清 华 大 学

综 合 论 文 训 练

题目：基于双向 Attention 机制的中文问题答案抽取方法研究

系　　别：计算机科学与技术系

专　　业：计算机科学与技术

姓　　名：周建宇

指导教师：徐华　副教授

2017 年 6 月 7 日

关于学位论文使用授权的说明

本人完全了解清华大学有关保留、使用学位论文的规定，即：学校有权保留学位论文的复印件，允许该论文被查阅和借阅；学校可以公布该论文的全部或部分内容，可以采用影印、缩印或其他复制手段保存该论文。

(涉密的学位论文在解密后应遵守此规定)

签　名：_____导师签名：_____日　期：_____

中文摘要

机器问答作为自然语言处理领域中最重要的研究方向之一，一直得到计算机科学界的高度关注。机器问答也被学界一直认为是下一代搜索引擎的发展趋势，高效、精准的自动问答对信息的高效获取和传播具有重要意义。

自计算机诞生依赖，对机器问答的研究就从未间断。机器问答的核心是自然语言处理，其发展方向也随自然语言处理技术的发展而不断更新。从早期的基于计算语言学的统计模型发展为如今的基于数据驱动的深度学习模型，问答效果也在不断提升。目前学界绝大部分研究都是基于英文问答的，而中文问答领域的研究与应用仍有很多不足。

问答的种类繁多，本文专注于根据文本并从中抽取问题答案（也称作机器阅读理解）的方法研究。本文借鉴了目前该领域应用效果最好的基于双向 Attention 机制的英文问答（阅读理解）算法，并将其加以改进和优化，以应用到中文问答场景。为了完成这一目标，本文的主要工作有：

1. 实现了基于双向 Attention 机制的英文问答算法。
2. 设计并实现了基于翻译机制的可应用于中文问答场景的双向 Attention 算法。
3. 设计并实现了基于中文训练语料库的中文双向 Attention 算法。
4. 对比了基于翻译与基于中文训练语料库的两种 Attention 算法在不同中文问答场景下的优劣并分别对两种算法进行了改进优化。
5. 实现了基于双向 Attention 算法的中文问答平台，该平台支持用户上传和编辑存在问题答案的文本，平台可基于该文本针对用户问题产生答案。

关键词：问题答案抽取；中文问答；双向 Attention；机器阅读理解

ABSTRACT

As one of the most important research field for Natural Language Processing(NLP), Question Answering has always been a hot topic in computer science. Question Answering is also regarded as the next generation search engine. Offering precise answer effectively has a great significance on the effective acquirement and spread of information.

Ever since the birth of computer, the research for Question Answering has never been stopped. The core technique of Question Answering is NLP. As a result, the development of Question Answering is closely related to the improvement of NLP. From the initial statistical language computing method to the deep learning method, the performance of Question Answering task has been improved greatly. However, most research of Question Answering lies on English field, so there are still a lot of word needed to be done in Chinese Question Answering.

Question Answering is a broad field with various types. To be more specific, this paper aims at the research of extract answers based on given contexts, which is also known as Machine Reading. This paper learns from the most advanced method for English Machine Reading, which is known as the bi-directional attention flow, and propose some improvements, to make it better for Chinese Machine Reading. To achieve this goal, this paper has the following main contributions:

1. We implement an English Question Answering algorithm based on bi-directional attention flow mechanism.
2. We design and implement a Chinese Question Answering algorithm based on translation and bi-directional attention flow mechanism.
3. We design and implement a Chinese Question Answering algorithm based on original Chinese training corpus.
4. We compare these two Chinese Question Answering algorithm in different application scenario and propose improvements respectively.

5. We implement a bi-directional-attention-flow based Chinese Question Answering platform, which supports users upload and edit contexts and answer questions based on them.

Keywords： Answer Extraction; Chinese Question Answering; Bi-directional Attention Flow; Machine Reading

目 录

中文摘要 I

ABSTRACT II

第 1 章 引 言 1

1.1 研究背景 1

1.1.1 问答概述 1

1.1.2 问答发展历程 1

1.1.3 问答系统与问题分类 2

1.2 研究现状 3

1.2.1 问答范式概述 3

1.2.2 基于信息检索的问答范式 4

1.2.3 基于知识库的问答范式 8

1.3 本文主要贡献 8

第 2 章 预备知识 10

2.1 卷积神经网络 10

2.2 循环神经网络 12

2.3 长短期记忆神经网络 13

第 3 章 算法详述 15

3.1 模型概述 15

3.2 字符编码层 16

3.3 词语编码层 17

3.4 短语编码层 17

3.5 双向 Attention 层 17

3.6 建模层 18

3.7 输出层 19

3.8 模型训练 19

3.9 模型测试 20

第 4 章 实验结果与分析 21

4.1 实验参数设定 21
4.2 Embedding 维度对准确率的影响.....错误!未定义书签。
4.3 卷积神经网络 filter size 对准确率的影响 24
4.4 融合函数对准确率的影响 25
4.5 文本语序对准确率的影响 26
第 5 章 总结与展望.....28
5.1 本文工作的总结 28
5.2 未来工作的展望 29
.....22
.....23
插图索引.....30
表格索引.....32
参考文献.....33
致 谢 35
声 明 36
附录 A 外文文献书面翻译.....37

第1章 引 言

1.1 研究背景

1.1.1 问答概述

问答（Question Answering）是计算机科学领域的一个重要研究方向，与信息检索、自然语言处理等技术密切相关。问答的最终目标是构建一个能够自动回答人类以自然语言提出的各种问题的系统。

传统的问答系统的工作机制是根据问题，从一个结构化的数据库（通常是知识库）中抽取和组织答案。更一般的问答系统还能够从非结构化的知识文档语料中抽取答案。而常见的非结构化知识文档语料包括维基百科、新闻网页等。

问答领域的研究致力于自动回答多种多样的问题，包括事实类、列表类、定义类等等。而按照问答系统的知识获取方式，又可将问答系统分为封闭领域问答系统和开放领域问答系统两类。封闭领域问答系统着重于回答某个特定领域（如医疗领域）的各类问题，这类问答系统的任务相对来说比较简单，由于问题范围较窄，只需通过自然语言处理的方法从该特定领域的本体中挖掘答案即可。另一方面，封闭领域问答系统常常只接受特定种类的问题，如只接受请求描述类的问题而不接受询问步骤类的问题。而随着机器阅读的方法在问答系统中的应用，一些领域（如医疗）已经有了该领域的问答系统，如询问有关阿兹海默症的问答系统。

开放领域问答系统则几乎负责回答一切问题，其回答问题是基于本体于各类已经存在的知识的。这类系统通常有十分丰富的知识预料可供挖掘，但随着问题种类和范围的大大增加，回答问题的难度也越来越高。另一方面如何从庞大繁杂的知识库中高效快速搜寻组织答案也是一大考验。

1.1.2 问答发展历程

最早的问答系统当属 BASEBALL 和 LUNAR，二者都为封闭领域问答系统。BASEBALL 能够回答关于一年某个时间段内关于美国棒球联盟的问题。LUNAR 则能够回答关于月球岩石的地理信息，这些信息由阿波罗探月计划收集。由于当时互联网还没有十分普及，问答领域也很窄，因此尽管当时的硬件

资源落后，但 BASEBALL（注释 1）和 LUNAR（注释 2）在问题回答准确率上还算令人满意。接下来若干年里，封闭领域问答系统得到了长足发展，这类问答系统几乎都有共同的特征——以数据库或某种特定领域的知识系统为核心，将用户的询问转化为可供数据库查询的 SQL（注释 3）语句，最终根据 SQL 语句返回查询结果。

SHRDLU 是第一个获得巨大成功的问答系统，它于 60 年代末 70 年代初由 Terry Winograd 开发。其与之前的问答系统最大的不同在于对机器人行为的模拟，可以说是最早的人机对话系统，它实现了早期的人机交互，人可用自然语言提问和发出指令，SHRDLU 会依据人的指令做出相应动作或解答问题。当然，问题仅限于特定种类和特定领域，指令的种类也较少，但其意义是重大的。

到了 70 年代，问答系统更加集中于封闭领域的细化，问答的专业性越来越强，并有了知识库的概念。此时问答系统开始与专家系统对接，致力于针对特定问题产生更可靠且重复性较高的答案。专家系统与现代问答系统已经十分相似，只是内部工作机制不同。专家系统基于高度结构化组织的专家知识库，而现代问答系统则基于对海量非结构化自然语言语料库的统计学方法。

八十年代左右，计算语言学理论的不断完善极大促进了问答系统的发展，使其在自然语言理解方面的能力大大增强。其中的代表如由加州大学伯克利分校的 Robert Wilensky 的 Unix Consultant(UC)系统。该系统负责回答有关 Unix 操作系统的各类问题。UC 依赖与一个十分庞大完整的 Unix 知识库，几乎涵盖了包含 Unix 的一切知识，根据用户不同种类的询问，UC 可尝试从相关知识点中抽取组成答案。

目前，针对特定领域的高度面向自然语言的问答系统也发展起来，如生命健康领域的 EAGLi(注释 4)系统。另一方面开放领域问答系统也加速发展，如微软小冰、苹果 Siri、麻省理工问答系统 Start、IBM 的沃森。值得一提的是，在 2011 年，沃森参加问答类综艺节目《危险边缘》并击败了该节目两位最强选手 Brad Rutter 和 Ken Jennings，堪称问答系统发展的一座里程碑。

1.1.3 问答系统与问题分类

目前主流的分类主要依据为问题答案的来源，主要分为“数据库问答”、“常问问题问答”（Frequently Asked Questions, FAQs）、“新闻问答”、“互联网问答”等。由于数据库数据存储组织的高效性，数据库问答系统首先发展起来，其依

