

## 摘要

在日常表达中，我们使用隐喻表达抽象的认知体验或者传达审美感受。同时，我们的认知思维机制和概念系统是建立在隐喻之上。因此，隐喻机制的计算实现是自然语言处理任务中必不可少的一环。

隐喻计算旨在发掘和表征语言中普遍存在的隐喻机制，一般包含如下两个方面的内容：一是，识别语料中的隐喻表达，与非隐喻表达进行区分；二是，描述隐喻的表述意义，实现隐喻意义的有效理解。本文基于隐喻的认知与语言学特性，运用相关计算模型，解决汉语中句子级别的隐喻识别和理解问题。

在隐喻识别任务中，我们旨在判断某一个句子是否具是隐喻表达。当前多数模型运用深度学习网络实现了隐喻识别，但是对识别中的注意力机制探讨较少。考虑到识别计算与抽象度等语义特征密不可分，我们认为抽象度等语义特征能帮助机器抓取句子中对识别任务更为关键的信息，从而更好地判断句子是否为隐喻表达。因此本文构建一个基于抽象度的具有注意力机制的神经网络模型。根据概念隐喻理论，我们选取句子中具有最高抽象度的词语作为该句子的注意词，构建双向长短期记忆神经网络模型及句子的位置特征向量，从而表征句子的加权特征，并搭建多层注意力机制来抽取句子的关键信息，最后判断输入的文本是否为隐喻表达。

在隐喻理解任务中，本文基于隐喻的互动理论，提出合作网模型，用于表征隐喻中各个概念间的双向语义关系。我们认为目标域和源域通过合作的机制实现“求同存异”，进而动态构建二者的语义关系，输出适应于上下文信息的表述意义。我们提取源域的属性知识，计算属性与隐喻中各个词语及目标域属性集的合作强度，最后，选择具有最高合作强度的属性作为隐喻理解的结果。

综上所述，本文利用抽象度语义特征构建注意力机制，实现汉语句子隐喻识别，并基于互动理论提出了合作网实现隐喻理解。实验结果表明我们的两个计算模型合理有效，为汉语隐喻计算研究提供了思路。

**关键词：** 隐喻识别；隐喻理解；汉语句子隐喻

# 第一章 绪论

## 1.1 问题的提出

隐喻既提供了诗意的想象和修辞多样性的一种策略，又提供了概念推理的重要机制<sup>[1]</sup>。隐喻将两个不同的概念域联系在一起，建立二者之间的语义映射关系，实现“以此言彼”的认知目的。Kovecses<sup>[2]</sup>认为隐喻中用于表达和理解另一个对象的概念域为源域，基于这种映射机制而被理解的概念域为目标域。一般而言，源域指称的是较具体的对象，我们对其的认识较为清晰；目标域指称的是较抽象的事物，对其的认识较为模糊。借助隐喻，我们可以用熟悉喻生疏，以具体喻抽象，从而构建我们的概念体系，传达新颖的认知体验。比如，在隐喻表达“生活是一段旅程”中，我们借助具体概念“旅程”的知识，如“精彩”、“漫长”，理解抽象概念“生活”，从而认为目标域“生活”具有和源域“旅程”类似的认知体验。

隐喻在我们的日常表达和文学创作中无处不在。根据统计研究<sup>[3][4]</sup>，平均每三句话就会出现一次隐喻用法。这意味着隐喻是语言研究的重要课题。隐喻计算是自然语言处理任务中需要攻克的难关<sup>[5]</sup>。引入隐喻计算能促进其他自然语言处理任务的发展，比如改善机器翻译的性能，丰富对话系统的内容，提高舆情监测的正确率等<sup>[6]</sup>。隐喻计算依赖于隐喻的认知机制，通过运用自动化计算方法，表征语言中普遍存在的隐喻类比机制，并应用至具体的自然语言处理任务中<sup>[7]</sup>。隐喻计算一般分为两个子任务：隐喻识别和隐喻理解。隐喻识别旨在区分隐喻性和字面性表达；隐喻理解旨在描述隐含在隐喻意义下的表述意义。这两个子任务都为语义理解奠定了基础，可以作为单独任务处理<sup>[6]</sup>。

在 20 世纪 70 年代，西方学术界开始兴起隐喻计算研究<sup>[7]</sup>，接踵出现了 MIDAS<sup>[9]</sup>、CorMet<sup>[10]</sup>、Talking Points<sup>[11]</sup>等隐喻计算模型。相对于英语隐喻计算研究，汉语隐喻计算的研究起步较晚<sup>[8]</sup>，但也出现了跨语言隐喻识别模型<sup>[12]</sup>、汉语隐喻篇章理解模型<sup>[13]</sup>、汉语隐喻理解评价模型<sup>[14]</sup>等。前人的隐喻计算工作从隐喻的语言学特征出发，分析并表征隐喻中目标域和源域的映射关系，使得隐喻计算

过程具有可解释性。随着近年来深度学习网络的兴起，神经网络模型在隐喻识别任务中大放异彩。概念的语义特征，如抽象度知识，已经被诸多模型<sup>[15][16][17]</sup>证明其判断隐喻性的能力。然而，目前依赖于神经网络的隐喻识别模型较少地考虑注意力机制在识别过程的影响。注意力机制是神经网络中用于模拟人类认知注意力的一种算法，已经被广泛运用于其他自然语言处理任务中，如机器翻译<sup>[18]</sup>、情感分析<sup>[19]</sup>等。在隐喻识别任务中，我们认为句子中部分词语能传递更多与句子隐喻性相关的信息。这些词语在隐喻识别任务中扮演着更为重要的角色。因此，本文引入汉语词语的抽象度知识，进一步探究抽象度在隐喻识别中发挥的注意力作用，从而构建能处理不同句子长度、不同句子类型的汉语隐喻的识别模型。在汉语句子隐喻理解任务中，本文希望在隐喻的互动理论的基础上，构建一个能动态地关联目标域和源域，并能根据双向语义联结机制突显理解结果的可解释隐喻理解模型，初步实现隐喻理解机制中的涌现性<sup>[7]</sup>。

## 1.2 隐喻的基本理论

传统隐喻理论主要从修辞角度对隐喻进行分析，其内容主要包含了替代论和比较论<sup>[20]</sup>。在传统隐喻理论中，隐喻被认为是一种修饰性语言的使用现象，涉及了不同事物之间的对比和替代，存在意义转化的过程<sup>[20]</sup>。从语言学角度分析，隐喻就是用某事物及其该事物的某些特征来描述另一事物的语言现象<sup>[7]</sup>。两个不同概念域通过句法手段并置，从而造成了范畴错置的现象<sup>[21]</sup>。同时，根据认知隐喻理论，隐喻是人类思维的一种认知现象，是人们理解周围世界的感知手段及形成抽象概念的工具<sup>[21]</sup>。本小节将介绍隐喻的分类及其部分认知隐喻理论学说。

