

基于HowNet的无监督汉语动词隐喻识别方法

张明昊

大连理工大学软件学院
辽宁省大连市, 116620

张冬瑜

大连理工大学软件学院
辽宁省大连市, 116620
zhangdongyu@dlut.edu.cn

林鸿飞

大连理工大学计算机
科学与技术学院
辽宁省大连市, 116620
hflin@dlut.edu.cn

摘要

隐喻是人类思维和语言理解的核心问题。随着互联网发展和海量文本出现, 利用自然语言处理技术对隐喻文本进行自动识别成为一种迫切的需求。但是目前在汉语隐喻识别研究中, 由于语义资源有限, 导致模型容易过拟合。此外, 主流隐喻识别方法存在可解释性差的缺点。针对上述问题, 本文构建了一个规模较大的汉语动词隐喻数据集, 并且提出了一种基于HowNet的无监督汉语动词隐喻识别模型。实验结果表明, 本文提出的模型能够有效地应用于动词隐喻识别任务, 识别效果超过了对比的无监督模型; 并且, 与其它用于隐喻识别的深度学习模型相比, 本文模型具有结构简单、参数少、可解释性强的优点。

关键词: 无监督学习; 动词隐喻; HowNet; 机器学习

Unsupervised Chinese Verb Metaphor Recognition Method Based on HowNet

Minghao Zhang

School of Software, Dalian
University of Technology
Dalian, 116620, China

Dongyu Zhang

School of Software, Dalian
University of Technology
Dalian, 116620, China
zhangdongyu@dlut.edu.cn

Hongfei Lin

School of Computer Science
and Technology, Dalian
University of Technology
Dalian, 116620, China
hflin@dlut.edu.cn

Abstract

Metaphor is the core issue of human thinking and language understanding. With the development of the Internet and the emergence of massive texts, automatic recognition of metaphorical texts using natural language processing technology has become an urgent need. However, in the current Chinese metaphor recognition research, due to the limited research resources, the model is easy to overfit. In addition, mainstream metaphor recognition methods have the problem of poor interpretability. In response to the above problems, this paper constructs a large-scale Chinese verb metaphor data set, and proposes an unsupervised Chinese verb metaphor recognition model based on HowNet. Experimental results show that the model proposed in this paper can be effectively applied to the task of verb metaphor recognition, and the recognition effect exceeds that of the unsupervised model. Moreover, compared with other deep learning models for metaphor recognition, the model in this paper has the advantages of simple structure, fewer parameters, and strong interpretability.

Keywords: Unsupervised learning, Verb metaphor, HowNet, Machine learning

1 引言

隐喻是用来描述和理解抽象概念的主要手段，它不但是一种语言现象，也是一种认知方式(Lakoff and Johnson, 2008)。人们常常使用简单的、具体的、熟悉的概念去描述和解释那些复杂的、抽象的、未知的概念，从而形成概念并用以体验和认知世界。隐喻的本质是从具体概念域(源域)到抽象概念域(目标域)的系统映射(Johnson, 2010)。隐喻识别旨在赋予计算机像人类一样分析隐喻的能力，涉及计算机科学、认知语言学、心理学等多个学科的交叉，是一项极其重要并且富有挑战性的前沿研究课题。

隐喻普遍存在于人类语言中。日常交流中隐喻出现的频率非常高，每三句话中就可能出现一次，人一生平均使用大约2100多万次隐喻(Richards, 1965)。近年来，随着推特、微博、论坛等国内外提供用户评论功能、发表个人观点的网络媒介迅速地崛起，与产品服务、热点事件、社会舆情等相关的隐喻文本出现在更加多元化的平台上，得到了更广泛的关注。在这种情况下，人们迫切需要自然语言处理和人工智能的技术方法处理海量的隐喻信息。因此，近年来隐喻研究受到学者的广泛关注，在自然语言处理领域已逐渐成为一个重要的研究方向。

隐喻按照句法构成特点，一般分为名词性隐喻、动词性隐喻、形容词性隐喻、副词性隐喻等类型(束定芳, 2000)。动词隐喻即动词用法由字面义转为隐喻义而产生的隐喻。具体地说，句子中动作的施事或受事要与动词进行搭配，而动词隐喻则表现为该搭配方式中动词的使用方式跟动词原始的、字面的使用方式不同。例如，在“他攻击了我的观点”这个隐喻句中，“攻击”这个动词最原始的意思是“击打”或“袭击”某种具体的东西，而“观点”这个抽象的概念并不是“攻击”字面的原始搭配，因此是一种隐喻用法。研究表明，自然语言中动词隐喻出现的频率较高，使用较为普遍，并且对句子的情感表达以及表述的多样性有着十分重要的意义(Shutova and Teufel, 2010)。

