们可以用熟悉喻生疏, 以具体喻抽象, 从而构建我们的概念体系, 传达新颖的认知体验。Ondish 认为, 相比于字面义表达, 隐喻通过让听者构建图形化场景, 获取

* 基金项目: 国家自然科学基金(61075058)

Foundation item: National Natural Science Foundation of China (61075058)

收稿时间: 2019-05-27; 修改时间: 2019-09-17, 2020-02-29, 2020-03-05; 采用时间: 2020-09-02; jos 在线出版时间: 2020-12-02

层次更深的体验,从而与说者产生共鸣^[4]。比如,在隐喻表达“生活是一段旅程”中,我们借助较为具体的源域概念“旅程”的知识,如“精彩”、“漫长”,理解抽象概念“生活”,从而认为目标域“生活”具有和源域“旅程”类似的认知体验。

隐喻在认知领域的重要性意味着隐喻计算是自然语言处理任务中需要攻克的难关^[5]。引入隐喻计算能促进其他自然语言处理任务的发展,比如改善机器翻译的性能,丰富对话系统的内容,提高舆情监测的正确率等^[6]。隐喻计算一般分为两个子任务:隐喻识别和隐喻理解。在本文中,我们关注隐喻理解的计算实现。隐喻理解旨在描述隐含在隐喻意义下的表述意义。根据隐喻理解实现的途径,前人工作可以分为三个部分:一是基于推理规则的理解方法^{[7][8][9]};二是基于语料统计的理解方法^{[5][10][11]};三是基于向量计算的理解方法^{[12][13]}。大部分理解模型强调了构建目标域和源域相似关系的重要性。它们通过计算两个概念域的同义相似关系、词义相关度和余弦距离等,挖掘二者的相似性。然而,较少的模型表征目标域和源域之间的互动关系,进而挖掘二者丰富的相似关系。

互动理论指出隐喻理解是在不同概念域的互动关系中找到相似之处的过程^{[14][15]}。由互动理论出发,苏畅等人^[16]指出隐喻中的目标域和源域具有合作机制。合作机制具有三种表现形式^[17]:一是目标域和源域具有相同的部分属性;二是部分源域属性和目标域属性具有相似关系;三是源域的某些属性可以与目标域搭配。同时,隐喻意义的突显不仅依靠两个概念域的互动,还依赖于特定的语境^[18]。上下文的概念也参与目标域和源域合作关系构建中。

基于上述理论,我们以合作机制为基础,提出了合作网模型实现隐喻的理解。合作网可以表征隐喻句子中属性与概念间,属性与属性间的多种合作关系,并计算各个合作关系的强度,最后根据合作强度突显隐喻释义。合作关系是一个双向的过程。我们认为,对于合作双方,它们各自与另一方达成合作的意愿是不对等的。为了更好地衡量二者的合作关系,我们提出了基于相关域知识的联想度计算方法,用以突出合作关系的方向性。

本文的隐喻理解模型针对汉语名词隐喻句,输出“目标域是某属性”形式的理解结果。比如,输入隐喻句“友情是一种需要小心积蓄和保存的财富”,模型输出的理解结果是“友情是珍贵的”。考虑到相对于目标域,源域的具体性和涉身性意味着源域的相关属性知识更容易被感知和获取。因此,理解的结果来自于源域属性集合。合作网将以源域属性为中心构建多个联结关系。隐喻理解模型分为三个步骤:(1)获取目标域和源域的各自属性集合,并根据上下文预先筛选源域属性;(2)构建以某一源域属性为联结中心的合作网,根据联想度计算该属性对应的合作强度;(3)构建所有源域属性对应的合作网,并比较各个合作网的合作强度输出,选取具有最高合作强度的源域属性,进而描述目标域最佳表述意义。

本文的贡献如下所示:

- (1) 本文以隐喻的互动理论为理论基础,在合作机制理论的基础上,提出了合作网模型,符合隐喻学相关的语用学理论。
- (2) 合作网能显式地体现概念之间的联结过程。理解过程具有可解释性。
- (3) 合作网模型能模拟隐喻理解的动态性,根据上下文信息,动态地构建两个概念域的语义关系。
- (4) 合作网能体现隐喻理解过程的突显性,无需通过大量数据的标注和训练,通过分析语义关系,强化两个概念域之间显著的关联关系,弱化不显著的关联。

1 相关工作

根据隐喻理解系统的实现途径,隐喻理解计算研究可以分为三大类:基于推理的方法、基于统计的方法和基于向量计算的方法。

基于推理的隐喻理解方法以推理规则为导向,得到隐喻意义和描述意义的逻辑形式化描述。张威和周昌乐^[7]从逻辑的全知角度和语义真值问题入手,对隐喻句进行语形语义上的分析,建立“池空间”模型描述隐喻的可能世界,并提出基于格式塔规则的推理模型,构建一个汉语隐喻的理解系统。Ovchinnikova^[8]使用溯因推理框架,将待处理的隐喻句回溯至其对应的概念隐喻,并根据所对应概念隐喻的源域和目标域标注信息,结合谓词逻辑

获取对应隐喻句的以自然语言表达式呈现的字面解释.该方法依赖于既有的概念隐喻数据集,难处理新颖的隐喻表达.Su 等人^[9]指出隐喻理解实际是寻求目标域和源域相似点的问题.他们认为目标域和源域之间具有深层次的语义相似关系.而深层次的语义相似关系是通过多个浅层语义相似的链式推理得到.他们的理解推理模型借助于 WordNet 辞典的同义关系,以同义关系的传递性为纽带,构建两个不同特征词之间的深层语义相似,进而实现汉语名词性、动词性隐喻的理解.但是他们的方法对上下文不敏感,理解结果的动态性较弱.

语料库的扩展及语料的丰富性带动了基于统计的隐喻理解方法的通行.贾士祥和俞士汶^[5]提出基于实例的汉语隐喻理解方法.他们从网页中获取大量的明喻实例构建明喻知识库,并引入同义词林实现明喻中源域特征的义项映射,基于映射关系计算各个特征的显著性,最后选择最显著的特征赋予目标域,得到最终的理解结果.他们的方法侧重选择有相似词义的属性知识,但是没有充分对源域、目标域以及上下文要素之间的关系进行考虑.在英语隐喻研究中,Shutova^[11]将隐喻理解任务转化为释义改写的过程.针对动词性隐喻,她首先利用 WordNet 辞典获取目标域的候选搭配动词集合,使用概率模型计算各个动词对应的关联程度,最后基于选择优先理论剔除具有隐喻性的搭配表达.