### 1.2.1 隐喻的分类

隐喻在语言中有诸多表现形式。我们将从句法范畴角度及认知角度进行分析。

从句法范畴角度看，隐喻的分类体系为：名词性隐喻、动词性隐喻、形容词性隐喻、副词性隐喻、介词性隐喻和量词性隐喻等<sup>[22]</sup>。其中，名词性、动词性、形容词性隐喻占据了隐喻分类体系的多数部分。名词性隐喻指的是由名词构成的

隐喻，一般表现形式为“X 是 Y”或者“X 的 Y”，例如“生命是旅程”、“思想的线索”等。特别地，在名词性隐喻中存在着诸多词汇化隐喻，如汉语中的“杨柳腰”、“杏眼”等表达。通常，名词性隐喻涉及整个语义网络，通过系统性和连贯性的语义转移，传递较强的意象性，使人们形成丰富的图式联想<sup>[21]</sup>。动词性隐喻指的是某一隐喻性动词与其逻辑上的主语或宾语构成了语义上的冲突，例如“股票跳水”、“船犁大海”等。动词性隐喻通过与名词搭配，会改变原有名词的语义网络，从而形成新的语义联想。在形容词性隐喻中，形容词与其所修饰的名词构成了语义上的冲突，例如“新鲜明确的痒”、“渺茫的歌声”等。形容词隐喻能赋予修饰对象新颖的认知体验。

相对地，副词性、介词性和量词性隐喻的数量较少，且隐喻性较弱<sup>[21]</sup>。但它们同样具有丰富的语言表达力。副词性隐喻指的是副词与修饰的主谓关系存在相似关系，在汉语中，一般指的是状语性隐喻，如“他温顺地跟在身后”、“民主化的软着陆”等。介词性隐喻往往派生于根隐喻，最常见的表现内容有：时间是空间、具体是抽象。例如“随着时代的发展”、“在梦想之中”等。量词性隐喻指的是量词存在着与修饰对象的冲突。量词的丰富性是汉语的一大特色之一。在汉语中广泛存在着量词性隐喻，比如“一叶扁舟”、“一眼泉水”等。我们认为，一个完备的隐喻识别系统应该具有广泛的适用性，能处理任何句法类型的隐喻，且能在连续不受限制的文本中监测到隐喻的存在。

根据隐喻的认知角度，隐喻的类型可以划分为：以已知相似性为基础的隐喻和创造相似性的隐喻<sup>[21]</sup>。以已知相似性为基础的隐喻强调了本体和喻体之间的相似性已经预先可知，比如“浪花”，水浪的形状与花的形状是已知相似的。而创造相似性的隐喻指的是隐喻中相似性并不能预先可知，而是需要通过上下文信息推断得到，比如“沉默是沙漠挖土机似的一种完全的浪费”，我们通过“完全的浪费”这一上下文得到“沉默”和“沙漠挖土机”的相似性。在隐喻理解任务中，发掘目标域和源域的相似性关系是实现理解计算的关键。

### 1.2.2 认知隐喻理论

认知隐喻理论强调了隐喻是借助语言表现的思维方式。在中国早期的文献作

品中就有关于隐喻认知功能的记载。《说苑·善说》中，惠子指出了隐喻是“以其所知谕其所不知而使人知识”的认知机制<sup>[7]</sup>。这说明了隐喻是认知新事物的途径。王充在《论衡》中提出了“比不应事，未可谓喻”的观点，强调了隐喻可以用来解释客观事物的某些特征。刘勰也在《文心雕龙》中指出了“故比类虽繁，以切至为贵”，强调了隐喻中目标域和源域相似关系中的“切至”原则。

隐喻互动理论<sup>[23][24]</sup>是现行认知隐喻理论体系的滥觞。该理论强调了本体和喻体存在着创造相似性的过程，揭示了隐喻的意义来自于本体和喻体各种特征的互相作用<sup>[21]</sup>。互相作用包括特征的选择、强调及其压制。同时，该理论指出“大脑是一个连接器官，在处理隐喻时，试图发现联系并接受有关话语的引导”。由此证明了隐喻是一种思维产物。隐喻计算需要创造两个概念域的关联关系。

概念隐喻理论<sup>[1]</sup>认为隐喻中存在着“跨域映射”的认知机制。隐喻意义是源域的部分特征向目标域映射的结果。跨域映射包括：源域与目标域的缺省预设的映射、关系映射、特征映射以及知识映射<sup>[25]</sup>。比如，在概念隐喻“人生是一场旅行”中，源域“旅途”的缺省预设“旅行者”被映射到“人生”中的预设“人”；源域“旅行者”和“目的地”之间的“到达”关系被映射到目标域“人”和“目的”之间的“达成”关系；且源域“旅行”的相关特征和属性也可映射到目标域。概念隐喻理论同时指出了某一个概念的定义方式取决于其与其它概念的互动属性定义，通过映射关系，隐喻可以制造新的相似关系。

除此之外，分析隐喻理解的内在机制的概念整合理论<sup>[26]</sup>也被学术界广泛认可。隐喻的概念整合过程是将两个输入空间（一般是目标域和源域）匹配，形成了二者的共有空间，进一步产生了一个可以得到动态解释的复合空间。概念整合理论指明了隐喻映射过程具有较强的动态性。

### 1.3 隐喻计算的内容

目前，自然语言处理领域将隐喻计算划分为两个子任务：隐喻识别和隐喻理解。隐喻识别系统的目的是在文本中监测并标记隐喻性表达，隐喻理解系统的目的是给出隐喻性表达的表述意义。显而易见，为了让机器发掘隐喻话语的表述意义，首先要实现的是隐喻语言的识别研究<sup>[27]</sup>。

隐喻识别其实是寻找语义矛盾的过程。束定芳指出隐喻语义的矛盾性是隐喻的主要语义特征之一<sup>[21]</sup>。矛盾性包括非常规指称矛盾和非常规语义搭配矛盾<sup>[7]</sup>。指称异常矛盾体现在具有指称关系的两个概念与人们的常规认知存在偏差。而搭配异常矛盾指的是处于同一上下文环境并构成依存搭配关系的两个概念与常规认知存在偏离。因此，隐喻识别系统需要判断某一连续文本中是否存在异常，并将异常表达区分为字面表达。目前流行的隐喻识别系统将隐喻识别任务转化两种形式的问题：第一种形式中，隐喻识别是一个序列标注问题，对于某一连续文本，判断文本中的目标词是否具有隐喻性倾向；第二种形式中，隐喻识别是一个二元分类问题，将某文本划分为隐喻性类别或者非隐喻性类别。本文针对的是第二类形式的隐喻识别问题，即为判断某一汉语句子是否为隐喻表达。