然而，目前高质量中文隐喻语料库十分稀缺，数据规模普遍较小，一般只有几十个动词；语义资源使用方式比较简单，缺乏词语表示的支撑，很难满足监督学习模型的训练要求。另外有监督的机器学习模型一般规模庞大、参数复杂、可解释性差、极易过拟合，对于隐喻理解帮助甚微。针对上述问题，本文首先构建了一个规模较大的汉语动词隐喻数据集，包括582个汉语动词的7385条数据。此外，本文提出了一种基于HowNet的无监督汉语动词隐喻识别模型。该模型不需要任何预处理，即可对单词级别的隐喻进行识别。实验结果表明，模型的准确率达到0.7396，能够有效用于汉语动词隐喻识别任务。并且相比于其他深度学习模型，本文模型能够基于HowNet中词汇之间的语义关系，对识别结果进行合理的解释。

2 相关工作

2.1 语义资源建设

隐喻的“非字面义”决定了它对语义知识具有很强的依赖性，语义资源建设是隐喻识别的基础。只有在大规模、高质量语义资源支撑下，隐喻识别研究才能更加深入、广泛的进行。目前国内隐喻语料库资源比较匮乏，为计算机自动识别提供的标注信息较少，相关研究有待深入开展。

国外隐喻资源建设大致上能够传承和相互借鉴，在标注体系设计和语料采集加工等方面比较全面和完善。主要以概念隐喻理论为指导，采用人工或人机结合的方式，从概念和词汇两个方面提供了源域、目标域、字面义、隐喻义等映射的分析和标注。在语料采集、标注、语义分析等方面取得了一系列成果，出现了一批诸如Master Metaphor List(Lakoff et al., 1991)、Amsterdam Metaphor Corpus(Steen, 2010)、MetaBank(Martin, 1994)、Language Computer Corporation(Mohler et al., 2016)、Hamburg Metaphor Database(Lönneker-Rodman, 2008)等影响力较大的研究。例如，其中的Amsterdam Metaphor Corpus是目前规模最大的手工标注隐喻语料库，包括新闻、学术文本、小说和会话四种体裁的20多万个英语单词，已经广泛应用到隐喻识别研究中。虽然上述资源建设基本解决了隐喻计算的语义基础，但是与庞大的隐喻计算需求相比，隐喻语义资源仍旧比较匮乏、整体规模偏小。此外，大部分隐喻资源以英语为主，缺少其他语言的研究。

国内隐喻语义资源，特别是中文隐喻语义资源建设研究，随着中文信息处理技术的进步，也获得了从无到有的发展。例如，贾玉祥等论述了隐喻在知识库中的表达方式以及隐喻词典

的构建方法(贾玉祥et al., 2009); 厦门大学研制了包括1万个汉语隐喻句的句库(李剑锋et al., 2007); 大连理工大学构建了包含2350个隐喻句子的英汉情感隐喻语料库(张冬瑜et al., 2015)。然而, 上述隐喻资源以名词隐喻为主, 鲜有专门的动词隐喻语义资源建设研究。隐喻语义资源构建所需要的知识体系比较复杂和精细, 构建成本很大, 牵涉到认知语言学和计算机科学等多学科, 因此造成目前汉语动词隐喻的语义资源极度稀缺, 隐喻资源建设研究仍然处于起步阶段。

2.2 隐喻识别

随着隐喻的自动识别任务成为自然语言处理研究领域的重要问题, 动词隐喻的识别工作也引起了很大的重视。从上世纪70年代开始, 国内外的研究者提出了一些识别动词隐喻的方法, 其主要可以分为以下几类: 语义优先、推理和统计的方法。

基于优先语义方法, 该方法认为隐喻意义与普通字面意义的理解方式不同, 隐喻句的字面意义存在逻辑上的冲突, 冲突出现时, 则进行语义处理, 该方法包括优先语义方法和词汇语义方法, 最具代表的是Wilks优先语义学理论(Wilks et al., 2013)。

基于推理的方法是通过一些常见的推理手法结合已有的动词隐喻例子来进行隐喻的识别和理解。可以细分为类比推理方法、逻辑推理方法(Mao et al., 2019)和神经网络推理方法, 最具代表性的是Stainhart提出的隐喻逻辑系统和SMT理论(Steinhart, 2001)。

基于统计的方法是目目前占据主流地位的识别方法, 伴随着自然语言处理的兴起而出现, 其主要思想是利用大规模的语料库进行统计和分析, 并进行分类和识别, Kintsch利用潜在语义分析方法从大规模的语料库中搜集本体和喻体相近的词汇信息(Kintsch, 2000), Mason提出的隐喻抽取系统CorMet(Mason, 2004), Shutova和Tuiney都使用WordNet等语义资源计算词语抽象度之后进行动词隐喻的识别(Shutova et al., 2010; Turney et al., 2011)。(Mao et al., 2018)运用基于Word Embedding和WordNet的方法, 提出了一个无监督的隐喻识别模型, 利用CBOW和Skip-gram来进行隐喻词的识别。Klebanov等人(2016)提出了一个动词隐喻的语义分类方法, 分析了词法、句法、语义等信息对动词隐喻分类的影响程度(Klebanov et al., 2016)。Chen(2019)使用事件信息作为辅助特征, 帮助深度学习模型来理解隐喻。Nacey等人(2019)针对不同语种和语言家族的区别, 从语言文化背景角度出发, 提出了基于认知语义学的隐喻识别模型。Dankers等人(2019)通过多任务学习的方法, 同时让机器处理隐喻情感分析以及隐喻识别任务, 利用两个任务之间的内在关联性, 提高两个任务的识别效果。Song(2021)使用知识图谱对隐喻三元组进行建模, 并且使用知识图谱嵌入来学习概念、属性和概念和属性的关系的更好表示。此外还有使用深度学习从大规模语料库自动提取特征的方法, 包括卷积神经网络(Tanasescu et al., 2018)、长短期记忆网络(朱嘉莹et al., 2020; Kuo and Carpuat, 2020)、条件随机场(Mosolova et al., 2018)和预训练语言模型(Liu et al., 2020)等, 对于隐喻识别任务的精确度已经达到了较高的水平。