向量模型具有的高度语义表征能力,通过向量计算,能更好地捕捉词语之间的相关关系.Mao 等人^[12]将英语动词隐喻理解问题转化为目标动词的消歧问题.他们认为解释隐喻中目标动词的字面意义是取决于选择优先理论.模型基于目标域的同义词和上位词集合,在上下文的约束下,找到一个和上下文的平均词向量具有最高的余弦相似距离的候选词作为目标域的字面解释.但该理解模型只考虑了目标动词字面意义与上下文的语义关系,未分析源域与目标域的映射关系.Rosen^[13]的英语隐喻理解模型着眼于从隐喻句中抽取能体现目标域和源域交互关系的特征向量.这些向量的获取依赖于主语、动词、目标域等 13 个特征,并作为简单的神经网络模型输入,获得理解结果.他的模型一共设立了 77 个语义类,划分依据源自于从大量隐喻数据集的人工总结与标注.因此,隐喻理解结果当且只能局限于有限的语义类,难以体现隐喻表述意义的丰富性.

Su 等人^[17]从意义理论出发,认为具有相似词向量分布性特征的词语在意义层面上是相似的.他们指出隐喻理解是源域向目标域迁移源域属性过程.借助词向量之间的余弦相似计算,他们筛选得到与目标域具有最高相似度的源域属性作为描述目标域特征的最佳表述意义.该模型适用于处理与上下文弱相关的汉语名词性隐喻.但他们的的方法只考虑属性迁移至目标域的显性过程,未考虑二者之间的潜在关联.苏畅等人^[19]构建包含词语、词语主题、语篇主题的多层次语义向量,并基于语义向量计算隐喻文本中属性层与概念层之间的相关关系矩阵,通过随机游走的方式找到具有最高相关程度的目标域属性作为隐喻的理解结果.实验结果表明多层次语义向量表示能有效地捕捉上下文的信息.

前人的隐喻理解计算研究中,大部分研究强调了构建目标域和源域相似关系的重要性,但是对概念域的双向语义联结关系以及隐喻上下文信息的考虑还有所欠缺,本文以互动理论为核心,通过分析两个概念域间的互动关系,找到二者的相似性,加强上下文的语义信息的利用,输出更具有适切性的理解结果.

2 理论基础

隐喻互动理论^{[14][15]}强调了本体和喻体存在着创造相似性的过程,揭示了隐喻的意义来自于本体和喻体各种特征的互相作用^[18].互相作用包括特征的选择、强调及其压制.

隐喻理解是在不同概念域的互动关系中找到相似之处的过程^{[14][15]}.Gentner 指出目标域与源域的相似关系可以表现为属性层面的相似^[20].隐喻理解系统的思路之一就是筛选两个概念域之间的相似属性,并根据上下文信息,得到与上下文最相关的属性作为理解结果^{[19][21]}.基于此,本文认为目标域和源域在合作的条件下构成隐喻的意义.合作机制的过程表述为:某源域属性是否从属于目标域自身的属性集,或者该属性是否与目标域的属性存在相似或相关的关系^[16].若满足上述任意两个条件之一,我们认为目标域和源域存在着属性层面的相似关系,二者具有合作性.

Konikowska^[22]指出两个对象的相似关系应取决于某一个特定的域.比如,当考虑到职业域的时候,“老师”和“园丁”两个概念是相似的.由此而启发,我们认为:衡量两个词语的相似关系时,我们需要以某一个特定的域作为参照,比如由词语相关词构成的相关知识域.

本文提出了依赖某一语义域的相似关系衡量方式,以此为基础,计算两个概念的合作强度.我们的理解模型通过衡量合作关系的强弱,抑制具有弱联结强度的属性,突显具有强联结强度的属性,选择性地激活两个概念域之间的相似关系,从而进一步突显最终的理解结果^[23].

3 合作网模型构建

在互动论和合作机制理论的基础上,本文构建了一个合作网模型,用以表征隐喻句中目标域属性和源域属性、上下文和源域属性的合作关系.首先,我们给出了基本符号说明.

Table 1 Basic notations

表 1:基本符号说明

符号	说明
S	源域
T	目标域
C	上下文的词语集合,包括 S 和 T
$Pro(x)$	某对象 x 的属性集合
$Domain(x)$	某对象 x 的相关知识域

其中,上下文的词语集合表述为 $C = \{C_1, C_2, \dots, C_j, \dots, C_N\}$, N 为句中包括目标域和源域的词语总数.在本文中,我们关注目标域和源域的属性集合,即为 $Pro(T) = \{t_1, t_2, \dots, t_M\}$, $Pro(S) = \{v_1, v_2, \dots, v_K\}$, M 和 K 分别为目标域和源域的属性总个数.

3.1 考虑相关域知识的相似关系计算

本文引入词语的相关域知识,重新探讨两个词语的相似关系.我们提出了抽象度概念,用以衡量某一个词联想到另一个词及其该词相关语义域的能力.对于相关知识域和抽象度,我们给出了如下的定义:

定义 3.1:相关知识域

在本文中,我们将相关知识域简化为某一词语 *Concept* 在语料中的相关词集合 $Domain(Concept) = \{k_1, k_2, \dots, k_i, \dots, k_D\}$, 其中, D 为词语 *Concept* 的相关词的个数.任意一个相关词 k_i 与 *Concept* 是相关的,体现在两个词的上下文是相似的,二者对应的词向量之间,余弦相似度应大于某个阈值 \mathcal{E} .

我们利用 Word2vec 词嵌入模型获取词的向量表征,所采用的的词向量模型由百度百科语料训练得到¹. 本文的阈值 \mathcal{E} 取值 0.6.

定义 3.2:联想度

给定两个不同的词语 A 和 B ,及其对应的相关知识域 $Domain(A)$ 和 $Domain(B)$.对于 A , A 联想至 B 的过程需要参照 $Domain(B)$.若 A 和 $Domain(B)$ 具有较高的余弦相似性,且考虑到 B 与 $Domain(B)$ 本身具有高的余弦相似性,则认为 A 联想至 B 的可能性是高的.我们将 A 联想至 B 的联想度表述为 $Rel(A \rightarrow B)$.同理, B 联想至 A 的联想度表述为 $Rel(B \rightarrow A)$.