隐喻理解过程实际上表现了“同从异出”的机制<sup>[7]</sup>。隐喻理解的定义包括对隐喻表达的分类、再述及解释。由于隐喻表达形式杂糅，不同类型隐喻需要不同的理解策略。隐喻表达的分类旨在从意义理解的角度对隐喻表达形式进行分类，从而生成理解不同隐喻类别时所需的知识属性域。目前广泛流行的隐喻理解系统主要针对隐喻表达再述及解释两个方面。考虑到隐喻理解结果可被移植于其他自然语言处理任务，因此隐喻理解系统应采用文本到文本的模式<sup>[5]</sup>，即将原始隐喻作为输入，输出得到与原始文本意义一致的解释文本，并给出从隐喻意义到表述意义的推导描述。Searle 的隐喻理论<sup>[28]</sup>给出了隐喻意义 (S 是 P) 和表述意义 (S 是 R) 之间的关系。他指出隐喻解释是利用已有知识储备及上下文信息，找到 R 和 P 的关联特征，进而有策略地计算 R 的可能值，最后判断哪些 R 满足与被喻 S 并置的真值条件。

隐喻识别和隐喻理解并非分裂的两个子任务。认知学研究表明人们在处理隐喻时可能同时进行识别和理解<sup>[29][30]</sup>。隐喻语义矛盾性是隐喻识别过程的标志和信号。透过矛盾性而发现矛盾双方的相似性，正是隐喻理解的目的。本文以汉语句子隐喻为处理对象，阐述了相应的识别和理解的关键技术，为汉语隐喻计算提供了思路。

## 1.4 本文的主要工作

本文根据隐喻的认知与语言学特性，提出了处理汉语句子隐喻的识别和理解系统。在隐喻识别任务中，我们引入抽象度知识，提出基于注意力机制的隐喻识别模型；在隐喻理解任务中，本文根据隐喻互动理论，提出了具有可解释性的基于合作网的理解模型，用于构建和表征目标域和源域在上下文约束中的动态双向语义关系，突显隐喻的理解结果。

根据概念隐喻理论<sup>[1]</sup>，概念隐喻 (concept metaphor) 中的源域为具体的、涉身性较强的概念，而目标域为抽象的、涉身性较弱的概念。大部分的语言隐喻 (linguistic metaphor) 遵从和概念隐喻类似的抽象度变化。然而存在部分语言隐喻的模式与“抽象喻具体”的一般模式不一致，但这些隐喻的本质仍是抽象的<sup>[22]</sup>。这些隐喻中的目标域，相对于其所在的上下文，仍具有明显的抽象性<sup>[15]</sup>。隐喻中的抽象性变化能体现隐喻中的矛盾性。抽象度知识已经被诸多隐喻识别系统证明了其作为隐喻性标志和信号的有效性<sup>[15][16][17]</sup>。这些隐喻识别系统处理的对象是英语隐喻，所需的抽象度知识来源于 Medical Research Council (MRC) 心理学辞典<sup>[31]</sup>等。然而汉语词语的抽象度知识还未被收录成完整的体系。而且汉语词语的语义知识、文化背景与英文词语的并不等同，直接由英语抽象度辞典翻译获取汉语词语的抽象度这一个方法并不尽人意。因此，在引入抽象度知识参与隐喻过程之前，我们需提出一个能自动计算汉语词语的抽象度的方法。

注意力机制是神经网络模型模拟人类认知注意力<sup>[32]</sup>的一种算法。模型根据任务“注意”输入数据的关键特征。注意力机制已经被广泛应用至其他自然语言处理任务中。本文认为隐喻识别过程同样存在着注意力机制。在隐喻句子中，并不是所有词语都传递着强烈的隐喻性信息。我们希望机器在隐喻识别过程中，能自动关注那些传递丰富隐喻性信息的词语，从而更好抓取整体句子的隐喻性特征。如上文所述，抽象度可以作为隐喻的标志与信号，具有较高抽象度的词语往往具有较强的隐喻性倾向。同时，认知学实验表明识别具有高抽象度的词语需要更多的努力<sup>[33][34]</sup>。引入抽象度知识构建以隐喻识别为目的的注意力机制是本文的重点内容。

本文处理的是句子级别的汉语隐喻，包括以“X 是 Y”表现的简单句子及多个从句杂糅的复杂句子。双向长短期记忆神经网络能有效地处理不定长的句子，以“向前”和“向后”的“阅读”方式，对句子进行表征。同时，我们考虑到具有复杂结构的句子隐喻在提取特征的过程容易丢失特征，因此，我们引入了多次的注意机制运算，防止长句子中的一些有用信息被忽视。在本文中，我们提出了基于多层注意机制的双向长短期记忆神经网络模型 (Bidirectional Long-Short Term Memory Neural Network, BiLSTM) 用于提取句子的隐喻性特征。

隐喻存在着“同从异出”的现象<sup>[35]</sup>。隐喻理解是在不同概念域的互动关系中找到相似之处的过程<sup>[23][24]</sup>。Gentner 指出目标域与源域的相似关系可以表现为属性层面的相似<sup>[36]</sup>。隐喻理解系统的思路之一就是筛选两个概念域之间的相似属性，并根据上下文信息，得到与上下文最相关的属性作为理解结果<sup>[13][37]</sup>。基于此，本文认为目标域和源域在合作的条件下构成隐喻的意义。合作机制的过程表述为：某源域属性是否从属于目标域自身的属性集，或者该属性是否与目标域的属性存在相似或相关的关系<sup>[35]</sup>。若满足上述任任意两个条件之一，我们认为目标域和源域存在着属性层面的相似关系，二者具有合作性。我们的理解模型通过衡量合作关系的强弱，抑制具有弱联结强度的属性，突显具有强联结强度的属性，选择性地激活两个概念域之间的相似关系，从而进一步突显最终的理解结果<sup>[38]</sup>。特别地，隐喻理解是依赖于特定的上下文<sup>[39]</sup>。因此，隐喻理解过程需要被约束于上下文的语境中。综上可知，隐喻理解过程涉及的认知机制是复杂的。虽然研究人员提出了许多隐喻理解模型，但是大部分模型较少分析目标域和源域的互动语义关系。本文由隐喻互动理论延展开来，提出了基于合作网的隐喻理解模型，在上下文约束中构建目标域和源域的合作关系，根据关系突显理解结果，初步实现隐喻意义的涌现。

本文的研究主要包括以下几个内容：

1. 本文提出一个汉语词语抽象度计算算法，填补了汉语词语抽象度知识尚未成完整体系的空白。该算法不需要依赖于大量的人工标注，通过词向量模型及词向量之间的相似关系分析，计算各个汉语词语的抽象度。
2. 基于隐喻中抽象性变化的语义特性，从句子抽取识别的注意词，构建依赖