3 数据集

鉴于目前大规模汉语动词隐喻数据集比较稀缺, 动词隐喻研究的价值和应用范围受到很大的限制, 我们首先构建一个具有较大规模的汉语动词隐喻数据集, 包括582个动词的7385个句子, 便于开展实验。数据集样例如表1所示。

句子	施事 (主语)	动词	受事 (宾语)	标注
作为一个心灵手巧的姑娘她编制了很多工艺品	她	编制	工艺品	0
爷爷给小孙子编制了一个蝈蝈笼子	爷爷	编制	笼子	0
作为主管部门城建局正在编制发展规划	城建局	编制	规划	1
建筑师们为这个城市编制了一份建设方案	建筑师	编制	方案	1

Table 1: 数据集样例

3.1 语料来源

主要参考语料来自《现代汉语动词大词典》(林杏光, 1994), 介绍了2000多个汉语动词的用法, 并且按照格理论把动词进行分类, 我们进行人工筛选具有转义的动词, 即字面义与非字面

义不一致的动词，同时把相应动词的字面义的例子也进行了标注，作为负例。数据来源占比数据集的70%。另外一些动词来自与网络文本，凸显语料的时代感，大约占比30%。

3.2 标注规范

动词隐喻主要是动词的用法由字面义转为非字面义而产生的隐喻。原因在于动词的接续关系发生了变化，动词的接续关系存在两种，一是主谓关系，二是动宾关系。动词的转义往往都是因为接续的名词是抽象名词，而动词的字面义往往都是接续具体的名词，接续的名词是否为抽象名词变得很重要。因此根据这个特性，依据句子结构进行标注，可以更好地观察动词的隐喻现象，如图1所示。



Figure 1: 隐喻标注规范

标注的逻辑结构是：

Verb-Metaphor = ID, Sentence, Subject, Verb, Object, Metaphor-Tag

其中：句子标识：ID，表示句子的编号；

句子：Sentence，标注的目标；

动词：Verb，指作为谓语的动词。

施事：Subject，一般指主语，这里要求去掉前面的修饰性词语，保留核心词。

受事：Object，一般指宾语，这里要求去掉前面的修饰性词语，保留核心词。

标签：Metaphor-Tag，字面义标0，表示为非隐喻用法；非字面义标1，表示为隐喻用法。

标注后自然派生出两个短语，主谓关系短语和动宾关系短语，两者至少会出现一个，如果发生隐喻，肯定出现在其中一个关系短语上。

例1：领导驾驭着整个讨论

标注结果：0001，领导驾驭着整个讨论，领导，驾驭，讨论，1，

动宾关系短语（驾驭，讨论）发生隐喻，驾驭的字面义是驾驶车、马等，而这里的对象是讨论，一个抽象的名词，发生了意义迁转，是非字面义，所以标注为动词隐喻。

例2：我们应该保护海洋资源

标注结果：0002，我们需要保护海洋资源，我们，保护，资源，0，

施事：我们；谓语：保护；受事：资源，没有发生隐喻，所以标注为0

3.3 标注过程和质量评估

本文构建的数据集从认知语言学、语料库理论等方面出发，结合自然语言处理相关研究，对隐喻句的本体、喻体、喻底以及备注等做出界定，给出其内涵、特征的定义，并给出相应的示例说明。选择计算机和外语专业研究生5人，分成2个2人小组和1个1人小组，给2个2人小组分别分配不同的句子进行标注。对于一个需要标注的句子，如果小组内部能够对该句子的标注达成一致，则标注完成。否则把该句子交给另一个2人小组进行标注。如果第二个小组内部可以对该句子的标注结果达成一致意见，则标注结束，否则将组织一次全体5人的会议讨论，按照少数服从多数的原则，对该句子进行最终的标注。通过上述标注过程，对于每一个有争议的句子，我们之多进行了3次讨论验证，可以尽可能的保证标注的一致性和准确率。最后使用Fleiss' Kappas(1971)进行数据集标注一致性检验。结果显示 $\kappa = 0.72$ ，说明本文的标注具有较高的一致性。