基于定义可知,当计算 $Rel(A \rightarrow B)$ 时,我们需要对 A 和 $Domain(B)$ 的余弦相似性 $Sim[A, Domain(B)]$ 以及 B 和 $Domain(B)$ 的余弦相似性 $Sim[B, Domain(B)]$ 作比较.本文采取的计算方式如下所示:

¹ <https://github.com/Embedding/Chinese-Word-Vectors>

$$Rel(A \rightarrow B) = \frac{Sim[A, Domain(B)]}{Sim[B, Domain(B)]} \quad (1)$$

其中, $Sim(X, Domain(Y))$ 衡量的是词语 X 对应的词向量 $Vec(X)$ 与相关知识域 $Domain(Y)$ 对应的域向量 $Vec(Domain(Y))$ 之间的余弦相似度. 我们认为相关知识域是一个词袋模型. 无需考虑各个相关词之间的顺序. 根据 Kamp 和 Partee^[24] 的理论, 可知整体意义是各部分意义的函数, 我们取所有相关词 $\{k_1, k_2, \dots, k_i, \dots, k_D\}$ 的平均词向量作为域向量:

$$Vec(Domain(A)) = \frac{1}{D} \sum_{i=1}^D Vec(k_i) \quad (2)$$

此时, $Vec(Domain(A))$ 和各个相关词对应的向量 $Vec(k_i)$ 具有一致的维度.

由公式(2)可知, $Rel(A \rightarrow B)$ 的值越大, A 联想至 B 的可能性越高, 反之, A 难以联想至 B . 而且, $Rel(A \rightarrow B)$ 不等于 $Rel(B \rightarrow A)$. 在计算余弦相似度的基础上, 本文的方法强调了两个概念的关联关系是基于某一个语义域的, 而不仅仅只从概念自身的词向量维度信息而探讨二者的关系. 并且, 本文方法得到的联想度具有方向性, 满足后续合作网中需要模拟两个不同对象互动关系的需求. 考虑到 $Rel(A \rightarrow B)$ 的值区间在 $[-1, 1]$ 之间, 为后续计算的方便, 我们将 $Rel(A \rightarrow B)$ 的原始值转化至 $[0, 1]$ 区间, 转换过程如公式(3)所示. 若 $Rel(A \rightarrow B) > 0.5$, 则认为 A 到 B 的联想度是较强的; 若 $Rel(A \rightarrow B) < 0.5$, 则认为 A 到 B 的联想度是较弱的.

$$Rel_{(0,1)} = \frac{Rel_{(-1,1)} + 1}{2} \quad (3)$$

3.2 合作强度计算

合作强度体现了各个合作关系的耦合强弱. 在本小节, 我们定义了合作强度, 并介绍合作强度的计算方法.

定义 3.3: 合作强度

给定两个不同的词语 A 和 B , 他们的合作强度 $Coop(A, B)$ 取决于两个词语各自与对方的联想关系, 联想度 $Rel(A \rightarrow B)$ 和 $Rel(B \rightarrow A)$. 合作强度的计算过程可以表述为 $Coop(A, B) = f(Rel(A \rightarrow B), Rel(B \rightarrow A))$, 其中, 函数 f 是综合衡量联想度的算子. 合作强度 $Coop(A, B)$ 应该满足如下四个条件:

1. $Coop(A, B) = Coop(B, A)$;
2. 若两个词 A 和 B 均具有较强的联想至另一个词的可能性, 合并之后, 二者的联想度可相互强化, A 和 B 较强的意愿实现合作, $Coop(A, B)$ 则较为显著.
3. 若两个词均有较弱的联想至另一个词的可能性, 合并之后, 二者的联想度相互弱化, 二者的合作强度不显著.
4. 若一方具有较强的联想度, 而另一方具有较弱的联想度, 即为二者的联想度是互为对立可相互抵消的趋向, 那么 $Coop(A, B)$ 介于二者联想度之间.

Klement 等人^[25] 提出的联想补偿算子 (Relciative Compensatory Operator) 及苏畅等人提出的弱逻辑推理系统^[26] 实现了二元对象的组合运算. 由此启发, 我们设计了算子 $g(x, y)$, 组合 x 和 y 各自的联想强度, 得到二者的合作强度 $Coop(x, y)$:

$$g(x, y) = \begin{cases} \max\{\max(x, y) - 0.5, 0\} & \text{if } \min(x, y) = 0 \\ \min\{\min(x, y) + 0.5, 1\} & \text{if } \max(x, y) = 1 \\ \frac{x * y}{x * y + (1 - x)(1 - y)} & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4)$$

基于上述公式,我们发现算子 $g(x,y)$ 满足如下几个特征:

1. 若 $0 < x < 0.5$ 且 $0 < y < 0.5$, 那么 $g(x,y) < \min\{x,y\}$;
2. 若 $0.5 < x < 1$ 且 $0.5 < y < 1$, 那么 $g(x,y) > \max\{x,y\}$;
3. 若 $0 < x < 0.5$ 且 $0.5 < y < 1$, 那么 $x < g(x,y) < y$;
4. $g(x,y) = g(y,x)$

这些特征与合作强度的计算初衷相符. 本文使用算子 $g(x,y)$ 衡量合作强度是合理的. 经由 $g(x,y)$, 系统可以强化较显著的互动关系, 并削弱较微弱的关系, 从而实现后续隐喻意义的突显. 于是, 我们得到合作强度的计算方式是:

$$Coop(A,B) = g(Rel(A \rightarrow B), Rel(B \rightarrow A)) \quad (5)$$

3.3 合作网模型

一个合作网模型包含多个合作机制. 给定的两个词语 A 和 B , 它们之间的合作机制如图 1 所示.

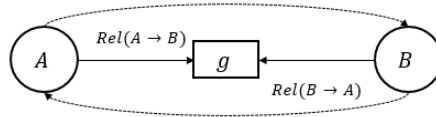


Fig.1 The cooperative mechanism between A and B. $Rel(A \rightarrow B)$ refers to the association degree from A to B;

$Rel(B \rightarrow A)$ refers to the association degree from B to A

图 1: 两个词语 A 和 B 的合作机制图示. $Rel(A \rightarrow B)$ 指的是 A 联想至 B 的联想度; $Rel(B \rightarrow A)$ 指的是 B 联想至 A 的联想度

合作网模型是一个包含诸多词语间合作机制的网络. 根据概念隐喻理论^[1], 隐喻意义是源域向目标域映射的结果. 在本文中, 我们认为源域向目标域展示属性. 目标域根据自身的属性知识, 达成与源域的合作. 同时, 由于隐喻意义取决于特定的语境^[18]. 我们还需考虑源域属性能否与隐喻句中的各个词语达成合作关系. 对于任意一个源域属性 v_k , 它与隐喻句中的上下文 $\{C_1, \dots, C_j, \dots, C_N\}$ 及目标域属性集合 $\{t_1, \dots, t_m, \dots, t_M\}$ 存在合作关系, 将合作关系视为边, 则形成了以源域属性 v_k 为中心的合作网. 合作网通过算子 g 得到 v_k 与上下文以及属性集合的合作强度数值, 如图 2 所示.