赖结构化的查询语句与用户进行交互，但用户使用该类问答系统的学习成本较高。FAQ 问答系统在企业客服中应用十分普遍，其主要思想是将一些提问频率很高的问题答案统一整理、高效组织，依据用户问题与系统中已有问题的相似度给出系统中存在的答案，这类问答系统的优点是查询速度快，缺点是回答的问题数量比较有限。另一类重要的系统是新闻问答系统，该类系统之所以脱颖而出最主要的原因是数字新闻媒体的普及，如今每天互联网上涌现的海量新闻，其蕴藏的信息量是十分可观的，也是目前公认的作为开放领域问答系统的最好数据来源。关于互联网问答系统，其核心是利用搜索引擎，然后根据用户询问返回若干包含答案信息的相关文档并从中抽取答案，其表现第一依赖于搜索引擎的返回结果，第二依赖于对答案的精确检索，目前还面临很多挑战。

随着问答领域研究的不断深入，对问题的分类也不断细化，目前形成了包括“仿真陈述类问题”（Factoid Question）、“清单类问题”（List Question）、“定义类问题”(Definition Question)、“时间限制类问题”(Temporally Restricted Question)、“序列类问题”(Series of Question)在内等多类问题。其中最为普遍和基本的是“仿真陈述类问题”，这类问题询问有关一段预先给定语料的问题，并从该段语料中抽取若干文字片段组成答案。“清单类问题”顾名思义，即能回答诸如“请列举中国由哪些省份”一类的问题。“定义类”、“时间限制类”、“序列类”问题与字面意思相近，不再赘述。本文研究的问题类型为“仿真陈述类”，即回答一系列基于简单事实、并能用简短精炼的语言回答的问题。

1.2 研究现状

1.2.1 问答范式概述

现代问答系统按照回答问题的方法可分为**基于信息检索的问答**（IR-based question answering）和**基于知识库的问答**两种范式。本文的研究重点是“仿真陈述类”问答，因此下文重点均为两类范式在该类问答中的应用。

基于信息检索的问答范式也可以说是基于文本的。这种问答依赖的是互联网海量的文本数据。根据用户询问，利用信息检索技术从海量文档中抽取出与问题答案相关的文本段落。更具体地，这种方法会首先对用户以自然语言提出的问题进行分析，确定最可能的问题类型（通常是诸如人物、地点、时间等），再形成可供搜索引擎接受的询问（query）。搜索引擎根据询问会返回一个依据答案

相关度排序的文档列表，最终系统会将抽取可能的候选答案文本并依据相关程度返回给用户。

第二种基于知识库的问答范式，我们则首先需要对用户询问进行一种形式化的语义表示，是的用户询问变成一种可计算的表达。形式化语义表示的方式多种多样，但其最终目标都是利用这种表示去进行数据库查询。数据库可以是多种多样的，如科学事实数据库或地理信息数据库。各种数据库都需要符合一定语法规则的、逻辑性较强的查询（如 SQL 语句）。

1.2.2 基于信息检索的问答范式

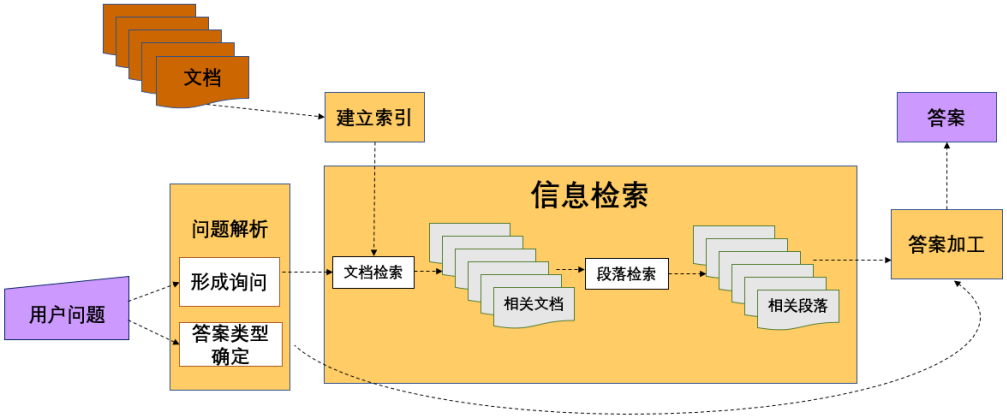
信息检索式问答的目标是从互联网文本中抽取小段文本作为问题答案返回给用户，它能够回答的问题大致如表 1.1 所示：

问题	答案
卢浮宫在哪儿？	法国巴黎
问答系统的英文说法是什么？	Question Answering
中国的流通货币名称是什么？	人民币
杏仁蛋白奶糖中用到的坚果是什么？	杏仁
吕思清演奏什么乐器而出名？	小提琴
中国的国土面积是多少？	960 万平方公里
世界上海拔最高的山峰是什么？	珠穆朗玛峰

表 1.1 信息检索式问答的常见问题与答案

通过上表能够看出，此类问答范式比较适合回答的大部分问题都是“仿真陈述类”问题。

如前文所述，基于信息检索的问答范式回答问题的流程大致分为三步：对问题的解析，信息检索、对候选答案的再加工。问题解析部分的主要任务为**形成询问**和**答案类型确定**，询问主要由问题中的关键词构成，这些关键词能够提高搜索引擎检索效率和结果准确性。答案类型确定的主要作用是确定产生答案的命名实体类型，该步骤可以有效降低信息检索缓解的搜索空间。信息检索的主要功能是排序，从海量文档中将文档排序，并将文档内部的段落排序。对候选答案的再加工指的是从已排序的文档和段落中抽取最可能的答案片段的过程，该步骤将最终产生返回给用户的答案。具体流程如图 1.1 所示。



图表 1 图 1.1 问答系统的工作流程

问题解析步骤的第一个任务是形成询问。形成询问通常是从抽取问题中抽取一系列关键词，并在需要的情况下进行扩展得到。形成问询的另外一种方法是句子改写，Lin, J. （参考文献）提出了一系列改写规则，其核心是将疑问词去掉并改为待填空陈述句，这种方式可以最大程度在文档中匹配到与答案相关的文本。对于答案类型的解析，通常采用的是分层归类的方法。Li and Roth (2005)（参考文献）建立了一套标签式分类体系，在这种分层的标签分类体系下，每一个问题都会首先被赋予一个粗粒度的标签如人物，或是一种复合式细粒度的标签如人物：描述、人物：分组等，具体分类方法如图 xxx 所示。问题分类的方式很多，既可以通过既定规则、也可以通过监督式机器学习或者融合二者的方法。但现代问题分类的主流方法还是在已经经过人工标注的数据集上进行训练最终产生问题分类器的（Li and Roth, 2002　参考文献）。

信息检索的核心是搜索引擎，可以是面向一系列文档的检索系统，也可以是通用的互联网搜索引擎。若采用的是文档检索系统，则这一步首先进行粗粒度的文档相关度排序。但排序结果在前的文档未必就存在对问题的解答，这是因为系统最终要返回的是一小段文本答案，而不是整个文档，如此粗粒度的相关度排序有可能对接下来的答案抽取产生误导，因此在文档排序的基础上，我们还要进行更细粒度的排序，这通常是章节、段落或者是句子层面的排序。一种简单的方法是，我们采用某种分割算法，将一个文档划分为若干段落，再利用tf-idf(脚注)算法进行相关度排序。另外一种常用的计算相关度的方法是根据段落包含问题关键词的多少来决定，如果能够再更短的句子中包含更多的关键词（即

关键词密度大），则相关度较高（Pasca 2003,Monz 2004参考文献）。还有一种比较常见的做法是采用N-gram overlap(Brill et al., 2002参考文献), 其思想是计算问题和段落文本的在n个词语中的最大匹配数。如果采用的是通用互联网搜索引擎（如谷歌），一种普遍的做法是直接将问题输入搜索引擎，依据搜索引擎返回的文档和关键词匹配结果直接抽取相关句子。

接下来最关键的是答案抽取。传统的基于规则的答案抽取方法主要有两类，分别是基于答案类型的抽取（answer-type pattern extraction）和基于N-gram tiling的抽取。基于答案类型的抽取是根据问题解析部分判断的答案所属类型，生成正则表达式，从而从段落中匹配出答案。例如，一个问题的答案是人物类，那么接下来就可以对于候选答案文本进行标签搜索，将所有标签为人物的实体全部提取出来，再利用正则表达式进行进一步匹配最终产生答案。N-gram tiling（Brill et al. 2002, Lin 2007 参考文献）方法主要应用于互联网搜索引擎检索返回的结果中。第一步对于返回结果中包含关键词的片段，我们赋予所有片段中的单词（unigram）、双词(bigram)、三词(trigram)一定的权重，权重与这些gram在所有包含关键词片段中出现的频率有关。接下来是给每一个gram打分，分数与gram跟问题类型的匹配程度有关。最后一步是将得分高的gram拼接起来组成候选答案，一种常见的做法是贪心，即按照得分由高到低依次将有overlap的N-gram拼接产生候选答案，并将候选答案递归拼接，直到产生最终答案，在此过程中会不断淘汰掉组合后得分低的候选答案。

而现在的趋势则是基于端到端的监督式机器学习直接抽取答案，这类方法比之前基于规则的方法在答案准确率上有较大提高且不需要引入大量人为规则，因此近年来受到学界追捧并逐渐发展成为一个相对独立的研究领域——机器阅读。基于神经网络的机器阅读中第一步也是最关键的步骤是字词编码（word/character embedding）。起初使用的是单纯的循环神经网络（Tom´aˇs Mikolov et al.2010参考文献Mikolov T, Karafiát M, Burget L, et al. Recurrent neural network based language model[C]//Interspeech. 2010, 2: 3.），这种网络结构十分适合对语义建模并具有一定的理解能力。随后一种特殊的循环神经网络——长短期记忆神经网络（Cheng J et al. 2015参考文献Cheng J, Dong L, Lapata M. Long short-term memory-networks for machine reading[J]. arXiv preprint arXiv:1601.06733, 2015.）因其对语言良好的记忆特性被广泛适用于字词编码和语义理解中。为了进一步提高答案抽取效果，一种是在结合LSTM（脚注）字词编码的基础上同时使用CNN（脚注）进行字符层面的编码（Zhang X et al. 2015