本文所构建的数据集设置了更新和增量机制，在界定标注规范、常见问题并给出示例的基础上，可通过界面录入的方式逐条增加隐喻句，对增加的词条采用多重人工检查流程，严格控制更新质量，保证录入的正确性。基于系统内现有隐喻数据集实现隐喻输入内容的容错提示功能，避免由于疏漏造成的录入错误，保障隐喻数据集的准确性和完备性，提升可扩展性。

4 基于HowNet的汉语动词隐喻识别方法

4.1 词嵌入

本文所提出的汉语动词隐喻识别模型的框架是构建在基于连续词袋模型 (Continuous Bag of Words, CBOW) 和Skip-gram两种方法的词嵌入的基础上的(Mikolov et al., 2013), 两种词嵌入方法的框架如图2所示。

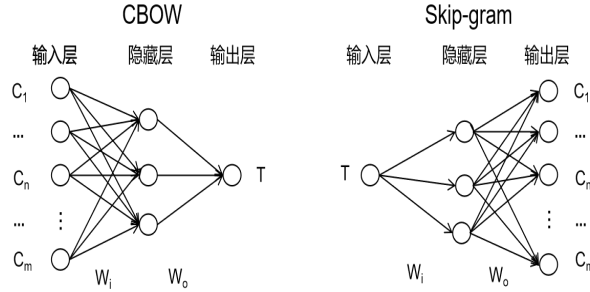


Figure 2: CBOW和Skip-gram架构

CBOW的输入层和输出层分别是上下文 (C) 和中心词 (T) 的独热编码。模型通过输入的语境, 最大化中心词的预测概率来进行训练, 过程如公式 (1) 所示。其中 t 表示中心词, c_n 表示 t 所在句子中的第 n 个语境词, 总计有 m 个语境词。

$$\operatorname{argmax} P(t|c_1, \dots, c_n, \dots, c_m) \quad (1)$$

CBOW的隐藏层定义如下:

$$\begin{aligned} H_{CBOW} &= \frac{1}{m} * W^{iT} * \sum_{n=1}^m C_n \\ &= \frac{1}{m} * \sum_{n=1}^m v_{c,n}^{iT} \end{aligned} \quad (2)$$

其中 C_n 是第 n 个语境词的独热编码, W^i 是输入层和隐藏层之间的权重矩阵, $v_{c,n}^i$ 是 W^i 中第 n 个行向量, 即第 n 个语境词的输入向量。因此, 隐藏层是语境词的输入向量的平均值的转置。下面的 $\operatorname{softmax}$ 函数给出了在中心上下文预测中心单词的概率:

$$u_t = W_t^{oT} * H_{CBOW} = v_t^{oT} * H_{CBOW} \quad (3)$$

$$P(t|c_1, \dots, c_n, \dots, c_m) = \frac{\exp u_t}{\sum_{j=1}^V \exp(u_j)} \quad (4)$$

其中 W_t^o 等于输出向量 v_t^o , 其实质上是隐藏层和输出层之间权重矩阵 W^o 的第 t 个列向量, 对应中心词 t 。 V 是语料库中词汇量的大小。

输出是中心词的独热编码。 W^i 和 W^o 通过错误的反向传播进行更新。因此, 只有代表中心词概率的位置值, 即 $P(t|c_1, \dots, c_n, \dots, c_m)$, 才会接近1。在每个中心词训练中, 词汇表中其余词的比例将接近0。 W^i 嵌入语境词, W^i 内的向量可以视为语境词嵌入。 W^o 嵌入中心词, W^o 中的向量可以视为中心词嵌入。

Skip-gram是CBOW的反转, 它的输入层和输出层分别是中心词和语境词的独热编码。训练的方法是通过给定的中心词最大化每个语境词的预测概率, 公式表示为:

$$\operatorname{argmax} P(c_1, \dots, c_n, \dots, c_m|t) \quad (5)$$

Skip-gram的隐藏层定义如下:

$$H_{SG} = W^{iT} * T = v_t^{iT} \quad (6)$$

其中, T 表示中心词的独热编码。Skip-gram的隐藏层等于中心词的输入向量 v_t 的转置, 因为该操作仅保留第 t 行。上下文词的概率为:

$$u_{c,n} = W_{c,n}^{oT} * H_{SG} = v_{c,n}^{oT} * H_{SG} \quad (7)$$

$$p(c_n|t) = \frac{\exp(u_{c,n})}{\sum_{j=1}^V \exp(u_j)} \quad (8)$$

其中 c_n 是给定中心词的第 n 个语境词。在Skip-gram中, W_i 对应中心词, 而 W_o 对应语境词。

4.2 HowNet

董振东和董强(1999)提出的HowNet (中文名称为知网) 是一个以汉语和英语的词语所代表的概念为描述对象, 以揭示概念与概念之间以及概念所具有的属性之间的关系为基本内容的常识知识库, 其中含有丰富的词汇语义知识, 为自然语言处理和机器翻译等方面的研究提供了宝贵的资源。