于抽象度的注意力机制。基于 BiLSTM 和多层注意力机制，充分地抽取句子的语义特征，从而实现不同句法类型的汉语句子的隐喻性判断。

3. 延展隐喻的互动理论和合作机制模型，提出具有可解释性的合作网络模型。该模型能在上下文约束下构建并表征目标域和源域在不同属性联结下的动态双向语义关系，通过计算并比较语义关系的强弱，突显隐喻理解结果，得到隐喻的表述意义。

## 1.5 本文的组织结构

本文以汉语句子级别的隐喻作为处理对象，以隐喻识别和隐喻理解作为主要研究任务，详细地阐述了隐喻相关的认知理论及语言学特性，介绍了隐喻计算国内外研究进展。在相关语用学理论和前人研究工作的基础上，本文提出了自动计算汉语词语抽象度的算法，以此为基础，设计了基于抽象度的具有注意力机制的识别模型。在隐喻理解方面，本文提出了基于合作网的隐喻理解模型，实现句子隐喻的自动理解。

第一章论述了隐喻计算的课题背景、本文的研究动机、隐喻的分类体系及认知理论，并通过分析隐喻识别和隐喻理解的特点说明计算模型需要考虑的因素与难点。

第二章从隐喻识别和隐喻理解两个子任务出发，阐述并分析国内外隐喻计算的研究进展。

第三章介绍抽象词与抽象度的相关语用知识，分析隐喻中的抽象性变化，讨论抽象度在隐喻识别中的作用，介绍抽象度计算的研究进展，提出衡量汉语词语抽象度的算法。

第四章将抽象度引入至我们的识别模型，构建基于抽象度的具有注意力机制的 BiLSTM 网络用于隐喻识别，介绍模型的网络架构，展示并分析实验结果。

第五章由隐喻的合作机制出发，提出基于合作网模型的隐喻理解系统，描述系统框架，展示并分析实验结果。

第六章是总结与展望，介绍本文的主要贡献点和局限性，展望未来的工作方向和研究内容。

## 第二章 隐喻计算研究进展

本文关注的是隐喻识别和隐喻理解计算。本章节将综述这两个子任务的国内外研究进展。

### 2.1 隐喻识别计算研究

隐喻识别计算系统可以分为三种形式：一是，仅依赖语义知识源的识别方法；二是，仅依赖神经网络表征能力的识别方法；三是，结合语义知识源和神经网络的识别模型。

#### 2.1.1 依赖语义知识源的识别方法

目前，词性、词语类别、词语的优先选择限制、WordNet 辞典<sup>1</sup>中的上下文信息和抽象度（具体度）等语义知识源已经被广泛引入隐喻识别模型中<sup>[15][40][41]</sup>。

Tsvetkov 等人<sup>[16]</sup>的识别模型同时考虑了词语的抽象度、可想象度、上位词及向量表征等知识，借助随机森林分类模型，针对英语和俄语两种语言，实现了形容词性隐喻和动词性隐喻的识别计算。他们的实验结果指出了抽象度是隐喻用法的强烈信号之一。Mao 等人<sup>[42]</sup>提出了一个无监督的动词隐喻识别模型。对于句子中已经标注好的动词目标词，他们从 WordNet 辞典中抽取目标词的上位词及同义词作为目标词的语义知识集合。他们采用带有词性标注信息的词向量模型，计算目标词与其自身语义知识的相似度，并与预训练得到的阈值比较。若相似度低于阈值，目标词在句子中具有隐喻性用法，否则，该词具有非隐喻性用法。Pramanick 和 Mitra<sup>[43]</sup>使用了词语的抽象度知识、词对之间的余弦相似度和词对之间的相对编辑距离作为短语隐喻识别所需考虑的特征。他们的模型也证明了抽象度在隐喻识别过程中的作用。

---

<sup>1</sup> WordNet 辞典：<https://wordnet.princeton.edu/>

### 2.1.2 基于神经网络的识别方法

神经网络模型具有较强的表征能力和分类能力,近年来活跃于隐喻识别的二元分类任务中<sup>[44][45]</sup>。

Bizzoni 等人<sup>[46]</sup>针对形容词-名词形式的隐喻短语提出了一个神经网络模型。作者认为单一的词向量模型蕴含的信息可以被迁移至学习两个词汇构成的短语向量的任务中。结合基于迁移学习训练得到的短语向量,该模型只需经由单层的全连接神经网络训练便可在英语形容词短语中取得较好的识别效果。然而,作者的实验数据是经过挑选的上下文不敏感的形容词-名词短语。因此,该模型在处理依赖上下文信息的短语隐喻时可能会有误差。

Sun 和 Xie<sup>[47]</sup>设计了基于多个 BiLSTM 网络的隐喻识别模型,实现了端到端的动词英语隐喻句识别。其中,句子中的目标动词已经预先被人工标注。他们提取了原句子的三种子序列分别作为三个 BiLSTM 模型的输入。第一种子序列是原有表达序列,体现了隐喻句的所有信息,但包含了冗余信息;第二种子序列是依赖关系子序列,包含与目标动词具有直接依赖关系的词语等;第三种序列为主谓宾 (Subject of Object, SVO) 序列,体现目标动词的主语与宾语,包含动词的状语信息。作者设计了一个处理多序列的联合模型,用以联结三种子序列对应的三个 BiLSTM 模型的输出。根据三种子序列特征,联合模型将识别当前表达所属的类别。实验结果显示基于原有表达序列的子序列模型相对于另外两个序列,具有较好的分类性能。然而,该模型的数据处理依赖于人工标识的目标动词,这意味着识别模型局限于已有标识动词所对应的隐喻集合。因此,如何自动从句子中抽取隐喻识别所需关注的目标词是识别模型的基础与关键。而且,如何使模型能处理非单一句法结构的隐喻也需要进一步探讨。

### 2.1.3 结合外部知识源和神经网络的识别方法

依赖外部知识源的隐喻识别方法从隐喻的语言学特性角度,显式地体现了隐喻中的矛盾语义,但是由于知识源的静态性,无法较好地判别新颖表达的隐喻性。基于神经网络的识别方法从语料中学习并表征表达的隐喻性特征,对新颖隐喻的处理得心应手。但是,由于缺乏外部知识源的约束,部分隐喻表达无法被准确识别。