参考文献Zhang X, Zhao J, LeCun Y. Character-level convolutional networks for text classification[C]//Advances in neural information processing systems. 2015: 649-657.），并将二者结果融合作为字词编码结果。另一种是结合语法分析树的语义编码（Liu R et al.2017参考文献Liu R, Hu J, Wei W, et al. Structural Embedding of Syntactic Trees for Machine Comprehension[J]. arXiv preprint arXiv:1703.00572, 2017.）。两种方法原理不同，但在实际应用中都取得了不错的效果。除了语义编码，在问题和候选语料相关度的计算方面也创造性地运用了一种叫做注意机制（Attention）的方法（Bahdanau D et al. 2014参考文献Bahdanau D, Cho K, Bengio Y. Neural machine translation by jointly learning to align and translate[J]. arXiv preprint arXiv:1409.0473, 2014.），并在此基础上产生了问题到语料与语料文本到问题的双向注意机制（Xiong C et al. 2016参考文献Xiong C, Zhong V, Socher R. Dynamic Coattention Networks For Question Answering[J]. arXiv preprint arXiv:1611.01604, 2016.）。受双向注意机制的启发，在语义编码层面也产生了双向编码的方法（Seo M et al. 2016参考文献Seo M, Kembhavi A, Farhadi A, et al. Bidirectional Attention Flow for Machine Comprehension[J]. arXiv preprint arXiv:1611.01603, 2016.）。目前该方法已经在斯坦福问答数据集（Stanford Question Answering Dataset, SQuAD）上取得了很好的效果。

Tag	Example
ABBREVIATION	
abb	What's the abbreviation for limited partnership?
exp	What does the "c" stand for in the equation E=mc2?
DESCRIPTION	
definition	What are tannins?
description	What are the words to the Canadian National anthem?
manner	How can you get rust stains out of clothing?
reason	What caused the Titanic to sink ?
ENTITY	
animal	What are the names of Odin's ravens?
body	What part of your body contains the corpus callosum?
color	What colors make up a rainbow ?
creative	In what book can I find the story of Aladdin?
currency	What currency is used in China?
disease/medicine	What does Salk vaccine prevent?
event	What war involved the battle of Chapultepec?
food	What kind of nuts are used in marzipan?
instrument	What instrument does Max Roach play?
lang	What's the official language of Algeria?
letter	What letter appears on the cold-water tap in Spain?
other	What is the name of King Arthur's sword?
plant	What are some fragrant white climbing roses?
product	What is the fastest computer?
religion	What religion has the most members?
sport	What was the name of the ball game played by the Mayans?
substance	What fuel do airplanes use?
symbol	What is the chemical symbol for nitrogen?
technique	What is the best way to remove wallpaper?
term	How do you say " Grandma " in Irish?
vehicle	What was the name of Captain Bligh's ship?
word	What's the singular of dice?
HUMAN	
description	Who was Confucius?
group	What are the major companies that are part of Dow Jones?
ind	Who was the first Russian astronaut to do a spacewalk?
title	What was Queen Victoria's title regarding India?
LOCATION	
city	What's the oldest capital city in the Americas?
country	What country borders the most others?
mountain	What is the highest peak in Africa?
other	What river runs through Liverpool?
state	What states do not have state income tax?
NUMERIC	
code	What is the telephone number for the University of Colorado?
count	About how many soldiers died in World War II?
date	What is the date of Boxing Day?
distance	How long was Mao's 1930s Long March?
money	How much did a McDonald's hamburger cost in 1963?
order	Where does Shanghai rank among world cities in population?
other	What is the population of Mexico?
period	What was the average life expectancy during the Stone Age?
percent	What fraction of a beaver's life is spent swimming?
speed	What is the speed of the Mississippi River?
temp	How fast must a spacecraft travel to escape Earth's gravity?
size	What is the size of Argentina?
weight	How many pounds are there in a stone?

图表 2 图 1.2 基于层次标签化的问题分类

1.2.3 基于知识库的问答范式

基于知识库的问答是指在从数据库中查询答案的问答。这里的数据库通常是关系型数据库（relational database）或者是简单的 RDF 三元组（RDF triples）（脚注）数据库，目前知名度比较高的基于此类问答的应用有 Freebase(脚注)（Bollacker et al., 2008 参考文献）和 DBpedia(脚注)（Bizer et al., 2009 参考文献）。

一种简单的问答方法是填补三元组中的缺失项。如下面的 RDF 三元组：

Subject	**predicate**	**object**
中华人民共和国	诞生时间	公元 1949 年

这样的一个三元组可以用来回答如“中华人民共和国是何时成立的？”或者“哪个国家于1949年成立？”一类的问题。我们能从该问题中挖掘出“……国家是何时诞生”这样的模式。更一般地，我们可以总结出更多常见的模式。若我们已经有大量已经标注过的问题数据，则也可以采用监督学习的方式来学习更多更复杂的模式（Zettlemoyer and Collins, 2005参考文献Learning to map sentences to logical form: Structured classification with probabilistic categorial grammars.）。鉴于很难寻找大规模的训练语料库，也有许多采用半监督或非监督的方法来提取模式的（Faderet al., 2011参考文献Identifying relations for open information extraction.）。另外在扩大模式提取范围的基础上，还产生了同义模式扩充等方法（Berant and Liang 2014参考文献Semantic parsing via paraphrasing），用于最大程度地进行模式匹配。

1.3 本文主要贡献

本文的研究集中于基于信息检索类的问答，且着重于分析目前表现最好的基于神经网络答案抽取方法在中文语境下的应用。本文将首先实现基于双向注意机制的问答抽取算法（Seo M et al. 2016 参考文献 Seo M, Kembhavi A, Farhadi A, et al. Bidirectional Attention Flow for Machine Comprehension[J]. arXiv preprint arXiv:1611.01603, 2016.），并结合中文的语言特性对算法进行调整和优化，最终实现一个性能良好的中文问答抽取算法。本文主要选定了两条优化途径，一种是**基于翻译模式的中文问答**，该方法仍旧采用英文语料库进行模型训练，但在算法应用阶段会进行两次中英翻译，即将中文问题和翻译为英文并输入给系

统，再将系统产生的答案翻译成中文返回给用户。另外一种则是直接**采用中文语料进行模型训练**，直接产生中文答案，省去了中间翻译环节。这两种方法各有利弊第一种方法中间需要两部翻译转换，增加了算法的开销，同时采用机器翻译具有一定的不准确性，可能会对问题理解产生偏差。第二种方法更为直观，理论上应该会取得更好的效果，但由于缺乏大规模中文训练语料库，因此本实验采用的是由英文翻译为中文的斯坦福问答语料库以及采用填空式生成技术产生的中文问答语料库，训练数据质量必然有所下降，导致对模型的性能产生影响。

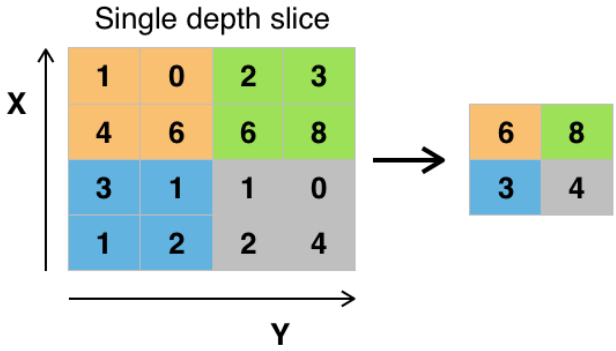
本文探索目前主流的基于机器学习的问题答案抽取方法在中文场景下运用的可能性，并取得了一定成绩。同时我们也开发了一个小型的中文问答平台，供有兴趣的研究者测试并提出意见。

第2章 预备知识

2.1 卷积神经网络

卷积神经网络（Convolutional Neural Network, CNN）本质是一种前馈神经网络，其核心思想借鉴了数学中卷积的概念。对于二维输入，借助卷积的帮助，它具有强大的特征抽取能力，因此在具有天然二维输入的图像领域取得了很好的效果。

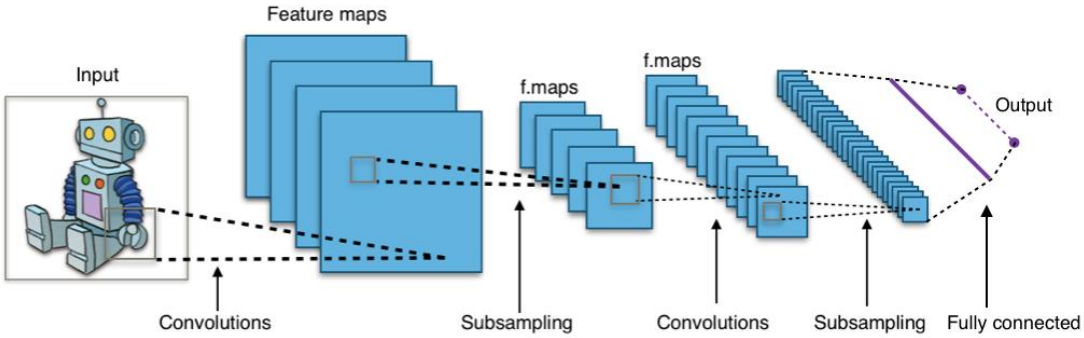
卷积神经网络主要分为两种操作，一部分是卷积（Convolution），另一部分是池化（Pooling）。卷积是整个网络结构种最重要的操作，由卷积层实现。卷积层包含若干含有训练参数的过滤器（或称为卷积核），每个过滤器包含的参数数量有限，并且能够在整个输入上滑动抽取特征，整个过程如图2.1所示。池化操作将每个过滤器抽取的特征进行再次计算，一般池化分为两种：最大池化（max-pooling）和平均池化（average-pooling）。顾名思义，最大池化操作是选取一个过滤器抽取的特征向量种元素值最大的来代表整个特征向量。平均池化即计算整个特征向量的平均值并将其作为给过滤器抽取的特征值。在实际应用中，最大池化应用更多且效果更好，尤其是在图像领域。



