

学校编码: 10384
学 号: 31520171153201

分类号_____密级_____
UDC_____

厦門大學

硕 士 学 位 论 文

隐喻识别与理解一体化研究

Research on the Integration of
Metaphor Detection and Interpretation

指导教师姓名:

专 业 名 称: 计 算 机 技 术

论文提交日期: 2020 年 月

论文答辩时间: 2020 年 月

学位授予日期: 2020 年 月

答辩委员会主席: _____

评 阅 人: _____

2020 年 月

厦门大学学位论文原创性声明

本人呈交的学位论文是本人在导师指导下,独立完成的研究成果。本人在论文写作中参考其他个人或集体已经发表的研究成果,均在文中以适当方式明确标明,并符合法律规范和《厦门大学研究生学术活动规范(试行)》。

另外,该学位论文为()课题(组)的研究成果,获得()课题(组)经费或实验室的资助,在()实验室完成。(请在以上括号内填写课题或课题组负责人或实验室名称,未有此项声明内容的,可以不作特别声明。)

本人声明该学位论文不存在剽窃、抄袭等学术不端行为,并愿意承担因学术不端行为所带来的一切后果和法律责任。

声明人 (签名):

指导教师(签名):

年 月 日

厦门大学学位论文著作权使用声明

本人同意厦门大学根据《中华人民共和国学位条例暂行实施办法》等规定保留和使用此学位论文，并向主管部门或其指定机构送交学位论文（包括纸质版和电子版），允许学位论文进入厦门大学图书馆及其数据库被查阅、借阅。本人同意厦门大学将学位论文加入全国博士、硕士学位论文共建单位数据库进行检索，将学位论文的标题和摘要汇编出版，采用影印、缩印或者其它方式合理复制学位论文。

本学位论文属于：

（ ） 1. 经厦门大学保密委员会审查核定的涉密学位论文，
于 年 月 日解密，解密后适用上述授权。

（ ） 2. 不保密，适用上述授权。

（请在以上相应括号内打“√”或填上相应内容。涉密学位论文应是已经厦门大学保密委员会审定过的学位论文，未经厦门大学保密委员会审定的学位论文均为公开学位论文。此声明栏不填写的，默认为公开学位论文，均适用上述授权。）

声明人（签名）：

年 月 日

摘要

隐喻是一种常见的修辞方式，可以增强语言的渲染能力，提升感官体验，促进说者与听者的共鸣。除了修辞层面上的功能，隐喻更是人类的一种认知手段和思维方式，是人类概念系统塑造的基础。认知和修辞上的功能使得隐喻活跃于各类自然语言交流场景中，同时大量隐晦含蓄的隐喻表达也成为了自然语言处理任务必须直面的一个难点。

隐喻计算包括隐喻识别与隐喻理解两大模块。隐喻识别旨在将语料中的隐喻表达加以区分，供后续的隐喻理解模块处理；隐喻理解则力求将隐喻文本转换为对机器处理更友好的等价表述，减少或消除隐喻歧义和矛盾语义带来的不确定性，帮助机器理解隐喻。然而，前人的工作大多单独面向隐喻识别或理解的其中一项进行，两个本应具有承接性的模块在相关研究中通常是割裂的。本文分析了当前一体化系统难以实现的原因，并分别构造适用于一体化系统的隐喻识别与理解模型，达成识别与理解两大模块的衔接，实现隐喻计算的一体化。

在隐喻识别模型构建中，本文认为传统的文本二分类隐喻识别模式仅能标注出某个句子或短语是否包含了隐喻用法，不能深入到词语层面进行识别，无法为理解模块提供足够支持。因此本文提出将隐喻识别视为序列标注任务，基于预训练语言模型进行粒度更细的词语级别隐喻识别，通过标注出句子中的隐喻词，为后续的理解提供支持。

在隐喻理解模型构建中，本文选择英文动词隐喻作为研究对象，对隐喻研究中的经典互动论和隐喻合作机制进行了扩展，提出“潜在合作”的构想，基于合作机制对隐喻词、隐喻释义和上下文进行建模。模型通过建立语义域间的潜在关联，选取使潜在合作意愿最强的释义作为隐喻理解的结果，具有较好的可解释性。

综上所述，本文设计了适用于一体化系统的机器自动隐喻识别与理解模型，并基于此进行一体化的实现，填补了该方面研究的匮乏。实验证明本文的模型能科学有效地承担隐喻计算的任务，为今后隐喻相关研究提供了新思路。

关键词：隐喻识别；隐喻理解；一体化

Abstract

As a common rhetorical device, metaphors are frequently used to enhance language expression and sensual experience, making receivers resonate with speaker. In addition to metaphor's rhetorical function, metaphor is also a kind of cognitive mechanism and the foundation of human conceptual system. Due to both the rhetorical and cognitive function, metaphors stay active in various application scenarios of natural language processing. Meanwhile a large amount of implicit metaphorical expressions have caused difficulties which researchers of natural language processing have to inevitably face.

Metaphor computing consists of two main branches: metaphor detection and metaphor interpretation. The aim at metaphor detection is to distinguish metaphorical utterances from literal ones. Metaphor interpretation aims at transforming metaphorical utterances into equivalent expressions which are friendlier to machine natural language processing. Metaphor computing systems should have demonstrated consistency, however, current research generally focus on one aspect of metaphor computing, leading to the gap between metaphor detection and interpretation. Analyzing the deficiencies in current researches, this paper proposes a framework for the integration of metaphor detection and integration. We respectively build a metaphor detection and interpretation model which can be easily implemented into the framework, so as to realize the integration of metaphor computing.

We think that existing metaphor detection models based on binary classification can only label sentences or phrases' metaphoricity, lacking the ability to detect metaphor in word level and failing to provide key information necessary for metaphor interpretation. In this paper, metaphor detection is considered as a sentence tagging task, through which we can obtain each word's metaphoricity. Based on the pretraining language model, the detection model can strongly support metaphor interpretation.

In aspect of metaphor interpretation, we focus on English sentential verbal

metaphors. Extending theory of interaction and cooperative mechanism in metaphor research, we propose the latent cooperative theory. We model the relation of metaphorical verbs, candidate substitutes and context based on the latent cooperative relation. By constructing latent association of different semantic domains, our model chooses paraphrase with the strongest cooperative willingness as the substitutive interpretation. Our interpretation model is interpretable.

In summary, this paper design and implement metaphor detection and interpretation model respectively. Based on the metaphor detection and interpretation model, we construct the integrated system of metaphor computing. We conduct experiments on metaphor detection and interpretation. This paper fills the gap of related metaphor computing research and offer thinking for future related works.

Keywords: Metaphor Detection; Metaphor Interpretation; Integration of Metaphor Computing.

目录

摘要	I
Abstract	III
第一章 绪论	1
1.1 问题的提出	1
1.2 隐喻的基本理论	3
1.2.1 隐喻理论发展历程	3
1.2.2 隐喻的分类	4
1.3 隐喻计算研究内容	5
1.4 本文的主要工作	6
1.5 本文的组织架构	8
第二章 隐喻计算研究进展	9
2.1 隐喻识别研究进展	9
2.1.1 基于二分类模式的隐喻识别	9
2.1.2 基于序列标注模式的隐喻识别	10
2.2 隐喻理解研究进展	11
2.2.1 基于推理的隐喻理解	11
2.2.2 基于向量空间的隐喻理解	12
2.2.3 基于神经网络的隐喻理解	12
2.3 隐喻知识库研究进展	12
第三章 基于 BERT 的隐喻识别方法研究	14
3.1 BERT 预训练语言模型	14
3.2 基于 BERT 的隐喻识别	15
3.2.1 任务描述	15
3.2.2 模型结构	16
3.2.3 损失函数	17

3.3 实验	18
3.3.1 实验数据集.....	18
3.3.2 参数设置.....	20
3.3.3 对比方法.....	20
3.4 实验结果及结果分析	21
3.4.1 实验结果.....	21
3.4.2 不同词性下的标注结果分析.....	22
3.4.3 不同文本类型的标注结果分析.....	24
第四章 基于潜在合作网的英文动词隐喻理解研究.....	26
4.1 潜在合作关系	26
4.1.1 抽象度相容性.....	27
4.1.2 上下文相容度.....	30
4.1.3 相似度.....	31
4.1.4 潜在合作关系.....	33
4.2 潜在合作网模型	34
4.2.1 潜在合作在隐喻理解中的应用.....	34
4.2.2 二元融合算子.....	35
4.2.3 合作网模型整体结构.....	37
4.3 基于潜在合作网的隐喻理解	38
4.3.1 候选动词的获取.....	38
4.3.2 基于情感的候选词剪枝.....	38
4.3.3 基于潜在合作网的英文动词隐喻理解算法.....	39
4.4 实验及结果分析	40
4.4.1 实验设置.....	40
4.4.2 结果分析.....	41
4.4.3 实例分析.....	44
4.4.4 隐喻语义矛盾性分析.....	45
第五章 隐喻计算一体化	47
5.1 隐喻计算一体化框架	47

5.1.1 隐喻计算一体化难点及分析.....	47
5.1.2 本文的一体化框架.....	49
5.2 一体化实验	51
5.2.1 数据集的选择.....	52
5.2.2 隐喻识别模型的选择.....	52
5.2.3 实验结果.....	52
5.2.4 鲁棒性分析.....	54
5.3 一体化模型的总结	55
第六章 总结与展望	57
6.1 本文的主要贡献	57
6.2 未来的研究方向	58
参考文献.....	60
硕士期间发表的论文	66
附录 A 隐喻识别模块输出示例	67
附录 B 本文理解模型处理的动词隐喻词合集	70
附录 C 隐喻理解模型的输出结果示例	71
附录 D 一体化模型的输出结果示例	75

CONTENTS

Abstract	III
CHAPTER 1 Introduction.....	1
1.1 Background	1
1.2 Basic Theory of Metaphor Computing	3
1.2.1 Development of Metaphor Theory.....	3
1.2.2 Category of Metaphor	4
1.3 Research Content of Metaphor Computing	5
1.4 Target and Contents.....	6
1.5 Chapter Outlining.....	8
CHAPTER 2 Related Works on Metaphor Computing.....	9
2.1 Metaphor Detection	9
2.1.1 Metaphor Detection Based on Binary Classification.....	9
2.1.2 Metaphor Detection Based on Sentence Tagging	10
2.2 Metaphor Interpretation	11
2.2.1 Metaphor Interpretation Based on Inference	11
2.2.2 Metaphor Interpretation Based on Vector Space.....	12
2.2.3 Metaphor Interpretation Based on Neural Network.....	12
2.3 Knowledge Base for Metaphor Computing	12
CHAPTER 3 Metaphor Detection Based on BERT	14
3.1 Brief Introduction of BERT	14
3.2 Metaphor Detection Model Based on BERT	15
3.2.1 Task Description	15
3.2.2 Architecture of Metaphor Detection Model	16
3.2.3 Loss Function.....	17
3.3 Experiment	18
3.3.1 Experimental Dataset	18

3.3.2 Parameter Settings	20
3.3.3 Baseline Methods.....	20
3.4 Experimental Results and Discussion	21
3.4.1 Experimental Results	21
3.4.2 Result Analysis by Part of Speech	22
3.4.3 Result Analysis by Different Data Category.....	24
CHAPTER 4 Metaphor Interpretation to English Sentential Verbal	
Metaphor Based on Latent Cooperative Net Model.....	26
4.1 Latent Cooperative Relation	26
4.1.1 Abstractness Compactness	27
4.1.2 Contextual Compactness.....	30
4.1.3 Similarity.....	31
4.1.4 Latent Cooperative Relation	33
4.2 Latent Cooperative Network Model.....	34
4.2.1 The Application of Latent Cooperative Relation	34
4.2.2 Construction of Fusion Operator	35
4.2.3 Architecture of Latent Cooperative Net Model	37
4.3 Metaphor Interpretation Based on Latent Cooperative Net	38
4.3.1 Obtaining Candidate Substitutes.....	38
4.3.2 Pruning of Candidate Substitutes Based on Sentiment Polarity	38
4.3.3 Metaphor Interpretation Based on Latent Cooperative Net.....	39
4.4 Experiment	40
4.4.1 Experimental Settings	40
4.4.2 Result Analysis.....	41
4.4.3 Example Analysis.....	44
4.4.4 Analysis of Metaphorical Contradiction	45
CHAPTER 5 Research on Integration of Metaphor Detection and	
Metaphor Interpretation	47

5.1 The Framework of Metaphor Computing Integration.....	47
5.1.1 The difficulties of Integration	47
5.1.2 The Framework of Integrated Model	49
5.2 Experiments on Integration of Metaphor Computing	51
5.2.1 Dataset.....	52
5.2.2 Metaphor Detection Model	52
5.2.3 Experimental Results	52
5.2.4 Robustness Analysis.....	54
5.3 Analysis to the Integrated Model.....	55
CHAPTER 6 Conclusion and Future Work.....	57
6.1 Main Contribution.....	57
6.2 Future Work	58
References	60
Publications as the Degree Candidate.....	66
Appendix A	67
Appendix B	70
Appendix C	71
Appendix D	75

第一章 绪论

1.1 问题的提出

作为一种修辞手段，隐喻是文学创作的重要表现形式之一^{[1][2]}，广泛见于中外各类作品中。如英国诗人华兹华斯的《荆棘》一诗中“Cuts like a scythe, while through the clouds. It sweeps from vale to vale”以及李白《古风五十九首》中“秦王扫六合，虎视何雄哉”同时用了“扫(sweep)”这一语义的词眼来喻指“摧残”和“消灭”，传达出了冬风之劲猛和秦王之气魄，激发作者与读者的共情。而在小说、戏剧等其他文学体裁中，隐喻在塑造人物、推动情节上同样有重要作用。隐喻的使用不单纯局限于文学领域，在严谨的科学研究中同样可以看见隐喻的身影，如英国生物学家哈维将心脏比作水泵和国王来加深读者对心脏的认识^[3]。

除了修辞学方向的研究，哲学、认知学、语用学和计算机科学等交叉学科对隐喻的兴趣则来自于隐喻的认知特性^[4]。人们往往从熟知事物及其概念知识抽象出去，通过隐喻性思维去辨析新旧事物的区别与联系，进而加深对新事物的理解。隐喻构建了我们赖以生存的思维方式和日常概念系统^[5]，是我们认识世界、构建事物联系的基础。

隐喻在各类场景中的应用层出不穷，根据统计，人类所涉及到的每三句话便有一句包含了隐喻^[6]。在被大量用于传达情感^[7]，提升感官体验，获取抽象知识的同时，隐喻也为自然语言处理增添了困难。相比于字面义表达，隐喻表达的语义和情感往往都更加隐晦含蓄^[8]，严重影响了舆情分析、词义消歧和机器翻译等常见自然语言处理任务的表现^[9]。如何构建科学合理的自动隐喻计算模型来处理隐喻表达，是自然语言处理研究中的重要议题^{[10][11]}。

隐喻计算包括隐喻识别与隐喻理解两个子任务。隐喻识别是隐喻计算流程的第一步，旨在将隐喻表达从字面义表达中区分出来。隐喻理解则力求将隐喻释义为语义和原文接近的表达，释义后的表达应减少或消除由隐喻带来的歧义、矛盾语义和不确定性，降低隐喻给相关自然语言处理任务带来的困难。从先后顺序上来看，隐喻识别与理解模块应该是有承接性的，理想状态下，语料中的隐喻表达被识别模块标注出，之后被传输至理解模块进行计算处理。前人相关工作作为这两

个模块的研究打下了坚实的基础,但是目前的隐喻计算模型离真实场景中的投放使用仍有较大差距^[12],其中一个重要的原因就是隐喻识别与理解模块的割裂。前人的研究大多聚焦在隐喻识别或理解的某个单一模块^[13],隐喻计算一体化难以实现,其原因大致有两点:一,传统的二分类隐喻识别方法局限性比较大,仅能识别出某个句子或短语是否包含隐喻;二,现有的隐喻理解模型大多只能在本体、喻体等其他关键字词被标识出的情况下运行^{[14][15]}。

在对前人工作的总结之上,本文提出构造可衔接的识别与理解模型,其中,识别模型深入句子内部标注出其中的隐喻词,理解模型以隐喻词作为枢纽,将带隐喻词标注的句子视为输入,对隐喻词进行释义替换,从而实现“隐喻句输入,隐喻释义输出”的端到端隐喻计算一体化系统。如何设计识别和理解模型的结构,使之能够顺利嵌入统一框架是本文研究的关键。

在识别模块,不同于传统的二分类隐喻识别模式,我们进行了粒度更细的词语级别识别,将隐喻识别视为序列标注任务,标识出句中具有隐喻倾向的词语,基于 BERT^[16] (Bidirectional Encoder Representation from Transformers) 构建隐喻识别模型,并在公开的 VUA 隐喻数据集^[17] (VU Amsterdam Metaphor Corpus) 上进行训练和测试,利用加权交叉熵损失函数来解决序列标注中样本不平衡的问题。

在理解模块,本文构造了一个具有可解释性的隐喻理解模型。该模型的理论基础是经典的隐喻互动论^{[18][19]}和隐喻合作机制^[20]。矛盾性是隐喻一个重要的语义特征^[21],而隐喻合作机制则将隐喻的理解建立在语义域间的合作之上,如何在矛盾性存在的情况下实现合作,是本文必须解决的理论难点。我们提出了“潜在合作”的概念。尽管隐喻词的使用导致了矛盾语义的产生,阻碍隐喻理解过程中合作的直接进行,增加了对句子的认知难度,但不同语义域间能够以合适的隐喻释义为桥梁达成间接联系,即所谓的“潜在合作”。本文以合作机制为理论支撑,构建隐喻理解模型“潜在合作网”。潜在合作网具有可解释性,能够通过动态表征语境、突显适切的隐喻释义来实现隐喻理解。潜在合作网的一大特点是对本体和喻体的标注没有需求,仅需获取句中的隐喻动词,因此能够实现和隐喻识别模块的衔接,实现隐喻计算一体化。此外潜在合作网所依赖的外部知识源为当前已存在的通用知识库和语义资源,移植到其他数据集或者应用场景下更具优势。

1.2 隐喻的基本理论

隐喻学研究是一个历久弥新的话题，大致经历了三个阶段。早在古希腊时期，亚里士多德就在其著作《修辞学》、《诗学》中阐述了隐喻的修辞功能^[22]。近代相关研究则逐渐将隐喻学研究上升到了语言学、语义学的高度，此阶段的代表为 Richards 和 Black 的隐喻互动论^{[18][19]}。现代隐喻学的研究视角则更趋于多元化，包括认知科学、心理学、美学和计算机科学等学科的发展均对隐喻学研究有诸多启发，其中最具影响力的当属莱考夫等人的概念隐喻理论^[5]，他们系统地将隐喻解读为根植于人类思维的认知工具，并从思维、文化和常识等角度出发，提供了隐喻研究新思路。本章节将以时间顺序介绍各个时期隐喻学研究的代表性理论，并简述隐喻的分类。

1.2.1 隐喻理论发展历程

西方隐喻学发展的第一阶段可追溯到古希腊时期。古希腊人对修辞学的推崇为隐喻的研究发展制造了土壤。亚里士多德认为“隐喻使我们更明白和领悟陌生事物”^[23]，并认为隐喻作为一种修辞手法能增添语言表现力，从而“赢得更高声的喝彩”。

近代以来 Richards 和 Black 的隐喻互动论^{[18][19]}为隐喻学研究提供了新的思路。他们突破了隐喻仅仅是修辞用法的传统观念，加深了语义层面的讨论。Richards 认为，隐喻理解的过程内化表现为两种相异的思想在某个短语或句子中活动^[18]，而对隐喻的理解即为这两种思想互动的结果。Richards 将这两种“相互作用”的思想指称为本体和喻体。从认知角度看，人类大脑试图将本体和喻体联系起来，并在特定的语境条件下，发生特征引发、构建结合体、诱发相似变化等活动。Indurkha 对互动论进行了丰富，实现了互动论和认知隐喻学观点的统一。他将隐喻视为两个概念网络间的映射^[24]，这一映射诱发了喻体概念网络和本体解释域二者的互动。

隐喻学研究的第三个阶段吸纳了认知学、神经科学、哲学等学科的研究成果，隐喻的认知特性在这一时期得到广泛的认可。莱考夫^[5]认为隐喻构成了人类认识新事物的基础，隐喻的使用实际上是利用具体已知的事物来理解抽象陌生的事物。

如通过“思念是一种病”，原本属于“病”的知识，包括“痛苦”、“煎熬”等属性被转移至抽象概念“思念”，由此人们可以通过“病”这个概念获得“思念”的认知体验。

中国古代对隐喻的使用源远流长。编成于春秋时期的《诗经》中收录了大量隐喻表达，如“周道如砥，其直如矢。君子所履，小人所视”用于抒情，“它山之石可以攻玉”用于喻理。后世对于隐喻的修辞作用发掘也从未停止过。值得注意的是，中国古代文献不乏有论述隐喻认知功能的记载。荀子提出^[25]“凡同类同情者，其天官之意物也同，故比方之疑似而通”，认为相似的概念可通过隐喻得到维系。荀子的思想中，利用隐喻构建多个事物间联系的朴素思想已经触及到认知的范畴。南朝理学家刘勰认为诗赋的比兴用法参与了意象的思维构建，也即“意授于思，言授于意”。

近代以来，隐喻学研究在国内也取得了一定进展。束定芳肯定了认知隐喻学的观点，认为矛盾性是隐喻的一个主要语义特征^[22]，隐喻理解应当透过这一矛盾发现相似点。周昌乐首次引入了西方自动隐喻理解的思想^[11]并指出“同从异出”是隐喻的基本工作机制^[26]。

1.2.2 隐喻的分类

按照新颖程度划分，隐喻可以分为新颖隐喻（Novel Metaphor）、惯用隐喻（Conventional Metaphor）和亡隐喻（Dead Metaphor）。隐喻诞生初期往往被认为是富有创造性和诗性的^[27]，这时候的隐喻都被认为是新颖隐喻，如“游子像那一株茱萸，在怅然无望的心情中，弯曲着”、“He wolfed every volume of the book”。随着人们的反复使用，经过一段时间后这种新颖性逐渐消失，新颖隐喻逐渐向惯用隐喻转变，此阶段隐喻的特点是本体和喻体的相似性已广为人们所熟知和接受，如“时间就是金钱”、“Cure poverty”。直至最后，隐喻的意义固定下来，成为完全的“亡隐喻”，如，“The truth behind its' history”将空间意义上“身处某物体之后”的“behind”映射到抽象意义的“掩藏在表象之下”，但这一用法的语义和使用场景已经固定，以至于亡隐喻的使用者并未察觉自己正在使用隐喻^[22]。Charlton 认为亡隐喻已属于日常使用，不再具有语义矛盾的特点^[28]，因此自然语言任务中一般对亡隐喻不做特殊处理。