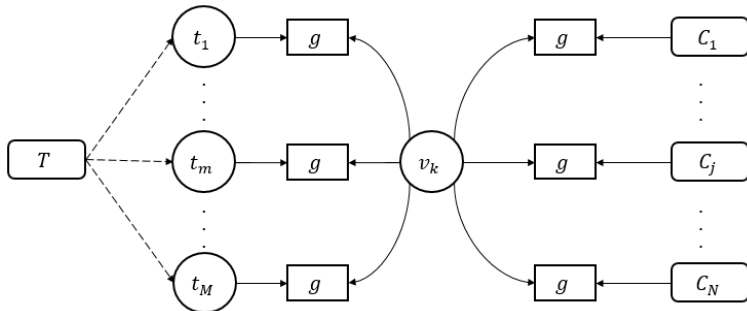


Fig.2 The CNM of the target property, source property and context

图 2: 某源域属性 v_k 和上下文及目标域属性的合作网图示

在某一个隐喻句中, 由于源域属性 $Pro(S) = \{v_1, \dots, v_k, \dots, v_K\}$ 集合包含的元素通常不止一个, 因此图 2 形式的合作网可能有多, 我们将一个隐喻句中的合作网表示为图 3 所示.

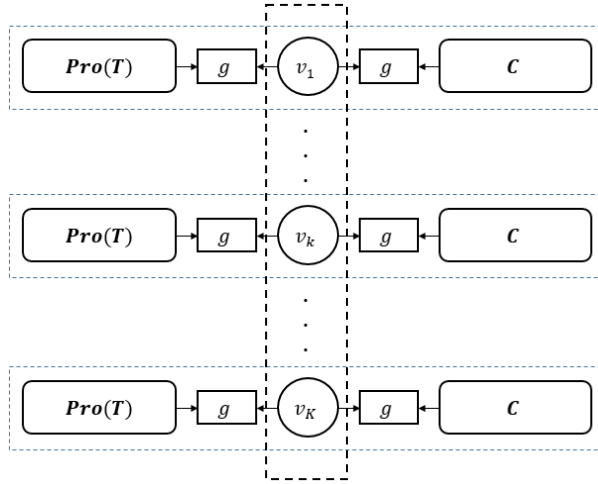


Fig.3 Illustration of multiple CNMs. Every frame colored by blue stands for a CNM which center on a source property v_k

图 3:隐喻句中多个合作网的图示. 每一个蓝色框表示一个以源域属性 v_k 为中心的合作网.

每个合作网均能输出在当前源域属性 v_k 的联结下, 句子中各个合作关系的整体合作强度 $Y(v_k)$, 其计算方式如下所示:

$$Y(v_k) = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M Coop(v_k, t_m) + \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N Coop(v_k, C_j) \quad (6)$$

结合 Searle 的理论^[28], 最终理解模型将根据各个源域属性的合作强度 $Y(v_k)$, 选择一个具有最强合作强度的属性作为描述目标域的最佳释义 R . 隐喻理解结果将以 “ T 是 R ” 的形式呈现:

$$R = \arg \max_{1 \leq i \leq K} Y(v_k) \quad (7)$$

4 基于合作网的隐喻理解算法

本文在合作网的基础上, 提出了一个针对汉语名词性隐喻句的理解算法. 为了提高理解算法的高效性, 我们介绍了属性剪枝方法, 解决属性生成过程中可能存在的冗余性问题.

4.1 属性的剪枝算法

在本文中, 我们将隐喻理解任务的目的转化为: 在当前语境下, 寻找该隐喻表达要突显的源域属性. 由于属性的突显过程与上下文相关, 而且并不是所有源域属性都适切于当前上下文, 比如, 在隐喻句“爱情是一支美妙的歌曲”中, 源域“歌曲”的属性“刺耳”放置于当前上下文中是不适切的. 因此, 在计算每一个源域属性的合作强度之前, 我们需要进行属性剪枝的运算, 剔除初始属性集中的噪音数据, 减少不必要的计算消耗, 提高理解系统的效率.

我们认为上下文的语义特征, 包含情感信息等, 蕴藏在句子的向量模型中. 我们通过计算句子向量和属性对应的词向量之间的相关程度, 剔除相关程度为负的属性, 实现属性剪枝. 由于我们更关心属性与各个上下文词语之间的相关性, 和 3.1 节中构造域向量的方式类似, 我们对句子中各个词语对应的词向量进行平均运算获

得句子的向量特征^[27].

$$Vec(Sen) = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N Vec(C_j) \quad (8)$$

其中, $Vec(C_j)$ 表示为 C_j 对应的词向量. 句子向量 $Vec(Sen)$ 和各个词向量 $Vec(C_j)$ 具有一致的维度. 属性的剪枝策略取决于各个初始的源域属性 v_k 与句子的相关关系:

1. 若 $Sim(Vec(sen), Vec(v_k)) > 0$, 那么保留属性 v_k , 进而计算它的合作强度;
2. 否则, 剔除属性 v_k , 不考虑其与 $Pro(T)$ 和 C 的合作强度.

通过剪枝方法, 我们将得到一个与上下文呈正相关的源域属性集合 $\{v_1, \dots, v_k, \dots, v_K\}$. 这些属性将延展为一个合作网模型, 参与隐喻理解的实现.

4.2 算法流程

本文使用了结巴分词工具¹对各个隐喻样本进行分词和词性标注处理, 并剔除了各个样本中的停用词. $C = \{C_1, C_2, \dots, C_j, \dots, C_N\}$ 是每个样本经分词处理后的上下文词语集合, 不包含停用词. 同时, 我们预先标注各个样本的目标域 T 和源域 S . 基于合作网的隐喻理解过程如算法 1 (Algorithm 1) 所示:

Algorithm 1 基于合作网的隐喻理解算法

Require:

- 目标域 T 和源域 S ;
 - 隐喻样本的词语集合, 包含 T 和 S : $C = \{C_1, C_2, \dots, C_j, \dots, C_N\}$
-

Ensure:

- 1: 构造隐喻句子的句子向量 $Vec(Sen)$;
 - 2: 基于剪枝策略 $Sim(Vec(Sen), Vec(v_k)) > 0$, 得到 S 的属性集合 $Pro(S) = \{v_1, \dots, v_k, \dots, v_K\}$;
 - 3: 生成 T 的属性集合 $Pro(T) = \{t_1, \dots, t_m, \dots, t_M\}$;
 - 4: for v_k in $Pro(S)$:
 - 5: for t_m in $Pro(T)$:
 - 6: 计算 $Coop(v_k, Pro(T)) = \sum_{m=1}^M Coop(v_k, t_m)$
 - 7: end for
 - 8: for C_j in C :
 - 9: 计算 $Coop(v_k, C) = \sum_{j=1}^N Coop(v_k, C_j)$
 - 10: end for
 - 11: 计算 $Y(v_k) = \frac{1}{M} Coop(v_k, Pro(T)) + \frac{1}{N} Coop(v_k, C)$
 - 12: end for
 - 13: 得到 $R = \arg \max_{1 \leq i \leq K} Y(v_k)$
 - 14: return “ T 是 R .”
-