图表 3 图 2.1 卷积神经网络的卷积特征抽取过程

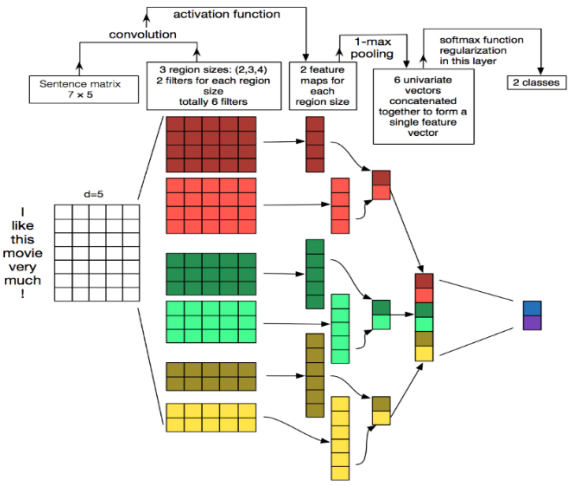
一个简单而典型的卷积神经网络一般分为3层：卷积层、池化层和全连接层。输入信息首先经过卷积层产生特征图（feature map），池化层对特征图进行

下采样形成稠密特征图，之后稠密特征图通过全连接层产生最终输出。一个典型的运用于图像的卷积神经网络工作过程如图2.2所示，图示过程采用了两个卷积层和两个池化层。



图表 4 图 2.2 基于卷积神经网络的图像识别过程示意图

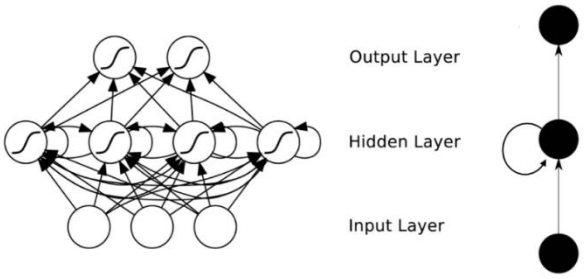
鉴于CNN在图像识别领域的突出表现，近些年来在自然语言处理领域也越来越多的使用CNN来处理各类问题，其中句向量编码就是一个典型的应用场景。我们将自然语言中的一句话看作一张二维“图片”，改图片的长度为单词数量，宽度为单词编码长度。然后通过多个卷积核在不同层次上对句子进行特征抽取，最终形成句向量。一个典型的句向量形成过程如图2.3所示，图示过程采用了6种卷积核，分别有三种不同的大小，最终通过最大池化和softmax函数（脚注）产生输出。



图表 5 图 2.3

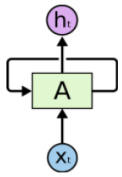
2.2 循环神经网络

循环神经网络（Recurrent Neural Network, RNN）是一种递归的神经网络。与前馈神经网络不同，RNN 能够根据模型上一时时刻、之前若干时间段的输入输、和本时刻的输入来确定本时刻的输出，是一种记忆能力的体现，一个典型的 RNN 结构如图 2.4 所示。其递归的网络结构天然地适合处理序列类型数据，典型的应用场景如语言模型和文本生成以及机器翻译。

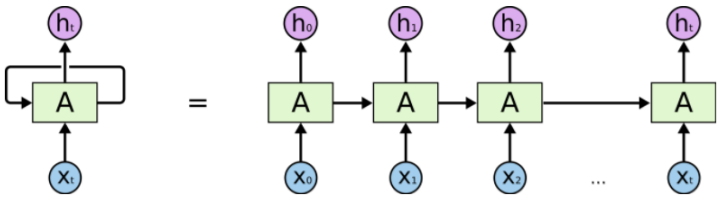


图表 6　图 2.4

RNN 的结构主要分为三次部分，输入单元、输出单元和隐藏单元。隐藏单元是决定记忆能力的关键。一个简单的隐藏单元如图所示，其中 x 代表输入，s 为隐藏单元状态，W 为对输入的权重，o 代表输出状态。为了便于理解，在表达 RNN 时我们也经常使用隐藏单元的展开图，图 2.5 的展开图如图 2.6 所示，图中我们分别展示了整个序列在 t-1、t、t+1 三个时刻的状态和输出。



图表 7　循环神经网络神经元示意图



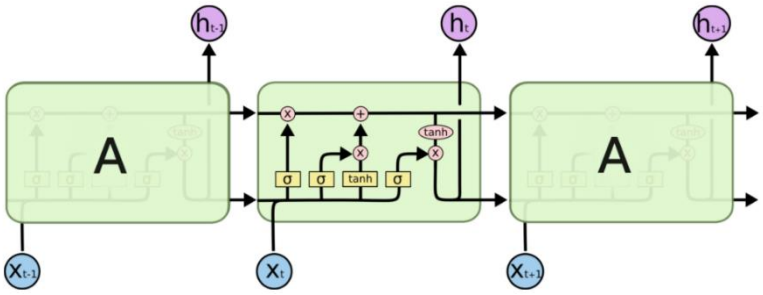
图表 8　图 2.6 循环神经网络神经元展开图

通过图 2.6 我们也能看到，除了隐藏单元，RNN 的另一大特点是参数共享，不同时间状态下不同的输入共享同一权值矩阵，这极大降低了模型的参数训练量和复杂度，因此在实际训练效率上 RNN 与 CNN 相同具有很大优势。

2.3 长短期记忆神经网络

长短期记忆神经网络（Long Short Term Memory network, LSTM）是一种特殊的循环神经网络，它在处理输入数据的长期依赖问题上具有十分突出的表现。

LSTM 与普通 RNN 最大的不同在于隐藏单元结构。普通的 RNN 隐藏单元内部仅有一个激活门限（通常是 tanh（脚注））来处理上一隐藏层状态的输出、当前状态输入和当前输出的关系，LSTM 则复杂的多，具有若干激活门限，并采用多种多样的连接结构使其对长期依赖的记忆能力大大增强，一个典型的 LSTM 隐藏单元如图 2.7 所示。



图表 9 图 2.7 LSTM 神经元示意图

下面我们重点介绍一下 LSTM 背后的核心思想，这将帮助我们理解 LSTM 能够处理长期依赖的原因。

LSTM 的核心是单元状态。在处理序列数据时，我们可以直观地理解为序列数据缓慢地流经 LSTM 的一个个经过展开的隐藏单元。无论在 LSTM 中发生的什么样的计算，序列数据始终是单向流动的。在图 2.7 中我们已经看到，LSTM 单元中有许多门限，这些门限将对信息进行选择，重要的信息将通过门限参与输出部分的计算，非重要信息则会被门限截断不能继续流动，这就是选择遗忘机制。正是因为有这种机制，保证了模型不会过拟合，且具有一定的自主选择记忆和推理能力。根据图 2.7，我们可以总结出 LSTM 单元中发生的一系列计算过程。

首先对于原始的当前时刻输入数据x_t和上一时刻隐藏状态h_{t-1},我们初步计算中间状态f_t，f_t的计算方法如下：

$$f_t = \sigma(W_f \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_f) \quad (2\text{-}1)$$

其中W_f为待训练参数矩阵，b_f为待训练偏置向量。

接下来我们同样利用h_{t-1}和x_t来计算我们具体需要存储哪些信息，首先通过sigmoid 函数来决定更新的信息范围，得到i_t矩阵，计算方法如下：

$$i_t = \sigma(W_i \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_f) \quad (2\text{-}2)$$

其中W_i、b_f的含义与公式（2-1）相同。

然后需要计算哪些信息需要更新到当前时刻的单元状态C_t中，我们将即将更新入C_t的信息称为$C_t^{'}$，$C_t^{'}$的计算方法如下：

$$C_t^{'} = \tanh(W_C \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_C) \quad (2\text{-}3)$$

其中W_C、b_C的含义与公式（2-1）、（2-2）相同。

最关键的一步我们需要计算当前时刻单元状态C_t，其计算方法如下：

$$C_t = f_t * C_{t-1} + i_t * C_t^{'} \quad (2\text{-}4)$$

最后我们计算整个隐藏单元的当前状态输出o_t以及当前隐藏状态h_t，计算方法如下：

$$o_t = \sigma(W_o \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_o) \quad (2\text{-}5)$$

$$h_t = o_t * \tanh(C_t) \quad (2\text{-}6)$$

以上便是 LSTM 的核心计算原理，当然针对不同问题，很多学者也提出了许多不同的 LSTM 变种（如 Gated Recurrent Unit, GRU）

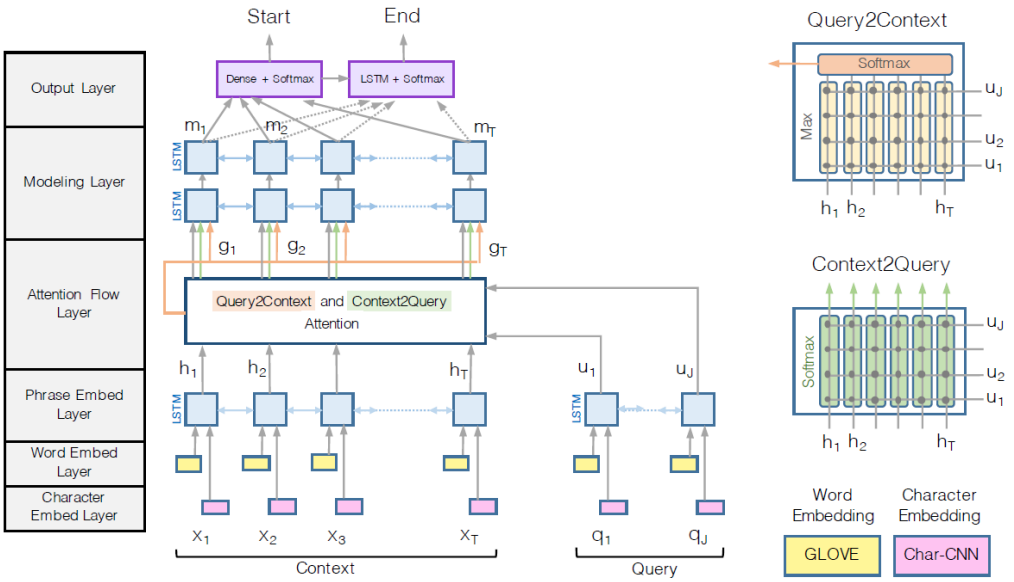
第3章 算法详述

3.1 模型概述

本文将实现一种基于双向注意机制（Bi-Directional Attention Flow）的神经网络结构。这种分层次的网络结构将在不同层次、不同粒度下对文本进行表示，详见见图 4.1。其中包括字符、词语、短语在内的三个编码层，其主要作用是对问题和答案候选文本进行不同层次的表示。之后我们利用双向 Attention 层来产生一种对问题敏感的候选答案所在文本（上下文）表示（query-aware context representation）。这里我们对 Attention 机制的实现相比于之前主流的方法有了一些改进。首先我们不再将问题和上下文完全转化为单一向量后再计算相关度，而是在每一个生成向量的过程中就进行 Attention 计算，这样可以减少因为过早地产生编码向量而带来的信息损失。另外，我们采用了双向 Attention 计算，既计算从问题到上下文的 Attention，也计算从上下文到问题的 Attention。这样可以避免只进行前者的单项计算而产生的偏差。