以词性作为划分依据, 隐喻可以分为名词隐喻、动词隐喻和形容词隐喻等^[22], 其中较为常见的是名词和动词隐喻。名词隐喻, 如, “婚姻是一场没有硝烟的战争”、“爱的长跑”、“Doctor is butcher” 等大多可以统一形式为“A is B”。在机器自动隐喻理解中, 处理名词隐喻的常用方法是基于相似性筛选本体和喻体的属性, 在上下文约束下选择最优属性作为理解结果^{[14][29]}, 如将“律师是狐狸”改写为“律师是狡猾的”。动词隐喻通常指代动词与逻辑上的主语或者宾语出现语义矛盾的情况, 例如“Cure poverty”等。动词隐喻普遍面临着喻体缺省的情况, 如“Cure poverty”暗含“Poverty is disease”, 但“Disease”却并未出现在句子中。这种缺省为机器自动隐喻理解增加了难度。对于动词隐喻, 机器自动隐喻理解的方式主要为释义替换^{[15][30][31]}, 如将“Reflect concern”替换为“Express concern”。

形容词通常在句子中充当表语、定语等角色, 相应地形容词隐喻指代形容词在担任表语或定语情况下产生的语义冲突^[22], 如“今天的生活还是同样的苦涩”、“Thick air”等。除了这三类外, 还有介词隐喻, 如“Live in balance”, 副词隐喻, 如“Laugh sweetly”等其他词性隐喻。

1.3 隐喻计算研究内容

隐喻计算包括两方面的研究: 隐喻识别与隐喻理解。隐喻识别是隐喻理解的前哨站, 主要功能是监测某个短语、句子甚至语篇是否包含了隐喻用法, 有则将之标注出来加以区分。隐喻理解处理的对象为已被确认包含隐喻的表述, 目的是对这些隐喻表述进行释义操作。逻辑和语义层面上的矛盾性是隐喻的标志和信号^[22], 隐喻识别可以认为是探索这种矛盾性的过程, 相应地, 隐喻理解应当解决或降低这类矛盾带来的认知困难。

隐喻识别可以分为两种模式, 第一种将隐喻识别视为二分类问题^{[32][33][34]}, 为输入的句子或短语打上“隐喻”或“非隐喻”的标签。第二类则将隐喻识别视为序列标注问题, 目的是标注出给定的句子中具有隐喻倾向的词语, 是一种粒度更细的隐喻识别模式^{[35][36][37]}。

隐喻理解的研究对象包括短语隐喻^{[10][30][38]}、句子和篇章隐喻^{[14][15][29]}。隐喻语义的突显对语境有着依赖关系, 因此短语隐喻方法面向的对象通常是意思比较固定、上下文关联较弱的惯用隐喻。句子和篇章隐喻理解方法可以利用上下文信

息作为理解过程的约束条件,适度激发合情联想,更符合人类的认知和使用习惯,但是考虑上下文的方法通常会引入大量的噪音,而且必须动态对上下文建模,处理难度较大。

随着隐喻计算研究的发展,用于辅助隐喻计算的知识图谱和语义资源的开发也逐渐引起重视。隐喻计算常用的通用词典类资源包括 WordNet¹、FrameNet²,中文的 HowNet³等。此外,隐喻的使用往往伴随着知识的转移,除了字典类资源,对知识库也有额外需求,包括:

1. 属性知识库。如,通过概念“珍珠”获取其属性“宝贵”“璀璨”,反之也可通过属性链接至概念。
2. 相关词知识库。如,由“治疗”链接至“医生”、“医院”等概念。
3. 文化知识库。隐喻与文化密不可分,文化知识库可以增强隐喻计算在特定文化背景中的表现,克服不同文化背景中隐喻因“水土不服”而引发的问题,如,“龙”这一概念在中国文化中是尊贵的、至高无上的、而西方文化中却是邪恶的,若无法嵌入相应的文化背景常识,可能会得到截然相反的结果。

1.4 本文的主要工作

认知心理学的研究表明,人类大脑对隐喻的识别和理解是一个连续的过程^[39],但是现有的机器自动隐喻计算相关工作大多对识别和理解进行单独研究。本文的工作致力于构建隐喻识别和理解模型,基于此对两个模型进行衔接并实验,实现一体化系统,提升隐喻计算模型的连贯性。在隐喻识别中,我们构造高召回率、细粒度的序列标注模型,使之可解决现有隐喻计算存在的顽疾,即,识别与理解割裂的鸿沟;隐喻理解模块可以基于标注结果,结合现有语义资源输出隐喻释义。本文将首先对识别和理解进行各自的模型描述以及性能测试,最后将两个模型合二为一,进行识别与理解的一体化探讨。

预训练语言模型可以集成通用语言学知识,这些先验的语言学知识对各类下游任务具有极大的特征补充作用。本文基于 BERT 构建字词级别的隐喻识别模

¹ WordNet 词典: <https://wordnet.princeton.edu/>

² FrameNet 词典: <https://framenet.icsi.berkeley.edu/fndrupal/>

³ HowNet 词典: <http://www.keenage.com/>

型。为了解决训练数据中样本不均衡的问题，在普通二分类交叉熵损失函数的基础上，本文引入了加权交叉熵损失函数来提高模型的整体性能，并在公开数据集上与最新的识别方法进行了比较。

隐喻理解方面，本文选择对英文动词隐喻进行释义处理。隐喻互动论认为隐喻语义的突显是两种“思想”相互作用的结果^{[18][19]}，苏畅^[20]认为隐喻理解过程中的互动特性与“合作”关系具有相似之处，本体和喻体只有达成合作才能准确传递出隐喻的意义。本文整合上述两种观点，以降低语义矛盾性为出发点提出了“潜在合作”的理论体系，构建潜在合作网隐喻理解模型。在该理论空间下，隐喻所展露出的矛盾与合作共存，模型透过矛盾发现相似，通过最大化语义域之间的合作意愿突显合适的替换释义，达成潜在合作。潜在合作网模型彰显了隐喻理解的内在机制，具有较好的可解释性。本文第四章将对潜在合作网模型做详细介绍。

在识别与理解两个模型的接口处，识别模型标注出有隐喻倾向的单词供理解模块使用。为了达成两个模型的高质量衔接，识别模型必须尽量少遗漏地标注出带有隐喻倾向的词，保持一定的召回率；相应地，理解模型也应该具备容错能力，对于被错标为隐喻用法的字面义词语也要有合理的输出。我们将在一体化的实验部分对模型进行鲁棒性分析。

本文的主要工作总结如下：

1. 提出一种可行的隐喻识别与理解一体化框架，基于该框架构造端到端的隐喻计算模型，打通识别与理解的通道，填补了该类型研究的匮乏。
2. 将隐喻识别视为序列标注任务，基于预训练语言模型 **BERT**，训练得到可支持一体化进程的隐喻识别模型。
3. 提出“潜在合作”的概念，强调在隐喻理解的过程中，合作能够以某个合适的隐喻释义为桥梁，在隐喻矛盾语义存在的情况下，间接达成合作，丰富了隐喻合作机制的理论体系。
4. 构建具有可解释性的隐喻理解模型用于处理句子级别的英文动词隐喻。

与前人的方法相比，本文的模型无需进行本体、喻体标注，无需手动构建知识库，节省了大量的时间和成本，为隐喻计算相关研究提供了新思路。

1.5 本文的组织架构

本文以实现句子级别的隐喻计算一体化系统为主线，以隐喻识别和理解为研究对象，分别从修辞、语义和认知三个角度阐述了隐喻相关理论，介绍当前最新国内外隐喻自动识别、理解研究的最新进展。本文基于预训练语言模型构建并训练得到了可支持理解模块的词语级别隐喻识别模型；为了构建符合隐喻认知特性的理解模型，对经典隐喻互动论和隐喻合作机制进行了理论扩展延伸，提出“潜在合作关系”的概念，构建了潜在合作网模型；潜在合作网模型能够实现英文句子级别的动词隐喻理解，并且具有低标注需求的特点，在隐喻词被标注出的条件下就能够有良好的释义输出。

本文的组织结构如下：

第一章介绍研究的背景，引出本文的研究动机，阐述隐喻基本理论和研究内容，通过总结当前研究的不足与缺憾，点明本文的研究方向。

第二章介绍隐喻识别、隐喻理解以及隐喻知识库相关研究的进展。

第三章将论述隐喻识别模型的基本情况，包括模型的结构、损失函数等。本文在公开数据集上与最新的方法进行了比较，并从多个角度对识别模型的结果进行了分析。

第四章阐明隐喻理解模型的理论基础和构造。阐述潜在合作的理论来源、基本思想，基于潜在合作理论框架构造具有可解释性的潜在合作网模型并进行实验验证和分析。

第五章，在识别和理解模型已经构造完毕的情况下，即可进行隐喻计算一体化的实验。考虑到隐喻计算一体化的研究还处于起步阶段，本文还将对所做工作进行分析总结，为今后一体化的相关研究提供借鉴和参考。

第六章对本论文所做工作进行总结与展望，并分析所做的不足，明确改进方向。

第二章 隐喻计算研究进展

本章整理了国内外隐喻识别和理解的相关研究工作，并介绍了隐喻研究中常用的知识库。

2.1 隐喻识别研究进展

目前的隐喻识别按照粒度可以分为两种模式：基于文本二分类模式的隐喻识别和基于序列标注模式的隐喻识别。

2.1.1 基于二分类模式的隐喻识别

概念间的抽象度差异被视为隐喻发生的一个重要标志。Paivio 从认知心理学角度给出了词语抽象或具体的参考衡量标准^[40]，他认为具体词更能够激发人类大脑成像，如汽车、乌黑和走路等，抽象词则刚好相反，如精神、悲观和担忧等。根据莱考夫等人的概念隐喻理论^[5]，隐喻的本体抽象度往往要比喻体更高，这构成了基于抽象度的隐喻识别方法理论基础。目前的抽象度知识主要来源为一些心理学知识库^{[41][42]}，为了得到覆盖率更高的抽象度字典，Turney^[43]首先构造了具体词集和抽象词集种子词，并通过计算与种子词的 LSA (Latent Semantic Analysis) 语义距离来作为单词的抽象度衡量。Turney 将生成的抽象度作为输入特征，基于逻辑斯蒂回归，训练得到了隐喻识别模型。Assaf^[44]对偏正结构的形容词短语进行了考察，他认为具体名词若被抽象形容词所修饰，则该偏正短语是隐喻的可能性更大。其他基于抽象度的工作还有 Neuman^[45]、Tsvetkov^[46]等人的方法。

神经网络在隐喻识别中被广泛使用。Bizzoni^[47]仅依靠简单的全连接网络结构即取得了较高的精度。他归因于预训练的词向量模型能够辅助神经网络模型在隐层生成短语词对 (Word Pair) 的向量表征，神经网络能够有效提取并学习其中的抽象度关系。Gao^[48]首次将预训练模型 ELMo^[49] (Embeddings from Language Models) 引入到隐喻识别中。他为了提升输入端的语义表征水平，将 ELMo 词向量与 GloVe (Global Vectors for Word Representation)^[50] 词向量进行拼接，基于双向长短期记忆神经网络 (Bidirectional Long Short-Term Memory Neural Network,

BiLSTM) 实现隐喻识别。

2.1.2 基于序列标注模式的隐喻识别

神经网络强大的表征和分类能力提高了隐喻识别的精度,但是传统的二分类隐喻识别模式无法深入句子内部进行标注,基于序列标注模式的隐喻识别方法逐渐引起关注。相比二分类识别,序列标注能够标识出句中带有隐喻倾向的词语,而这类词语通常是隐喻理解模型所要重点关注的目标。

基于序列标注模式的隐喻识别任务中常用到的模型结构包括 BiLSTM、卷积神经网络 (Convolutional Neural Network, CNN) 和条件随机场 (Conditional Random Field, CRF), 以及以上述两个或多个模型的组合,在输入端则以词向量表征为主,融合词性、上下位、抽象度和属性等外部知识作为补充特征,这类方法的特点是注重多种类型的外部知识源对词向量的矫正,是传统语义方法与神经网络模型的结合。其中,代表方法有 Wu^[51]、Bizzoni^[52]和 Mykowiecka^[53]等人的研究,他们的方法均在 VUA 隐喻标注数据集^[17]上进行了验证。

除了二分类隐喻识别之外, Gao^[48]还首次将 ELMo 预训练语言模型引入了序列标注模式下的隐喻识别任务中。在输入端他将 GloVe 与 ELMo 向量进行拼接,利用 BiLSTM 进行语义抽取。相比 Wu 等人的方法, Gao 的模型相对简单,在输入端并未采用 Wu 等人用到的外部语义资源来做知识补充,而是直接利用 ELMo 做特征提取,并且在 VUA 数据集上超过了 Wu 的表现,从侧面证明预训练语言模型对隐喻识别任务的提升作用。

Mu^[54]等人在动词词性的隐喻识别任务中,将输入特征分为三类:动词、与该动词有直接依附关系的词语以及上下文表征。在动词隐喻识别任务上,他们发现利用 ELMo 进行上下文全局信息提取能够显著提升隐喻识别的性能,证实了上下文信息在隐喻识别中的不可替代性。在融合三类特征的情况下, Mu 仅用简单的决策树模型就取得了接近 Wu^[51]的表现。Stowe^[55]则利用了数据增强方法来提升隐喻识别性能。他们对 VUA 数据集进行了分析并选择其中识别成功率低的动词作为处理对象,从维基百科和 VerbNet⁴抽取句子并进行标注,标注后的句子作为增强数据加入 VUA 训练数据集,他们复现了 Gao^[48]的方法并验证了增强数据

⁴ 英文动词语义资源 VerbNet: <http://verbs.colorado.edu/~mpalmer/index.html>

对隐喻识别的提升作用。

Mao 等人^[56]在模型结构的构建上参考了隐喻的选择优先理论^[57] (Selectional Preference Violation, SPV)。Mao 的网络模型中包括了两种上下文表示,一种是隐喻义上下文,利用 BiLSTM 获取;同时 Mao 认为用于训练词嵌入模型的语料中非隐喻表达远远多于隐喻表达,词嵌入模型所携带的语义大多是非隐喻性的,因此他利用 GloVe 词向量作为字面义的上下文表征。模型通过比较两种上下文表征的差异来进行隐喻识别。

2.2 隐喻理解研究进展

隐喻理解按照实现技术,可以分为基于推理的方法、基于向量空间的方法和基于神经网络的方法。

2.2.1 基于推理的隐喻理解

溯因推理是机器自动隐喻理解中的常用推理模式。溯因推理的起始点是一个或一组事实的集合 O ,目的是找到假设 P ,若 P 能够有效地对 O 进行解释,则认为 P 为真。对应到隐喻理解场景中, O 代表隐喻表述本身, P 为所要求得的隐喻释义。Martin^[58]的隐喻理解系统对隐喻表达进行了替换,替换的内容可以对原表达进行解释,主要方式为利用具体概念替换抽象概念、用目标概念替换源概念。Ovchinnikova^[59]的溯因推理系统在推理过程中进行了知识融入。在推理开始之前,Ovchinnikova 进行了知识库构建,所用到的知识条目和输入的隐喻句均转换成了逻辑表达式。在推理的过程中,结合逻辑表达式的谓词逻辑将源域和目标域替换为知识库中对应的条目,每一次替换都是一次寻找释义的过程,循环这个过程直至释义达到一定的抽象度层级。但是他们的方法需要预先建立规模较大的知识库,并且处理的样本大多为意思相对固定的惯用隐喻。

Su 等人^[38]提出了一种基于相似度的链式推理模式,认为隐喻的源域和目标域通过“潜在语义相似”而相联系。“潜在语义相似”包含了多个浅层语义关系,隐藏于 WordNet 知识框架之中。Su 借助 WordNet 词典,利用浅层语义关系的扩展,寻找源域与目标域的潜在语义相似,从而获取中文名词、动词短语隐喻释义。

2.2.2 基于向量空间的隐喻理解

Mao^[15]等人针对英文动词隐喻识别,以 WordNet 中的同义词集、上位词集作为候选,以平均词向量作为上下文向量表征,选取候选词中与上下文向量余弦相似度最接近的词语替换原句中的隐喻动词作为理解结果。他们将替换后的句子输入机器翻译系统中,发现基于释义替换的理解模式能够有效提高句子的翻译质量。Mao 的方法仅需要标注出隐喻动词,同时不需要依靠手动构建的知识库资源,具有低资源需求的优点。

Shutova^[30]从英国网络语料库(UK Web as Corpus, UKWaC)^[60]中提取了常用动词的依存关系式,并基于 Van^[61]的分解方法,获取目标动词在语境中的特征,由这些特征基于概率模型获取隐喻的替换释义。由于替换后的释义可能还是隐喻用法,Shutova 还引入选择优先关联^[62]指标对替换结果的语义矛盾性进行量化评估,筛选替换释义中可能的隐喻词。该方法在短语级别的动词隐喻理解任务中取得了 52% 的准确率,相比其他方法胜在无需标注数据,且具有更好的可解释性。

苏畅^[14]等人将隐喻理解规划为约束满足问题。在上下文语义表示上,他们从 Word2vec 预训练模型获取词语向量表征,通过 LDA (Latent Dirichlet Allocation) 模型获取词的主题特征向量表征和语篇的主题特征,利用随机游走算法寻找在上下文约束下与目标域具有最大相关值的源域属性作为理解结果。

2.2.3 基于神经网络的隐喻理解

目前的隐喻识别模式大多采取文本到文本的模式^[10]。神经网络模型虽然暂时不具备直接输出合理的隐喻释义文本的功能,但强大的分类能力可被迁移至隐喻理解任务中。隐喻表达中,经常有喻体缺失的现象,例如“Cure poverty”中“poverty”的喻体“disease”并未出现在句子中。Rosen^[63]分析总结了大量的隐喻表述,将常见的喻体整理为 77 个大类,以概念隐喻为处理对象,利用神经网络寻找这些隐喻中缺省的喻体。

2.3 隐喻知识库研究进展

认知隐喻学观点指出隐喻实际上是一种获取新知识的过程^[5]。Indurkha 认为

隐喻涉及到本体和喻体概念网络间的映射，其中常识与概念相互牵连，是构成概念网络的重要实体，指引着认知主体主观认识的增加^[24]。目前的隐喻理解方法对外部知识源都有着不同程度的依赖，隐喻知识库也在隐喻计算体系中扮演重要角色。

Li^[64]等人构造的属性知识库 Cogbank⁵是中文名词隐喻的重要外部知识来源。他们分析了汉语中概念与属性的常用句法模式，以 HowNet 字典中的动词和名词为目标，基于模板匹配的方法，寻找满足一定共现频率的概念-属性对。在经过简单的人工筛选后，收录了共 232,590 个概念-属性对，其中属性知识有 100,271 条。英文类似的概念属性库有 The Lex-Ecologist⁶。

Ovchinnikova 等人^[59]构建的知识库⁷侧重于对名词和动词的解释，并且所有的解释均以逻辑表达式存储，对于基于推理的隐喻计算方法比较友好。Just the Word⁸是一个供英语学习者使用的字典，可以由某个单词链接至与该单词有高共现频率的词语集合，这些词语之间基于句法关系进行聚类，而每个类内又基于语义的相似程度进行了更细的聚类。

Su^[65]等人认为语言是文化的载体，处理包含文化负载词^[66]的隐喻必须进行文化属性知识嵌入。他们从经典古籍、传统文化研究著作中抽取中国文化中的概念隐喻，并基于概念隐喻映射获取文化负载词的属性知识，构建文化属性知识库。

⁵ Cogbank 中文属性知识库: <http://www.cognitivebase.com>

⁶ The Lex-Ecologist 英文属性知识库: <http://bonnat.ucd.ie/lexeco/>

⁷ 整理为逻辑表达式的英文知识库: <https://github.com/isi-metaphor/metaphor-adp>

⁸ Just the Word 英文字典: <http://www.just-the-word.com>

第三章 基于 BERT 的隐喻识别方法研究

本章主要关注词语级别的隐喻识别模型的构建与训练，将隐喻识别视为序列标注任务，对于任意一句输入，准确标注出句中带有隐喻用法的单词。本文基于 BERT 预训练语言模型来完成隐喻识别的任务，验证预训练语言模型在隐喻识别任务中的效果；利用加权交叉熵函数缓解样本不均衡问题带来的影响，提升召回率。我们的模型在公开的隐喻数据集上进行了训练和测试，并与 2018 年以来最新的隐喻识别方法进行了比较。本章训练得到的隐喻识别模型将为隐喻计算一体化系统提供标注支持。

3.1 BERT 预训练语言模型

大量无标注的自然语言资源隐含着丰富的语义信息。预训练语言模型旨在捕获这些信息并编码为机器学习模型可用的特征，补充机器学习模型所需的语义知识。本文将使用 BERT 预训练语言模型作为隐喻识别模型的基础。

BERT 将 Transformer 编码器^[67]用于模型中，取代 BiLSTM 来完成编码的任务，获取长距离依赖信息。BERT 的训练策略包括：一，使用 Masked LM (Mask Language Model) 的思想，随机屏蔽训练语料中的词语，让模型利用隐层状态去预测这个词。BERT 之前的 GPT^[68]采用单向的训练模式，ELMo^[49]通过双向 LSTM 提取特征并将前向和反向特征进行拼接以实现双向性，但两个 LSTM 损失的计算却是分开进行的，并不是真正的双向。相比之下 BERT 的 Mask LM 策略能够同时利用词的上文和下文进行推理，使模型的训练体现真正意义上的双向性。二，句子级别的负采样，让模型预测两个句子是否是连续的，因此 BERT 还具备处理多句任务的能力。