别。目前，已有不少方法在神经网络模型的基础上，结合了外部知识源，构建一个同时考虑文本表征和语义知识的识别系统<sup>[48][49]</sup>。

Pramanick 等人<sup>[50]</sup>提出了综合 BiLSTM 和条件随机场 (CRF) 方法的隐喻识别模型用以实现英语隐喻字词标注。该模型考虑的特征信息局限于词语本身的词干知识，包括词、词干、词的标注、词干与词是否相似、词干是否从属于词这几类。作者指出一个单一词表述为字面性或隐喻性取决于该词的上下文窗口。他们设计了一个包含词干知识的词向量模型，用以表现词语与上下文的语义关系。该模型强调了隐喻识别过程中上下文信息的重要性。因此，如何尽可能全面地抽取句子的上下文信息是值得关注的问题。

Wu 等人<sup>[51]</sup>提出了一个结合卷积神经网络 (CNN) 和 BiLSTM 的隐喻识别模型，用于处理英语句子级别的隐喻性字词标注。依赖于 CNN 表征近距离文本的优秀能力及 BiLSTM 对远距离文本语义的高效抽取能力，该模型能有效地表征长短距离的上下文信息。在输入模块，作者同时考虑了词向量、词语的词性标签及词语的类别标签等语义知识，构造一个复合的语义向量表示作为模型的输入。该模型首先使用 CNN 来抽取以目标词为中心的当前文本的特征。其次，BiLSTM 根据 CNN 得到的输出特征，结合文本的前向与后向信息，得到该序列文本最终的隐层特征。最后，识别模型的推理层根据隐层特征，分别使用条件随机场方法和加权 softmax 方法标注目标词的隐喻性。作者的实验证明了加权 softmax 方法切合于隐喻数量比非隐喻数量少的现象，因此具有更好的分类性能。同时，他们的模型指出了提取文本的长-短距离语义是提高识别性能的关键。

Bizzoni 和 Ghanimifard<sup>[52]</sup>根据表达中与目标词相关的长距离和短距离语义，实现目标词的隐喻性标注问题。他们引入 BiLSTM 用于抽取句中的长距离语义。对于抽取短距离语义的任务，他们将长句子切分为多个短语，并设计一个可以表征二元字词的模型，引入英语词汇的具体度知识，针对各个切分的短语构造了包含词向量和具体度语义特征的联合向量。他们的实验结果证明了考虑额外语义知识，如具体度等，能大幅度地提高模型的识别性能。

## 2.2 隐喻理解计算研究

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

### 2.2.1 基于推理的隐喻理解方法

基于推理的隐喻理解方法以推理规则为导向，得到隐喻意义和描述意义的逻辑形式化描述。张威和周昌乐<sup>[53]</sup>从逻辑的全知角度和语义真值问题入手，对隐喻句进行语形语义上的分析，建立“池空间”模型描述隐喻的可能世界，并提出基于格式塔规则的推理模型，构建一个汉语隐喻的理解系统。隐喻形式的多样性导致了隐喻逻辑的覆盖性问题。因此，构建一个灵活的具有广域覆盖能力的推理模型是关键。Ovchinnikova<sup>[54]</sup>使用溯因推理框架，将待处理的隐喻句回溯至其对应的概念隐喻，并根据所对应概念隐喻的源域和目标域标注信息，结合谓词逻辑获取对应隐喻句的以自然语言表达式呈现的字面解释。该方法依赖于既有的概念隐喻数据集，对于新颖的隐喻表达，难以得到理解结果。Su 等人<sup>[55]</sup>指出隐喻理解实际是寻求目标域和源域相似点的问题。他们认为目标域和源域之间具有深层次的语义相似关系。而深层次的语义相似关系是通过多个浅层语义相似的链式推理得到。他们的理解推理模型借助于 WordNet 辞典的同义关系，以同义关系的传递性为纽带，构建两个不同特征词之间的深层语义相似，进而实现汉语名词性、动词性隐喻的理解。

### 2.2.2 基于统计的隐喻理解方法

语料库的扩展及语料的丰富性带动了基于统计的隐喻理解方法的通行。贾士祥和俞士汶<sup>[5]</sup>提出基于实例的汉语隐喻理解方法。他们从网页中获取大量的明喻实例构建明喻知识库，并引入同义词林实现明喻中源域特征的义项映射，基于映射关系计算各个特征的显著性，最后选择最显著的特征赋予目标域，得到最终的理解结果。游维和周昌乐<sup>[56]</sup>借助大规模语料库的统计研究计算两个词语的词义相关度。词义相关度体现了两个词语在同一语境中的组合特点。他们同时引入了

《知网》实现词义相似度，衡量两个词语是否从属于同一个概念域。基于这两个度量因子，系统可以自动生成汉语隐喻句。在英语隐喻研究中，Shutova<sup>[57]</sup>将隐喻理解任务转化为释义改写的过程。针对动词性隐喻，她首先利用 WordNet 辞典获取目标域的候选搭配动词集合，使用概率模型计算各个动词对应的关联程度，最后基于选择优先理论剔除具有隐喻性的搭配表达。

### 2.2.3 基于向量计算的隐喻理解方法

向量模型具有的高度语义表征能力，通过向量计算，能更好地捕捉词语之间的相关关系。Mao 等人<sup>[42]</sup>将英语动词隐喻理解问题转化为目标动词的消歧问题。他们认为解释隐喻中目标动词的字面意义是取决于选择优先理论。模型基于目标域的同义词和上位词集合，在上下文的约束下，找到一个和上下文的平均词向量具有最高的余弦相似距离的候选词作为目标域的字面解释。该理解模型只考虑了目标动词字面意义与上下文的语义关系，未分析源域与目标域的映射关系。Rosen<sup>[58]</sup>的英语隐喻理解模型着眼于从隐喻句中抽取能体现目标域和源域交互关系的特征向量。这些特征向量的抽取依赖于句子的语法结构，包括主语、动词、目标域、目标域与主语之间的关系等 13 个特征。这些向量作为深度神经网络 (DNN) 的输入层，经由一层隐层全连接计算，得到源域的所属语义类作为理解结果。他的模型一共设立了 77 个语义类，划分依据源自于从大量隐喻数据集的人工总结与标注。因此，隐喻理解结果当且只能局限于有限的语义类，难以体现隐喻表述意义的丰富性。

在汉语隐喻理解中，Su 等人<sup>[12]</sup>从意义理论出发，认为具有相似词向量分布性特征的词语在意义层面上是相似的。他们指出隐喻理解是源域向目标域迁移源域属性过程。借助词向量之间的余弦相似计算，他们筛选得到与目标域具有最高相似度的源域属性作为描述目标域特征的最佳表述意义。该模型适用于处理与上下文弱相关的汉语名词性隐喻。苏畅等人<sup>[13]</sup>构建包含词语、词语主题、语篇主题的多层次语义向量，并基于语义向量计算隐喻文本中属性层与概念层之间的相关关系矩阵，通过随机游走的方式找到具有最高相关程度的目标域属性作为隐喻的理解结果。实验结果表明多层次语义向量表示能有效地捕捉上下文的信息。