该模型于 2017 年初在斯坦福问答数据集（Stanford Question Answering Dataset, SQuAD）取得了最高准确率，同时也在 CNN/DailyMail 等数据集上由良好的表现。模型核心为六层神经网络：

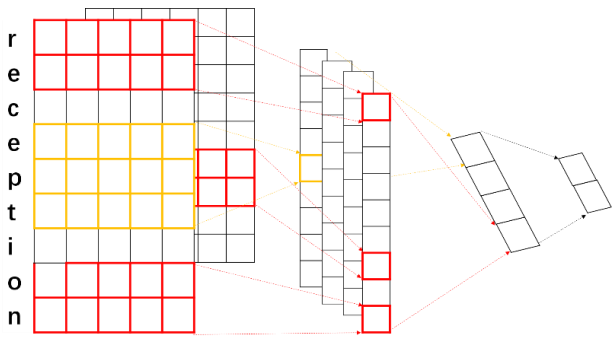
1. **字符编码层（Character Embedding Layer）**将用一个接受字符输入的卷积神经网络将问题和上下文中出现的所有词语映射到一个高维向量空间。
2. **词语编码层（Word Embedding Layer）**使用经过预训练的词语编码模型同样将所有词语映射到高维向量空间。
3. **短语编码层（Phrase Embedding Layer）**考虑到相邻若干词语间的作用关系，并结合前两层编码结果对词语编码进行优化表示。
4. **注意流层（Attention Flow Layer）**综合前三层的词语编码表示，并将二者融合产生基于上下文信息的问题表示。
5. **建模层（Modeling Layer）**利用循环神经网络并结合注意流层产生的问题表示对上下文再次扫描。
6. **输出层（Output Layer）**计算候选答案与问题的相关概率，并最终产生答案。



图表 10　图 4.1 基于双向 attention 的神经网络算法结构图

3.2 字符编码层

我们考虑对问题和上下文文本的形式化表示，令 $\{x_1, \ldots x_T\}$ 和 $\{q_1, \ldots q_T\}$ 分别表示上下文和问题中的单词，利用字符粒度编码的卷积神经网络（Kim et al.2014 参考文献 Yoon Kim. Convolutional neural networks for sentence classification），能够产生对词语语义高度抽象的单词向量。具体地，我们首先将 26 个英文字母和其他符号进行 one-hot 编码，并将其作为卷积神经网络（CNN）的一维输入，然后采用多层卷积操作和一次最大池化（max pooling）操作产生对单词的稠密向量表示，具体如图 4.2 所示。



图表 11　图 4.2 CNN 字符编码示意图

3.3 词语编码层

词语编码层的工作与字符编码层相同，均将所有单词映射到高维向量空间，只不过采用的方法有所不同。这里我们采用经过预训练的单词向量GloVe（Pennington et al., 2014参考文献Jeffrey Pennington, Richard Socher, and Christopher D Manning. Glove: Global vectors for word representation.）直接获得定长向量。至此我们便获得了由两种不同方法产生的问题文本矩阵Q_1和Q_2以及上下文文本矩阵C_1和C_2。接下来的工作是融合，我们将上述四个矩阵通过一个两层的高速网络（Highway Network）(Srivastava et al., 2015参考文献 Rupesh Kumar Srivastava, Klaus Greff, and J¨urgen Schmidhuber. Highway networks. arXiv preprint arXiv:1505.00387, 2015.)，该高速网络的输出是经过融合的d维的问题文本矩阵$Q \in R^{d \times J}$和d维的上下文文本矩阵$X \in R^{d \times T}$，其中J和T分别代表问题单词数量和上下文单词数量。

3.4 短语编码层

该层将接受 X 和 Q 矩阵作为输入，利用长短期记忆神经网络(Long Short-Term Memory Network, LSTM)((Hochreiter & Schmidhuber, 1997 参考文献 Sepp Hochreiter and Jurgen Schmidhuber. Long short-term memory)

3.5 双向 Attention 层

该层的输入是短语编码层产生的上下文矩阵 H 以及问题矩阵 U，本层的目的是将二者融合，产生一种基于问题的上下文表示（query-aware context representation），该表示可表达为矩阵 G。为了生成可计算矩阵 G，我们需要分别计算从上下文到问题、从问题到上下文两个方向的 attention，为了双向计算我们首先需要获得一个相似度矩阵（similarity matrix）$S \in \mathbb{R}^{T \times J}$，该矩阵表达的是短语编码层生成的矩阵 H 和 U 中每一个词的相关关系。具体地，S_{tj}表达的是上下文中第 t 个单词和问题中第 j 个单词的相似度。相似度矩阵 S 的计算方法为：

$$S_{tj} = \alpha(H_{:t}, U_{:j}) \in \mathbb{R} \tag{4-1}$$

其中α是一个标量函数，$H_{:t}$表示上下文矩阵第 t 个单词所代表的向量，$U_{:j}$表示问题矩阵第 j 个单词所代表的向量。对于α的解析式表达并没有一个明确的定义，通常我们可选取$\alpha(h,u) = w_{(S)}^{T}[\mathrm{h; u; h} \circ \mathrm{u}]$，其中$w_{(S)} \in \mathbb{R}^{6d}$，其元素具体数值可通过训练产生，∘代表基于矩阵元素的乘法。[;]表示向量按行拼接。

从上下文到问题的 attention(Context-to-Query Attention)表征了对于上下文中的每一个单词，问题中哪一个单词与之相关度最高。我们令$a_t \in \mathbb{R}^J$表示上下文中第 t 个单词对于问题中所有单词的 attention 权重，则直观地我们有 $\sum a_{tj} = 1, \forall \mathrm{t} \in [0, \mathrm{T}) \wedge \mathrm{t} \in \mathrm{N}$, 且$a_{tj} = softmax(S_{t:}) \in \mathbb{R}^J$，相应地，我们接下来获得的基于问题的上下文表示矩阵$U_{:t}^{'} = \sum_j a_{tj} U_{:j}$，这样$U_{:t}^{'}$即是一个2d×T规模的矩阵，该矩阵是基于问题的上下文表示。

从问题到上下文的 attention（Query-to-Context Attention）表征了对于问题中的每一个单词，上下文中哪一个单词与之相似度最高，这也是该网络最关键的部分。与计算 Context-to-Query Attention 类似，相应的权重$\mathrm{b} = \mathrm{softmax}(max_{col}(\mathrm{S})) \in \mathbb{R}^J$,其中$max_{col}$函数是取矩阵中最大元素所在列的列向量。接下来我们就得到了基于上下文的问题表示$h^{'} = \sum_t b_t H_{:t} \in \mathbb{R}^{2d}$，该向量将上下文中关于问题最重要的单词进行了加权求和，最终为了计算方便，我们将$h^{'}$按列拼接 T 次，最终得到矩阵$H' \in \mathbb{R}^{2d \times T}$。

最后，结合短语编码层生成的矩阵 H，我们最终可以得到对于问题敏感的上下文表示矩阵 G，

$$G_{:t} = \beta(H_{:t}, U'_{:t}, H'_{:t}) \in \mathbb{R}^{d_G} \tag{4-2}$$

$G_{:t}$对应与上下文中的第 t 个单词。对于β函数，这里的处理是将其简单看做一若干有关向量的按行拼接，如 $\beta(h,u',h') = [h; u'; h \circ u'; h \circ h'] \in \mathbb{R}^{8d \times T}$。当然，一种更好的做法是将$\beta$看作一个可训练的带参函数（如多层感知机），但简单的矩阵拼接再英文数据集上已经取得了不错的效果。

3.6 建模层

得到矩阵 G 后，建模层将进一步捕捉问题与上下文之间的交互关系，可以直观的理解成对带着问题对上下文的再次扫描。我们采用在机器阅读中应用广

泛的双向 LSTM（Bi-LSTM）扫描矩阵 G, 并产生对回答问题最有帮助的矩阵表示M ∈ $\mathbb{R}^{2d\times T}$，M 的每一列代表一个单词，但此时的单词向量既包含上下文信息，也包含问题信息。

3.7 输出层

该层的结构功能依应用场景（问答、阅读理解）而定。此处应用于仿真陈述类问答，我们的目标是从所给上下文中抽取片段作为答案返回。因此我们要确定该片段的起止位置。我们首先计算片段开始位置的概率分布：

$$p^1 = softmax(w_{(p^1)}^T[G;M]) \tag{4-3}$$

其中$w_{(p^1)}^T \in \mathbb{R}^{10d}$，是一个权重可训练矩阵。对于结束位置，我们将矩阵 M 再次通过一个双向的 LSTM 得到$M^2 \in \mathbb{R}^{2d\times T}$，接下来我们计算结束位置的概率分布：

$$p^2 = softmax(w_{(p^2)}^T[G;M^2]) \tag{4-4}$$

至此我们只需选出概率最大的p^1和p^2中的元素直接将截取答案并返回即可。

3.8 模型训练

对于神经网络的模型训练我们首先要定义训练的损失函数，由于我们采用的是监督学习，将采用直观的概率分布损失之和作为损失函数L(θ)，具体表达为：

$$\mathrm{L}(\theta) = -\frac{1}{N}\sum_i^n \log\left(p_{y_i^1}^1\right) + \log(p_{y_i^2}^2) \tag{4-5}$$