算法 1 分为三个部分. 对于输入的隐喻样本以及已经预先标注的目标域和源域, 系统首先获取源域和目标域的属性集合, 并对源域的属性集合进行剪枝运算. 而后, 系统构建以各个源域属性为中心的合作网, 并计算各个源域属性与上下文以目标域属性集的合作强度. 最后, 系统选择具有最高合作强度的源域属性作为目标域在当前上下文约束下的最佳释义. 理解结果将以 “ T 是 R ” 的形式表现.

¹ 中文分词工具: <https://github.com/fxsjy/jieba>

源域和目标域的属性获取均来自于属性知识库。若源域在属性知识库的属性集合为空,我们从句子中抽取具有形容词性的词语作为源域属性集合的补充。

5 实验与实验分析

本文的理解算法依赖于属性知识的可靠性和合理性。我们首先对属性知识源进行评估,其次在三组汉语隐喻数据集中验证合作网模型的性能。

5.1 属性源的评估实验

本文的属性知识源来自属性知识库。该属性知识库的构建方式是:对某一个概念 W ,基于读者语料库找到诸如“adj+W”形式的表达,抽取这些形容词,结合 Cogbank¹在线知识库和人工筛查,得到概念的属性集合。最终,我们的属性库共有 6000 个概念,23472 条属性知识。

为了检验属性知识库的合理性,我们邀请了三位志愿者参与评估。三位评估者的间信度达到 0.61(κ)^[28],这意味着他们的评估结果是可靠的。评估的方式是:给定某一个概念 W 及其该概念在属性知识库中的属性集合 $Pro(W)$,评估者需要判断属性集中的各个属性是否能显著地描述对应概念的特征,基于此给出评估结果,“1”表示可接受,“0”表示不可接受...

我们选取了在语料中出现频率前 40 的概念来进行属性知识源的评估。最终的评估结果是三位志愿者在 40 个数据样本中取得 76% 的平均可接受率,这意味着大部分属性能合理地描述对应概念的特征。而且,我们的理解模型可以预先对属性进行剪枝运算。这一个过程剔除了概念属性集的部分噪音数据。除此之外,合作网能通过算子 $g(x,y)$ 弱化不合适属性对理解结果的干扰。表 2 展示了部分概念的属性集合。

Table 2 A part of the property dictionary

表 2:部分概念的属性知识集合

概念	属性
战争	刺激、激烈、紧张、残酷、艰苦、危险、有组织、严酷.....
老牛	慢、称职、倔强、踏实、实实在在、固执、缓慢.....
小草	坚强、美丽、坚韧、坚忍不拔、平凡、顽强、默默无闻.....
夫妻	亲密无间、成双成对、形影不离、恩爱、亲密、和谐.....

5.2 实验数据与实验预处理

我们一共使用了三组数据集测试本文理解模型的性能。同时,我们将取各个数据集对应的理解方法作为基线实验,检验我们方法在各个数据集的有效性。

Simple: 第一组数据集共有 94 个简单名词性隐喻。^[9]大部分数据样本以“X 是 Y”的形式呈现,比如“律师是狐狸”。

Sentence: 第二组数据集包含了 80 个名词性句子隐喻^[21]。隐喻句子包含了较丰富的上下文信息,比如“达沃斯是无国界、自由市场资本主义的崇高庙堂”。

Multi-sentence: 最后一组数据集包含 45 个名词性隐喻^[19]。每个样本由一个隐喻句及多个上下文句子构成,包含着丰富的语境信息。

各个数据样本已经预先被人工标注了目标域和源域。目标域和源域只包含一个词语。标注的依据是参照概念隐喻理论中的映射机制^[1]。我们将接受映射的概念域标记为目标域,发起映射的概念域标记为源域。比如,隐喻句“人生是旅程”,“旅程”的相关知识映射至“人生”。因此,“旅程”被标识为源域,“人生”被标识为目标域。部分测试数据集及其对应的理解结果在附录中给出。

隐喻理解过程与人类的认知相关,需要人们丰富的感受力^[9]。我们邀请四位评估者采用人工评价的方式对实验结果进行评估。这四位评估者预先参与了一致性检验试验,取得了 0.66(κ)^[28]的间信度。

¹ <http://www.cognitivebase.com/>

具体的评估流程和 3.5 节评估汉语概念的抽象度的过程类似,采用了 5 分可接受度评价法:“5”表示完全可以接受理解结果;“4”表示能接受理解结果;“3”表示对理解结果不置可否;“2”表示难以接受理解结果;“1”表示非常难接受理解结果^[15].评估者需要判断各个隐喻样本对应的理解结果“*T*是 R ”是否合理,即为判断理解结果 R 是否能适切地描述目标域 T 在当前上下文传递的描述意义.使用 5 分评价制度能细粒度地体现理解结果的优劣.我们认为平均可接受度若不小于 3,则认为理解结果是合理的,否则认为理解结果不适切.

5.3 实验与实验分析

我们选取了近几年最新的汉语名词隐喻理解方法与本文的合作网进行比较.

潜在语义相似模型(Latent Semantic Similarity Model, LSSM)^[9]:以 WordNet 词典的同义词关系为纽带,构建两个不同特征词的深层语义相似关系,进而实现汉语名词隐喻的理解.LSSM 处理的名词隐喻为“ X is Y ”类型的简单名词隐喻,因此我们将合作网与 LSSM 在 Simple 数据集上进行比较.

语义相关计算方法(Semantic Relatedness Method, SRM)^[21]:考虑了隐喻的理解角度,并通过最大化源域和目标域的相关性度量获取理解结果,是一种考虑上下文的隐喻理解方法.因此我们将合作网与 SRM 在 Sentence 数据集上进行比较.

相关约束模型(Relevance Constraint Model, RCM)^[19]:将隐喻理解视作约束满足问题,从语篇提取多层次语义向量,利用随机游走找到与目标域相关程度最高的属性作为理解结果.RCM 能够有效捕获较复杂的上下文信息,因此在 Multi-sentence 数据集上我们的方法与 RCM 进行比较.