上下文是影响隐喻认知的重要因素^[69]，同一词语在某个特定上下文环境中是字面义用法，在另一上文中可能就成为了隐喻用法，如“观众的情绪顿时被歌声引燃”和“炸药的导线被引燃了”的“引燃”在与不同上下文的互动中可以有不同含义。因此对语境的动态建模是隐喻识别模型所不可或缺的能力。如何动态地获取句子中的每一词语的表征，增强对语境信息的利用是隐喻识别模型的关键

一环。

同一个词在不同的上下文环境中突显的语义可能不一样，BERT 能够根据当前上下文生成对应的向量表征。BERT 网络结构的自注意力机制（Self-attention Mechanism）能够有效获取句子内部依赖关系，相比于普通的循环神经网络（Recurrent Neural Network, RNN）更能捕获句子内部关键语义信息。此外，BERT 模型的双向性加强了对语境信息的利用，辅助分类层发现隐含在语境中的隐喻信号。因此，本文将基于 BERT 来构建隐喻识别模型。

3.2 基于 BERT 的隐喻识别

本文的隐喻识别模型由 BERT 和一层全连接层组成。BERT 进行特征提取并基于当前数据集进行微调，全连接层在接收 BERT 编码后进行分类并输出。由于大多数句子中隐喻词的个数明显少于非隐喻词，因此我们采用了对隐喻词样本加权的方法来降低样本不平衡带来的影响，提高隐喻词的召回率。

3.2.1 任务描述

根据人们的语言使用习惯，一个句子中可能包含多个隐喻词，也可能不包含隐喻词。对于前者，模型要能够识别出句中所有的隐喻词并进行标注区分；对于后者，则不做任何标注。示例如表 3.1 所示。

表 3.1：隐喻识别任务示例，其中隐喻词用加粗字体加以区分。

序号	句子	隐喻词个数
1	Let's plant flowers in the garden.	0
2	The ex-boxer's job is to bounce people who want to enter this private club.	1
3	Mr. Hunt said that he think dollar will fall, dragging price down .	3

本文中识别模型所处理的是英文语料。特定的情况下，人们对词语是否使用了隐喻手法所持的态度往往比较主观。Crisp 等人以相关语言学和心理学研究作

为参考，制定了严格的英文隐喻词判别流程（Metaphor Identification Procedure, MIP）^[70]，为人工标注隐喻数据集提供了标准。为了对“隐喻词”和“非隐喻词”进行区分，本文以 MIP 作为判断某个词是否是隐喻词的统一标准，涉及到的所有“隐喻词”的表述均遵守 MIP 标准。

MIP 流程可以表述为如下几步：

- 一. 阅读全句，获取句子大意。
- 二. 确定目标词 T 在当前语境约束下的词义，将当前词义记为 $M_{context}$ 。
- 三. 构建以 $M_{context}$ 为中心的关系网、属性域；基于对 $M_{context}$ 词义的构建，思考 T 是否还存在某个词义，比 $M_{context}$ 更具体、更容易在脑中成像、更精确、使用的历史更久远，若满足以上四个条件之一，则可将 T 的这一词义记做 M_{basic} 。
- 四. 若 M_{basic} 存在且与 $M_{context}$ 具有明显不同，同时 $M_{context}$ 在句中的使用符合语法规则，则认为目标词 T 是隐喻词。

如，“She had struggled to pay off her loan”中“struggle”一词的 $M_{context}$ 为“通过奋斗尝试达成较难的事情”，但“struggle”还存在更具体的 M_{basic} ， M_{basic} 为物理意义上的“抗拒，施放反向的力”^[70]，因此此处可将该句中的目标词“struggle”判定为隐喻词。

3.2.2 模型结构

识别模型由 BERT 和一个全连接层层组成，利用 Softmax 函数得到每个单词属于隐喻或非隐喻的概率。模型整体结构如图 3.1 所示。

我们首先利用 NLTK 工具包⁹对数据进行词形还原，将还原后的句子记作 $S = \{w_1, w_2, w_3 \dots w_n\}$ ，其中 n 为句长。BERT 对 S 进行嵌入操作和特征提取，我们将 BERT 编码后的输出记做 $X = \{x_1, x_2, x_3 \dots x_n\}$ 。

BERT 之后的全连接层接收句子表征 X 并输出每个词语为隐喻词的概率，如式(3-1)和(3-2)所示：

$$z_t = W_z x_t + b_z \quad (3-1)$$

⁹ NLTK 工具包：<http://www.nltk.org/>

$$p(y = L_j | z_t) = \frac{\exp(z_t^j)}{\sum_{i=1}^2 \exp(z_t^i)} \quad (3-2)$$

其中 W_z 和 b_z 分别为全连接层权重矩阵和偏置， z_t^j 为第 t 个时间步全连接层输出向量的第 j 维， L_j 为类别（隐喻或非隐喻）标签。

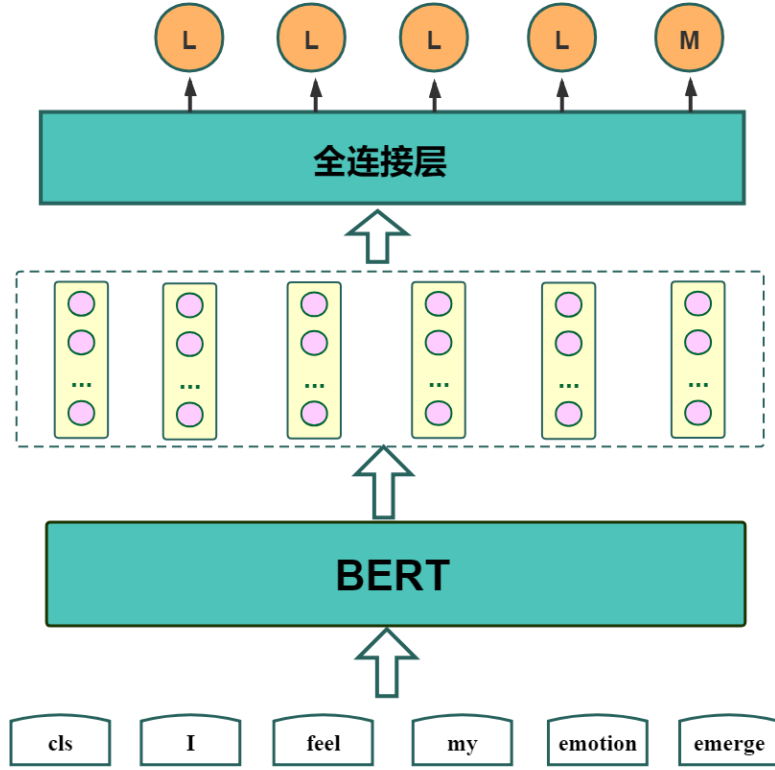


图 3.1: 基于 BERT 的隐喻识别模型

3.2.3 损失函数

训练数据集各类标签的样本数量不均衡是序列标注任务的常见问题。隐喻语料中同样存在着隐喻词多于非隐喻词的情况，导致隐喻词的召回率偏低。Wu^[37]认为在基于神经网络的隐喻识别模型训练中，对隐喻样本赋予更大的权重能够有效降低样本不均衡的影响，受其启发，本文引入了加权交叉熵（Weighted Cross Entropy, WCE）损失函数，对语料中的隐喻词样本赋予较大的权重，使训练过程更多地关注隐喻词误分造成的损耗，提高召回率。

传统的二分类交叉熵损失函数通过最小化真实分类结果与预测结果的概率

分布差异来训练模型，如式(3-3)所示：

$$L_{CE} = -\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [y_i \log(p_i) + (1 - y_i) \log(1 - p_i)] \quad (3-3)$$

其中 y_i 是样本标签， p_i 是模型预测为正样本的概率。为了强化训练过程中隐喻样本的影响，为每个隐喻词赋予一个权重 α ， $\alpha > 1$ ，如式(3-4)：

$$L_{WCE} = -\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [\alpha y_i \log(p_i) + (1 - y_i) \log(1 - p_i)] \quad (3-4)$$

加权交叉熵损失函数的引入让隐喻词误分为非隐喻的损耗增加了 α 倍，训练能够更关注错分的 FN (False Negative) 隐喻样本，缓解样本不均衡带来的问题。

3.3 实验

3.3.1 实验数据集

本文所用的实验数据集是 VUA 隐喻语料库(VU Amsterdam Metaphor Corpus)^[17]。VUA 隐喻数据集是目前最大的带标注隐喻数据集，样本来源于英国国家语料库¹⁰ (British National Corpus)。数据集中的每个词都被打上了“隐喻”或“非隐喻”的标签，样本的标注过程执行 MIP 标准流程，并在全部数据集上取得了 0.8 的样本标注者间信度 (Inter-annotator Agreement) ^[71]。

表 3.2: VUA 数据集分布

	句子个数	平均句长	单词个数	隐喻词个数	隐喻词占比
训练集	6323	18.4	116622	13061	11.2%
验证集	1550	24.9	38628	4480	11.6%
测试集	2694	18.6	50175	6221	12.4%

表格数据来源：Ge Gao, Neural Metaphor Detection in Context, 2018

2018 年 Gao 等人^[48]对 VUA 隐喻数据集进行了整理，整理后数据集内共有 10567 个句子，并按照一定比例划分了训练、验证和测试集，如表 3.2 所示。其

¹⁰ 英国国家语料库：<https://www.english-corpora.org/bnc/>

中 VUA 数据集的数据来源包括新闻报道、学术研究、对话访谈以及文学作品四个领域，句子数目的分布如图 3.2 所示。

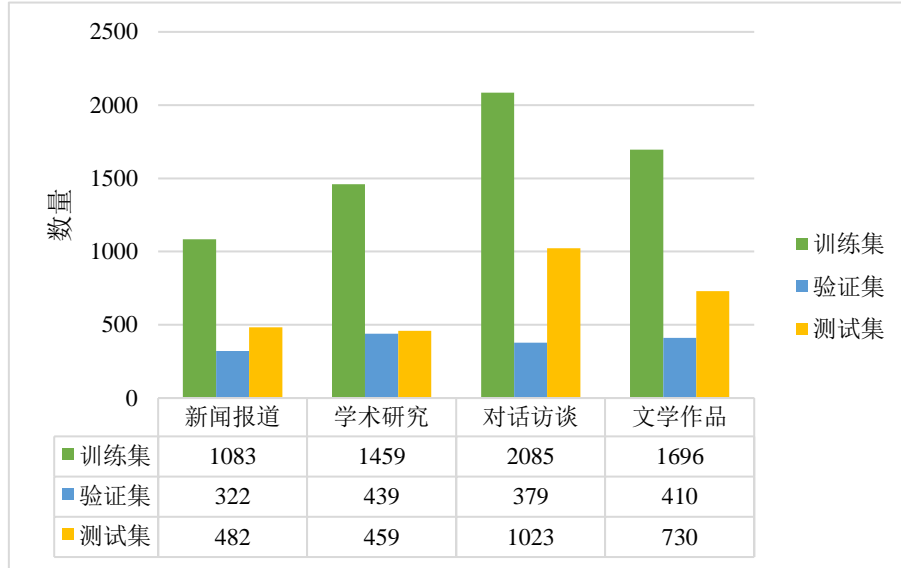


图 3.2: 四种数据类型分布统计

VUA 数据集标注对象涵盖所有词性类型的隐喻词，其中数量上占据前四的多数词性分别是动词、名词、介词和形容词，其分布如图 3.3 所示。

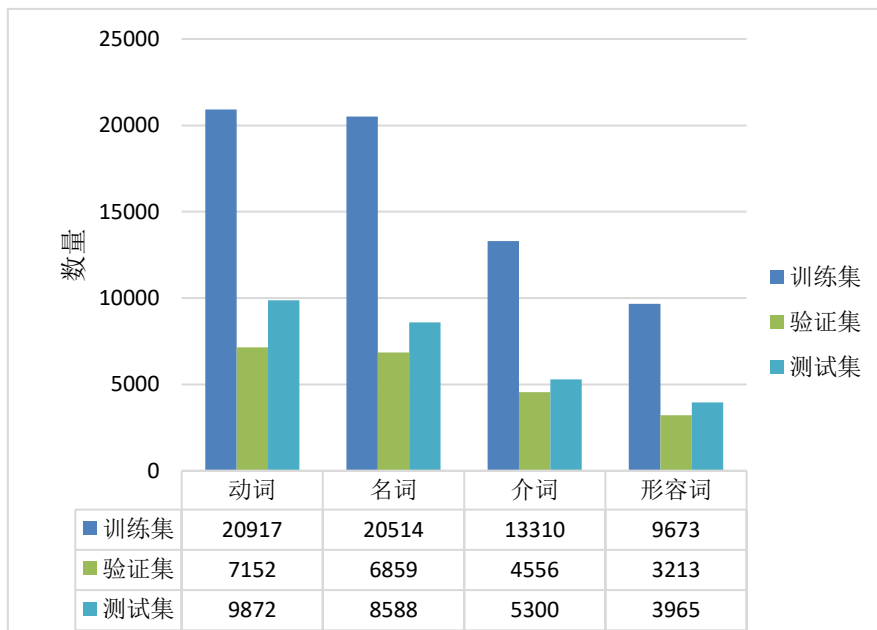


图 3.3: 四种词性的单词分布统计

3.3.2 参数设置

本文所使用的是 BERT-Uncase 模型¹¹, 包含了 24 个 Transformer 编码器, 1024 个隐藏维度, 16 个自注意力头。全连接层使用了 Dropout 来防止过拟合, Dropout 值为 0.5。使用 Adam^[72] 优化器并将初始学习率设置为 10^{-5} , 学习批次设置为 8, 训练的轮次为 2。本章涉及到的所有实验参数都在验证集上调优。

3.3.3 对比方法

在 VUA 隐喻数据集上, 本文与最新的隐喻识别方法进行了对比来证明模型的有效性。

Bizzoni 的方法^[73]: 以 Word2vec 词向量融合抽象度特征作为 BiLSTM 的输入。

Wu 的方法^[37]: 结合了 BiLSTM、CNN 和 CRF 等模块。在输入端将词性信息以独热码 (One-hot Encoding) 的形式拼接在 Word2Vec 向量之后。

Gao 的方法^[48]: 拼接 ELMo 和 GloVe 向量作为输入, 利用 BiLSTM 对文本进行编码, 由 Softmax 层实现分类。

Mao 的方法^[56]: 基于隐喻的选择优先理论, 利用 GloVe 和 ELMo 向量的拼接构造字面义上下文表征, 利用 BiLSTM 构建隐喻上下文表征, 通过两类表征的对比进行序列标注。

本文提出基于 BERT 构建识别模型, 并以加权交叉熵函数作为损失函数, 此处记做 **BERT+WCE**。此外, 我们还实现了另外两种基于 BERT 的方法来进行比较。

BERT+CE: 基于 BERT 的隐喻识别模型, 使用的损失函数是普通二分类交叉熵损失函数。

BERT+CRF: 在 BERT 和全连接层之后, 利用 CRF 层进行序列标签预测, 使用对数似然函数作为目标函数。

¹¹ 本文使用的 BERT-Uncase 模型获取: <https://github.com/google-research/bert>

3.4 实验结果及结果分析

3.4.1 实验结果

表 3.3: 本文的方法和对比方法在 VUA 数据集上的测试结果

方法	精确率	召回率	F1	准确率
Bizzoni 的方法	0.595	0.680	0.635	-
Wu 的方法	0.608	0.700	0.651	-
Gao 的方法	0.716	0.736	0.726	0.931
Mao 的方法	0.730	0.757	0.743	0.938
BERT+CE	0.847	0.674	0.751	0.943
BERT+CRF	0.788	0.721	0.753	0.942
BERT+WCE	0.762	0.797	0.779	0.944

由表 3.3, BERT+WCE 的隐喻识别方法取得了 0.779 的 F1 值, 超过所有的对比方法。相比于其他的神经网络方法, BERT 能够实现对上下文的双向建模和动态语义表示, 模型参数优秀, 本身即具备了良好的表征能力。在本文任务中, 为了使 BERT 更适应于当前任务, 我们对 BERT 进行了微调, 使用较小的初始化学习率和 2 轮训练, 取得了目前该数据集上的最优表现。

在特征提取上, Bizzoni 和 Wu 的方法均使用了 Word2vec 词向量, 但是 Word2vec 属于静态词向量模型, 缺乏一词多义表示能力, 同时将词语置于孤立的语言环境中不利于隐喻词的识别^[54]。Gao 的方法、Mao 的方法以及本文方法均使用了预训练语言模型获取词语的动态表示, ELMo 和 BERT 都可以适应不同上下文获得输入词的实时表征, 在上下文语义丰富多变的隐喻数据集中更具优势。

在模型结构上, Mao 和 Gao 的方法都利用了 BiLSTM 获取双向语义表示, 但 BERT 可以通过 Mask LM 策略实现真正意义上的双向表征, 更充分地捕获上下文信息, 同时自注意力机制有助于模型构建句子的内部依赖关系。三种基于 BERT 的模型均在 F1 值上取得了较好的结果。

同时我们发现, BERT+CE 和 BERT+CRF 的方法分别取得 0.847 和 0.788 的精确率, 位居所有方法的前两名, 但由于样本种类的不平衡, 仅取得了 0.674 和

0.721 的召回率，而 BERT+WCE 的方法召回率达到了 0.797。

识别模型的最终目的是嵌入一体化系统，给予隐喻理解标注上的支撑。识别模块漏判的 FN 样本是一体化系统中无法利用的损耗，因此保证精确度的同时，提高召回率对于一体化模型具有重大意义。加权交叉熵损失函数在平衡精确率和召回率上发挥了重要作用，为了得到最优的权重，我们在验证集上进行了多次调优，如图 3.4 所示。

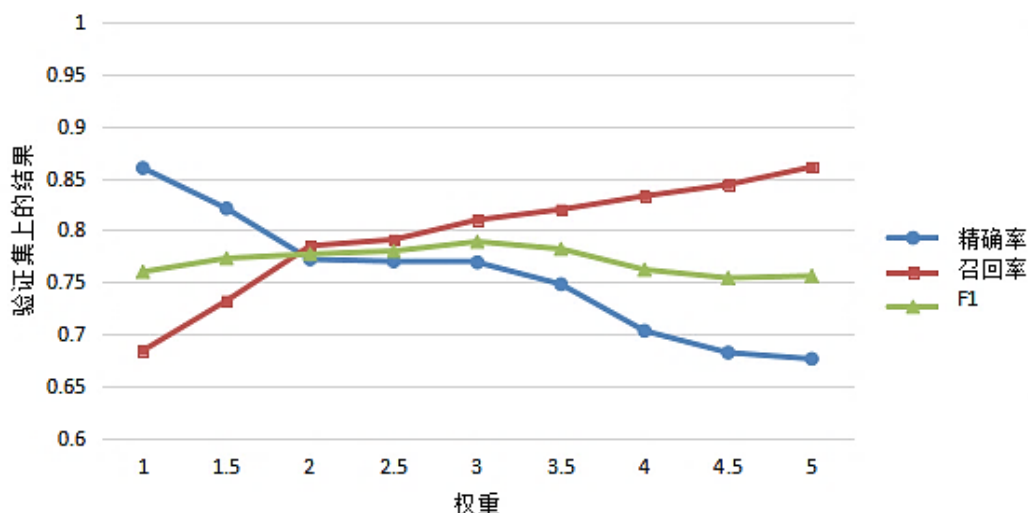


图 3.4: 不同权重下精确率、召回率和 F1 值的变化趋势

当权重等于 1 时，加权交叉熵损失函数退化为普通的交叉熵损失函数，由于样本不均衡，导致召回率偏低，影响综合 F1 指标。随着权重的增加，训练过程中错分的隐喻样本被给予了更多关注，召回率提升明显，但也使精确率下滑。图中 F1 值最高点对应的权重是 3，是本次实验所设的权重，当权重大于 3 的时候，验证集精确率的下滑幅度激增，导致 F1 值的下降。

3.4.2 不同词性下的标注结果分析

我们统计了语料中词性出现频率排名前四的测试结果，整理如表 3.4 所示。

在四种词性的结果中，介词的标注结果最佳，在三项指标中远超平均线。介词的最初词义指的是物体与物体空间概念上的相对关系，其后逐渐通过隐喻向其他知识域发散^[74]，如 “In doing so” 的 “in” 已经偏离了传统上的空间概念语义，因此被视为隐喻用法。根据统计，英语中共有 100 多个介词^[75]，数量远远及不上

其他词性，但是介词的使用频率却很高，在 VUA 隐喻数据集中的数量仅次于动词和名词，因此隐喻性介词的识别效果直接关系到标注模型的整体性能。

表 3.4: VUA 数据集中出现频次前四的词性在测试集上的结果

词性	精确率	召回率	F1 值
动词	0.728	0.834	0.777
名词	0.675	0.680	0.678
介词	0.870	0.937	0.902
形容词	0.653	0.675	0.664

在本文的一体化进程中，隐喻理解模块处理的是英文动词隐喻，因此动词的标注结果是本文的关注重点。由表 3.4，动词在召回率上超过了平均召回率，模型能够实现对隐喻动词较全面的覆盖，但仍有约 17% 的隐喻动词没能标注出。此处我们抽取了部分漏判的 FN 样本进行分析。

VUA 数据集的句子是从篇章中截取出来的，部分句子在被截取之后关键上下文信息可能缺失，造成模型无法做出正确决策。考虑测试集中如下两个独立样本：

1. He should be able to **pick** and choose.
2. If he can **pick** and choose, I suggest, he is not a citizen, he does not have full political status and he is quite distinguishable on these grounds alone from the adults around him who do not have this option.

两个例子中的“pick”在数据集中都被划分到隐喻词的类别，但是我们的模型仅将第二个句子中的“pick”标注为隐喻。句 1 在上下文信息严重不足的情况下，无法确定“pick”所传递的词义，从而无从判断该动词是否是隐喻。因此完整的上下文环境对正确识别隐喻词至关重要。

在取得了较高召回率的同时，我们也注意到，动词的精确率相比于平均值 0.762 下滑了 3.4%。为了探索动词精确率下降的原因，我们对 FP (False Positive) 样本进行了统计，发现当句中出现非人指代（如 it、adolescent 等）做主语的情况时，模型较倾向于将谓语动词划分为隐喻，这部分样本在 FP 中占据了约 10% 的比例。此外，与动词有直接依存关系的主语、宾语未直接出现在句中，或者主语、

宾语指带不明确的情况下，误分为隐喻的样本占据了所有 FP 样本 20% 的比例。对于如下两个测试样例：

1. It did not help* at all that upon arrival yesterday the royal couple instantly touched base.
2. Congress was frantically trying to complete a bill raising the federal debt ceiling in time for President Bush to sign today.