本章节阐述和分析了国内外隐喻计算研究进展。在隐喻识别计算研究中，大多数模型借助外部语义知识源或神经网络模型，较好地抽取和表示文本中的隐喻性特征。但是少有的模型探讨隐喻识别中注意力机制的作用。在隐喻理解计算研究中，大部分的研究强调了构建目标域和源域相似关系的重要性。由此而启发，本文从互动理论着手，通过分析两个概念域间的互动关系，找到二者的相似性。

## 第三章 抽象度分析与计算

本文将词语抽象度纳入隐喻识别模型，基于抽象度构造注意力机制模块，从而使得机器能“关注”隐喻句中的关键信息。本章节将讨论抽象度与隐喻的关系，探讨抽象度在隐喻识别过程中的作用，分析并总结抽象度计算研究进展，提出自动计算汉语概念抽象度的算法，为后续提出隐喻识别模型奠定基础。

### 3.1 抽象词与抽象度表征

Turney 等人<sup>[15]</sup>对具体词和抽象词进行了详尽的定义。具体词指代的是那些可以直接通过感觉器官被感知的事物对象。这类事物对象可以直接被基于感觉器官的形容词描述，如“树木”、“橘子”、“走路”等。相对应地，抽象词指代的是那些无法通过感觉器官感知的事物对象。这一类事物难以找到合适的以感觉为基础的描述性形容词作为修饰语，如“梦想”、“社会”、“思考”等。

人类语言中的各个单词具有许多复杂的语义维度，如词性、词根、情感极性及抽象性。那么，什么是词语的抽象性呢？Köper 和 Walde<sup>[17]</sup>认为任意一个词语的抽象性是通过把这个词放在一个介于抽象和具体的尺度上而计算的。这个尺度被称为抽象度。抽象度体现了词语指代的事物对象的抽象程度。Feng 等人<sup>[59]</sup>指出词语的抽象度能用于评判词语唤起心理图像的困难程度。具有较高抽象度的词语不容易被想象、理解和记忆<sup>[60]</sup>。因此抽象性语义特征在文本的理解、处理和记忆模块中发挥着重要的作用<sup>[60]</sup>。

中英文的词语语义差异、语法差异及语言之间的文化差异等因素存在，意味着借助翻译的手段将英文抽象度辞典转化为中文抽象度辞典可能带来较大的误差。比如，汉语词语“美人”指代的是“容貌美丽、形貌出挑养眼的人”<sup>2</sup>。在我们的认知中，它是一个较为具体的概念。然而，“美人”对应的英语词条“Beauty”，在 MRC 心理学辞典的具体度标识为 336，是一个较为抽象的概念。这是因为在

---

<sup>2</sup> 该意义来自于现代汉语辞典。

英文中“Beauty”的意思是“the qualities that give pleasure to the senses”<sup>3</sup>。

在汉语的句法背景中，抽象名词一般只能由种类量词或部分动量词描述<sup>[61]</sup>；且抽象名词具有“程度副词+有+名词”的结构表示<sup>[62]</sup>。判断抽象动词的抽象性可以通过其在语境中是否出现动词移位至主语或宾语现象而实现<sup>[63]</sup>。判断抽象形容词的抽象性可以根据其搭配的程度性修饰语判断<sup>[64]</sup>。可以看得出，抽象词是修饰语依赖型，其内涵具有不确定性，对于语境具有高度依赖性<sup>[65]</sup>。基于此，我们认为，词语的抽象性特征可以从上下文中抽取总结得到。

分布式假设理论<sup>[66][67]</sup>强调了语境对词语语义的影响，获取词语语义是依赖于词语在上下文约束下的分布特性。基于该理论，Mikolov 提出了表征词语分布式语义特征的向量模型 Word2Vec<sup>[68]</sup>。词向量的各个维度展现了对应词语的语义知识、语法结构等知识<sup>[69]</sup>。在本文中，我们认为抽象度语义特征也嵌入于词向量模型中。借助词向量模型，我们可以计算得到词语的抽象度。

### 3.2 隐喻中的抽象性分析

在概念隐喻中，我们使用具体的概念域，通过隐喻的方式，描述抽象的概念域<sup>[1][30]</sup>，使得抽象事物更容易被人所理解。在语言隐喻中，“具体源域隐喻抽象目标域”的现象仍具有广泛性和一般性。该现象反映了人们“近取诸身，远取诸物”的思维特点<sup>[7]</sup>。比如“希望是灯火，指引我们前进的方向”中，源域“灯火”取自于人们的日常生活中，其抽象性低于不容易被感觉器官捕捉的目标域“希望”。

隐喻具有丰富的表现张力，伴随着带来了多元的表现形式。因此，源域和目标域的抽象性对比不是单一的。根据目标域与源域的抽象性与否，隐喻的类型还可划分为其他三种表现形式。

第一类是“抽象源域隐喻具体目标域”，比如“雕塑是凝固的思想”等。该类型发挥了语言的表现能力，引发丰富的意象性，从而达到了语言凝练、含蓄的效果。第二类是“具体源域隐喻具体目标域”，比如“熊孩子”等。这一类型隐

<sup>3</sup> 该意义解释来自于 WordNet 辞典。

喻实际上是对目标域的本质抽象<sup>[22]</sup>，比如具体概念“孩子”的“顽皮”特征在源域“熊”的映射下得到了有力的强化和抽象。第三类是“抽象源域隐喻抽象目标域”，比如“知识就是力量”中，“知识”和“力量”的某一共性特征，如“强大”被抽象化了。这一类型同样反映了隐喻的抽象性本质。

综上可知，隐喻实际上是一种抽象性思维。上述四种类型的隐喻均是不同程度的抽象<sup>[22]</sup>。源域映射至目标域的过程不是两个概念域的简单融合，而是需要对两个概念域各自内涵的特征进行节略和抽象，经由“同而存异”，进而构成一个合乎字面意义的整体。基于此，两个不同概念域并置或等同起来，就会在语义上形成一种冲突<sup>[21]</sup>。语义冲突是隐喻产生的基本条件，可以作为隐喻的标志和信号。隐喻识别是一个判断输入文本是否具有语义冲突的过程。抽象性是一个较好的特征，能表现目标域和源域的语义冲突。在本文中，我们在隐喻识别模型中引入词语的抽象度作为识别过程的参考依据。我们希望借助于抽象度分析，使得模型能落脚于句子中最能突显句子内部语义冲突的字词。

### 3.3 抽象度计算研究进展

诸多隐喻识别模型从实验角度证明了抽象度是隐喻性的标志与信号之一。如何较好地抽取词语的抽象性特征、衡量词语的抽象度是本文的关键任务之一。本小节将介绍国内外关于抽象度计算的研究进展。其中，具体度和抽象度分别从两个方面表征词语的抽象性信息。这两个概念并不矛盾。