表 3 展示了在三组数据集中,我们的理解模型与基线实验的对比结果.同时我们还进行了 T 检验,从显著性水平的角度来对我们的结果进行分析,如表 4 所示.

Table 3 The result of the CNM and other three baselines
表 3 基于合作网的隐喻理解模型和三组基线实验的对比实验结果

数据集	方法	正确率
Simple	LSSM ^[9]	0.841
	我们的模型	0.847
Sentence	SRM ^[21]	0.778
	我们的模型	0.812
Multi-sentence	RCM ^[19]	0.851
	我们的模型	0.880

从实验结果中可以看出,本文提出的基于合作网的隐喻理解模型在三组数据集中均取得了比基线实验好的性能.本文模型的主要创新点是关注目标域和源域的互动机制,而非仅考虑源域向目标域的单方向关联关系,从而使得目标域能选择更适切于目标域自身及上下文的源域属性.

在 Simple 数据集中,我们模型的正确率优于 LSSM.Simple 数据集样本的主要形式是“ X 是 Y ”类型的简单名词隐喻,是 LSSM 所专长处理的隐喻类型.合作网能够考虑上下文的语义信息,同时也具备一定通用性,可以处理“ X 是 Y ”这一类型的隐喻.但是显然这种类型的隐喻样本无法提供太多上下文支持.因此从统计结果上看本文的方法和 LSSM 并未表现出统计上的显著性,但同时也我们发现,在 Simple 数据集的样本缺乏上下文支持的情况下,样本的理解结果可以是多元的.比如“你 (T) 是头猪 (S)”中,本文得到的结果是“你是笨的”,而基线实验得到的结果是“你是可爱的”.这两个结果都被标识为完全可以接受的.LSSM 根据 WordNet 的同义词扩展计算以目标域属性为起点、以源域属性为终点的深层语义相似,最后选择最佳的源域属性作为理解结果.他们的方法未考虑目标域属性与源域属性的双向语义关系,导致部分理解结果的适切性较差.比如“肌肤 (T) 如雪 (S)”中,他们方法得到的结果是“肌肤是美丽的”,而我们的模型输出的是“肌肤是白皙的”,更能突出目标域“肌肤”的特点.

在 Sentence 数据集中,我们的方法正确率相对于 SRM 在结果上有较大的提升.SRM 方法预先人工标注样本的可能理解角度集合,再根据角度约束,选择合适的源域属性,使得该属性与目标域和上下文的关联度最

高.SRM 通过词向量的余弦相似计算获取词语之间的关联关系.这种计算方式只能体现两个词语具有相似的上下文语境.在这里,若根据“属性”与“目标域”概念或者“上下文”各个概念是否具有相似上下文分布而计算相关关系,可能会带来误差.而本文模型提出的考虑相关域知识的关联关系计算方法除了考虑词语之间的余弦相似,还挖掘词语与另一个词语的相关知识域之间的关联关系.这使得两个词语的关联关系的内容变得更加丰富.比如,隐喻句子“怒江(T) 确如其名,像一只疯狂暴怒,咆哮奔跑的野兽(S),江中遍布乱石暗礁,水流汹涌湍急,不能用船渡”,我们方法得到的理解结果是“怒江是湍急的”,而基线方法得到的结果是“怒江是笨重的”.由此看得出,比起 SRM 单纯利用余弦相似关系计算相关性,我们模型的计算方法通过融入外部知识,能较准确地挖掘出词语之间的关联关系,突出合适释义,与 SRM 的结果具有显著差异.取得了小于 0.05 的 P 值.

Table 4 The result of T-test between CNM and baseline methods
where the last row denotes the average P-value of all the evaluator

表 4 合作网与对比方法的 t 检验结果.最后一列是多位评价者结果 T 检验 P 值的平均值

数据集	样本个数	P-value 平均值
Simple	94	0.312
Sentence	80	0.037
Multi-sentence	45	0.179

在 Multi-sentence 数据集中,我们的模型也取得了较好的结果,可以处理包含丰富上下文信息的语篇级别的隐喻样本.RCM 考虑了词语自身,词的主题和语篇主题,构建了一个多层次的语义表示,进而计算各个词语多层次语义向量间的余弦距离.这种计算方式规避了仅考虑词语向量的余弦关联而带来的语义信息考虑不充分的问题.我们在文中不需要构建词语和语篇的主题模型.通过在词向量模型基础上构造相关知识域的方式,本文同样可以抽取较多的语义信息.相对而言,我们的方法更为高效,不需要较复杂的计算.我们也发现,相比 Sentence 数据集,合作网与 RCM 方法的结果存在着显著性不足的问题.与 Sentence 数据集类似,Multi-sentence 数据集的样本同样包含了丰富的上下文信息,但是 Multi-sentence 每个样本都包含了多个句子,具有处理难度大,信息杂糅,噪声多,关键信息比较稀疏等特点,影响了合作网对隐喻释义的选取,使得在 Multi-sentence 数据集上的显著性不如 Sentence 数据集.这也从侧面说明隐喻算法在处理长难句隐喻甚至篇章隐喻样本时必须强化算法抗噪和关键信息提取的能力,提高鲁棒性.

同时我们注意到 RCM 借助 WordNet 同义词扩展生成目标域属性.由于使用的 WordNet 辞典针对的是英语语言,汉英之间的文化差异以及翻译过程的偏差,将导致部分理解结果不够准确.比如,在隐喻样本中:

“秋天,蓝蓝的天空映照在湖面上,湖水(T) 闪着晶莹的光芒,是美神掉落的泪珠(S) 么? 湖边的树上果实累累,石榴裂开了嘴,大大的苹果把树压弯了腰,一串串葡萄,似美女头上的挂饰,随风飘舞,多么美丽的图画啊!”

RCM 输出的理解结果是“湖水是透明的”.而我们的模型输出的结果是“湖水是晶莹的”,更能体现原汉语隐喻样本的韵味.虽然本文不考虑外部知识库,比如 WordNet 的指导作用,而是仅依赖上下文的信息实现属性的生成和剪枝.当处理新颖隐喻时,我们的方法具有更好的适用性..

5.4 实例分析

我们的理解模型满足动态性.对于同一类型的概念隐喻,模型能根据其所在的具体语境中,输出适切于当前上下文的理解结果.比如,考虑如下两个例子:

1. “**律师**(T) 是**狐狸**(S), 恨不得从你身上掠夺更多东西.”

2. “李光耀 (T) 审时度势, 带领新加坡走上成功之路, 是只睿智的**狐狸** (S).”