上述例句 1 中加了 “*” 号的 “help” 为被模型错误标注为隐喻的 FP 样本。“help” 并未后接宾语，而且 “help” 的形式主语 “it” 无法为决策提供太多的信息。对于例句 2，“sign” 的主语 “President Bush” 和宾语 “bill” 均出现在了句中，辅助模型正确地将 “sign” 识别为非隐喻。值得注意的是，此处 “sign” 和宾语 “bill” 中间隔着较多的无关成分，属于长距离依赖难分样本，但模型仍然可以正确进行分类，证明模型具备处理长距离依赖关系的能力。

名词和形容词的结果在三项指标上均低于平均值。目前的名词和形容词隐喻识别研究常利用抽象度差异作为隐喻的信号，名词和形容词上效果不佳可能是因为模型未能捕获到足够的抽象度信息，因此在今后的工作中我们将进一步探究抽象度融入对模型的提升作用。

3.4.3 不同文本类型的标注结果分析

VUA 数据集由新闻报道、学术研究、对话访谈和文学作品四种文本构成，四种文本类型的示例如表 3.5 所示。在四种类型数据上的测试结果如表 3.6 所示。

表 3.5: VUA 数据集四种数据类型示例

类型	示例
新闻报道	Disclaimers may also be used by referees and others to rob you of a claim for damages.
学术研究	Beyond that, the similarities seem remote .
对话访谈	Yeah cos I might I might not go, you know, I see what Sheila says so.
文学作品	The plane lurches into motion.

表 3.6: 四种数据类型测试结果展示

来源	精确率	召回率	F1 值
新闻报道	0.781	0.816	0.798
学术研究	0.808	0.845	0.826
对话访谈	0.687	0.741	0.713
文学作品	0.708	0.781	0.743

四种类型测试样本中除了对话访谈，其余三类的形式都为书面语。口语相比于书面语，句式、句长通常更加多变，往往还伴随着较多的停顿、不规则表达甚至语法错误，导致传递出的句子意思支离破碎。此外，不同人往往具有各自鲜明的谈话风格，难以捕捉共性。表 3.5 的对话访谈样例中包含了大量无关的语气词，造成了关键信息的稀疏，同时还伴随着一些单词的省略用法或新近才出现的流行词汇，这些单词可能使得 BERT 无法在词表中找到对应的单词索引。以上种种因素导致对话访谈在四种类型语料的测试表现中垫底。

新闻报道、文学作品和学术研究三类书面语样本的测试结果中，学术研究和新闻报道都超过了 0.779 的平均 F1 值。学术研究和新闻报道这两类书面文本较为规范、严谨，包含的词语大多也为人们日常使用的高频词。同时，相比于诗性更强的文学作品，新闻报道和学术研究使用隐喻的目是为了增强读者对隐喻本体的解读，传递作者的观点或感受^{[76][77]}，隐喻标志也往往更明显，因此识别模型更容易识别出学术研究和新闻报道中的隐喻词。

第四章 基于潜在合作网的英文动词隐喻理解研究

本章介绍基于潜在合作网的动词隐喻理解方法，包括理论基础、模块功能和模型结构。隐喻是两个不同语义域的互动^{[18][19]}，苏畅等人^[20]将这种互动关系阐释为本体和喻体的合作，认为只有在合作达成的前提下，隐喻才能够被理解。同时，隐喻不仅涉及到合作，还存在着对立^[21]，我们将这种对立外化为隐喻具有的语义矛盾性。如何在这种对立下达成合作，实现隐喻理解，是本文在理论层面关注的重点。

在前人工作的基础上，我们提出了潜在合作的理论体系，将隐喻的合作与对立关系统一到了一个理论空间中，阐述了两个语义域如何在隐喻语义矛盾性存在的情况下达成潜在合作。潜在合作网模型将从抽象度、上下文和相似等层面展开，选择使潜在合作意愿最强的候选词进行释义替换，完成隐喻理解任务。基于潜在合作网的隐喻理解模型彰显了语义域间互动与合作的特点，具有较好的可解释性，

本文处理的对象为英文句子级别的动词+宾语（Verb-Object, VO）类型的动词隐喻，如“Government intends to cure poverty”。相比于“A is B”结构的名词隐喻，动词隐喻往往面临着严重的喻体缺省，为隐喻理解带来了困难，同时也决定了我们的动词隐喻理解模型应该能够克服喻体缺省的困扰，从隐喻动词中发掘出关键信息。

4.1 潜在合作关系

目前动词隐喻理解常用的模式是动词的释义替换^{[15][30][31][58]}，即，将隐喻动词替换为另一个动词，来降低隐喻的矛盾语义。本文采用了这种模式，针对英文 VO 形式动词隐喻的特点进行建模。在叙述模型的构造之前，本节对即将用到的一些概念进行定义和解释。

隐喻中的互动，指的是喻体与本体相互作用，喻体的相关常识通过掩盖、选择或突显本体的特征来重新组织对本体的认识^{[18][19]}。其中，互动的角色不仅仅局限于本体和喻体，以本体和喻体为中心的信念、关系和特征等不同种类的知识共同构成了隐喻理解过程中相似和类比推理的基础^[78]。互动的结果就是在本体和

喻体解释域之间建立关联,以本体为中心的概念网络和以喻体为中心的概念网络产生了对应关系^{[18][19]},强调在不同语义域建立关联的过程中实现隐喻理解。

基于隐喻互动论,苏畅等人提出了隐喻合作机制^[20],认为本体和喻体只有在达成合作的前提下才有意义。合作方式有三种:一,本体与喻体具有相同的属性;二,本体和喻体之间有相似的属性;三,本体和喻体属性可以搭配。合作机制的思想为互动论提供了一种新的理解角度,具有较强的实践指导意义,是本文潜在合作网的重要理论基础。本文对合作机制相关理论进行了进一步的丰富和具体化,将经典合作机制理论中的合作阐释为相似和相容两种类型,基于隐喻相关语用学研究对相似和相容进行建模。提出“潜在合作关系”的思想,解释如何在矛盾中发掘和利用合作关系进行释义选择,适用于英文动词隐喻理解任务。经典合作机制理论认为语义域达成合作过程中有主动和被动之分,本文则强调合作的双向性,在决定隐喻释义的过程中,合作的两个语义域是平等关系,基于合作的特性,构造二元融合算子,对两个语义域的相似和相容合作意愿进行融合,得到综合合作意愿数值,选择综合合作意愿数值最高的候选词作为替换释义。

在给出我们的理论框架描述之前,我们首先给出了本章常用的符号及其说明,如表 4.1 所示。

表 4.1: 本章所用符号预说明

符号	说明
v_M	基于 MIP 流程判定的隐喻动词
O_M	隐喻动宾短语中 v_M 的宾语
$ctx(w_k)$	句子 $\{w_1, w_2, w_3 \dots w_k \dots w_t\}$ 中除去 w_k 外所有词语的有序集合
$Cand$	动词替换释义的候选词集合, $Cand = \{v_1, v_2, v_3 \dots v_n\}$

在正式介绍潜在合作的思想之前,我们将首先给出相容度和相似度的定义以及各自的计算方法。

4.1.1 抽象度相容性

矛盾性是隐喻之所以为隐喻的一个重要语义特征,同时也是造成隐喻认知困

难的一个重要原因^{[21][22]}，动词隐喻的释义替换要求替换的词语必须消除或降低隐喻的矛盾语义，促进机器对隐喻的理解。

词语搭配中的抽象度差异是造成矛盾语义的原因之一。隐喻涉及到两个概念系统间的映射，其中本体的概念网络抽象度往往会高于喻体概念网络，将抽象度较低的喻体映射到抽象度较高的本体会产生语义矛盾。束定芳在对例句“The chairman plowed through the discussion”的分析中提到^[21]，“plow”一般与具体的事物搭配，此处与抽象词“discussion”的搭配构成了语义矛盾，类似的例子还有“devour dream”和“grab the time”等。Assaf 通过对偏正结构短语隐喻的分析，认为字面义用法中，具体形容词只能修饰具体名词，具体形容词若与抽象名词搭配则会被认为是隐喻用法，从而产生矛盾语义，如“dark thought”等^[44]。抽象度差异引发语义矛盾实际上也与我们的直观感受相符：通常情况下一个具体的动作无法施加至抽象事物上。由此我们提出了抽象度相容的概念。

抽象度相容：给定一组 $V+O$ 的短语词组， V 与 O 是否具备抽象度相容性取决于二者的相对抽象度关系。若 V 为抽象动词，则 V 与 O 总是相容；若 V 为具体动词， O 为具体名词，则 V 与 O 相容；若 V 为具体动词， O 为抽象名词，则 V 与 O 不相容。

进而，我们必须给出本文中的具体词和抽象词定义。现有的抽象度词库还没办法对单词实现比较全面的覆盖。本文中我们利用现有的抽象度词库，参照Wang^[79]等人的方法，制定了覆盖面更广的具体词、抽象词评判标准。

Wang 选取了三十个抽象词、三十个具体词作为种子集，某一词语 w 的抽象度等于该词语与抽象种子词集 A 和具体种子词集 C 的语义关联之差：

$$abs(w) = \frac{1}{N} \left[\sum_{a_i \in A} R(w, a_i) - \sum_{c_i \in C} R(w, c_i) \right] \quad (4-1)$$

N 为种子集的大小，其中语义关联 R 通过词语在词向量空间中的余弦距离获取：

$$\begin{aligned} R(w_1, w_2) &= \cos(v_1, v_2) \\ &= \frac{v_1 \cdot v_2}{\|v_1\| \|v_2\|} \end{aligned} \quad (4-2)$$

v_1 、 v_2 和分别为 w_1 、 w_2 对应的词向量。

由式(4-1)得到的数值值域为 $[-1, 1]$ ，越接近于1代表 w 越抽象，越接近-1代表 w 越具体。但是 Wang 没有考虑到不同词性的抽象度差异，通常动词的平均抽

象度较名词更高。为了得到更合理的“抽象”与“具体”的界定，本文将种子词分为四类：抽象名词集，抽象动词集，具体名词集，具体动词集。种子词抽象度的来源是 Brysbaert 构建的抽象度词库^[80]，现存有 37059 个词语的抽象度，所有词的抽象度均被映射为[1,5]区间内的数值，数值越接近 1 越抽象，越接近 5 越具体。本文的抽象词和具体词种子集分别来自该抽象词库中数值小于 2 和数值大于 4 的词语。

基于式(4-1)，若抽象度数值大于 0，则在视为抽象词，小于 0 则视为具体词。由此，我们得到了抽象度相容性判断的数学公式描述：

$$cmp_{abs}(V, O) = \begin{cases} 1 & \text{if } abs(O) < 0 \\ 1 & \text{if } abs(O) > 0 \text{ and } abs(V) > 0 \\ 0 & \text{if } abs(O) > 0 \text{ and } abs(V) < 0 \end{cases} \quad (4-3)$$

$cmp_{abs}(V, O)$ 仅有两种可能，1 代表 V 和 O 抽象度相容，0 则不相容。

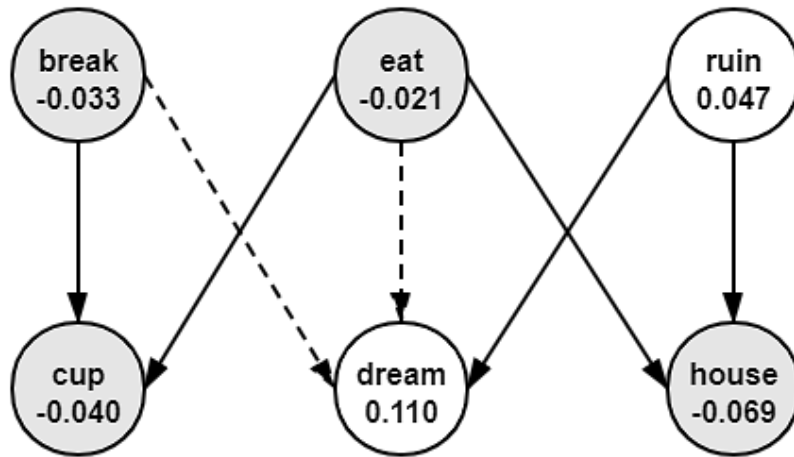


图 4.1: 抽象度相容性的使用示例, 圆内的数字代表本节方法所求的抽象度数值, 白色圆代表抽象词, 灰色代表具体词。实线表示两个词之间满足抽象度相容性, 虚线代表不满足抽象度相容性。

抽象度相容性的使用如图 4.1 所示。“ruin”与“dream”都为抽象词，“house”为具体词，因此“ruin dream”与“ruin house”两个短语均具备抽象度相容性。

“break”与“dream”则属于具体动词与抽象名词的搭配，此时认为二者的搭配不具备抽象度相容性。同时我们注意到，“eat”与“cup”、“eat”与“house”尽管都具备抽象度相容性，但是仍然存在着矛盾语义。我们将在接下来的小节提出

“上下文相容度”来解决这类问题。

4.1.2 上下文相容度

隐喻语义的矛盾性不仅包括由抽象度引起的矛盾性，还包括隐喻动词与上下文的矛盾性，具有隐喻倾向的字词在特定语境下矛盾性可能更容易凸显。在句子 $\{w_1, w_2, w_3 \dots w_k \dots w_t\}$ 中，上下文 $ctx(w_k)$ 会对 w_k 的选择进行限制，使 w_k 能够最大程度地与上下文其他词语共同传递句子的信息^[57]，促进理解，这种限制的基础是一定的相关联想推理。在此我们给出上下文相容的定义：

上下文相容：词语 w_k 与上下文的相容程度指的是 w_k 出现在句子中、且不产生矛盾语义的可能性。相容性包含了两层含义：一，衡量 w_k 出现在特定句子中的可能性，直观上可以认为是由 $ctx(w_k)$ 联想至 w_k 的概率；二，若某个词语在特定的语境中产生了矛盾语义，则相容性较低。句子中的非隐喻词往往能够较为顺畅地与上下文一起传递出字面语义，因此非隐喻词在句子中的相容性更高；相反，隐喻的使用是矛盾语义产生的原因，从而增加了获取句义的认识难度，因此隐喻词在句中的相容性数值更低。

在词向量的训练语料中，字面义表达会多于隐喻义表达，词向量所传达的语义以字面义为主^{[56][81]}。此处通过向量空间下的语义关联来量化 w_k 在 $ctx(w_k)$ 中的上下文相容度：

$$cmp_{ctx}[w_k, ctx(w_k)] = \frac{1}{D} \sum_{i=1}^t d_i \cos(v_k, v_i) \quad (i \neq k) \quad (4-4)$$

\cos 代表词向量空间下的余弦距离函数， t 为句长， v_k 是目标词 w_k 的向量表征， v_i 为句子中第 i 个词对应的词向量。我们认为，距离词 w_k 越近的词语对联想至 w_k 的贡献越大，因此利用句子中的位置信息对上下文 $ctx(w_k)$ 中的各个词语进行加权，相对距离 d_i 计算如(4-5)：

$$d_i = 1 - \frac{|P_k - P_i|}{t - 1} \quad (i \neq k) \quad (4-5)$$

P_k 为目标词 w_k 在句子中的索引， P_i 为第 i 个词的索引。 D 为归一化因子：

$$D = \sum_{i=1}^t d_i \quad (i \neq k) \quad (4-6)$$

抽象度相容性只有 0 和 1 两种可能，上下文相容度则是连续的数值。进一步

地, 对于包含 VO 类型表达的句子, 我们认为动词 V 只有满足和宾语 O 抽象度相容的情况下, 讨论动词 V 的上下文相容才有意义。因此, 我们将上下文相容和抽象度相容进行组合, 得到 VO 隐喻中某个动词 V 的综合相容度 cmp 的一般量化表示:

$$cmp[V, ctx(V), O] = cmp_{abs}(V, O) \times cmp_{ctx}[V, ctx(V)] \quad (4-7)$$

(4-7)将抽象度相容性视为标志位, 当 $cmp_{abs}(V, O)$ 为 0, V 在句中的相容度必为 0; 当 $cmp_{abs}(V, O)$ 为 1, 相容度等于上下文相容度。本章计算相容度所用的词向量是基于谷歌新闻语料训练得到的 Word2vec 词向量模型¹²。

4.1.3 相似度

本体和喻体的相似性是隐喻被创造和使用的前提, 也是设计隐喻理解模型所必须考虑的要点。前人名词隐喻理解的相关研究中都涉及到了相似性的使用^{[14][20][33]}。而在动词隐喻中, 喻体往往不显式出现在句中而暗含于隐喻动词 v_M 中。如, “Cure poverty”, 本体是 “poverty”, 喻体 “disease” 虽然缺省但却可从隐喻动词 “Cure” 推理得出。

在对包含动词 “fly” 的隐喻句做分析时, Glucksberg^[82]将 “fly” 置于一个动词类中, 该动词类具有某些共同的相似点, 如移动、迅捷等, “fly” 与其余动词通过这些相似点维系, 并且 “fly” 的隐喻性用法是对这类词的替代使用。郑晓明^[83]认为从源域向目标域映射过程中, 动词具有过程或动作上的相似性。如 “Plow through discussion” 用耕种 “plow” 比喻处理或参与, 体现的是事件过程的相似性; “Hooter tear my heart” 用撕碎 “tear” 来指代汽笛打破宁静这一动作, 体现了动作的相似性。基于前人研究对隐喻动词的分析, 本文利用动词隐喻中动词的相似来进行模型构建中的相似因素考量。

相比名词隐喻中本体和喻体的相似度衡量, 动词隐喻中原动词与释义动词的相似更注重知识嵌入。外部知识在上下位、同义词、相关词和行为特征、结果的相似结合点是动词隐喻构成的基础, 如 “Absorb knowledge” 中 “learn” 是解释 “absorb” 替换释义, “absorb” 和 “learn” 的相似结合点如图 4.2 所示。

¹² 基于谷歌新闻 Word2vec 的词向量模型: <https://github.com/mmihaltz/word2vec-GoogleNews-vectors>

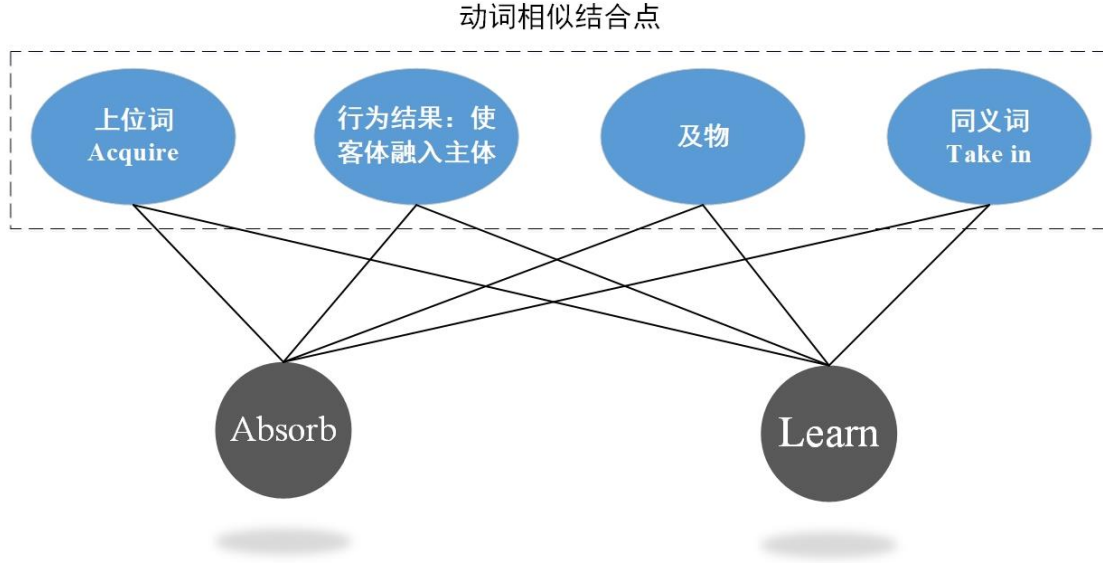


图 4.2：动词相似示意图

在动词的相似度衡量上我们选取了卡内基梅隆大学发布的词向量 Ling^[84]。与 Word2vec、GloVe 等基于神经网络或统计方法获取的向量不同，Ling 向量完全基于知识库获取，主要知识来源包括 WordNet、FrameNet、Thesaurus^[85]和 Word-color Association Lexicon^[86]等，知识类型涵盖了上下位、近义词、是否及物、属性等，并且已经被验证在相似度计算、情感分类等任务任务中有优异表现。

Ling 向量每一维度特征的含义都是已知且固定的，若词语具备该特征，则这一维度用 1 表示，否则用 0 表示，因此 Ling 向量具有可解释性，但代价是 Ling 向量维度过高，属于稀疏向量。Ling 稀疏向量已经公开¹³，但为了方便使用，我们先对稀疏向量进行了主成分分析（Principal Component Analysis, PCA）来进行降维操作。设 \mathbf{X} 为稀疏 Ling 向量矩阵， $\mathbf{X} \in R_m^s$ ， s 为词表大小， m 为稀疏向量维度。在对 \mathbf{X} 进行降维前先对每一行进行零中心化处理：

$$\tilde{x}_i = x_i - \frac{1}{s} \sum_{j=1}^s x_j \quad (4-8)$$

获取中心化后 $\tilde{\mathbf{X}}$ 矩阵的协方差阵：

$$\mathbf{C} = \tilde{\mathbf{X}}^T \tilde{\mathbf{X}} \quad (4-9)$$

\mathbf{C} 为可被对角化的对称矩阵，可求得 \mathbf{C} 的特征值 $\Lambda = \{\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3 \dots \lambda_v\}$ ，将特征值按大小降序排序，获取前 d 个特征值对应的特征向量组成矩阵 \mathbf{P} ， $\mathbf{P} \in R_d^m$ 。