与《同义词词林》和WordNet等语义词典不同, HowNet并不是简单地将所有“概念”归结到一个树状的概念层次体系中, 而是试图用一系列的“义原”来对每一个“概念”进行描述。其中, “概念”是对词汇语义的一种描述, 每个词可以表达为几个概念; “义原”是用于描述一个“概念”的最小意义单位。HowNet一共采用了1500个义原, 可以分为以下几个大类: Event|事件、entity|实体、attribute|属性、aValue|属性值、quantity|数量、qValue|数量值、SecondaryFeature|次要特征、syntax|语法、EventRole|动态角色、EventFeatures|动态属性。

因此相比于传统的语义词典, HowNet中包含更多词汇之间的关系, 包括: 上下位关系、同义关系、反义关系、对义关系、部件-整体关系、属性-宿主关系、材料成品关系、施事/经验者/关系主体-事件关系、受事/内容/领属物等-事件关系、工具-事件关系、场所-事件关系、时间-事件关系、值-属性关系、实体-值关系、事件-角色关系、相关关系。利用这些丰富的词汇之间的关系, 有助于对动词隐喻的挖掘和解释。

4.3 模型框架

本文所提出的模型基本框架如图3所示。首先根据前文所描述的词嵌入训练方法, 利用语料数据训练词嵌入。这里所使用的语料数据包括大连理工大学图书馆所购买的学术论文数据以及大连理工大学校园新闻数据, 通过网络爬虫获取。因为学术论文相比于其他语料资源更加严谨客观, 而校园新闻数据要求公正准确, 所以通过这些语料训练得到的词嵌入能够避免歧义, 更加符合隐喻识别任务的要求。第二步是通过jieba分词器⁰, 把输入的句子切分为单词。同时根据词性特征, 把动词作为识别的目标词, 把其余的词作为语境词。在得到的动词集中, 使用HowNet获取动词的同义词和上位词, 构成候选词集 W 。第三步, 从前面训练好的词嵌入中, 查询语境词的词嵌入表示, 并且对所有的语境嵌入求平均, 得到的结果作为语境向量。然后依次计算候选词集中的词的向量与语境向量之间的相似度, 找到最相似的词 w^* , 作为候选词集 W 中的最佳匹配词。最后计算 w^* 和所选动词之间的相似度, 如果相似度大于指定阈值时, 判定此动词为字面表达; 而如果相似度小于阈值时, 则判定此动词为隐喻表达。根据HowNet提供的语义关系, 可以对模型选择的, 最符合当前语境的动词做出合理的解释。相比于其他机器学习模型, 本文模型具有更好的可解释性。

5 实验结果及分析

针对前文所描述的汉语动词隐喻识别模型, 本文设计了如下实验: 1.通过遍历的方式, 确定最合适的判定阈值。2.通过更换词嵌入的方式, 验证模型重新训练词嵌入的合理性。3.通过与对比实验的比对, 验证模型的有效性。

⁰<https://github.com/fxsjy/jieba>

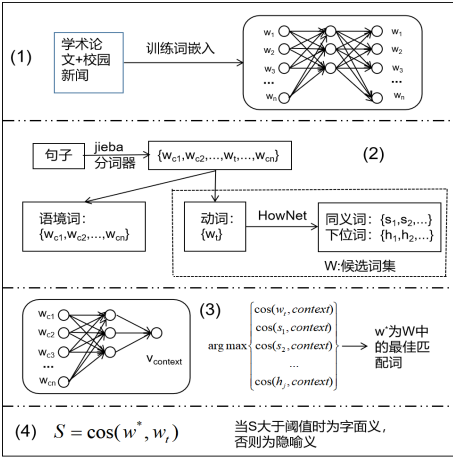


Figure 3: 汉语动词隐喻识别框架

5.1 阈值确定

本文通过遍历阈值区间[0.3, 1]的方式，确定了模型的最佳阈值为0.8。词嵌入的维度设置为300维。这里的评价指标设置为准确率（Acc），精确率（P），召回率（R），F1值（F1）。具体结果如表2所示。

阈值	Acc	P	R	F1
0.3	0.5357	0.2678	0.5000	0.3738
0.4	0.5560	0.6256	0.5496	0.4763
0.5	0.6575	0.6617	0.6651	0.6593
0.6	0.7066	0.6924	0.6926	0.7067
0.7	0.7253	0.7068	0.7024	0.7238
0.8	0.7396	0.7218	0.7092	0.7358
0.9	0.5758	0.6000	0.5885	0.5635
1.0	0.5357	0.2678	0.5000	0.3738