这里θ表示该模型中所有可以训练的参数，N 代表训练集的数据规模，y_i^1和y_i^2代表第 i 个样本的真正答案实际的起止位置。

最终我们选取答案文本范围为(k,l)，使其$p_k^1 p_l^2$的值最大。

3.9 模型测试

我们在斯坦福问答数据集（SQuAD）、哈工大填空式中文阅读理解数据集和微软机器阅读理解数据集（Microsoft Machine Reading Comprehension Dataset, MS-MARCO）上对模型进行了评测。

对于前两种数据集，我们采用 Exact Match(EM) score 和 F1 score 作为模型评测指标。EM score 衡量模型预测的答案文本与实际答案文本的实际单词匹配率。F1 score 是召回率和准确率的调和平均，具体计算方法为：

$$\text{F1 score} = 2 \cdot \frac{precision \cdot \text{recall}}{precision + recall} \tag{4-6}$$

其中 precision 表示预测答案文本中正确的单词数与文本总单词数的比率，recall 表示正确单词数和实际答案单词数的比率。

对于 MS-MARCO 数据集，其数据特性与前两种数据集不同，其数据全部从微软必应搜索引擎获取，所有问题和答案均来源于现实世界，答案也全部为人工手动填写，因此答案文本很可能并非候选文档中的文本片段。这里我们分别采用 ROUGE-L（脚注）和 BLEU1（脚注）两个指标衡量从候选文本片段选出文本片段作为答案，该片段应该与实际人工填写的答案具有最高的 ROUGE-L 和 BLEU1 值。通过这种方法，我们仍旧能够采用 EM score 和 F1 score 对模型进行评价。

第4章 实验结果与分析

4.1 实验参数设定

本文实验分为两大部分，一部分是研究基于翻译的中文问答抽取算法的表现，另一部分是研究基于中文语料训练的问答抽取算法的表现，选取的数据集分别是经过翻译的 SQuAD 和 MS-MARCO 数据集。两种方法采用的核心算法相同，但在数据处理和部分参数上略有不同。两部分实验采用的实验参数大致相同，并采用控制变量法研究部分参数对实验结果的影响。具体参数设定如表 4.1 所示。

参数名称	值（value）
CNN 层卷积核数量(filter num)	100
CNN 层次卷积核大小（filter size）	1×5
英文词向量编码宽度(d_e)	100
中文词向量编码宽度(d_c)	100
GPU 数量（GPU num）	1
批大小(batch size)	60
学习率（learning rate）	0.5
样本训练周期（epoch）	12
遗忘率（dropout rate）	0.2

表 4.1 实验参数设置表

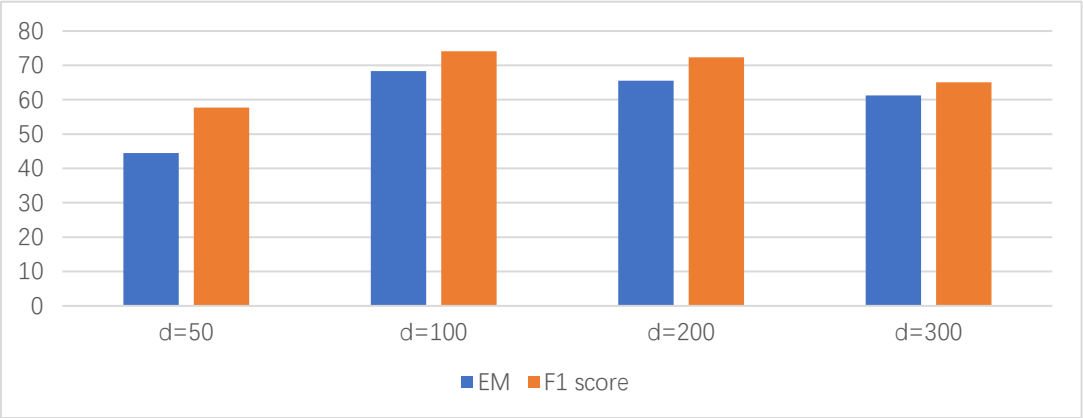
4.2 Embedding 维度对准确率的影响

根据第四章介绍的神经网络模型，模型的前三层分别对问题和上下文进行不同粒度的编码（embedding），而词语编码层输出的向量（word embedding）维度从根本上决定了语义表达的精准度，也会持续影响到后续各层的效率，因此我们首先研究 Embedding 维度对模型效果的影响。

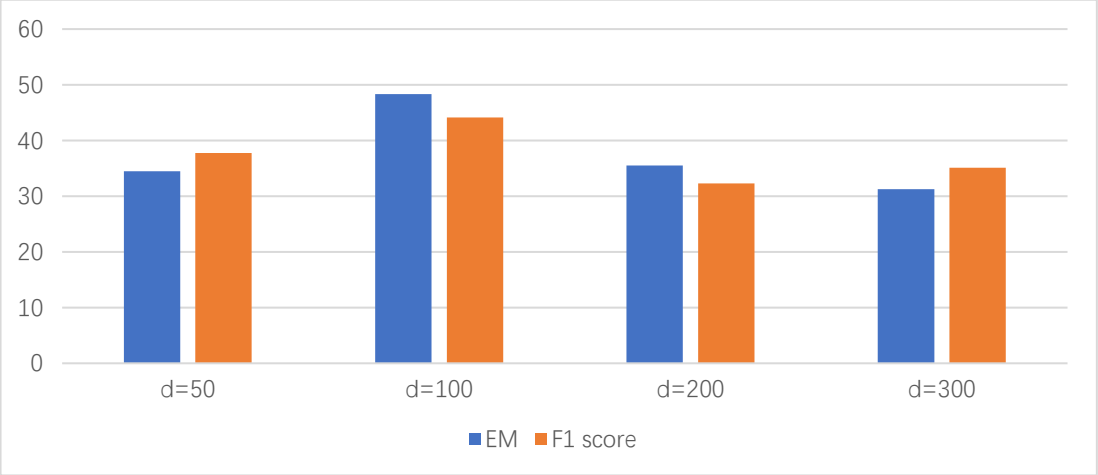
对于基于翻译机制的问答抽取算法，我们对字符编码层的过滤器（filter）数量进行调整，filter 数量直接决定了字符编码层输出向量维度。前文也曾提到，原生的问答算法在词语编码层采用了经过预训练的 GloVe，依据 GloVe 所具备向

量维度：50、100、200 和 300，我们分别选取第二层输出维度（d）为 50、100、200 和 300，分别得到模型在 SQuAD 和 MS-MARCO 数据集上的表现分别如图 4.1 和 4.2 所示。能够看到，模型在维度在 d=100 的情况下表现最好，在 SQuAD 数据集上 EM 值达到了 70%，F1 值达到了 70%。分析原因不难看出，当 d=50 维度较低，可能无法将语义充分表达，而维度过高一方面会给计算增加负担，另一方面存储的冗余信息会使需要训练的参数量大大增加，导致模型不宜收敛，效果大大折扣。因此 d=100 是一个比较符合实际的结果。

在 d=100 的情况下，我们也统计了不同上下文本长度对回答准确率的影响，如图 4.3 和图 4.4 所示。随着文档长度的上升，准确率下降很快，在词数小于 100 时能够达到 90%以上，而当词数超过 300 以后只能维持在 60%左右，说明该模型对于回答需要浏览大量文档的问题效果仍有待提升。

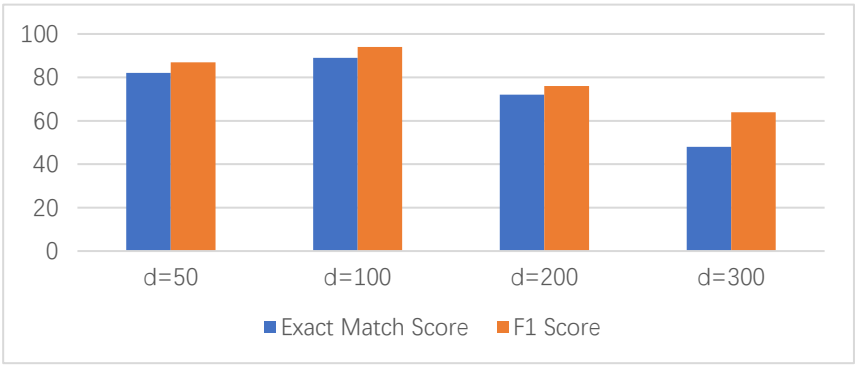


图表 12 基于翻译机制的方法下不同词向量编码维度 EM 准确率和 F1 分数比较-SQuAD 数据集

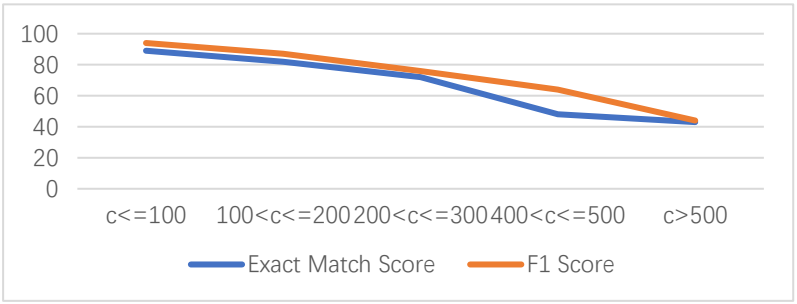


图表 13　基于翻译机制的方法下不同词向量编码维度下的 EM 准确率和 F1 分数比较-MS-MARCO 数据集

对于基于中文语料库训练的方法，我们将分别采用分词和分字的方法模拟算法第一层和第二层的单词输入，即一种方法利用分词工具把中文语料进行分词并将分词结果看作英文单词集合进行训练；另一种方法是直接将汉字按字直接分隔并将结果看作英文单词集合进行训练。值得注意的是，第二层我们无法获得经过预训练的单词向量，而是利用谷歌发布的词向量训练工具包 word2vec（脚注 https://code.google.com/p/word2vec/）（Mikolov T, Chen K, Corrado G, et al 参考文献 Mikolov T, Chen K, Corrado G, et al. Efficient estimation of word representations in vector space[J]. arXiv preprint arXiv:1301.3781, 2013.）在搜狗发布的中文全网新闻语料库 SogouCA（脚注）上进行中文词向量训练。我们同样选取词向量输出维度(d)为 50、100 和 200 进行测试，效果如图 4.4 所示，同样在 d=100 的情况下，在不同文档语料长度下的测试效果如图 4.5 所示。可以看到第二种方法与基于翻译机制的方法表现类似，两种方法都是在 d=100 时表现最好，且均在文档语料长度（L）较小时准确率最高。另一方面也能够比较明显的发现基于中文语料训练的问答抽取算法的稳定性较好，在 L 较大时准确率优于翻译方法。