¹³ Ling 稀疏词向量：<https://github.com/mfaruqui/non-distributional>

降维后的数据即为：

$$\mathbf{X}_{dense} = \tilde{\mathbf{X}}\mathbf{P} \quad (4-10)$$

$\mathbf{X}_{dense} \in R_d^s$ 。本文采用了 Ling 向量文献^[84]中的推荐参数设置， d 取值 300，即降维后向量的维度是 300 维。得到降维的稠密向量后，两个动词的相似度 $sim(w_1, w_2)$ 即为对应 Ling 向量的余弦距离，如式(4-11)所示。

$$sim(w_1, w_2) = cos_{Ling}(v_1, v_2) \quad (4-11)$$

4.1.4 潜在合作关系

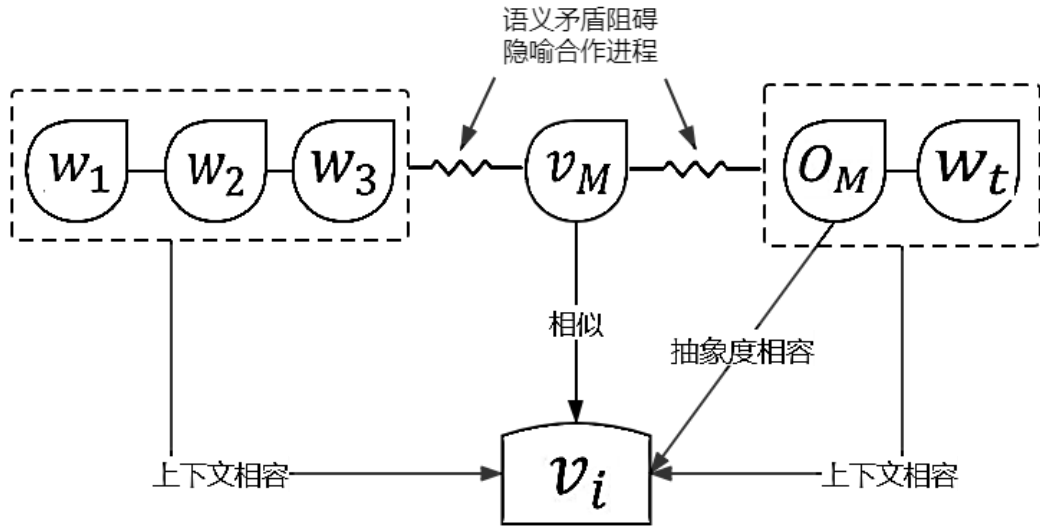


图 4.3: 潜在合作关系示意图

潜在合作的主体包括两个语义域，一个是隐喻动词 v_M ；另一个是上下文 $ctx(v_M)$ 以及 v_M 的宾语 O_M ，此处表示为二元组 $\langle ctx(v_M), O_M \rangle$ 。如图 4.3 所示，隐喻特有的矛盾语义使得 v_M 无法与 $\langle ctx(v_M), O_M \rangle$ 进行直接合作。但是， v_M 若与某一替换释义 v_i 具有一定的相似度，则可由相似关系链接至 v_i ；同时，令候选词 v_i 取代 v_M 在句中的位置， v_i 与 $\langle ctx(v_M), O_M \rangle$ 若具备一定的相容度，则 $\langle ctx(v_M), O_M \rangle$ 可借助相容链接至 v_i 。此时 v_M 通过 v_i 获取理解的通道，与 $\langle ctx(v_M), O_M \rangle$ 达成了间接联系，本文将这种间接联系称为“潜在合作关系”。

如例子“His ability of absorbing knowledge”中，“absorb”无法直接与上下文 $ctx(absorb)$ 和宾语“knowledge”达成直接合作。但是动词“learn”与“absorb”存在一定的动作和过程相似度；同时，利用“learn”替换原句中的“absorb”， \langle

$ctx(absorb), "knowledge">$ 与“learn”具备一定相容度，由此“absorb”间接通过“learn”与 $< ctx(absorb), "knowledge">$ 达成了合作。此例中可以利用“learn”替换“absorb”，例句即可转化为“His ability of learning knowledge”，完成隐喻理解任务。

在该理论框架下，相容的功能是寻找更符合人类使用习惯并且与原句相关度较大的替换词语，寻找相容词语的过程实际上为降低语义矛盾的过程。而相似则对词语进行了制约，使最后得到的理解结果不会偏离原语义。由相容度的定义， v_i 与 $< ctx(v_M), O_M >$ 的相容度越大，则由上下文联想至 v_i 的可能性越大， v_i 与 O_M 产生语义矛盾的可能性越小； v_i 与 v_M 的相似度越大，动作的相似性越高，越符合隐喻“同从异出”的基本原则。

4.2 潜在合作网模型

4.2.1 潜在合作在隐喻理解中的应用

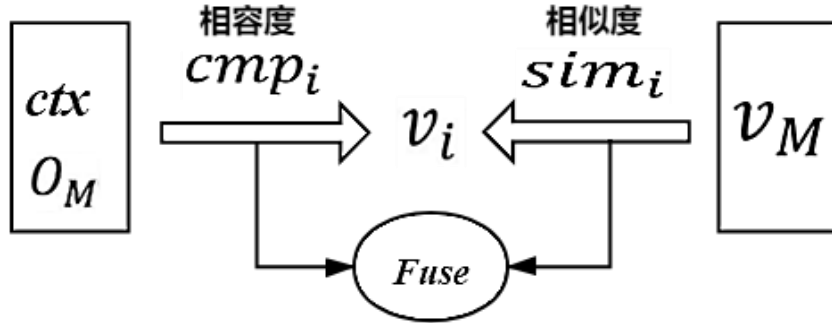


图 4.4: 仅考虑一个候选词时，潜在合作网的一个子网示意。其中 *Fuse* 符号代表将两种合作意愿进行二元融合的算子。

有了上述理论铺垫，本节将给出潜在合作网（Latent Cooperative Net, LCN）模型的功能和结构描述。

对于一个标注出隐喻动词 v_M 的句子，设 v_M 的一组候选替换释义动词为 $Cand = \{v_1, v_2, v_3 \dots v_n\}$ ，潜在合作网目的是从中选定最为适切的动词作为替换释义。令 $Cand$ 中的候选词 v_i 取代 v_M 在句中的位置，得到 v_i 与 $< ctx(v_M), O_M >$ 的相容度 cmp_i ；计算 v_i 与 v_M 的相似度，得到相似度 sim_i 。如此一来，每个候选词对

应着一个相容度和相似度二元组(cmp_i, sim_i), 其过程如图 4.4 所示。 $\langle ctx(v_M), O_M \rangle$ 与 v_M 无法直接达成合作, 必须经由候选动词 v_i 来达成潜在合作, 而维系潜在合作的正是相似度和相容度。

图 4.4 潜在语义合作具有双向性的特点: v_i 是合作双方的枢纽, v_M 为了与 $\langle ctx(v_M), O_M \rangle$ 合作, 提供了与 v_i 的相似信息; $\langle ctx(v_M), O_M \rangle$ 为了与 v_M 合作, 提供了与 v_i 的相容信息。此处相容度可以视为 $\langle ctx(v_M), O_M \rangle$ 的合作意愿强度, 相似度可以视为 v_M 的合作意愿强度。在基于潜在合作网的隐喻理解模型中, 将相似度和相容度分别称为相似合作意愿和相容合作意愿。隐喻释义的选择由两种合作意愿的强弱来共同决定。

为了综合考虑两种合作意愿的作用, 我们计划构造二元融合算子来对相似合作意愿和相容合作意愿进行融合。

4.2.2 二元融合算子

候选词集合 $Cand = \{v_1, v_2, v_3 \dots v_n\}$ 中, 每一个候选词 v_i 对应着一组相容合作意愿和相似合作意愿(cmp_i, sim_i), 二元融合算子的目的是融合两种合作意愿, 得到每一个候选词对应的综合合作意愿, 作为替换释义的选取依据。二元融合算子应该能够体现合作的特性, 使合作意愿强烈的候选释义得以突显, 同时压制合作意愿不明显的候选释义。

我们将合作二元融合算子记为 F 。对于任意的二元融合对象 p 和 q , 我们希望 F 能够将 (p, q) 映射至 $[0,1]$ 区间。合作机制框架下 F 还应满足以下条件:

条件 1: 同强则更强。双方均有很强意愿达成合作时, 可以互相强化, 融合后的合作意愿应该更强。设阈值 ρ_1 和 ρ_2 分别为判断 p 、 q 强或弱的分界阈值, 若 $0 < \rho_1 < p$, $0 < \rho_2 < q$, 则 $F(p, q) > \max(p, q)$ 。

条件 2: 同弱则更弱, 定义同条件 1。

条件 3: 补偿性。在一强一弱的情况下, 即 $0 < \rho_1 < p$, $q < \rho_2 < 1$ 时, p 可以对 q 进行补偿, 此时应满足 $\min(p, q) < F(p, q) < \max(p, q)$ 。

本文的二元融合算子为多元融合的一种特例, 苏畅^[87]提出弱逻辑关系下的逻辑组合算子, 能够实现对多元对象的组合。受其启发, 我们基于上述三个约束条件, 选取二元融合算子如式(4-12)所示:

$$F(p, q) = \begin{cases} \max\{\max(p, q) - 0.5, 0\} & \text{if } \min(p, q) = 0 \\ \min\{\min(p, q) + 0.5, 1\} & \text{if } \max(p, q) = 1 \\ \frac{p \times q}{p \times q + (1 - p) \times (1 - q)} & \text{else} \end{cases} \quad (4-12)$$

(4-12)在(0,1)区间内是 p 和 q 的单调递增函数，同时在 $\rho_1=0.5$, $\rho_2=0.5$ 的情况下，满足上述三个条件，但若直接作为合作融合算子，还存在以下问题：

1. 该融合算子默认以定值 $\rho=0.5$ 作为强弱的分界点。只有当 p 和 q 的取值比较均匀地分布在0.5两侧时，式(4-12)才能够有效地覆盖“同强”、“同弱”和“一强一弱”三种情况。在我们的算法中，尽管相容合作意愿和相似合作意愿的值域是[0,1]，但是在区间内的分布并不均匀，甚至存在 p 或 q 都聚集在0.5某一侧的可能性。
2. 融合算子的目的是在一组候选动词内，突显出最适切的隐喻理解结果，相比于绝对数值，我们更关心相对强弱。显然，当某一组融合对象的平均值为0.2时，仍使用0.5作为区分强弱的阈值，并不能利用到合作对象的相对强弱信息。

考虑上述两点，我们对数据进行了中心化操作。对于二元融合算子的对象 $P=\{p_1, p_2, p_3 \dots p_n\}$ 和 $Q=\{q_1, q_2, q_3 \dots q_n\}$ ，首先计算平均值与0.5之差：

$$\eta_1 = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n p_j - 0.5 \quad (4-13)$$

$$\eta_2 = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n q_j - 0.5 \quad (4-14)$$

对所有数据进行如下操作：

$$\tilde{p}_i = p_i - \eta_1 \quad (4-15)$$

$$\tilde{q}_i = q_i - \eta_2 \quad (4-16)$$

中心化使得 P 和 Q 集合内的均值转换为0.5，相应地，使数据更均匀地分布在0.5两侧，同一组融合对象集合内的相对强弱更能突显。从另一个角度看，中心化等价于向式(4-12)中添加了调节因子 η_1 和 η_2 ，判断强弱的阈值 ρ 在数轴上从原来的定值0.5往平均值方向移动，增强了对候选词的合作意愿相对强弱的发掘利用，对于每一个样本，判断“强”与“弱”的依据从静态的0.5转变为了动态获取。一组候选词中，某个候选词对应的单方向合作意愿若大于平均值，则将有更大机会从候选词中脱颖而出，反之则更可能被淘汰掉，同一组内各个二元融

合对象间呈现的是竞争关系^[88]。

利用中心化至 0.5 后的数据作为融合对象，整理(4-12)可得本文的二元融合算子：

$$F(p, q) = \begin{cases} \max\{\max(\tilde{p}, \tilde{q}) - 0.5, 0\} & \text{if } \min(\tilde{p}, \tilde{q}) \leq 0 \\ \min\{\min(\tilde{p}, \tilde{q}) + 0.5, 1\} & \text{if } \max(\tilde{p}, \tilde{q}) \geq 1 \\ \frac{\tilde{p} \times \tilde{q}}{\tilde{p} \times \tilde{q} + (1 - \tilde{p}) \times (1 - \tilde{q})} & \text{else} \end{cases} \quad (4-17)$$

对于某个候选动词 v_i 及其对应的二元合作意愿 $\langle cmp_i, sim_i \rangle$ ，代入(4-17)即可得融合后的综合合作意愿：

$$LC(v_i) = F(cmp_i, sim_i) \quad (4-18)$$

4.2.3 合作网模型整体结构

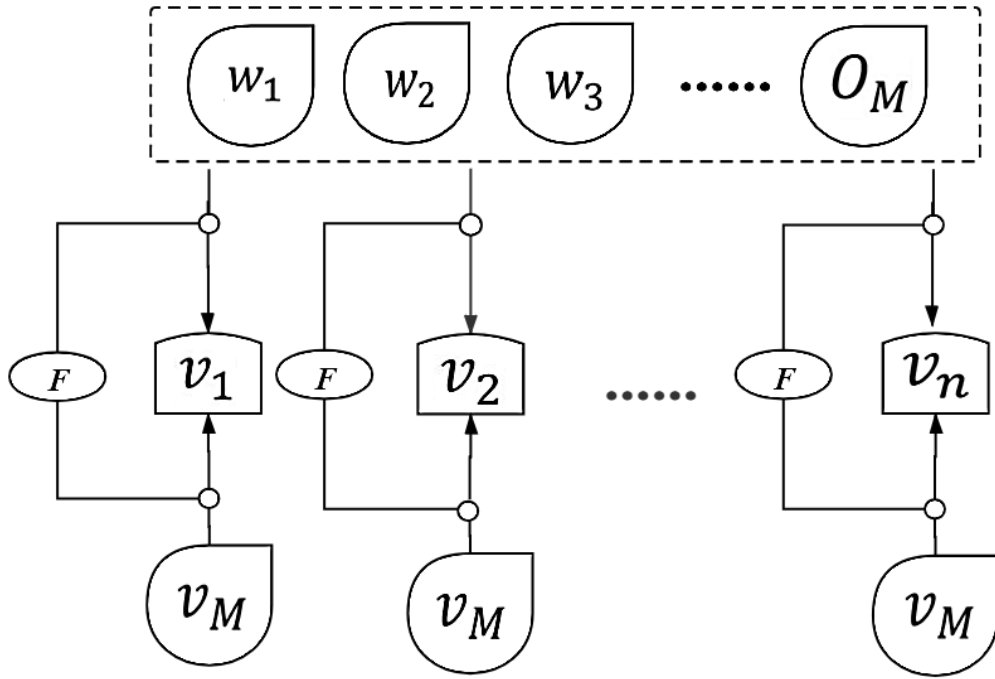


图 4.5：潜在合作网示意图， F 代表二元融合算子。

考虑候选动词 $Cand = \{v_1, v_2, v_3 \dots v_n\}$ 中的所有元素，潜在合作网的整体结构如图 4.5 所示。本文中我们利用 F 算子融合两种合作意愿，利用融合后的数值指导我们选择最合理的候选动词作为理解结果。对于候选词集合 $Cand = \{v_1, v_2, v_3 \dots v_n\}$ ，每个候选动词 v_i 均对应着一个综合合作意愿 $LC(v_i)$ ：

$$\begin{aligned} LC(v_i) &= F(cmp_i, sim_i) \\ &= F[cmp(v_i, O_M, ctx(v_M)), sim_i(v_i, v_M)] \quad (4-19) \end{aligned}$$

基于经典合作机制理论，选择使综合合作意愿最大的候选词 v_c 作为最终的替换释义：

$$v_c = \arg \max_{1 \leq i \leq n} LC(v_i) \quad (4-20)$$

4.3 基于潜在合作网的隐喻理解

4.3.1 候选动词的获取

WordNet 词典用同义词集合来表示词义，每组同义词集还有对应的解释和例句，能够实现对常见单词以及单词词义较全面的覆盖。动词隐喻研究中常将 WordNet 作为候选释义的来源^{[15][31]}，本文中我们抽取了隐喻动词 v_M 的同义词集、直接上位词集以及解释和例句中的动词构成候选的替换释义集合 $Cand$ 。

4.3.2 基于情感的候选词剪枝

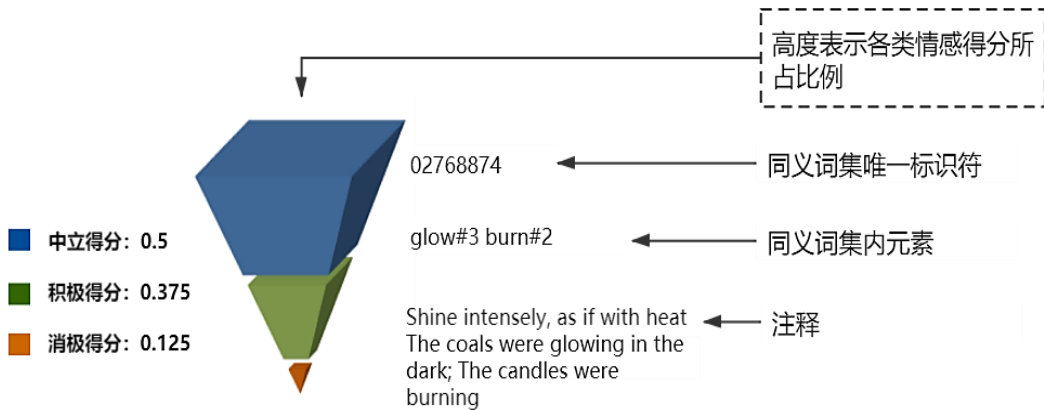


图 4.6: SentiWordNet 结构和内容示意图

隐喻常常携带着强烈的情感来表明观点和立场^{[8][89]}。如果某个候选词与原词的情感倾向截然相反，显然不是一个可接受的结果，此时应该将该候选词删去。

SentiWordNet^[90]是目前最大的情感语义资源之一。它继承了 WordNet 的组织

框架，囊括了超过十一万 WordNet 同义词集的情感得分。SentiWordNet 的某个同义词集以及其中的组成要素如图 4.6。它分别赋予每一同义词集一个积极情感得分 pos 、消极情感得分 neg 以及中立情感得分 obj ，并且满足三种情感类型的得分之和等于 1。

此处我们利用了 SentiWordNet 对候选词进行粗略的剪枝，降低候选词冗杂带来的不确定性，提高潜在合作网的运行效率。由于单词 w 在 WordNet 中对应着 E 个不同的同义词集 $\{s_1, s_2, s_3 \dots s_i \dots s_E\}$ ，因此本文以 w 所在的所有同义词集的平均情感得分作为 w 的综合情感得分^[91]。 w 的情感极性得分计算如式(4-21)和(4-22)所示：

$$oscore = \frac{1}{E} \sum_{i=1}^E obj_i \quad (4-21)$$

$$senti(w) = \begin{cases} \frac{1}{E} \sum_{i=1}^E (pos_i - neg_i) & \text{if } oscore < \theta \\ 0 & \text{if } oscore \geq \theta \end{cases} \quad (4-22)$$

只有当平均中性得分 $oscore$ 小于某个阈值 θ ，才认为 w 具有较明显的积极或消极倾向^[92]，本文 θ 取值 0.75。 $senti(w)$ 的值域为 $[-1,1]$ ，当 $senti(w)$ 大于 0 时 w 的情感倾向是积极的，小于 0 则认为是消极的。令：

$$P(v_M, v_i) = senti(v_M) \times senti(v_i) \quad (4-23)$$

对于 $Cand = \{v_1, v_2, v_3 \dots v_n\}$ 内任一候选词 v_i ，若满足 $P(v_M, v_i) < 0$ ，则可认为候选词与原隐喻动词情感倾向不一致，将 v_i 从候选词集合中剪除。

4.3.3 基于潜在合作网的英文动词隐喻理解算法

潜在合作网的理论框架来源于隐喻互动论和隐喻合作机制，通过构建语义域潜在关联获取理解结果，获取释义的过程体现了对隐喻理解内部机制的解读。本文中基于潜在合作网的英文动词隐喻理解算法如算法 1 (Algorithm 1) 所示。算法 1 以隐喻语用学理论研究为指引，具有较好的可解释性。但是，算法 1 对于输入的语料要求必须事先进行隐喻词预标注，在一体化框架下，理解模块的隐喻词标注可以托付给识别模块完成。

Algorithm 1: 基于潜在合作网的动词隐喻理解算法

输入:

标注出隐喻动词的句子 $S = \{w_1, w_2, w_3 \dots v_M \dots w_t\}$;

输出:

被释义替换后的理解结果;

```

1: 由 WordNet 获取替换释义候选动词集合  $Cand = \{v_1, v_2, v_3 \dots v_n\}$ ;
2: 由斯坦福14依存分析工具得到  $v_M$  的宾语  $O_M$ ;
3: for ( $i = 1; i \leq n; i++$ ):
4:     计算  $P(v_M, v_i) = senti(v_M) \times senti(v_i)$ ;
5:     if  $P(v_M, v_i) < 0$ :
6:         continue;
7:     else:
8:         计算  $cmp_i = cmp_{abs}(v_i, O_M) \times cmp_{ctx}[v_i, ctx(v_M)]$ ;
9:         计算  $sim_i = cos_{Ling}(v_i, v_M)$ ;
10:        计算  $LC(v_i) = F(cmp_i, sim_i)$ ;
11: end for
12:  $v_C = \arg \max_{1 \leq i \leq n} LC(v_i)$ ;
13:  $S.replace(v_M, v_C)$ ;
14: return  $S$ ;

```

4.4 实验及结果分析

4.4.1 实验设置

本文主要关注英文 VO 类型的动词隐喻。我们使用的数据集包括 Mao-VO 和 Trofi-VO。

Mao-VO: Mao^[15]的数据集中所有 VO 类型隐喻的集合，句子中的隐喻动词均已被预先标注出。Mao-VO 数据集中大多为仅包含一个动词的单句，形如“**Fuel** the debate on creationism”，其中加粗字体为数据集标注出的隐喻动词。

¹⁴ 斯坦福 NLP 工具包: <https://stanfordnlp.github.io/CoreNLP/>

Trofi-VO: Trofi 数据集^{[93][94]}是带动词标注的隐喻语料库,由 Birke 等人构建,他以部分隐喻用法较丰富的动词为目标,从新闻报道中检索包含这些动词的句子,判断这些动词在各自句子中是否是隐喻用法,是则对该动词予以标注。我们从 Trofi 数据集中抽取了 200 个 VO 类型的隐喻句作为测试集,记做 Trofi-VO。Trofi-VO 上下文信息相对丰富,形如“Meanwhile, the U.S. quietly tries to persuade former Israeli Defense Minister Sharon not to undercut Shamir by **attacking** the peace effort.”。