Table 2: 不同阈值的预测结果

5.2 词嵌入的有效性

为了验证模型第一步所训练的词嵌入方法是切实有效的，本文设计了第二个实验，即使用其他语料资源训练词嵌入，来取代学术论文和校园新闻。本文使用了Li et al.(2018)所提供的预训练好的词嵌入进行汉语动词隐喻识别。此处本文选取百度百科、人民日报以及微博三种词嵌入进行实验。在阈值设置为0.8的情况下，识别效果如表3所示。根据表格中结果所示，本文使用学术论文和校园新闻来训练词嵌入的方法，对于汉语动词隐喻识别任务的效果有很大的帮助，在准确率上大概能够体改6到7个百分点。说明语料数据中更多包含动词字面义可以帮助训练出的词嵌入更接近其“本意”，在计算相似度以及寻找相似词时能够得到更加合适的结果，从而有助于提高隐喻识别的识别率。

词嵌入	Acc	P	R	F1
学术论文+校园新闻	0.7396	0.7218	0.7092	0.7358
百度百科	0.6791	0.6768	0.6587	0.6706
人民日报	0.6864	0.6762	0.6800	0.6880
微博	0.6652	0.6600	0.6495	0.6595

Table 3: 不同阈值的预测结果

5.3 对比实验及结果分析

为了进一步评估隐喻识别模型的效果，本文选择复现四个模型进行对比，包括两个无监督的隐喻识别模型((Jia and Yu, 2008; Jang et al., 2017))，和两个基于深度学习的隐喻识别模型((Wu et al., 2018; Liu et al., 2020))，对比结果如表4所示，其中参数量为模型需要学习的参数数量，不包括超参数，反映了模型的复杂程度。对于监督模型的训练，本文使用五折交叉验证的方式，来反映模型的客观能力，避免数据划分带来的影响。最后取五次验证的平均值，作为监督模型的评估结果。

模型	P	R	F1	参数量
本文模型	0.7218	0.7092	0.7358	0
Jia and Yu(2008)	0.3704	0.8297	0.6026	0
Jang et al.(2017)	0.6641	0.6261	0.6454	0
Wu et al.(2018)	0.7643	0.8262	0.7954	2,600
Liu et al.(2020)	0.8573	0.8748	0.8660	110M

Table 4: 不同阈值的预测结果

从表格数据来看，本文所提出的基于HowNet的无监督汉语动词隐喻识别模型，在识别效果上优于对比模型中的两种无监督方法，尤其在F1值的指标中提高约10%以上。相比于基于深度学习的隐喻识别模型，本文提出的模型在识别表现上能够接近两种模型，而在模型的复杂程度上大大优于二者。而且无监督学习模型不需要训练数据，能够更加高效的利用目前稀缺珍贵的中文隐喻数据集。此外，本文所提出的模型在可解释性上更加优异。例如“但不少大企业的投资热并未刹车，出手仍以数十亿计。”这一例句，模型检测出最适合当下语境的动词为“卖”，替换的动词为“出手”，并且二者的余弦相似度为0.4988，低于阈值，因此模型将该例句识别为动词隐喻。类似的，“门一开，大家就涌入了图书馆。”，模型检测出最适合当下语境的动词为“进入”，替换的动词为“涌入”，并且二者的余弦相似度为0.6703，低于阈值，因此模型将该例句识别为动词隐喻。通过HowNet中提供的词汇之间的语义关系，能够为模型的分类提供清晰的依据。这有助于我们发现隐喻背后的规律，为隐喻理解做出贡献。

当然本文所提出的模型仍然存在一些问题。通过分析错判的案例，可以发现本文模型对于包含成语、古诗的隐喻句的判定存在很大的问题。经过分析，其原因可能为我们训练词嵌入的语料数据中未能包含成语和古诗数据，计算机无法理解这些成语和古诗的含义，也无法得到他们的词嵌入。要想解决这个问题，只能从训练词嵌入的语料入手，提高语料数据的质量，训练高质量的，专门用于隐喻识别的词嵌入。

6 结语

针对目前缺乏具有一定规模的汉语动词隐喻数据集的现状，本文构建了一个较为丰富的动词隐喻数据集，通过对于句法结构信息的利用，形成主谓宾的标注形式，并且举例说明其隐喻与非隐喻的使用方法。此外提出了一种基于HowNet的无监督汉语动词隐喻识别模型。该方法不需要任何预处理即可以用于识别单词级别的隐喻。在本文构建的隐喻数据集中，模型分类效果超过了现有的无监督隐喻识别分类模型并且能够接近基于深度学习的隐喻识别模型，说明本文提出的模型能够有效用于动词隐喻识别任务。同时该模型相比于用于动词隐喻识别的深度学习模型，具有模型简单、参数少、可解释性强的优点，为隐喻理解提供了思路。

参考文献

- I-Hsuan Chen, Yunfei Long, Qin Lu, and Chu-Ren Huang. 2019. Metaphor detection: Leveraging culturally grounded eventive information. *IEEE Access*, 7:10987–10998.
- Verna Dankers, Marek Rei, Martha Lewis, and Ekaterina Shutova. 2019. Modelling the interplay of metaphor and emotion through multitask learning. In Kentaro Inui, Jing Jiang, Vincent Ng, and Xiaojun Wan, editors, *Proceedings of the 2019 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing and the 9th International Joint Conference on Natural Language Processing*,