这两个例子均为概念隐喻“人是狐狸”衍生得到的语言隐喻. 我们的模型在例子 1 中得到的结果是“律师是坏的”, 在例子 2 中得到的结果是“律师是睿智的”. 由此可见, 样例的输出结果与各自对应的语境相关. 我们的模型能适应于上下文的动态性, 从而动态地凸显理解结果. 然而, 隐喻理解过程的所需考虑的语境不仅仅包括文本的上下文, 还包含释话人的社交世界和物理环境等^[23]. 因此, 在构建理解过程的动态语境模型还需要引入除了上下文之外的诸多因素.

本文得到的理解结果满足突显性. 所谓的突显性指的是对信息有所取舍^[29]. 本文提出的计算合作强度的方法实际上是对各个属性关联关系进行了强化或者抑制运算, 使得具有高联想度的互动关系得以彰显. 考虑如下例子 3:

3. “青春 (T) 是一个短暂的**美梦** (S), 当你醒来时, 它早已消失无踪.”

源域“梦”的部分属性与目标域属性 $Pro(T)$ 及上下文 C 的整体合作强度如表 4 所示.

Table 5 The rank of cooperative strength of source property, target property and context

表 5 例子 3 中部分源域属性与目标域属性及上下文的合作强度排序

源域属性	与 $Pro(T)$ 及 C 的合作强度
短暂的	1.93429
不真实的	1.91511
虚假的	1.88811
温柔的	1.83249
绮丽的	1.80618
安宁的	1.74752
...	...

由表 4 可知, 由于上下文中诸如“消失无踪”、“短暂”等词的存在, 强调了源域中与上下文强相关的属性, 如“虚假的”、“不真实的”和“短暂的”, 并抑制了源域中“温柔的”、“绮丽的”等弱相关的属性. 最终, 目标域“青春”和源域“梦”之间的相似性得以在“短暂的”这一属性中突显.

除此之外, 本文的模型具有一定的可解释性, 能显式地体现目标域和源域相似关系的构建过程. 我们可以根据系统输出的各个属性的合作强度, 直观地分析并比较各属性与目标域及上下文的关联, 从而能直接描述两个概念域的相似关系的创造依据和构建过程.

然而, 实验结果也反映了一些问题. 首先, 我们在构建句子向量时, 将句子的词语集合视为一个词袋模型, 忽视了词语的关系. 这对于具有否定、转折手法的文本理解造成了影响. 以隐喻句“因为人的**脑子** (T) 就跟一部**机器** (S) 一样, 经不起过多折磨. 最好还是按常规运转, 完成一天的活, 不要让任何一个部件超负荷运转”为例, 模型得到的结果是“脑子是僵化的.”显然, 模型忽视了“经不起”、“不要”这些带有否定意义的上下文信息, 导致了错误的理解结果. 再有, 模型依赖的属性知识库是个静态知识源. 针对这个问题, 本文已考虑从上下文抽取形容词作为缺失属性的补充, 但这些形容词的适切性难以得到保障. 以隐喻句“**天一阁** (T) 只是一个藏书楼, 但它实际上已成为一种极端艰难、又极端悲怆的文化**奇迹** (S)”为例, 属性知识库不包括目标域“天一阁”和源域“奇迹”的条目. 虽然模型从上下文抽取了“艰难”和“悲怆”作为备选属性集. 但它们无法适切地表现“奇迹”和“天一阁”之间的相似性. 因此, 动态地获取概念域的属性对理解性能的提升至关重要.

6 总结

本文针对隐喻理解任务, 以汉语句子级别的隐喻为处理对象, 构建了一个基于合作网的隐喻理解模型. 合作网模型旨在动态构建目标域和源域的互动关系, 突显二者在上下文约束中的相似点, 得到描述目标域的最佳释义.

为了更好地衡量两个概念之间的互动关系, 本文提出了基于词语相关域知识的相似关系衡量机制, 创新地从相关域的角度深入挖掘词语间的联想度, 获取更丰富的词语间关联关系的内容. 考虑到目标域和源域相似关

系的构建依赖于二者所在的上下文环境,合作网能根据上下文信息,动态地构建两个概念域的语义关系.而且,合作网无需通过大量数据的标注和训练,便可主动强化目标域和源域间显著的关联关系,弱化二者不显著的关联,最终突显合理的属性作为理解结果.合作网可以体现隐喻“求同存异”的本质特征,可以对模型相似关系的建立机制给出人类能够理解的解释.因此,本文提出的合作网模型具有动态性、突显性及可解释性的特点.

未来工作将以丰富隐喻理解结果的表现入手.通过引入更丰富的知识,使得系统可以输出隐喻中目标域和源域之间关系映射、知识映射等多层次的释义结果,体系隐喻释义的多层次性.

References:

- [1] Lakoff G, Johnson M. *Metaphors we live by*[M]. University of Chicago press, 2008.
- [2] Kovecses Z. *Metaphor: A practical introduction*[M]. Oxford University Press, 2010.
- [3] Xu S. Premised criticism of metaphor epistemology: understanding one kind of thing in terms of another and experiencing one kind of event in terms of another. *Foreign Language Education*, 2018, 39(2):1-6.
- [4] Ondish, P., Cohen, D., Lucas, K. W., & Vandello, J. (2019). The Resonance of Metaphor: Evidence for Latino Preferences for Metaphor and Analogy. *Personality and Social Psychology Bulletin*, 45(11), 1531–1548.
- [5] Jia Y, Yu S. Instance-based Metaphor Comprehension and Generation. *Computer Science*, 2009, 36(3): 138-14.
- [6] Shutova E. Design and evaluation of metaphor processing systems. *Computational Linguistics*, 2015, 41(4): 579-623.
- [7] Zhang W, Zhou C. Study on logical description of Chinese metaphor comprehension. *Journal of Chinese Information Processing*, 2004, 18(4): 23-28.
- [8] Ovchinnikova E, Israel R, Wertheim S, et al. Abductive inference for interpretation of metaphors. *Proceedings of the Second Workshop on Metaphor in NLP*. 2014: 33-41.
- [9] Su C, Tian J, Chen Y. Latent semantic similarity based interpretation of Chinese metaphors. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2016, 48: 188-203.
- [10] You W, Zhou C. Chinese metaphor generation model and its implementation based on statistics. *Mind and Computation*, 2007, (1):133-141 (in Chinese with English abstract).
- [11] Shutova E. Automatic metaphor interpretation as a paraphrasing task. *Human Language Technologies: The 2010 Annual Conference of the North American Chapter of the Relciation for Computational Linguistics*. Relciation for Computational Linguistics, 2010: 1029-1037.
- [12] Mao R, Lin C, Guerin F. Word Embedding and WordNet Based Metaphor Identification and Interpretation. *Proceedings of the 56th Annual Meeting of the Relciation for Computational Linguistics*. Relciation for Computational Linguistics (ACL), 2018.
- [13] Rosen Z. Computationally Constructed Concepts: A Machine Learning Approach to Metaphor Interpretation Using Usage-Based Construction Grammatical Cues[C]//*Proceedings of the Workshop on Figurative Language Processing*. 2018: 102-109.
- [14] Richards I A. *The Philosophy of Rhetoric, A Galaxy Book*[M]. New York: Oxford University Press, 1965.
- [15] Black M. *Models and metaphors: Studies in language and philosophy*. 1962.
- [16] Su C, Zhou C. Chinese nominal metaphor comprehension method based on cooperation mechanism. *Application Research of Computers*, 2007, 24(9):67-70.
- [17] Su C, Huang S, Chen Y. Automatic detection and interpretation of nominal metaphor based on the theory of meaning. *Neurocomputing*, 2017, 219: 300-311.
- [18] Shu D. *Studies in Metaphor*[M]. Shanghai Foreign Language Education Press.
- [19] Su C, Wang X, Huang S , et al. Metaphor Comprehension Method Based on Relevance Constraints. *Journal of Software*, 2017.
- [20] Gentner D. Structure-mapping: A theoretical framework for analogy *. *Cognitive Science*, 1983, 7(2):155-170.
- [21] Su C, Huang S, Chen Y. Context-Dependent Metaphor Interpretation Based on Semantic Relatedness. 2015.
- [22] Konikowska B. A logic for reasoning about relative similarity. *Studia Logica*, 1997, 58(1): 185-226.