两个实验数据集统计信息如表 4.2 所示,测试数据集中标注出的隐喻动词见附录 B。

表 4.2: 本章隐喻理解实验数据集

数据集	句子个数	平均句长	不重复隐喻动词个数
Mao-VO	100	7.44	83
Trofi-VO	200	22.82	24

本文选取了 Mao^[15]的动词隐喻理解算法作为对比方法。由于近几年来英文句子级别的动词隐喻理解研究比较缺乏,多以短语级别的惯用隐喻处理为主^{[30][31][58]}。因此本文额外引入了神经语言模型 Context2vec^[95]进行比较。

Mao 的方法^[15]: Mao 认为隐喻释义的选择受限于上下文,基于这个假设构建了基于向量空间的隐喻理解算法,由候选动词与上下文在向量空间中表征的语义关联进行选择。

Context2vec^[95]: Context2vec 并非专用于隐喻理解的模型,但是功能与本文所涉及的任务非常契合,并且在句子补全任务中表现出色。本文中利用 Context2vec 进行隐喻释义的选择预测。本文使用的 Context2vec 训练自英国网络语料库(UK Web as Corpus, UKWaC)^[60]。

4.4.2 结果分析

隐喻不仅仅是一种修辞手段,还是人类的一种认知方式。理解隐喻不仅需要受喻者这一认知主体,还涉及到经验、理解力和文化知识的利用^[96]。我们邀请了五位评估者参与到评价中,其中三位具有英语文学研究背景,两位具有隐喻学计

算研究背景。由于隐喻理解最终要实现的目的是整句的理解，因此在评估的过程中，对于原句 S_M 和释义替换后的句子 S_L ，评估者要注意两点：一， S_L 是否曲解了 S_M 的意思；二， S_L 是否基本覆盖了 S_M 所传递出的意思。本文执行了 Ovchinnikova 的隐喻评估标准^[59]，将所有隐喻结果分为三类：正确，记为 C 类（Correct）；部分正确（Partially Correct），记为 P 类；错误（Incorrect），记为 I 类，其中部分正确特指理解结果可接受，但是意思有所缺失的情况。五位评估者各自独立地为算法输出的理解结果做出评价。对五人评价的最终结果采取投票的方式，取多数人的投票结果作为最终评判结果。特殊情况下，如五人投票结果中 C 与 P 均为两票，则认为属于 P 类；若 P 与 I 均为两票，则认为属于 I 类。最终的准确率以严格（strict）和宽松（relax）两种标准呈现：

$$acc_{strict} = \frac{N_C}{N_C + N_P + N_I} \quad (4-24)$$

$$acc_{relax} = \frac{N_C + N_P}{N_C + N_P + N_I} \quad (4-25)$$

N_C 、 N_P 和 N_I 分别表示隶属于 C、P 和 I 类的个数。评估结果如表 4.3 和 4.4 所示。

表 4.3: Mao-VO 数据集上的测试结果

方法	acc_{strict}	acc_{relax}
Mao 的方法	0.630	0.660
Context2vec	0.640	0.680
LCN	0.710	0.760

表 4.4: Trofi-VO 数据集上的测试结果

方法	acc_{strict}	acc_{relax}
Mao 的方法	0.595	0.620
Context2vec	0.645	0.720
LCN	0.690	0.730

本文 LCN 模型的准确率在两个实验数据集上均取得了领先。两种对比方法的共同点是单词和句子映射到向量空间,根据单词与句子的关联强弱来决定隐喻释义,但忽略了句子中各成分重要性的不同。Mao-VO 数据集的句子较短,上下文信息较为缺乏,在句子信息不足的情况下导致句子向量很难对候选隐喻动词的选取形成有效的约束。LCN 不仅仅考虑了对上下文的建模,还对原文中的隐喻动词和候选释义动词的关系单独进行考虑。在上下文信息匮乏的情况下,LCN 的相似度为候选词的选取增添了强有力的约束。如 “**Flood** the market with tennis shoes.” 仅有 6 个单词,但是隐喻动词 “flood” 却提供了丰富的信息。此例中,LCN 的答案是 “oversupply”,而 Mao 的方法为 “supply”。我们利用 Ling 向量的余弦距离函数获知 “flood” 与 “oversupply” 的相似度为 0.48,而与 “supply” 的相似度为 0.27,考虑二者相似度数之差,LCN 显然更青睐 “oversupply”。

在 Trofi-VO 数据集中,句子长度的增加丰富了上下文表征的信息量,同时也引入了较多无干扰项。噪声干扰较严重的情况下,LCN 在计算候选词和上下文的相容度时采用了位置信息加权。位置信息加权是一种简单却行之有效的方法。如 “A genetically engineered version of the drug could quickly **grab** share of the market, he added.” 中,LCN 的结果是 “obtain”。该例子中对于决策出最适切候选词的关键上下文信息包括 “share”、“market”、“quickly” 等,大多分布在隐喻词 “grab” 附近。本文的抽象度相容也为获取合适的释义提供了关键信息。本例中 Context2vec 的结果为 “take”,Mao 的方法结果为 “move”。各个动词与宾语 “share” 的抽象度相容关系如图 4.7 所示。“share” 由本文的抽象度算法判定为抽象词,其中 “move”、“grab” 两个具体动词与宾语 “share” 不满足抽象度相容性,而抽象动词 “take” 和 “obtain” 与 “share” 满足抽象度相容。此例中,“take” 和 “obtain” 都获得了 C 类评价,而 “move” 则被划分到了 “I” 类。

从 Trofi-VO 的 acc_{relax} 指标看,潜在合作网在与 Context2vec 的对比中优势并不明显,但 Context2vec 对隐喻释义的选择和输出是一个黑盒过程,而 LCN 则以隐喻相关语用学为理论指引,显式重现了两个语义域潜在关联的构建过程,具有更好的可解释性。

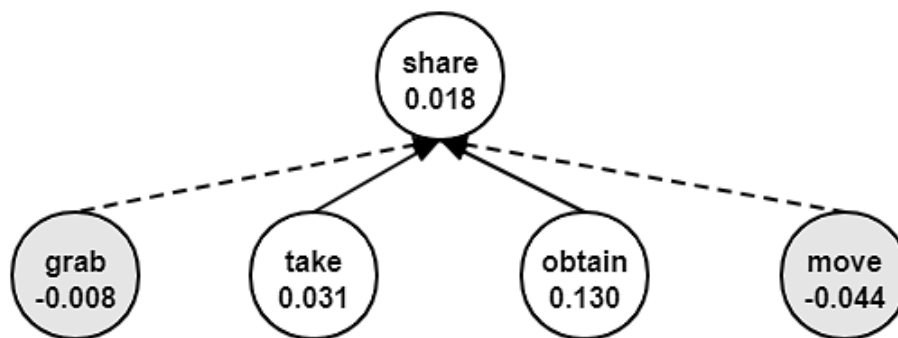


图 4.7：抽象度相容在合作网中的作用，白色圆代表抽象词，灰色代表具体词，数值为 4.1.1 方法计算得到的抽象度，实线表示两个单词具备抽象度相容性，虚线代表不具备抽象度相容。

4.4.3 实例分析

隐喻往往包含着强烈的情感倾向，隐喻理解结果输出应该尽量保留原隐喻词在句中所传递的情感。在对“Centralization, on the other hand, **crush** the human spirit”的处理中,LCN 的理解结果是“oppress”。当前语境下“crush”与翻译结果“oppress”的“压制，压抑”传递的都是消极情感。

上下文是隐喻认知的重要因素，同一个词语在不同语境下所传达的语义可能大相径庭^[69]，上下文敏感性是句子级别的隐喻理解模型所必不可少的。对于以下两个例子：

1. Their report, to be published here Saturday in the Lancet, a leading British medical journal, immediately was **attacked** by some radiation specialists as too optimistic.
2. While proposing such cuts to **attack** the current deficit, Mr. Jackson is vague on how the expensive new social programs he proposes.

上述两个例子中标注的隐喻动词均为“attack”。基于外语研究背景人士的指导，第 1 例中“attack”传递出的词义应该为“criticize”，第 2 例应该为“affect, have an effect upon”。LCN 模型的输出分别为“criticize”与“affect”。受上下文制约，同一个词在不同的上下文中可能凸显的是不同的词义。潜在合作网通过上下文相容度构造语境的动态变化。

在对实例进行分析的过程中，我们也发现了模型的一些不足。目前模型缺乏

对复杂的复合隐喻处理的能力。例如“Difficult as it was, young Miss Mills managed to **grab** some of the spotlight from her Papa Bear mentor”。“grab spotlight”传达的意思应是“抢了风头”，此处不仅“grab”是隐喻词，还用“spotlight”喻指观众的注意力或喝彩。本文的理解模型将“grab”替换为“obtain”，显然此处仅仅进行动词释义替换无法完整表达出“grab spotlight”在当前语境下的意思。因此今后增强对复杂复合隐喻的处理能力是潜在合作网的一个重要改进方向。

4.4.4 隐喻语义矛盾性分析

潜在合作网的目的是降低隐喻带来的矛盾语义，将隐喻文本转换为对机器理解更友好的文本，转换的过程应该是一个消除或者降低矛盾语义的过程。Shutova^[30]提出使用选择优先关联^[62]（Selectional Preference Association）来观察释义替换前后隐喻矛盾语义性的降低，对于动宾形式表达，动词 v 及其宾语 n 的选择优先关联度 $A_R(v, n)$ 的计算如下：

$$S_R(v) = \sum_{c \in C} p(c|v) \log \frac{p(c|v)}{p(c)} \quad (4-26)$$

$$A_R(v, n) = \frac{1}{S_R(v)} p(n|v) \log \frac{p(n|v)}{p(n)} \quad (4-27)$$

其中 $p(n)$ 为名词 n 的先验概率， R 在 VO 类型隐喻中特指动宾关系， $p(c|v)$ 形式的条件概率表示给定 R 的情况下，动词 v 出现， c 也出现的概率，相应地 C 为给定 R 的情况下 v 的宾语集合。式(4-26)和(4-27)虽然涉及到概率计算，但是可以从语料中以频率近似代替概率值。选择优先关联度数值与隐喻矛盾语义是负相关关系。

我们从英文词典 Skell¹⁵中获取动词的宾语集合 C ，以维基百科语料库¹⁶为目标语料，分别计算隐喻理解前后的选择优先关联度。

对于以下三个例子：

1. Life in the camp **drained** him.
2. Can you **back** up your claims?
3. She could not **recapture**<recapture> that feeling of happiness.

¹⁵ Skell 英文词典：<https://skell.sketchengine.co.uk/run.cgi/skell>

¹⁶ 英文维基百科语料库：<https://dumps.wikimedia.org/enwiki/20200101/>

在利用潜在合作网进行释义替换前后的选择优先关联度变化如表 4.5 所示。

表 4.5：替换前后的选择优先关联度变化

短语	释义替换前的 A_R	释义替换后的 A_R
drain <overwhelm> him	0.092	0.122
back <support> claim	0.106	0.171
recapture <feel> feeling	0.079	0.098

我们对替换前后的优先选择关联度进行了统计，在潜在合作网完成理解任务后，Mao-VO 和 Trofi-VO 两个数据集的统计中分别有 87% 和 73% 的样本的选择优先关联度得到提高，表明我们的模型能够有效降低隐喻带来的矛盾语义，输出对机器处理更友好的文本。

第五章 隐喻计算一体化

隐喻计算的识别与理解两大模块是具有承接性的。识别是隐喻计算的起点，对输入的文本进行分类或标注处理。经由识别模型输出，且具有隐喻用法的文本将被送至理解模块，输出对机器更友好的等价释义表达。但在实际研究中，机器自动隐喻计算的相关工作通常集中在识别或理解的其中一部分，将识别与理解纳入统一框架的一体化研究则少有人涉及。

第三章和第四章中，本文分别介绍了隐喻识别和理解模型，在两个模型的各自构造过程中，我们还重点考虑了一体化框架的需求，识别和理解模型被设计为能够实现衔接与交互，贴合一体化使用场景。其中隐喻识别模型未采用常见的二分类识别而将隐喻识别视为一个序列标注任务；理解模型能够在句中隐喻动词已被标注的情况下实现英文 VO 类型动词隐喻的释义替换。识别和理解模型的以上特点是一体化实现的关键。在两个模型已经构造完毕的基础上，本章将验证识别和理解模型的衔接，通过观察衔接后一体化模型的输出，对模型的整体性能进行评估，一体化模型以英文句子级别的动词隐喻为处理对象进行测试。由于目前一体化相关研究较少，在实现之余本文还将分析一体化系统的改进方向，为今后的相关研究提供一定的参考和借鉴。

5.1 隐喻计算一体化框架

本小节将分析当前一体化进程中的难点，并介绍本文的隐喻计算一体化框架。在此基础之上，还将说明如何将前文所述的识别和理解模型嵌入一体化框架中，阐明一体化算法流程。

5.1.1 隐喻计算一体化难点及分析

机器自动隐喻理解中，以短语隐喻为处理对象的模型在上下文缺失的情况下，针对的大多是意思较为固定的惯用隐喻。而句子级别的隐喻系统能够利用上下文信息对隐喻释义的选择进行突显和约束，能够处理新颖隐喻，相比于短语级别的隐喻系统更加灵活，将隐喻代入具体的语境中也更符合人们的使用习惯。但是句

子级别的隐喻理解系统面临着另一难题，即必须依赖人工标注的本体、喻体或其他隐喻字词^{[14][15][29]}，不仅需要大量的时间和人工成本，基于手工的标注方式容易引入个人倾向。二分类隐喻识别模式在标注方面对隐喻理解的支持十分有限，严重阻碍了识别和理解的对接进行。

在分别设计隐喻识别和理解模型的时候，我们重点考虑了一体化系统的需求。我们在构造隐喻识别和理解模型的过程中重点考虑了上述问题，使用序列标注的隐喻识别模式，模型通过带标注的训练数据学习到隐喻句的句法关系和语义特征，标识出句子中具有隐喻倾向的词语，而理解模型能在隐喻动词标注出的情况下突显出合适的替换释义。因此本文的识别和理解模型能够克服模块的对接问题，为一体化实现创造了条件。

在完成两个模块对接的基础上，隐喻计算系统还应具备一定的可移植性。隐喻理解涉及到知识的转移^[5]，现有的隐喻理解模型往往需要根据隐喻语法特征手动构建配套的知识库。如，Ovchinnikova^[59]构造了基于溯因推理的隐喻理解系统，将所用到的外部知识源整理为逻辑表达式；而苏畅^[14]等人的隐喻理解系统则基于模型需求构建了属性库和观测角度知识库。建立较为客观严谨的知识库需要耗费一定的人力和时间，并要求以严格的实施规范作为指引以免引入太多个人倾向，提高了隐喻理解的实现成本。此外，手工构建的隐喻知识库通常针对的是某些特定语料，包含的知识条目有限，难以迁移到其他的应用场景中。若能使用现有的通用知识库或语义资源，那么模型将会有更好的可移植性。

在外部资源方面，本文理解模型所使用的外部资源包括 WordNet 和抽象度知识库^[80]，均为相关专家基于一定的语言学 and 心理学参考编制而成，更具客观性，而且覆盖的词语以及语义较广。

此外，一体化中的理解模型应该具有一定的鲁棒性。由于识别模型不可能拥有百分百的准确率，不可避免地会将少部分非隐喻词标注成隐喻词。在识别标注不准确的情况下仍有较好的输出结果也是一体化模型的一个必备条件。我们将在本章进行一体化模型的鲁棒性分析。

综合上述要点，我们的识别和理解模型考虑了阻碍一体化进程的主要问题，能够排除由知识不足带来的困扰。因此，我们将第三章的识别模型和第四章的理解模型进行衔接，实现隐喻计算一体化。

5.1.2 本文的一体化框架

本文所采用的一体化模型中，各个关键技术以及各支持模块的层次关系如图 5.1 所示。

在本文一体化框架下，为了达成块间衔接，识别模型必须采用序列标注模式，而理解模型应具有低标注需求的特点，在喻体缺省或未标注的情况下，仅根据标注出的隐喻词即可进行隐喻理解工作。本文在构建识别和理解建模时兼顾了这两个特性，使第三章的识别模型、第四章的理解模型能够嵌入一体化框架运行。

在隐喻识别部分我们利用预训练语言模型 BERT 提高模型标注的性能；隐喻理解模块依赖的外部知识源是 WordNet 和抽象度词库^[80]，相比前人的隐喻识别工作无需再额外手工构造配套知识库，并且能够实现对词语较全面的覆盖，有利于模型的推广。

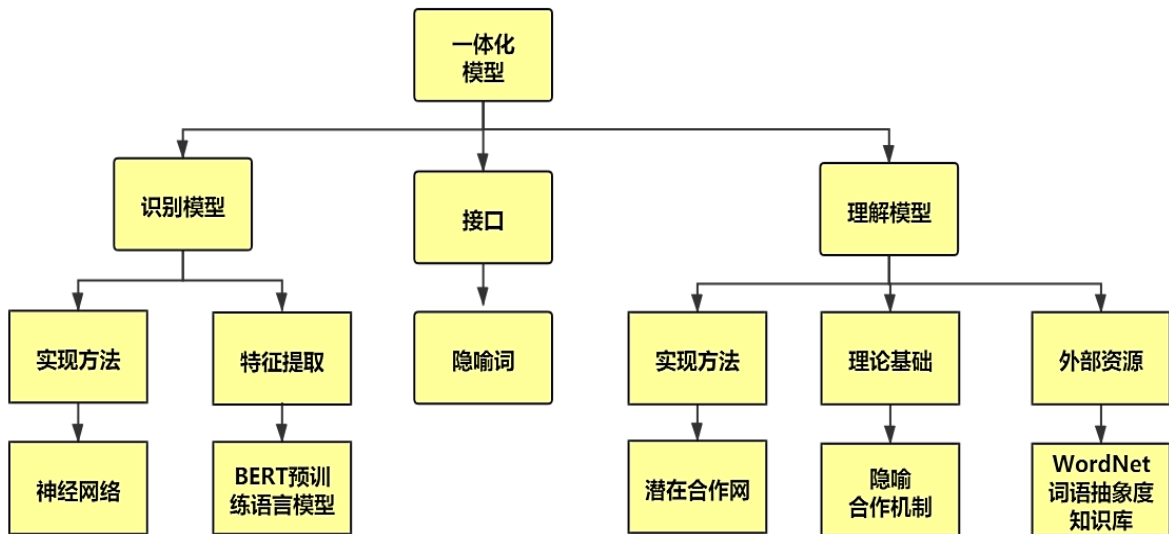


图 5.1：隐喻识别与理解一体化框架的层次结构示意图

由于潜在合作网目前仅针对英文动词隐喻，在一体化系统中，我们也暂时将注意力放在动词隐喻的理解上，对于识别模块标注出的结果，利用斯坦福词性分析工具进行识别，仅当被标注出的隐喻词是动词时才进行理解。在第四章中，我们处理的对象是 VO 类型的动词隐喻，在一体化进程中，由于识别模型也会将非 VO 类型的隐喻动词也标注出来，因此一体化模型将对所有的隐喻动词进行统一处理。非 VO 类型的隐喻表达（包括非及物动词和及物动词后不接宾语的情况）

处理过程与 VO 隐喻类似，但是会跳过抽象度相容的计算步骤，直接以上下文相容度作为相容合作意愿。我们将一体化模型的运行过程表述在算法 2 (Algorithm 2) 中。

Algorithm 2: 隐喻识别与理解一体化算法

输入：

带有隐喻用法的句子

输出：

理解结果

- 1: 调用识别模型将原句标注为 $\{w_1, w_2 \dots w_M^1 \dots w_M^p \dots w_t\}$, p 为隐喻词个数;
- 2: 利用斯坦福词性分析工具标识出隐喻词中的动词, 并将句子记做 $S = \{w_1, w_2 \dots v_M^1 \dots v_M^q \dots w_t\}$, q 为隐喻动词个数;
- 3: for ($k = 1; k \leq q; k++$):
- 4: 由 WordNet 获取 v_M^k 的候选替换释义 $Cand = \{v_1, v_2, v_3 \dots v_n\}$;
- 5: 对 $Cand$ 内的元素进行剪枝;
- 6: 用依存分析工具获取 v_M^k 的宾语 O_M^k ;
- 7: for ($i = 1; i \leq n; i++$):
- 8: if $O_M^k == \text{None}$:
- 9: 计算相容度 $cmp_i = cmp_{ctx}[v_i, ctx(v_M^k)]$;
- 10: else:
- 11: $cmp_i = cmp_{abs}(v_i, O_M^k) \times cmp_{ctx}[v_i, ctx(v_M^k)]$;
- 12: 计算相似度 $sim_i = cos_{Ling}(v_i, v_M^k)$;
- 13: 二元融合 $LC(v_i) = F(cmp_i, sim_i)$;
- 14: end for
- 15: $v_c = \arg \max_{1 \leq i \leq n} LC(v_i)$
- 16: $S.replace(v_M^k, v_c)$
- 17: print(S)
- 18: end for

算法 2 以隐喻动词为识别和理解模型的接口，实现两大模块的衔接，同时具

有以下特点：

1. 端到端输出，算法在运行中无需加入其它人工干预。
2. 输入数据可以是无任何标注的句子。
3. 能够处理同一个句子中的多个隐喻动词。
4. 一体化算法中所用到的外部资源依赖项容易满足。我们所用到的外部资源包括抽象度知识库^[80]和 WordNet，均为已经存在的资源，在隐喻理解模型的构建上相比于前人的方法更方便快捷。

一体化模型对例子 “The crash was blamed on a bomb planted by terrorist” 的处理流程如图 5.2 所示。识别模型在噪音干扰下标识出隐喻动词 “plant”，以该隐喻动词作为识别与理解的衔接，基于潜在合作网的理解模型在外部语义资源的支持下对 “plant” 进行释义替换，得到理解结果。值得注意的是，当识别模型标识出的隐喻词不止一个时，理解模型会被调用多次，直到替换掉句中所有被标识出的隐喻词。