- EMNLP-IJCNLP 2019, Hong Kong, China, November 3-7, 2019, pages 2218–2229. Association for Computational Linguistics.
- Joseph L Fleiss. 1971. Measuring nominal scale agreement among many raters. *Psychological bulletin*, 76(5):378.
- Hyeju Jang, Keith Maki, Eduard H. Hovy, and Carolyn Penstein Rosé. 2017. Finding structure in figurative language: Metaphor detection with topic-based frames. In Kristiina Jokinen, Manfred Stede, David DeVault, and Annie Louis, editors, *Proceedings of the 18th Annual SIGdial Meeting on Discourse and Dialogue, Saarbrücken, Germany, August 15-17, 2017*, pages 320–330.
- Yuxiang Jia and Shiwen Yu. 2008. Unsupervised chinese verb metaphor recognition based on selectional preferences. In Rachel E. O. Roxas, editor, *Proceedings of the 22nd Pacific Asia Conference on Language, Information and Computation, PACLIC 22, Cebu City, Philippines, November 20-22, 2008*, pages 207–214. De La Salle University (DLSU), Manila, Philippines.
- Mark Johnson. 2010. Metaphor and cognition. In *Handbook of phenomenology and cognitive science*, pages 401–414. Springer.
- Walter Kintsch. 2000. Metaphor comprehension: A computational theory. *Psychonomic bulletin & review*, 7(2):257–266.
- Beata Beigman Klebanov, Chee Wee Leong, E. Dario Gutiérrez, Ekaterina Shutova, and Michael Flor. 2016. Semantic classifications for detection of verb metaphors. In *Proceedings of the 54th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics, ACL 2016, August 7-12, 2016, Berlin, Germany, Volume 2: Short Papers*. The Association for Computer Linguistics.
- Kevin Kuo and Marine Carpuat. 2020. Evaluating a bi-lstm model for metaphor detection in TOEFL essays. In Beata Beigman Klebanov, Ekaterina Shutova, Patricia Lichtenstein, Smaranda Muresan, Chee Wee Leong, Anna Feldman, and Debanjan Ghosh, editors, *Proceedings of the Second Workshop on Figurative Language Processing, Fig-Lang@ACL 2020, Online, July 9, 2020*, pages 192–196.
- George Lakoff and Mark Johnson. 2008. *Metaphors we live by*. University of Chicago press.
- George Lakoff, Jane Espenson, and Alan Schwartz. 1991. Master metaphor list. second draft copy. *University of California, Berkeley*.
- Jerry Liu, Nathan O’Hara, Alexander Rubin, Rachel Lea Draelos, and Cynthia Rudin. 2020. **Metaphor detection using contextual word embeddings from transformers**. In Beata Beigman Klebanov, Ekaterina Shutova, Patricia Lichtenstein, Smaranda Muresan, Chee Wee Leong, Anna Feldman, and Debanjan Ghosh, editors, *Proceedings of the Second Workshop on Figurative Language Processing, Fig-Lang@ACL 2020, Online, July 9, 2020*, pages 250–255.
- Birte Lönneker-Rodman. 2008. The hamburg metaphor database project: issues in resource creation. *Lang. Resour. Evaluation*, 42(3):293–318.
- Rui Mao, Chenghua Lin, and Frank Guerin. 2018. Word embedding and wordnet based metaphor identification and interpretation. In Iryna Gurevych and Yusuke Miyao, editors, *Proceedings of the 56th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics, ACL 2018, Melbourne, Australia, July 15-20, 2018, Volume 1: Long Papers*, pages 1222–1231.
- Rui Mao, Chenghua Lin, and Frank Guerin. 2019. End-to-end sequential metaphor identification inspired by linguistic theories. In Anna Korhonen, David R. Traum, and Lluís Màrquez, editors, *Proceedings of the 57th Conference of the Association for Computational Linguistics, ACL 2019, Florence, Italy, July 28- August 2, 2019, Volume 1: Long Papers*, pages 3888–3898. Association for Computational Linguistics.
- James H. Martin. 1994. Metabank: A knowledge-base of metaphoric language conventions. *Comput. Intell.*, 10:134–149.
- Zachary J. Mason. 2004. Cormet: A computational, corpus-based conventional metaphor extraction system. *Comput. Linguistics*, 30(1):23–44.
- Tomás Mikolov, Kai Chen, Greg Corrado, and Jeffrey Dean. 2013. Efficient estimation of word representations in vector space. In Yoshua Bengio and Yann LeCun, editors, *1st International Conference on Learning Representations, ICLR 2013, Scottsdale, Arizona, USA, May 2-4, 2013, Workshop Track Proceedings*.