- [23] Xu C. Selection and Adaption[D]. Zhejiang University, 2007.
- [24] Kamp H, Partee B. Prototype theory and compositionality. *Cognition*, 1995, 57(2): 129-191.
- [25] Klement E P, Mesiar R, Pap E. On the relationship of Relciative compensatory operators to triangular norms and conorms. *International Journal of Uncertainty, Fuzziness and Knowledge-Based Systems*, 1996, 4(02): 129-144.S.
- [26] Su C. The Feeble Logic of the Compound Fuzzy Proposition and Its Algorithm. *CHINESE JOURNAL OF COMPUTERS*, 2000(3):272-277.
- [27] Mitchell J, Lapata M. Composition in distributional models of semantics. *Cognitive science*, 2010, 34(8): 1388-1429.
- [28] Siegel S. Nonparametric statistics for the behavioral sciences.. *Social Service Review*, 1956, 312(1):99-100.
- [29] Ungerer F, Schmid H J. An introduction to cognitive linguistic. Routledge, 2013.

附中文参考文献:

- [3] 徐盛桓. 隐喻研究认识论的前提性批判——“假物说”与“指事说”的理论意蕴. *外语教学*, 2018, 39(2):1-6.
- [5] 贾玉祥, 俞士汶. 基于实例的隐喻理解与生成. *计算机科学*, 2009, 36(3): 138-141.
- [10] 游维, 周昌乐. 基于统计的汉语隐喻生成模型及其系统实现. *心智与计算*, 2007(1):133-141.
- [16] 周昌乐 苏畅. 基于合作机制的汉语名词性隐喻理解方法. *计算机应用研究*, 2007, 24(9):67-69.
- [18] 束定芳. 隐喻学研究. 上海外语教育出版社, 2000.
- [19] 苏畅, 王晓梅, 黄舒曼, 等. 基于相关性约束的隐喻理解方法. *软件学报*, 2017 (12): 3167-3182.
- [26] 苏畅, 蔡经球, 陈怡疆. 复合模糊命题的弱逻辑关系及其运算方法. *计算机学报*, 2000 (3).

附录 部分汉语句子的隐喻理解结果及其可接受度

表格包含部分隐喻理解测试样本及其理解结果.样本中的目标域用加粗字体表示,源域用带下划线字体表示.理解结果的表现形式是:“目标域是某属性”.

汉语隐喻句子	理解结果	可接受度
方鸿渐想这是撒一个 <u>玻璃质</u> 的 谎 ,又脆薄、又明亮.	谎是不堪一击的.	5
爱情 是生命的 <u>火花</u> ,友谊的升华,心灵的吻合.如果说人类的感情能区分等级,那么爱情该是属于最高的一级.	爱情是炽热的.	4.5
当这一切发生的时候,没有任何预兆, 灾难 就如同 <u>噩</u> 梦一般向我们扑来,大地毫无预感地晃动起来,所有人感到恐惧,不知所措.	灾难是可怖的.	4.75
洁白的 <u>雪花</u> ,纷纷扬下,正如你清纯的 姑娘 ,温文尔雅.	雪花是美丽的.	4.75
历史 上的过去是 <u>异国他乡</u> .我们这里不是要追溯过去以寻找现代科学的起源,而是要寻找近代早期对这些问题的回答.	历史是悠远的.	4
夜 像灰色的轻纱,从天上抛下来.	夜是朦胧的.	4.75
晚春天气, 春 浓如酒.	春是香醇的.	4
一颗颗闪耀的 星星 ,是一个个发光的 <u>金元宝</u> .	星星是亮闪闪的.	4.5
友情 是一种最需要小心积蓄和保存的 财富 .	友情是珍贵的.	5
人生 是一场 <u>盛宴</u> .	人生是复杂的.	3.5
原子 是 <u>太阳系</u> .	原子是复杂的.	4.25
肌肤 如 <u>雪</u> .	肌肤是白皙的.	5
他 是一头 <u>狮子</u>	他是勇猛的	5
婚姻 是 <u>战争</u> .	婚姻是紧张的.	4
那些精美华丽的 语段 ,是我用心拼凑的最动人的 <u>天籁</u>	语段是优美的	4.5
生活 是一部永远读不完的大书,生而有涯,每个人只能读到有限的章节.	生活是博大的.	4.75
每年三月, 木棉 树那没有叶子的枝条上开出了朵朵大红花,像一支支燃烧的 <u>火炬</u> ,格外引人注目.我喜欢木棉树,喜欢它的挺拔,坚韧.	木棉是耀眼的.	4
天鹅 瞄着湖泽,优雅地舒展公主似的形影,感到不寻常的惬意.偶间,有庄重的 <u>王子</u> 腹收羽毛,将背骨挺得笔直,向公主显现英俊洒脱.它们同临一泓湖水,有时心怀幽情,恪守行规,有时也会意会神,雌雄彼此调护.甜柔、富有人情味,一种神秘情绪的陶醉,让人悟得高洁和温和、妍丽和尊严以及雍容和自在的妙处.	天鹅是优雅的.	4.75