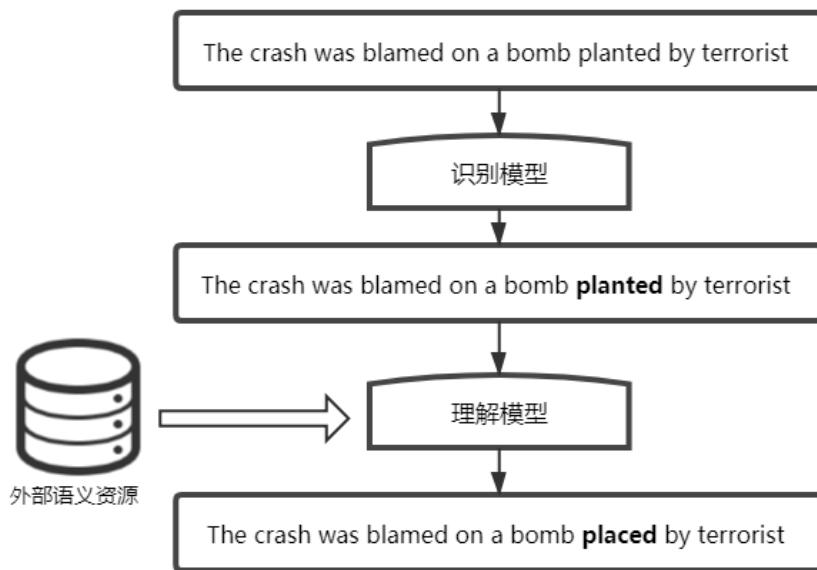


图 5.2: 一体化模型运行过程示例

5.2 一体化实验

在本节，我们将识别与理解模型放入隐喻计算一体化的框架之中，探讨两个模型在实现衔接后的综合性能。

5.2.1 数据集的选择

Trofi 数据集^{[93][94]}是目前较大的动词隐喻数据集，收录的隐喻动词均为出现频率较高、隐喻用法较为丰富的英文单词，因此本章我们选择以 Trofi 数据集作为一体化模型的测试样例来源。

Trofi-VO：第四章的测试数据集 Trofi-VO 将作为一体化的测试数据集之一，共有 200 个句子。我们希望通过比较单独运行和一体化框架两种运行模式下的结果差异，观察潜在合作网的稳定性。

Trofi-100：本文另从 Trofi 数据集中选择了 100 个句子作为补充测试样本，记作 Trofi-100。Trofi-100 中有 50 个句子包含了两个隐喻词，可以用于观察模型能否较好地处理句子中的多处隐喻。

5.2.2 隐喻识别模型的选择

第三章我们验证了基于 BERT 的隐喻识别模型的有效性，本章中我们将第三章得到的识别模型用于一体化任务中。

VUA 数据集涵盖的数据类型较广，在此之上训练得到的是通用性较强的隐喻识别模型。此外，VUA 数据集和本章所用的测试数据集具有诸多相似性。内容上，VUA 数据集包括金融和时政类的新闻语料，一体化实验中 Trofi 数据集同样整理自金融和时政类新闻，且由第三章的结果可知，识别模型在新闻报道和动词识别上均取得了较好的结果；句子长度上，VUA 训练数据集和一体化使用的数据集都以 20 到 30 个词左右的中长句为主。综上，我们认为第三章中训练得到的识别模型可以迁移到一体化实验中。

5.2.3 实验结果

识别模型标注出的词，理解模型均会进行处理并输出。我们采用了第四章的评价机制，将每个输出结果都置于语境中进行评价。由于 Trofi 数据集仅针对给定动词集合进行标注，可能漏掉了句中其他的隐喻词，为了探究识别模型在一体化中的性能，我们邀请英文专业的志愿者基于 MIP 流程对实验数据集进行了较全面的标注。以完善后的标注结果为标准，识别模型在 Trofi-VO 和 Trofi-100 的

结果如表 5.1 所示。

表 5.1：一体化框架中识别模型的结果

数据集	精确率	召回率	F1
Trofi-VO	0.726	0.835	0.776
Trofi-100	0.740	0.793	0.766

一体化所用的 Trofi 测试数据大多来自新闻报道或期刊杂志，句子整体表达较为规范，上下文相对完整。第三章中本文的识别模型取得了 0.779 的 F1 值，对比表 5.1，识别模型在一体化框架中仍然可以保持较稳定的 F1 值，具有较好的稳定性，但是精确率出现比较一定下降。显然此处识别模型无法提供百分百的准确率，可能会出现错判和漏判的现象。对 FP 样本的处理结果直接关系到隐喻理解模型是否具备鲁棒性。

识别模型和理解模型单独运行下的性能已在第三、第四章进行了分析，在一体化模的分析中，我们将更多关注模型的最终输出。对于识别模型的 TP (True Positive) 和 FP 样本，一体化模型的理解模块都有相应的理解结果输出。为了保证所有结果的评价都统一在同一框架内，保证样本评价结果的一致性，对识别模型的 FP 样本执行了和 TP 样本相同的评价标准，即考察替换后的释义是否曲解原词在具体语境中的意思，是否基本覆盖了原词传达出的意思。一体化框架下的隐喻理解结果如表 5.2 所示。

表 5.2：一体化模型的测试结果

数据集	acc_{strict}	acc_{relax}
Trofi-VO	0.683	0.700
Trofi-100	0.646	0.727

在第四章的实验中，单独运行条件下隐喻理解模型在 Trofi-VO 数据集分别取得了 0.690 的 acc_{strict} 和 0.730 的 acc_{relax} ，相比之下，结合表 5.2，一体化框架下 Trofi-VO 数据集的理解结果并未出现大幅度下滑。此外，我们对两种运行模式下

的结果进行逐条比较，发现在识别模型判断准确的情况下，两种输出结果保持一致。因此理解模型具有较好的稳定性。

模型在 Trofi-100 数据集上取得了 0.646 和 0.727 的 acc_{strict} 和 acc_{relax} 。我们重点关注了 Trofi-100 中包含两个隐喻动词的句子。对于 Trofi-100 中的两个测试用例：

1. Last week Deutsche Bank **closed**<conclude> an agreement to **pour**<supply> some \$ 1.9 billion of aid into Moscow's bottomless coffers.
2. Mr. Stambaugh then moved to Florida and **filed**<register> for divorce there; a Florida circuit court **dissolved**<dismiss> the marriage.

上述例子中的所有隐喻动词都被正确标注出来。理解模型能够基于识别模型的输出，对标注出的隐喻词逐个分批次处理，最终得到所有隐喻动词的替换释义。这种理解模式考虑到了人们的语言使用习惯，符合实际需求。我们进一步对 Trofi-100 中包含了两个隐喻词的句子单独进行了统计，共取得了 0.660 的 acc_{strict} 和 0.730 的 acc_{relax} 。对句中多个隐喻词的处理使得一体化模型更贴近具体的语言使用场景，增加了一体化系统的实用性。

5.2.4 鲁棒性分析

由识别模型代替人工标注不可避免会引入误差，对 FP 样本的处理和输出能够体现理解模型的鲁棒性。我们抽取了如下几个例子：

1. Let Jim Wright, Chris Dodd, Tony Coelho, David Bonior, Mike Lowry and David Obey **explain**<state> in the papers every day why their determination to kill the Contra request represents the proudest foreign-policy achievement of the Democratic Party in 1988.
2. For Koppers, selling off part of its construction-materials business is seen as crucial, because no matter how it **decides**<determine> to improve upon Beazer bid, it is likely to absorb considerable debt.
3. TNT also **says**<tell> that it will plow a hefty 80 % of its revenue back into programming -- some \$ 250 million over its first three years.

上述加粗字体的单词均为识别模型的 FP 样本，尖括号内为理解模型的输出

结果，其中第 2 和第 3 个例子均为非人指代做主语的错例，是比较具有代表性的识别错例。三个例子的输出的替换释义并没有扭曲原词语所传达的意思，原词语的语义在替换后基本得到保留，其中第 1 和第 2 例子被评估者划分到了 C 类，第 3 个例子被划分到了 P 类。在处理 FP 样本时，潜在合作网可以基于相容关系动态地选取与上下文相关度最强的候选词，再结合相似度的约束，将最终的结果限制在可接受范围内，因此理解模型对于 FP 样本的处理具有一定的鲁棒性。

本文第四章中潜在合作网主要的处理对象是 VO 类型隐喻，在宾语已知的情况下能够基于抽象度关系获取更适切的理解结果。而在 Trofi-100 中，标注模型使一些非及物用法的动词也进入了隐喻理解模型的处理范畴。若某个动词后没有宾语，则跳过抽象度相容性的计算环节，其他过程保持不变。通过对实例分析，我们发现部分非 VO 类型的动词隐喻仍然可以保持着较高质量的输出，如：

“Ashton-Tate and other technology issues that have been dragging the market, the Nasdaq Composite Index Friday **jumped**<rise> from 1.87 to 381.60, a 412-week high”。输出的释义替换结果是“rise”。在缺少宾语和动词抽象度信息的情况下，潜在合作网依主要依赖于相似度和上下文相容度提取释义结果。

在理解与识别的接口处，我们发现隐喻识别模型将部分语义较为固定的惯用隐喻也标注了出来，如“The commission totally **missed**<lose> the point”。例中“miss the point”虽然也是隐喻，但是已属于搭配和语义较固定的惯用隐喻表达，甚至近乎属于死隐喻，“lose”替换反而破坏了原有的惯用搭配。对这一类型隐喻的处理一定程度上影响了总体正确率。

5.3 一体化模型的总结

隐喻计算一体化是前人研究涉及较少、难度较大的领域。结合我们在隐喻识别和理解中的工作，我们将识别与理解模型嵌入一体化框架中，并对其性能进行了探讨分析。本文一体化模型继承了识别和理解模型各自的优点，能够有效承担隐喻计算任务，其实现基础包括：

1. 抛弃传统的二分类隐喻识别，转而将隐喻识别视为序列标注任务。
2. 隐喻理解模型具有低标注需求的特点。理解模型仅需隐喻动词，不要求标注出本体和喻体。

3. 理解模型具有低资源依赖的特点。理解模型需要的知识库和语义资源都已经存在，无需手动构建，因此整个一体化模型具有较好的可移植性。

4. 理解模型具有一定鲁棒性。能够较好地处理识别模型的错判例子。

但在一体化的实现和实验过程中，我们也发现了一些问题。

在本文的实现框架中，隐喻理解受到隐喻识别输出精度的影响，识别模块的误差会积累到理解模块，一体化模型的输出结果相比于处理人工标注的测试样例，出现小幅度下滑。因此一方面必须提高识别模型的总体性能，另一方面应当进一步寻求结构上的改进，消除或降低识别模块误差带来的影响。另外，本文的识别模型将一些亡隐喻也标注出来。在人们的反复使用中，亡隐喻的语义和搭配已经相对固定，无需经由隐喻理解模块处理。因此在识别模型训练时应该更注意亡隐喻和新颖隐喻的区分。

隐喻相关研究中，名词隐喻的研究要多于动词隐喻，目前动词隐喻理解的研究对象也大多以短语级别的动词隐喻为主^{[30][31][63]}，句子级别的动词隐喻理解研究还较少。名词隐喻理解方法大多通过对相似度或相关度的量化，选择和本体相关度或相似度最大的属性作为理解结果。由于名词本体和形容词词性的属性无需考虑相容关系，同时名词隐喻中本体和喻体缺失的问题远不如动词隐喻严重，对应的属性知识库也相对完善，因此名词隐喻理解取得了较高的精度，部分名词隐喻理解方法已经取得超过 80% 的准确率^{[14][29]}。而短语类型的动词隐喻理解模型大多针对的是意思较为固定的惯用隐喻，但脱离上下文的理解方式无法处理新颖隐喻，无法体现出语境对隐喻语义突显的作用。本文的潜在合作网实现的是句子级别的动词隐喻理解，考虑了语境动态变化对理解结果的影响，虽然在同类型的动词隐喻理解上的结果优于最新的对比方法，但是准确率仍然还有一定的提升空间。

第六章 总结与展望

6.1 本文的主要贡献

隐喻计算是自然语言处理的重要一环，本文立足于隐喻计算的两大组成模块隐喻识别和隐喻理解展开研究。在隐喻识别研究中，本文介绍了基于序列标注模式的隐喻识别方法，将预训练语言模型 **BERT** 引入识别任务中，构建以词语为标注对象的隐喻识别模型，对句中的每个单词打上“隐喻”或“非隐喻”标签。在隐喻理解研究中，我们基于隐喻经典互动理论以及合作机制构建了一个具有可解释性的英文句子级别动词隐喻理解模型，该模型可以根据相似、抽象度以及上下文信息，动态突显句子中隐喻动词的替换释义。在此基础之上，我们还对前人研究鲜有涉及的隐喻一体化工作展开了讨论和探究，基于本文构造的识别和理解模型进行了一体化的实验，在实验结果分析之上总结了一体化模型构建中应该注意的问题以及未来的改进方向等。

本文的主要贡献可以总结为以下三点：

1. 构建了词语级别的隐喻识别模型。隐喻涉及到本体和喻体间的知识转换与交互，本文中我们使用了 **BERT** 预训练语言模型增加对外部知识的应用。我们在 **BERT** 模型上进行了微调，为了克服训练数据中样本不均衡的问题，引入了加权交叉熵损失函数。我们的方法在公开的 **VUA** 数据集上进行了训练和测试，在与其他最新方法的比较中取得了最优表现。

2. 构造了具有可解释性的隐喻理解模型。以隐喻互动论和隐喻合作机制为理论立足点，本文提出了一个新的理论框架，即潜在合作理论。我们认为隐喻的语义矛盾性阻碍了合作的达成，但是隐喻中的合作能够以合适的隐喻动词替换释义为桥梁，达成潜在合作。我们将动词隐喻的理解阐述为语义域间潜在关联的构造过程，并考虑了抽象度、上下文和相似度三种信息的组合，通过构造满足合作机制思想的算子将相似和相容信息加以融合。基于潜在合作理论，我们构建了潜在合作网来完成隐喻理解任务。潜在合作网能够以某个动词作为释义来替换原隐喻动词，能有效降低或消除隐喻的矛盾语义。潜在合作网模型不仅遵照了隐喻的相似性基础，还是一种上下文敏感的模式，同一个隐喻动词在不同的上下文环境下

可能有不同的输出。抽象度信息的引入则有助于消除矛盾语义，获取更适切的结果。

3.对隐喻识别和理解的一体化进行了探讨和分析。目前的隐喻计算研究大多选择识别与理解其中一个方向进行，很少有将隐喻识别和理解置于同一框架中的一体化探究。本文论述的隐喻识别模型实现的是词语级别的标注，相比于传统二分类隐喻识别能够提供更强有力的支持，而潜在合作网模型可以在本体和喻体未被标注的情况下，根据隐喻动词实现理解释义的突显。我们对本文所涉及的识别和理解模型进行了整合，得到了隐喻计算一体化系统。在英文动词隐喻理解实验中，该系统实现了端到端的隐喻句进、隐喻释义出的工作模式，能够灵活处理句中的多处动词隐喻。在对隐喻计算一体化研究的初探中，本文针对目前研究的一些不足进行了总结。

6.2 未来的研究方向

本文的研究关注了隐喻计算中识别和理解两大模块，基于神经网络方法完成了隐喻识别任务，基于隐喻相关理论构造了隐喻理解模型，取得了一定的成果。但是在这一过程中同样发现了现阶段研究的不足。

1.隐喻识别模型的精度还有提升空间。在识别任务中，尽管本文的模型在VUA数据集上超过了其他对比方法，但在未来仍需要进一步提升性能。本文引入了预训练语言模型进行外部的知识嵌入，辅助隐喻识别。抽象度的相对差异是判断隐喻的一个重要标志，在未来的工作中我们计划将抽象度知识添加到识别模型中。本文的识别模型训练语料种类丰富，具备一定通用性，我们认为还可以通过增添训练数据，结合数据增强方法，构造适用于特定领域的隐喻识别系统，增加模型的实用价值。

2.在潜在合作网隐喻理解模型中，我们对英文句子级别的动词隐喻进行了处理。今后，我们将进一步探究潜在合作理论在名词、形容词以及其他词性类型隐喻理解中应用的可能性，不再局限于仅将潜在合作理论框架用于英文动词隐喻中，力求构造通用性更强的隐喻理解系统。同时我们还将对潜在合作网模型的功能进行进一步挖掘，探索潜在合作网模型在词义消歧等其他领域的作用。

3.在隐喻识别和理解模型构造完成的基础上,本文进行了隐喻计算一体化的实现以及相关讨论。我们的一体化模型取得了一定进展,但同时也存在着不足,输出精度还可以进一步提升。隐喻计算一体化的相关研究道阻且长,在将来的工作中,除了提高识别和理解模型各自的性能,我们还将继续改善一体化实现框架,提高一体化模型整体性能。

参考文献

- [1] 靳晓红. 隐喻的艺术[J]. 新闻爱好者, 2009(09):36-37.
- [2] 李凤亮. 隐喻:修辞概念与诗性精神[J]. 中国比较文学, 2004(3):140-150.
- [3] 王威, 成欣耘, 彭棣. 例谈隐喻在科学研究中的作用[J]. 中学生物教学, 2015(20).
- [4] 王琳, 王小潞. 隐喻的多维研究趋势[J]. 社会科学家, 2012(05):147-151.
- [5] Lakoff G, Johnson M. Metaphors we live by[M]. University of Chicago press, 2008.
- [6] Ivor Armstrong Richards. The Philosophy of Rhetoric[J]. Philosophical Review, 1988, 23(3):504.
- [7] Mohammad S, Shutova E, Turney P. Metaphor as a medium for emotion: An empirical study[C]//Proceedings of the Fifth Joint Conference on Lexical and Computational Semantics. 2016: 23-33.
- [8] Peng Y, Su C, Chen Y. Chinese Metaphor Sentiment Analysis Based on Attention-Based LSTM [C]. The Tenth International Conference on Advanced Computational Intelligence. IEEE, 2018:362-367.
- [9] 田嘉, 苏畅, 陈怡疆, 等. 隐喻计算研究进展[J]. 软件学报, 2015, 26(1):40-51.
- [10] 贾玉祥, 俞士汶. 基于实例的隐喻理解与生成[J]. 计算机科学, 2009, 36(3):138-141.
- [11] 周昌乐. 心脑计算举要[M]. 清华大学出版社, 2003.
- [12] Shutova, Ekaterina. Design and Evaluation of Metaphor Processing Systems[J]. Computational Linguistics, 2015, 41(4):579-623.
- [13] Stowe K. Syntactic and Semantic Improvements to Computational Metaphor Processing[D]. University of Colorado at Boulder, 2019.
- [14] 苏畅, 王晓梅, 黄舒曼, 陈怡疆. 基于相关性约束的隐喻理解方法[J]. 软件学报, 2017, 28(12):3167-3182.
- [15] Mao R, Lin C, Guerin F. Word embedding and wordnet based metaphor identification and interpretation[C]//Proceedings of the 56th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (Volume 1: Long Papers). 2018: 1222-1231.
- [16] Devlin J, Chang M W, Lee K, et al. Bert: Pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding[J]. arXiv preprint arXiv:1810.04805, 2018.
- [17] Gerard J Steen, Aletta G Dorst, J Berenike Herrmann, Anna Kaal, Tina Krennmayr, and Trijntje Pasma.2010. A method for linguistic metaphor identification: From MIP to MIPVU, volume 14. John Benjamins Publishing.
- [18] Richards I A. The philosophy of Rhetoric, A Galaxy Book[M]. New York: Oxford University Press, 1965

- [19] Black M. Models and metaphors: Studies in language and philosophy[J]. 1963
- [20] 苏畅, 周昌乐. 基于合作机制的汉语名词性隐喻理解方法[J]. 计算机应用研究, 2007, 24(9): 67-69.
- [21] 束定芳. 论隐喻的本质及语义特征[J]. 外国语, 1998 (6): 11-20.
- [22] 束定芳. 隐喻学研究[M]. 上海外语教育出版社, 2000
- [23] 罗念生. 亚里士多德[J]. 诗学, 1962.
- [24] Indurkha B. Metaphor and cognition: An interactionist approach[M]. Springer Science & Business Media, 2013.
- [25] 王先谦. 荀子集解[M]. 北京: 中华书局, 1988
- [26] 周昌乐. 意义的转绎: 汉语隐喻的计算释义[M]. 东方出版社 2009.
- [27] Krishnakumaran S, Zhu X. Hunting elusive metaphors using lexical resources [C]. The Workshop on Computational Approaches to Figurative Language, 2007: 13-20.
- [28] Charlton W. Living and dead metaphor [J]. British Journal of Aesthetics, 1975(2): 172-178
- [29] Su C, Huang S, Chen Y. Context-dependent metaphor interpretation based on semantic relatedness[M]//Natural Language Processing and Chinese Computing. Springer, Cham, 2015: 182-193.
- [30] Shutova, Ekaterina, Tim Van de Cruys, and Anna Korhonen. "Unsupervised metaphor paraphrasing using a vector space model." Proceedings of COLING 2012: Posters. 2012.
- [31] Veale T, Hao YF. A fluid knowledge representation for understanding and generating creative metaphors. In: Scott D, Uszkoreit H, eds. Proc. of the COLING 2008. Stroudsburg: Association for Computational Linguistics, 2008. 945-952.
- [32] 苏畅, 付泽, 郑发魁, 等. 基于动态分类的隐喻识别方法[J]. 软件学报, 2019 (11): 7.
- [33] 贾玉祥, 俞士汶. 基于词典的名词性隐喻识别[J]. 中文信息学报, 2011, 25(2): 99-105.
- [34] Bizzoni Y, Chatzikyriakidis S, Ghanimifard M. "Deep" Learning: Detecting Metaphoricity in Adjective-Noun Pairs[C]//Proceedings of the Workshop on Stylistic Variation. 2017: 43-52
- [35] Stowe K, Moeller S, Michaelis L, et al. Linguistic Analysis Improves Neural Metaphor Detection[C]//Proceedings of the 23rd Conference on Computational Natural Language Learning (CoNLL). 2019: 362-371.
- [36] Mu J, Yannakoudakis H, Shutova E. Learning Outside the Box: Discourse-level Features Improve Metaphor Identification[C]//Proceedings of NAACL-HLT. 2019: 596-601.
- [37] Wu C, Wu F, Chen Y, et al. Neural metaphor detecting with CNN-LSTM model[C]//Proceedings of the

- Workshop on Figurative Language Processing. 2018: 110-114.
- [38] Su C, Tian J, Chen Y. Latent semantic similarity based interpretation of Chinese metaphors[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2016, 48: 188-203.
- [39] Akira Utsumi. Computational Exploration of Metaphor Comprehension Processes Using a Semantic Space Model[J]. Cognitive Science, 35(2).
- [40] Paivio A. Dual coding theory: Retrospect and current status[J]. Canadian Journal of Psychology/Revue canadienne de psychologie, 1991, 45(3): 255.
- [41] Coltheart M. The MRC psycholinguistic database[J]. The Quarterly Journal of Experimental Psychology Section A, 1981, 33(4): 497-505.
- [42] Wilson M. MRC psycholinguistic database: Machine-usable dictionary, version 2.00[J]. Behavior research methods, instruments, & computers, 1988, 20(1): 6-10
- [43] Turney P D, Neuman Y, Assaf D, et al. Literal and metaphorical sense identification through concrete and abstract context[C]//Proceedings of the Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing. Association for Computational Linguistics, 2011: 680-690
- [44] Assaf D, Neuman Y, Cohen Y, et al. Why “dark thoughts” aren't really dark: A novel algorithm for metaphor identification[C]//2013 IEEE Symposium on Computational Intelligence, Cognitive Algorithms, Mind, and Brain (CCMB). IEEE, 2013: 60-65.
- [45] Neuman Y, Assaf D, Cohen Y, et al. Metaphor identification in large texts corpora[J]. PloS one, 2013, 8(4): e62343.
- [46] Tsvetkov Y, Boytsov L, Gershman A, et al. Metaphor detection with cross-lingual model transfer[C]//Proceedings of the 52nd Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (Volume 1: Long Papers). 2014, 1: 248-25
- [47] Bizzoni Y, Chatzikyriakidis S, Ghanimifard M. "Deep" Learning: Detecting Metaphoricity in Adjective-Noun Pairs[C]//Proceedings of the Workshop on Stylistic Variation. 2017: 43-52
- [48] Gao G, Choi E, Choi Y, et al. Neural Metaphor Detection in Context[C]//Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing. 2018.
- [49] Peters M E, Neumann M, Iyyer M, et al. Deep contextualized word representations[C]//Proceedings of NAACL-HLT. 2018: 2227-2237.
- [50] Jeffrey Pennington, Richard Socher, and Christopher D. Manning. 2014. Glove: Global vectors for word representation. In EMNLP, pages 1532–1543.