英语抽象度的计算研究具有较为深厚的研究历史。目前已经存在有较为权威的 MRC 心理学辞典<sup>[31]</sup>。通过人工心理学实验，该辞典一共为 4,295 个英语概念标注具体度。具体度的数值范围为 158（最抽象）至 670（最具体）。基于 MRC 心理学辞典，Turney 等人<sup>[15]</sup>使用潜在语义相似模型（Latent Semantic Analysis, LSA），自动计算更多英语词语的抽象度信息，扩展了原有的辞典容量。Tsvetkov 等人<sup>[16]</sup>以 MRC 辞典的具体度标注数据为种子集合，使用逻辑斯蒂回归模型在词向量空间的基础上，计算任意一个英语词汇的抽象度。在这种计算方式下，抽象度的统计学意义是种子集数据的后验概率。另一个流行的抽象度辞典来自于 Brysbaert 等人<sup>[70]</sup>的心理学实验。该实验邀请了大量志愿者参与标记总计约 4 万

组英语词汇及英语短语的具体度。标注依据依赖于志愿者自身的感觉认知及运动认知。

相对于英语抽象度计算研究，汉语词语抽象度计算起步较为缓慢。目前还未有一个完备的知识库资源介绍汉语概念的抽象度。所喜已有部分学者提出了汉语词语抽象度的计算方法。黄孝喜等人<sup>[71]</sup>使用逻辑斯蒂回归算法计算汉语概念的抽象度。他们以词向量作为输入特征，人工构建抽象词库作为计算条件概率的先验知识，根据“具体词语相对于抽象度词库具有较小的条件概率，抽象词语相对于抽象词库具有较大的条件概率”的策略，训练得到逻辑斯蒂模型所需的权重参数，最后预测概念的抽象与具体分类，并将后验概率作为输入词语对应的抽象度数值。该模型是强监督的，且需要较为复杂的计算过程。与之相比，我们的抽象度计算方法希望能在大幅度较少计算量的同时得到合理的抽象度数值。

### 3.4 汉语词语的抽象度计算方法

根据前文所述，词语的抽象性可以由词语的语境推理得到。分布式词向量模型的训练过程是出发并约束于上下文的。在本文中，我们以“意义相似词具有相似的上下文结构”<sup>[67]</sup>作为理论依据，以 Word2vec 词向量模型<sup>[68]</sup>为计算基础，以余弦相似关系作为衡量指标，自动计算汉语词语的抽象度。

计算抽象度方法的核心是根据语义关联获取到词语的抽象性(或具体性)。若词语和已知的抽象词集具有相对较强的关联，和已知的具体词集具有相对较弱的关联，那么这个词语具有更强烈的抽象性。本文的思想和 Turney 的根据语义关系计算词语的评价极性的算法<sup>[72]</sup>接近。那么，如何通过关联性计算得到抽象度呢？我们认为词语和抽象词集关联度与词语和具体词集关联度的差异能体现词语的抽象度。本文方法的第一步是构造合理的抽象词集和具体词集。

词集的构造过程应满足合理性和高效性。合理性体现在抽象度标注与人类的一般认知相符合。高效性体现在标注过程能从语料中自动实现，无需依赖大量人工标注。因此，本文采取了人工标注和基于语料的自动扩展相结合的方式。首先，我们采用多人人工标注的方式得到抽象词集和具体词集对应的两个种子集。每个种子集包含 30 个种子词。其次，我们使用了 Word2Vec 模型的 Distance 函数对

种子集合进行扩展。扩展的方式是计算种子词在向量空间中的距离最近的 10 个词，取这 10 个词作为种子词的扩展集。最后，我们人工剔除一些抽象性高度依赖于上下文的词语，得到包含 298 个抽象词语的抽象词集，以及包含 292 个具体词语的具体词集。附录 A 展示了本文构造的抽象词集和具体词集的部分数据。部分抽象词和具体词如表 3.1 所示：

表 3.1：抽象词集和具体词集示例

词集类型	部分样例
抽象词集	智慧、真理、矛盾、沉默、诚实、怜悯、憎恶……
具体词集	蛋糕、红色、涂料、悦耳、奔跑、弯曲、苦涩……

基于抽象词集和具体词集，对于任意一个词语  $W$ ，我们计算  $W$  与抽象词集  $Abs = \{abs_1, abs_2, \dots, abs_i, \dots, abs_{|Abs|}\}$  的平均语义关联  $Rel_{Abs}$ ，以及与具体词集  $Con = \{con_1, con_2, \dots, con_j, \dots, con_{|Con|}\}$  的平均语义关联  $Rel_{con}$ ，最后我们通过比较  $Rel_{Abs}$  与  $Rel_{con}$  得到该词的抽象度  $Abs_W$ ：

$$Rel_{Abs} = \frac{\sum_{i=1}^{|Abs|} Relateness(W, abs_i)}{|Abs|} \quad (3-1)$$

$$Rel_{con} = \frac{\sum_{j=1}^{|Con|} Relateness(W, con_j)}{|Con|} \quad (3-2)$$

$$Abs_W = Rel_{abs} - Rel_{con} \quad (3-3)$$

其中， $|Abs|$  与  $|Con|$  分别是抽象词集和具体词集的词语个数。在本文中，我们采用余弦相似距离来计算任意两个词语  $X$  和  $Y$  的语义关联  $Relateness(X, Y)$ 。抽象度的数值区间为  $[-1, 1]$ 。抽象度数值越靠近 1，意味着这个词语具有较强的抽象性；若越接近 -1，意味着这个词语的抽象性较弱。

### 3.5 评估和讨论

我们使用基于 Word2Vec 训练得到的开源中文词向量模型<sup>[73]</sup>。所采用的词向量模型由百度百科语料训练得到。训练过程采用负采样的 Skip-gram 方法<sup>[69]</sup>，并考虑了汉语字符的表征。评估实验采用的测试集来自于搜狗的在线网上词库<sup>4</sup>。我们随机挑选 11 个主题，并从每个主题中挑取 6 个汉语词语。在任意一个主题中，各个词语之间均具有相关关系。实验数据与 Brysbaert 等人<sup>[70]</sup>构造的具体度辞典做对比。该辞典包含了 4 万个英语词汇和短语的具体度数值，涵盖面较为广，因此被选为本文的基线数据。在对比实验的预处理过程中，我们将 66 个词语借助翻译工具及人工调整，定位到该辞典对应的英语词条，抽取各个词语的具体度数值。由于具体度和抽象度是两个可以相互转化的概念，我们将原始具体度数据经由数值变化，转化为值区间在 [-1,1] 的抽象度。