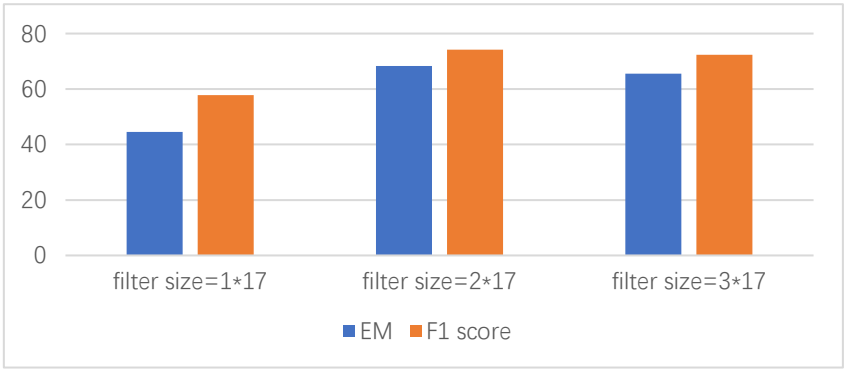
图表 14 不同词向量编码维度 EM 准确率和 F1 分数比较-SQuAD 中文翻译数据集



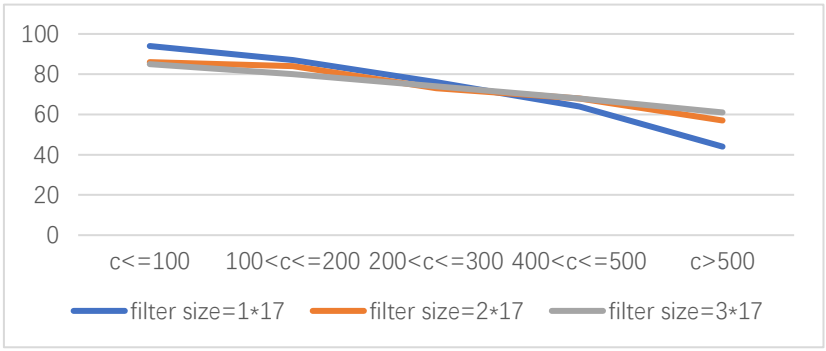
图表 15 不同文本长度对 EM 准确率和 F1 分数影响-SQuAD 中文翻译数据集

4.3 卷积神经网络 filter size 对准确率的影响

在字符编码层中我们默认选取的 filter size 为1×5，这主要考虑到英文中字符较少，用五位元素取值为 0/1 的向量足够对大部分英文字符编码。在 Seo M（Seo M, Kembhavi A, Farhadi A, et al.参考文献 Seo M, Kembhavi A, Farhadi A, et al. Bidirectional Attention Flow for Machine Comprehension[J]. arXiv preprint arXiv:1611.01603, 2016.）等人的论文中也提到将 filter size 设为1×5是一个比较明智的做法，既能够保证向量不会过长导致增加计算负担，也能够充分对字符进行稠密编码，同时效果良好。但当进行基于中文语料库训练时，汉字数目繁多，仍然采用 5 位二进制编码不现实，因此我们最终采用较为常见的 17 位二进制编码，这样即可实现对九万多个汉字的稠密编码同时计算开销不会太大。在固定过滤器宽度的基础上，我们适当调整过滤器高度，过滤器高度不同代表对特征抓取的粒度不同，我们分别选择 filter size 为1×17、2×17和3×17的过滤器分别测试模型效果，测试结果如图 4.5 和图 4.6 所示。



图表 16 卷积核大小对 EM 准确率和 F1 分数影响-SQuAD 数据集



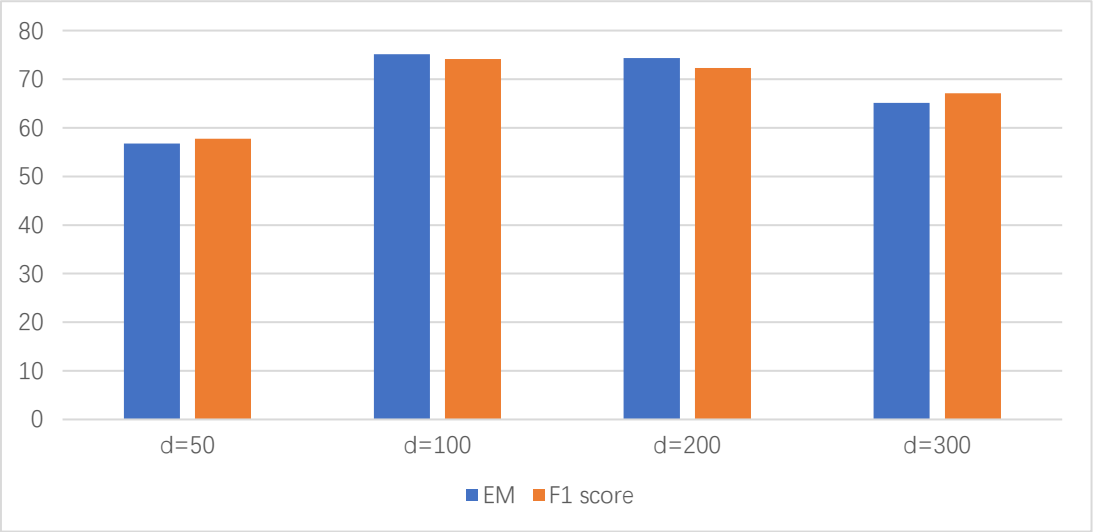
图表 17 卷积核大小在不同文本长度下对 EM 准确率和 F1 分数影响-SQuAD 数据集

通过结果能够看出对于 filter size=1 的情况下处理短文本的准确率很好，相比 filter size=2 和 3 的情况则明显下降。但是当文本长度上升值超过 400 词时，长度更长的过滤器效果要优于 filter size=1 的情况，表现出对长文本更强的特征抽取能力。

4.4 融合函数对准确率的影响

在第四章算法详述中我们提到过在第四层双向 Attention 层中，我们最终需要将 attention 权重向量和短语编码层输出向量进行融合产生矩阵 G。我们也提到了两种融合函数，一种是较为简单的矩阵拼接，例如 $\beta(h,u',h') = [h;u';h\circ u';h\circ h'] \in \mathbb{R}^{8d\times T}$，另一种则使用可以训练的神经网络模型，这里我们选取即简单又具有强大非线性拟合能力的多层感知机。

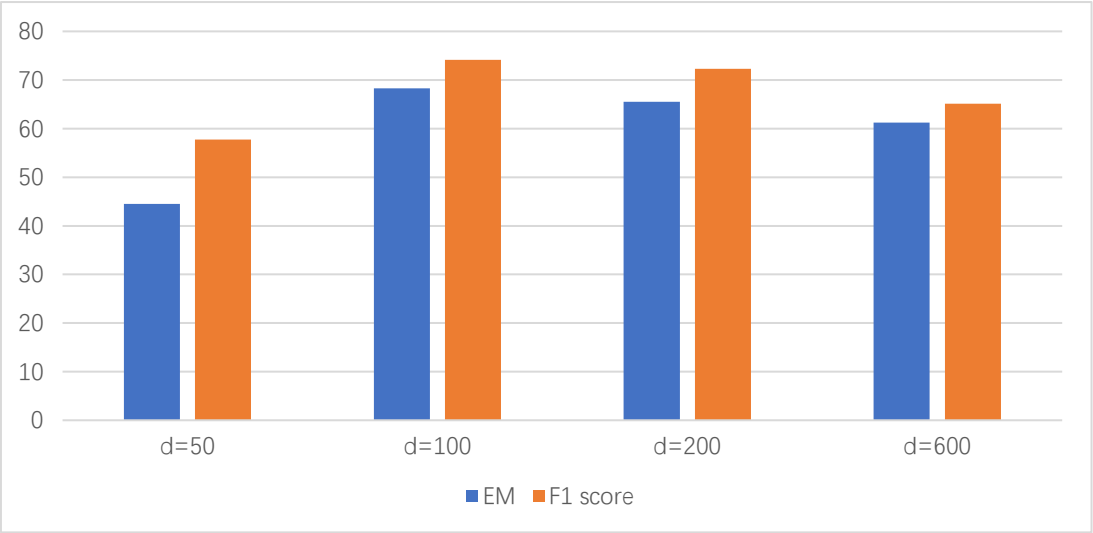
接下来我们分别采用上述提到的两种方法对模型进行评测，其中多层感知机的隐藏层数为 1，评测结果如图 4.6 所示。能够看到两种方法的表现差别不大，而相比之下较为简单的矩阵拼接无需参数训练，效率更高，因此可作为首选融合函数。当然我们这里只是采用了最为简单的隐藏层数为 1 的多层感知机，增加隐藏层数和模型复杂度或许会带来准确率上的提升。