- Michael Mohler, Mary Brunson, Bryan Rink, and Marc T. Tomlinson. 2016. Introducing the LCC metaphor datasets. In Nicoletta Calzolari, Khalid Choukri, Thierry Declerck, Sara Goggi, Marko Grobelnik, Bente Maegaard, Joseph Mariani, Hélène Mazo, Asunción Moreno, Jan Odijk, and Stelios Piperidis, editors, *Proceedings of the Tenth International Conference on Language Resources and Evaluation LREC 2016, Portorož, Slovenia, May 23-28, 2016*. European Language Resources Association (ELRA).
- Anna Mosolova, Ivan Bondarenko, and Vadim Fomin. 2018. Conditional random fields for metaphor detection. In Beata Beigman Klebanov, Ekaterina Shutova, Patricia Lichtenstein, Smaranda Muresan, and Chee Wee Leong, editors, *Proceedings of the Workshop on Figurative Language Processing, Fig-Lang@NAACL-HLT 2018, New Orleans, Louisiana, 6 June 2018*, pages 121–123.
- Susan Nacey, Aletta G Dorst, Tina Krennmayr, and W Gudrun Reijnierse. 2019. *Metaphor identification in multiple languages: MIPVU around the world*, volume 22. John Benjamins Publishing Company.
- Ivor Armstrong Richards. 1965. *The Philosophy of Rhetoric, A Galaxy Book*. Oxford University Press.
- Ekaterina Shutova and Simone Teufel. 2010. Metaphor corpus annotated for source - target domain mappings. In Nicoletta Calzolari, Khalid Choukri, Bente Maegaard, Joseph Mariani, Jan Odijk, Stelios Piperidis, Mike Rosner, and Daniel Tapias, editors, *Proceedings of the International Conference on Language Resources and Evaluation, LREC 2010, 17-23 May 2010, Valletta, Malta*.
- Ekaterina Shutova, Lin Sun, and Anna Korhonen. 2010. Metaphor identification using verb and noun clustering. In Chu-Ren Huang and Dan Jurafsky, editors, *COLING 2010, 23rd International Conference on Computational Linguistics, Proceedings of the Conference, 23-27 August 2010, Beijing, China*, pages 1002–1010. Tsinghua University Press.
- Wei Song, Jingjin Guo, Ruiji Fu, Ting Liu, and Lizhen Liu. 2021. A knowledge graph embedding approach for metaphor processing. *IEEE ACM Trans. Audio Speech Lang. Process.*, 29:406–420.
- Gerard Steen. 2010. *A method for linguistic metaphor identification: From MIP to MIPVU*, volume 14. John Benjamins Publishing.
- Eric Steinhart. 2001. *The Logic of Metaphor*. Kluwer Academic Publishers.
- Chris Tanasescu, Vaibhav Kesarwani, and Diana Inkpen. 2018. Metaphor detection by deep learning and the place of poetic metaphor in digital humanities. In Keith Brawner and Vasile Rus, editors, *Proceedings of the Thirty-First International Florida Artificial Intelligence Research Society Conference, FLAIRS 2018, Melbourne, Florida, USA. May 21-23 2018*, pages 122–127. AAAI Press.
- Peter D. Turney, Yair Neuman, Dan Assaf, and Yohai Cohen. 2011. Literal and metaphorical sense identification through concrete and abstract context. In *Proceedings of the 2011 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing, EMNLP 2011, 27-31 July 2011, John McIntyre Conference Centre, Edinburgh, UK, A meeting of SIGDAT, a Special Interest Group of the ACL*, pages 680–690. ACL.
- Yorick Wilks, Adam Dalton, James Allen, and Lucian Galescu. 2013. Automatic metaphor detection using large-scale lexical resources and conventional metaphor extraction. In *Proceedings of the First Workshop on Metaphor in NLP*, pages 36–44.
- Chuhan Wu, Fangzhao Wu, Yubo Chen, Sixing Wu, Zhigang Yuan, and Yongfeng Huang. 2018. **Neural metaphor detecting with CNN-LSTM model**. In Beata Beigman Klebanov, Ekaterina Shutova, Patricia Lichtenstein, Smaranda Muresan, and Chee Wee Leong, editors, *Proceedings of the Workshop on Figurative Language Processing, Fig-Lang@NAACL-HLT 2018, New Orleans, Louisiana, 6 June 2018*, pages 110–114.
- 张冬瑜, 杨亮, 郑朴琪, 徐博, and 林鸿飞. 2015. 情感隐喻语料库构建与应用. 中国科学: 信息科学, 45(12):1574–1587.
- 朱嘉莹, 王荣波, 黄孝喜, and 谌志群. 2020. 基于bi-lstm的多层面隐喻识别方法. 大连理工大学学报, v.60(02):102–108.
- 李剑锋, 杨芸, and 周昌乐. 2007. 面向隐喻计算的语料库研究和建设. 心智与计算, 1(1):142–146.
- 束定芳. 2000. 隐喻学研究. 上海外语教育出版社.
- 林杏光. 1994. 现代汉语动词大词典. 北京语言学院.

董振东and 董强. 1999. 知网(hownet). *[http://www. keenage. com](http://www.keenage.com)*.

贾玉祥, 俞士汶, and 朱学锋. 2009. 隐喻自动处理研究进展. 中文信息学报, 23(6):46–56.

JCL 2021