抽象度依赖于人们的认知基础。因此，结果评估采用人工评价的方式。我们邀请了三位具有汉语、英语知识背景的评估者参与评估抽象度的合理性。三位评估者的间信度 (inter-annotator agreement) 达到  $0.91(\kappa)$ <sup>[74]</sup>，这代表着评价结果是可靠的。评估需要遵循如下评价指标给出抽象度的可接受程度评分：

1. 评估者需要将每一个主题下的所有词作为一个整体样本进行评估。对于任意主题下任意一个词，评估者需要将该词与同主题下的其它词作对比，进而评估该词的可接受程度。

2. 采用“5 分”评价打分制度，“5”表示对抽象度数值完全可以接受；“4”表示对抽象度数值能接受；“3”表示对抽象度数值不置可否；“2”表示对抽象度数值难以接受；“1”表示对抽象度数值非常难接受。

在本文中，我们认为三个评估者的平均可接受程度不小于 3 的抽象度数值是正确的，否则抽象度数值是不合理的。

对比实验的结果是我们的方法取得了 0.834 的正确率，而基于 Brysbaert 等人<sup>[59]</sup>的辞典数据方法取得了 0.706 的正确率。结果表明了我们的方法得到的汉语词语抽象度数据是合理、可接受的，且我们的方法适用于汉语背景。一些在汉语

<sup>4</sup> 在线汉语词库：<https://pinyin.sogou.com/dict/>.

中常见的词语，比如“落叶 (fallen leaves)”、“秋风 (autumn wind)”等，无法在 Brysbaert 等人的辞典中找到直接对应的词条。我们的方法能自动计算任意一个汉语词语的抽象度，尤其是新颖词语。该对比实验证明了直接将英语抽象度辞典翻译成汉语抽象度辞典是行不通的。辞典涵盖面的静态性意味着辞典难以处理未收录的词条或者新颖词语。再有，英语和汉语各自不同的文化、语义背景等造就了某些词的抽象度出现了“鸿沟”现象。基于本文计算方法的部分测试词语的抽象度结果如表 3.2 所示。

表 3.2：部分测试词语的抽象度结果

主题	词语	抽象度
家	家庭	0.0998
	家人	0.0407
	父亲	-0.0014
	女儿	-0.0137
	宝贝	-0.0561
	爸爸	-0.0219
宠物	宠物	0.0256
	金鱼	-0.1397
	猫咪	-0.1033
	鸟	-0.0650
	老鼠	-0.0917
	母鸡	-0.1101
美术	作品	0.0573
	杰作	0.0352
	风格	0.0371
	美术馆	-0.0233
	雕刻	-0.0523
	石雕	-0.0698

在主题“家”的集合中，“家庭”往往是“家人”、“女儿”等相关词的抽象性总称。基于本文的计算方法，“家庭”的抽象度是最高的，这一点符合我们的认知。我们注意到“爸爸”和“父亲”这两个词意义相近，但“爸爸”的抽象度低于“父亲”。这和实际语用是一致的：“爸爸”一般是口语化用法，指代某一个较为具体的人物，而“父亲”往往是书面语用法，有时指代的是一个群体，是个

较为抽象的概念。由此可见，基于词向量模型的抽象度计算方法能从词语的上下文中较好地学习得到词语的实际用法，进而得到准确的抽象性特征。

在主题“宠物”的集合中，“宠物”泛指为玩赏、伴侣而饲养的动物总称，具有最高的抽象度。该主题集合中的其它五个词，指代的是具体的宠物对象，其各自的抽象度数值是较为接近的。同时，我们注意到词语“鸟”是五个词中最抽象度最高的。由于“鸟”指称的是一系列鸟类生物的统称，相对于其他词语，比如“猫咪”等，具有更高的抽象性。实验结果反映了我们的方法能显式地体现同类型词语之间的抽象度梯度。

在主题“美术”的集合中，“作品”、“杰作”和“风格”在我们的认知中，是抽象词语，均具有较高的抽象度。“美术馆”和“石雕”均指代具体的事物对象，可以被感觉知识直接描述，因此具有较低的抽象度。特别地，“美术馆”的抽象度高于“石雕”，这也是一个合理的结果。“雕刻”这一个动作能对施事的对象造成直观的变动，具有动词移位现象<sup>[63]</sup>，因此是一个较为具体的词语。我们的算法能较好地抽取得到“雕刻”的抽象性，不受限于名词词性的抽象度计算研究。

## 第四章 考虑抽象度的汉语句子隐喻识别研究

本文构建了基于抽象度的汉语句子隐喻的隐喻性识别系统。系统的输入是汉语句子以及句子对应的注意词。句子类型包括“主谓宾”结构形式的简单句，还包括由多个从句组合而成的复杂句子。输出是句子所属的类别（隐喻性/非隐喻性）。与大部分识别系统不同的是，我们的系统不以某一单一句法类型的隐喻作为处理对象。系统具有较广的适用面，能处理多种句法类型的隐喻句，且可以处理包含多类型隐喻的句子。比如“筝声紧，则若急雨敲阶”包含了名词性隐喻“筝声是急雨”、形容词性隐喻“紧的筝声”、动词隐喻“急雨敲阶”。针对该例子，系统的期望输出是“隐喻性”。又如“蜥蜴和蛤蟆是冷血动物，它们能在低温的环境中长期冬眠，用极其缓慢的代谢维持自己的生命”，系统的期望输出是“非隐喻性”。

根据第三章提出的计算汉语词语抽象度的算法，本章节分析注意机制与抽象度的关系，并以此为理论基础介绍了基于抽象度提取注意词的过程，设计了双向长短期记忆神经网络模型实现句子表征，并考虑了各个词语与注意词的相对距离，构建句子的基于位置加权的特征向量，进而引入多层注意机制模块实现注意权重的计算，最后判断句子的隐喻性。

### 4.1 注意力机制与抽象度

注意力是指人们选择性地关注输入流的关键信息，忽视输入流中对结果无用的信息，并随着时间的推移，结合注意点的信息，构建整体输入流的内部表示<sup>[75]</sup>。注意力机制是一个认知过程，体现了高效率信息选择和投注<sup>[76]</sup>。在认知科学中，注意力机制分为两种形式：第一类注意力机制是目标驱动，自上而下地进行信息流的调控；第二类注意力机制是外界刺激驱动，自下而上地关注信息<sup>[77]</sup>。在神经网络模型中，注意力机制已经被广泛地引入用以加强神经元对特定信息的表征。比如，注意力机制广泛应用在自然语言处理任务中：机器翻译、情感分析以及机器阅读理解等。这些模型的出发点是文本中的某些词能传递更多的信息<sup>[78]</sup>。在隐