-
- [51] Wu C, Wu F, Chen Y, et al. Neural metaphor detecting with CNN-LSTM model[C]//Proceedings of the Workshop on Figurative Language Processing. 2018: 110-114.
- [52] Bizzoni Y, Ghanimifard M. Bigrams and BiLSTMs Two neural networks for sequential metaphor detection[C]//Proceedings of the Workshop on Figurative Language Processing. 2018: 91-101.
- [53] Mykowiecka A, Wawer A, Marciniak M. Detecting figurative word occurrences using recurrent neural networks[C]//Proceedings of the Workshop on Figurative Language Processing. 2018: 124-127.
- [54] Mu J, Yannakoudakis H, Shutova E. Learning Outside the Box: Discourse-level Features Improve Metaphor Identification[C]//Proceedings of NAACL-HLT. 2019: 596-601.
- [55] Stowe K, Moeller S, Michaelis L, et al. Linguistic Analysis Improves Neural Metaphor Detection[C]//Proceedings of the 23rd Conference on Computational Natural Language Learning (CoNLL). 2019: 362-371.
- [56] Mao R, Lin C, Guerin F. End-to-End Sequential Metaphor Identification Inspired by Linguistic Theories[C]//Proceedings of the 57th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics. 2019: 3888-3898.
- [57] Wilks Y. A preferential, pattern-seeking, semantics for natural language inference[J]. Artificial intelligence, 1975, 6(1): 53-74.
- [58] Martin J H. A corpus-based analysis of context effects on metaphor comprehension[J]. Trends in Linguistics Studies and Monographs, 2006, 171: 214.
- [59] Ovchinnikova E, Israel R, Wertheim S, et al. Abductive inference for interpretation of metaphors[C]//Proceedings of the Second Workshop on Metaphor in NLP. 2014: 33-41.
- [60] Ferraresi A, Zanchetta E, Baroni M, et al. Introducing and evaluating ukWaC, a very large web-derived corpus of English[C]//Proceedings of the 4th Web as Corpus Workshop (WAC-4) Can we beat Google. 2008: 47-54.
- [61] Van de Cruys T, Poibeau T, Korhonen A. Latent vector weighting for word meaning in context[C]//Proceedings of the Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing. Association for Computational Linguistics, 2011: 1012-1022.
- [62] Resnik P S. Selection and information: a class-based approach to lexical relationships[J]. IRCS Technical Reports Series, 1993: 200.
- [63] 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.

- [64] Li, Bin & Bai, Xiaopeng & Yin, Siqi & Xu, Jie. (2015). Chinese CogBank: Where to See the Cognitive Features of Chinese Words. 77-86. 10.3115/v1/W15-1409.
- [65] Su C, Li J, Peng Y, et al. Chinese metaphor sentiment computing via considering culture[J]. Neurocomputing, 2019, 352: 33-41.
- [66] 宋华. 关联顺应视角下的汉语文化负载词的口译研究[J]. 语言与翻译(汉文版), 2012(1):54-59.
- [67] Vaswani A, Shazeer N, Parmar N, et al. Attention is all you need[C]//Advances in neural information processing systems. 2017: 5998-6008.
- [68] Radford A, Narasimhan K, Salimans T, et al. Improving language understanding by generative pre-training[J].
- [69] 王小璐, 徐慈华. 影响隐喻认知的主客体因素[J]. 外语与外语教学, 2008, 7(5).
- [70] Crisp P, Gibbs R, Deignan A, et al. MIP: A method for identifying metaphorically used words in discourse[J]. Metaphor and Symbol, 2007, 22(1): 1-39.
- [71] Fleiss J L. Measuring nominal scale agreement among many raters [J]. Psychological Bulletin. 1971, 76(5):378-382.
- [72] Kingma D P, Ba J. Adam: A method for stochastic optimization[J]. arXiv preprint arXiv:1412.6980, 2014.
- [73] Bizzoni Y, Ghanimifard M. Bigrams and BiLSTMs Two neural networks for sequential metaphor detection[C]//Proceedings of the Workshop on Figurative Language Processing. 2018: 91-101.
- [74] 于善志. 英语空间介词及其隐喻派生[J]. 山东师大外国语学院学报, 2002, 1: 5-7.
- [75] 禹丽芳. 认知语言学的隐喻观对介词隐喻义的教学启示[J]. 华北理工大学学报(社会科学版), 2012, 12(1):159-161.
- [76] 蔡有恒. 新闻隐喻的概念整合视角研究[J]. 文教资料, 2010 (35): 41-43.
- [77] 孙滢. 学术论文摘要语篇中名词化隐喻的对比研究[D]. 20
- [78] Kittay E F. Metaphor: Its cognitive force and linguistic structure[M]. Oxford University Press, 1989.
- [79] Wang X, Su C, Chen Y. A method of abstractness ratings for Chinese concepts[C]//UK Workshop on Computational Intelligence. Springer, Cham, 2018: 217-226.
- [80] Brysbaert M, Warriner A B, Kuperman V. Concreteness ratings for 40 thousand generally known English word lemmas[J]. Behavior research methods, 2014, 46(3): 904-911.
- [81] Shutova E. Design and Evaluation of Metaphor Processing Systems[J]. Computational Linguistics, 2015, 41(4):579-623.
- [82] Glucksberg S, Keysar B. Understanding metaphorical comparisons: Beyond similarity[J]. Psychological review, 1990, 97(1): 3.

- [83] 郑晓明. 名词和动词隐喻中的相似性[J]. 山西农业大学学报 (社会科学版), 2012 (8): 23.
- [84] Faruqi M, Dyer C. Non-distributional Word Vector Representations[C]//Proceedings of the 53rd Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics and the 7th International Joint Conference on Natural Language Processing (Volume 2: Short Papers). 2015: 464-469.
- [85] Roget P M. Roget's Thesaurus of English Words and Phrases.[M]. TY Crowell Company, 1911.
- [86] Mohammad S. Colourful language: Measuring word-colour associations[C]//Proceedings of the 2nd Workshop on Cognitive Modeling and Computational Linguistics. Association for Computational Linguistics, 2011: 97-106.
- [87] 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[J]. 计算机学报, 2000 (03): 49-54.
- [88] E. C. 斯坦哈特. 隐喻的逻辑: 可能世界中的类比[M]. 浙江大学出版社, 2009.
- [89] Jang H, Piergallini M, Wen M, et al. Conversational metaphors in use: Exploring the contrast between technical and everyday notions of metaphor[C]//Proceedings of the Second Workshop on Metaphor in NLP. 2014: 1-10.
- [90] Baccianella, Stefano, Andrea Esuli, and Fabrizio Sebastiani. "Sentiwordnet 3.0: an enhanced lexical resource for sentiment analysis and opinion mining." *Lrec*. Vol. 10. No. 2010. 2010.
- [91] Khan F H, Qamar U , Bashir S . SentiMI: Introducing Point-wise Mutual Information with SentiWordNet to Improve Sentiment Polarity Detection[J]. *Applied Soft Computing*, 2015, 39:140-153.
- [92] Kundi F M , Ahmad S , Khan A , et al. Detection and scoring of Internet Slangs for sentiment analysis using SentiWordNet[J]. *Life Science Journal*, 2014, 11(9):66-72.
- [93] Birke J, Sarkar A. A clustering approach for nearly unsupervised recognition of nonliteral language[C]//11th Conference of the European Chapter of the Association for Computational Linguistics. 2006.
- [94] Birke J, Sarkar A. Active learning for the identification of nonliteral language[C]//Proceedings of the Workshop on Computational Approaches to Figurative Language. 2007: 21-28.
- [95] Melamud O, Goldberger J, Dagan I. context2vec: Learning generic context embedding with bidirectional lstm[C]//Proceedings of The 20th SIGNLL Conference on Computational Natural Language Learning. 2016: 51-61.
- [96] 伍智敏. 对隐喻意义五种解读结果的认知研究[J]. 黑龙江教育学院学报, 2011 (5): 146-149.

硕士期间发表的论文

- [1] Chinese metaphor sentiment computing via considering culture[J]. Neurocomputing, 2019, 352: 33-41. Published

附录 A 隐喻识别模块输出示例

本表格包含了隐喻识别模型部分输出结果。加粗字体的单词为本文模型标注的隐喻词，隐喻词后带有“*”标志的为标注错误的词语，带下划线的则为未标识出的隐喻词。

So he's killing himself laughing.
The ego-identity of that person is shaped by these choices.
In his eagerness to depict * the cloudy psychology of an adolescent.
The quantitative loss would be met by a qualitative improvement.
They, too, reacted with water, and a plant operator was burned by a cloud of acid gas.
Clearly there would need to be some drastic pruning of content *.
Eysenck then argues that extroversion is the <u>inherited</u> basis of criminal behaviour.
Asked whether the American army had helped him to kick his drug habit.
They picked up power from a spider's web of unsightly overhead wires.
As it happens, there is a kind of logic behind Buddy.
The book — which opens a <u>projected</u> sequence of novels that will cover the period from 1968 to the <u>present</u> day.
Education has been directed at the production of the rational, the free , the independent of mind, the dignified.
Furthermore, if criminals are abnormal then it follows that a large proportion of the population must also be abnormal.
The only department which explicitly escapes unscathed is the one which Conservatives would most like to abolish: the Department of Energy.
The adolescent does not, however, need to achieve * a clear ego-identity on all topics at one time.
Any simplistic assumptions about featuring female domestic interests in science would probably meet with failure.

We beat southwards all that first day, slicing through a glittering * sea, and propelled by an apparently changeless south-easterly trade wind.
Sartre's singular universal, therefore, begs the question, for it is predicated on the assumption that, if there is not a totality as such, then * there already is an overall totalization: 'If totalization really is an ongoing process ...'
They attack the status quo by pointing out that the reasons given for denying rights to children are bad reasons, and then explicitly or implicitly deny them duties for no reason at all.
It would be naive to expect to uncover any ultimate explanation or basic cause for criminal behavior, given the extensive and diverse behaviour that is encompassed by the term crime.
For serious drinkers there is the production of cognac to investigate around Cognac, plus the chance to sample pineau, the powerful local aperitif made from young wine laced with cognac.
A person may undergo crisis and commitment simultaneously and progress by route A. An alternative is to undergo a period of considerable self-doubt * and self-examination in which all one's beliefs tend to be very fluid .
The Transport Secretary, Mr. Cecil Parkinson, assured the Commons yesterday that financial considerations would not stand in the way of implementing Sir Anthony Hidden's 93 recommendations.
They held up the bright new diesel buses and, even worse, blocked the progress of private motorists in <u>bulbous</u> Austins and lumpen Humbers in canyon-like city thoroughfares.
This view , as we shall see , has been attacked on the grounds that it rests on the false assumption that the distinction between adults and children is identical with the distinction between rational and non-rational beings.

In the **long** hours when there were no customers to show she was expected to **lend** a **hand with** some of the unskilled tasks — **running** errands and making tea, unpicking a seam or a hem, even sewing on a button or a hook and eye when she had been taught the proper **way** to do it.

附录 B 本文理解模型处理的动词隐喻词合集

本表为第四章所用隐喻理解实验数据集所包含的隐喻动词。

answer	attack	back	blister	boost	bounce
breath	buy	buzz	capture	clap	cloud
color	convulse	crown	crush	deflate	devour
digest	drain	drink	drown	dull	dump
engrave	exhaust	fasten	float	flood	fracture
fuel	gag	gather	grab	guard	hack
ignite	incline	infect	inject	juggle	land
level	line	lock	mold	mount	past
pierce	plunge	poison	pour	prick	puff
push	recapture	recast	ruffle	salt	salute
sell	shake	shed	shipwreck	shower	sign
smash	sow	spell	splash	square	suck
taste	tax	translate	twist	uproot	visit
want	waste	wear	wrestle	wrestle	absorb
cool	dissolve	drag	eat	miss	grasp
plow	pump	sink	smooth	plant	strike
kick	kill	lend	knock	melt	

附录 C 隐喻理解模型的输出结果示例

表格包含隐喻理解模型在单独运作下的部分输出结果。加粗单词为隐喻词，隐喻词后尖括号内为替换的动词释义。评价结果中“C”代表正确，“P”代表部分正确，“I”代表错误。

句子	评价结果
Can you back <support> up your claims?	C
I can't hack <deal> it anymore.	C
The stroke clouded <obscure> memories of her youth.	C
They fastened <attach> various nicknames to each other.	C
Fuel <stimulate> the debate on creationism.	C
He locked <hold> his hands around her neck.	C
Society was infected <deprave> by racism.	C
The ostentatious way of living of the rich ignites <elicit> the hatred of the poor.	C
The event engraved <impress> itself into her memory.	C
You have shipwrecked <ruin> my career.	C
Poison <pervert> someone's mind.	C
Sow <disseminate> suspicion or beliefs.	C
This writer really fractures <abuse> the language.	C
These events could fracture <destroy> the balance of power.	C
He pasted <beat> his opponent.	C
Mount <prepare> a theater production.	C
Juggle <manipulate> an account so as to hide a deficit.	C
She could not recapture <feel> that feeling of happiness.	P
Sorrow had lined <lie> his face.	I
The principal visited <chatter> his rage on the students.	I
He shed <throw> his image as a pushy boss.	I

The French try to sell <betray> us their image as great lovers.	I
Centralization, on the other hand, crush <oppress> the human spirit.	C
A genetically engineered version of the drug could quickly grab <obtain> share of the market, he added.	C
Their report, to be published here Saturday in the Lancet, a leading British medical journal, immediately was attacked <criticize> by some radiation specialists as too optimistic.	C
While proposing such cuts to attack <affect> the current deficit, Mr. Jackson is vague on how the expensive new social programs he proposes.	C
A state judge in Manhattan ordered White & Case to provide an accounting of the firm 's assets as of June 30, the day lawyers in the firm voted to dissolve <end> their partnership and reform without longtime partner Evan R. Dawson.	C
Santa Clara, Calif based Intel -- which make a broad line of semiconductor products -- along with most other big U.S. chip makers, quit making so-called DRA, or dynamic random access memory, chips after Japanese chip makers flood <glut> the U.S. with cheap memory chips earlier in the decade.	C
With so many people earning free tickets so easily, the market is flood <oversupply> with coupons, depressing their value.	C
As has been the pattern in other standardized tests recently, younger students showed big strides in grasping <understand> basic information.	C
The lawmaker suggested that Thikol might be trying to kill <end> the advanced-rocket program to ensure that the current rocket is used even longer.	C
Baby hilariously escapes <avoid> disaster, over and over, as the camera whips around at a hyperanimated pace.	C

Texas is indeed the most dramatic and scandalous example of S & L managers plowing <turn> money into dubious projects, often with less than an arms-length relationship with developers and totally unrealistic estimates of the potential income streams of the commercial and residential buildings they were financing.	C
It had been long assumed that the agency would not act until late on a Friday afternoon in order to give market participants a weekend to absorb <receive> the news.	C
The lower court had enjoined the effect of its decision, pending the appeal, but the appeals court dissolved <dismiss> the injunction.	C
Domestic private consumption has been eating <spend> up about \$ 3 billion or more a year, even during the war.	C
Japanese, West German, Taiwanese and other foreign machine tool builders grabbed <obtain> business away from U.S. machine builders, both in the U.S. and abroad.	C
Kubota Ltd., for example, has poured <spend> about \$ 75 million into some of Silicon Valley's hottest companies, including MIPS Computer Systems and Ardent Computer.	C
Third, the finding of the same basic pattern again and again, by a variety of researchers controlling for a host of other variables, lends <contribute> credence to the view.	C
The crash was blamed on a bomb planted <place> by terrorists.	C
In the year ended March 31, North Sea oil pumped <supply> 8.2 billion into government coffers.	C
I hope not too many of your readers will lack the vision to grasp <understand> the message and benefit conferred.	C
Then two industry trade groups sued the state, attacking <contend> the lemon law's constitutionality.	P

Another factor that should smooth <change> the process is simply the diminishing importance of the national contract.	I
Difficult as it was, young Miss Mills managed to grab <obtain> some of the spotlight from her Papa Bear mentor.	I
If the women were smokers, for instance, it may have led them to kick <complain> the habit.	I
The U.S. decided against sinking <move> money into what would be only a partial defense.	I

附录 D 一体化模型的输出结果示例

表格包含一体化模型的部分输出。加粗的单词为识别模型标注出的隐喻词，隐喻词后的尖括号内为理解模型的替换释义，释义后圆括号内为评估等级，“C”代表正确，“P”代表部分正确，“I”代表错误。

Next to it the firm planted <put>(C) a sign: “Little things like this will never come between us”.
At the same time, the combined pressures of a tightened <reduce>(C) credit, higher wages and lower productivity are cooling <change>(P) the economy after two years of export-led runaway growth.
Mr. Stambaugh then moved to Florida and filed <register>(C) for divorce there; a Florida circuit court dissolved <dismiss>(C) the marriage.
Japanese politicians, with close ties to agricultural interests, don't want cheap imported beef flooding <oversupply>(C) the market.
Meanwhile, the discounters and specialty stores that have grabbed <take>(C) sales from Sears in recent years aren't likely to stand <continue> (C) still.
Let Jim Wright, Chris Dodd, Tony Coelho, David Bonior, Mike Lowry and David Obey explain <state>(C) in the papers every day why their determination to kill <end>(C) the Contra request represents the proudest foreign-policy achievement of the Democratic Party in 1988.
Certainly the place where Chambers wrote 'Witness' and where the 'pumpkin papers' that ultimately indicted <argue>(C) Hiss were kept is a place of considerable historical importance and meets <fit>(C) the minimal requirements, " said Tony Dolan, a Reagan speechwriter who planted <put>(C) the idea of the historical designation with Mr. Hodel.
However, Robert M. Bass Group Inc. of Fort Worth, Texas, which has agreed to pump <supply>(C) \$ 550 million in new capital into American Savings and acquire the thrift with \$ 2 billion of federal aid, apparently plans to launch <establish>(P) its own campaign to market various financial services through American Savings.

One look at her pudgy face, shot to make her seem like a powder-brained Kewpie doll, vaporizes <vanish>(C) whatever credibility Jamie's anguish might have had.
Last week Deutsche Bank closed <conclude>(C) an agreement to pour <supply>(C) some \$ 1.9 billion of aid into Moscow's bottomless coffers.
Apple Computer, Sun Microsystems, Ashton-Tate and other technology issues that have been dragging <lag>(I) the market, the Nasdaq Composite Index Friday jumped <rise>(C) 1.87 to 381.60, a 4 1 2-week high.
Midland Bank PLC, hoping to grab <take>(C) a bigger share of Britain 's lucrative and highly competitive retail market, has begun giving <offer>(C) products brand names and marketing them like chocolate bars.
For one, the industry has poured <supply>(C) a fortune into advertisements designed <plan>(C) to promote plastic bags, trashcan liners and other household product.
Gleeful opposition leaders have been quick to grasp <understand>(C) the irony of the protests: Monimbo was the site of one of the first major uprisings against Anastasio Somoza, the hated dictator, a decade ago.
In doing so, the state is trying <seek>(C) to use retirees as a vehicle to achieve a public-policy aim: pumping <provide>(C) more jobs and money into its poorest region.
For Koppers, selling off part of its construction-materials business is seen <consider>(C) as crucial, because no matter how it decides <determine>(C) to improve upon Beazer 's bid, it is likely to absorb <receive>(C) considerable debt.
But the report, published in today 's edition of Science, lends <contribute>(C) credence to a body of opinion that HIV-2 in some cases may not ravage T-4 cells -- immune sentries of the bloodstream -- as much as it harms <injure>(C) cells of the brain or bowel, said Dr. Levy in an interview.
TNT also says <tell>(P) it will plow <deal>(C) a hefty 80 % of its revenue back into programming -- some \$ 250 million over its first three years.
Mitterrand dissolved <disband>(C) parliament Saturday.