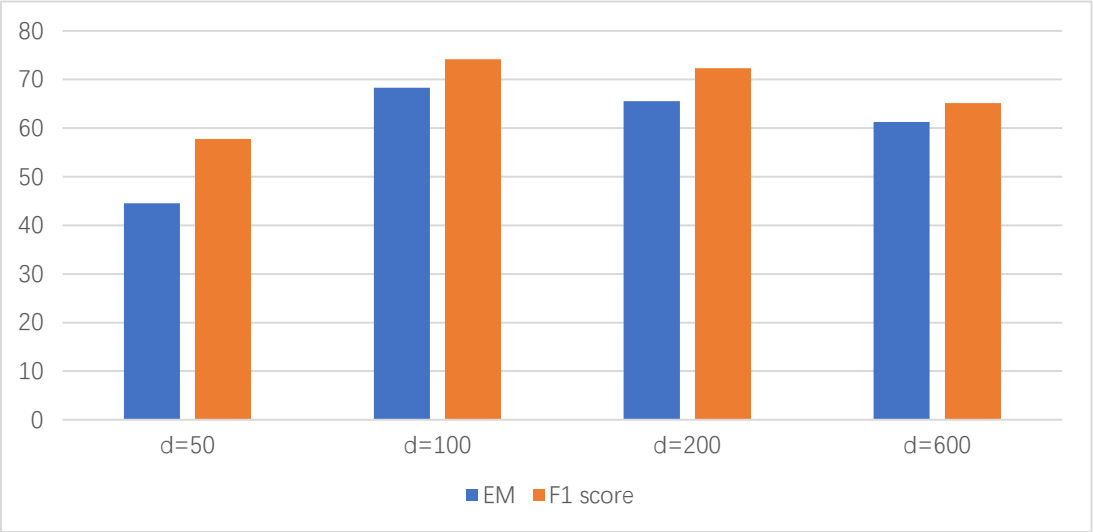
图表 18 不同融合函数对 F1 分数影响-SQuAD 原始数据集

4.5 文本语序对准确率的影响

谷歌在机器翻译研究（Sutskever I, et al. 参考文献 Sutskever I, Vinyals O, Le Q V. Sequence to sequence learning with neural networks[C]//Advances in neural information processing systems. 2014: 3104-3112.）中，曾尝试将训练集中的待翻译文本语序颠倒进行训练，发现能够更充分地利用 LSTM 的记忆能力，产生了更好的翻译效果，因此在本文的研究中也进行了类似尝试，我们将训练集中的文章文本和问题文本分别进行了逆序处理，并对比了其与正序的实验结果，具体如图 xxx 所示。实验结果表明逆序训练的准确率的确略优于正序。



图表 19　不同文本语序对 F1 分数影响-SQuAD 原始数据集



图表 20 不同文本语序对 F1 分数影响-SQuAD 中文翻译数据集

第5章 总结与展望

5.1 本文工作的总结

机器问答是目前自然语言处理和人工智能技术结合最紧密的方向之一，也是机器智能的重要体现。本文结合了 LSTM、Attention 机制等在自然语言处理取得良好表现的算法，提出并实现了两种基于双向 Attention 机制的中文问题答案抽取方法。该方法以基于双向 Attention 机制的英文问答算法为基础，分别采用了翻译方法和中文语料训练方法，并比较了两种算法在不同情况下的优劣。

本文的主要贡献在于将最新的基于机器学习的问答抽取算法应用到中文领域，并结合中文的特性对算法做出一系列优化。

基于监督学习的问答抽取算法其性能很大程度上取决于训练数据集，因此将该算法应用到中文问答首要的问题便是训练数据集的获取。在缺少大规模中文问答数据集的情况下，本文首先提出了基于翻译机制的中文问答算法，即利用目前现有的高质量英文问答数据集进行训练，以产生高质量的模型，再利用中英互译的方法理解中文问题并给出中文答案。这种方法直观的好处是无需寻找中文训练数据，且原理通俗易懂，但由于经过了两层翻译，尤其是对问题和上下文的翻译很大程度决定了模型输入是否准确，倘若翻译出现问题，那么整个系统在问题输入阶段就已经产生了很大偏差，之后的各种语义编码和计算也就无异于白费力气，因此系统的鲁棒性不强。

为了增强系统的鲁棒性，我们提出了第二种直接基于中文语料库的训练方法。本文我们直接采用了翻译的方法将斯坦福问答数据集通过谷歌翻译完全翻译为中文，再进行模型训练。该方法虽然在数据预处理的翻译阶段可能产生偏差，但由于训练过程直接接受中文输入，因此实际应用时对中文的鲁棒性比较强，进行优化时也具有一定针对性。

本文对比了两种方法，发现在处理短文本时，第一种基于翻译的方法具有很好的表现，几乎与英文问答算法表现相同，但在处理长文本时准确率下降很快。而第二种方法在处理长文本时更具优势。

我们分别对两种算法在各层进行了参数优化，并尝试通过颠倒输入语序的方法来增强模型表现，取得了一定成果。

在此基础上本文针对第二种方法实现了一个中文问答测试平台，主要供测试和展示使用。

5.2 未来工作的展望

通过本次研究发现最大的困难在于目前尚无大规模高质量的中文问答数据集。所谓大规模，主要指要有针对文本的大量由人提出的问题；所谓高质量，主要指问题和文本的关联性要强。SQuAD 数据集和 MS-MARCO 数据集均采用众包的方式利用人工标注产生，因此质量很高。哈工大讯飞联合实验室发布的中文阅读理解数据集是一个很好的尝试，但整个语料库是基于命名实体识别技术的填空式问答，因此与人类提问和回答方式还存在一定差距，希望接下来能够国内也能拥有高质量的中文问答数据集，相信有了数据集，整个模型在中文的表现会更加出色。

当前最主流的机器问答方法大部分均是基于双向 attention 的，最近微软亚洲研究院也在机器阅读理解领域做出了新的尝试，创造性地提出了 R-NET 网络结构（Palangi H et al.参考文献 Palangi H, Smolensky P, He X, et al. Deep Learning of Grammatically-Interpretable Representations Through Question-Answering[J]. arXiv preprint arXiv:1705.08432, 2017.），实现了目前在 SQuAD 数据集上的最佳表现。因此将本文研究的双向 attention 机制和 R-NET 结合可能会成为机器问答领域的一个研究方向。

目前基于机器学习的问答方法仍具有很多局限性，对于长文本的信息抽取仍是一大难题，另外，在日常生活中更常见的问答常常不从候选文档中抽取文本片段作为答案，而是采用了记忆和推理机制，这也是目前机器人问答的核心技术。因此如果要真正实现能够应用的问答系统，一方面要提升信息检索技术和答案抽取算法的准确率，另一方面要融合 Memory 机制（Weston J et al.参考文献 Weston J, Chopra S, Bordes A. Memory networks[J]. arXiv preprint arXiv:1410.3916, 2014.），使机器真正产生记忆和推理能力，相信会取得更好的效果。

插图索引

图 1.1 问答系统的工作流程 5
图 1.2 基于层次标签化的问题分类 7
图 2.1 卷积神经网络的卷积特征抽取过程 10
图 2.2 基于卷积神经网络的图像识别过程示意图 11
图 2.3 11
图 2.4 12
循环神经网络神经元示意图 12
图 2.6 循环神经网络神经元展开图 12
图 2.7 LSTM 神经元示意图 13
图 4.1 基于双向 attention 的神经网络算法结构图 16
图 4.2 CNN 字符编码示意图 16
基于翻译机制的方法下不同词向量编码维度 EM 准确率和 F1 分数比较-SQuAD 数据集 22
基于翻译机制的方法下不同词向量编码维度下的 EM 准确率和 F1 分数比较-MS-MARCO 数据集 22
不同词向量编码维度 EM 准确率和 F1 分数比较-SQuAD 中文翻译数据集 23
不同文本长度对 EM 准确率和 F1 分数影响-SQuAD 中文翻译数据集 23
卷积核大小对 EM 准确率和 F1 分数影响-SQuAD 数据集 24

卷积核大小在不同文本长度下对 EM 准确率和 F1 分数影响-SQuAD 数据集 24
不同融合函数对 F1 分数影响-SQuAD 原始数据集 25
不同文本语序对 F1 分数影响-SQuAD 原始数据集 26
不同文本语序对 F1 分数影响-SQuAD 中文翻译数据集 27

表格索引

表 1.1 信息检索式问答的常见问题与答案 4
表 4.1 实验参数设置表 21

参考文献

[1] Iyyer M, Boyd-Graber J L, Claudino L M B, et al. A Neural Network for Factoid Question Answering over Paragraphs[C]//EMNLP. 2014: 633-644.

[2] Weston J, Chopra S, Bordes A. Memory networks[J]. arXiv preprint arXiv:1410.3916, 2014.

[3] Cui Y, Chen Z, Wei S, et al. Attention-over-attention neural networks for reading comprehension[J]. arXiv preprint arXiv:1607.04423, 2016.

[4] Seo M, Kembhavi A, Farhadi A, et al. Bidirectional Attention Flow for Machine Comprehension[J]. arXiv preprint arXiv:1611.01603, 2016.

[5] PACS-L：the public-access computer systems forum［EB/OL］. Houston, Tex: University of Houston Libraries, 1989［1995-05-17］. http://info.lib.uh.edu./;acsl.html.

[6] Dubeck, L. (1990). Science fiction aids science teaching. *Physics Teacher, 28,* 316-318.

[7] Zhang X, Zhao J, LeCun Y. Character-level convolutional networks for text classification[C]//Advances in neural information processing systems. 2015: 649-657.

[8] Cui Y, Liu T, Chen Z, et al. Consensus attention-based neural networks for chinese reading comprehension[J]. arXiv preprint arXiv:1607.02250, 2016.

[9] Xiong C, Zhong V, Socher R. Dynamic Coattention Networks For Question Answering[J]. arXiv preprint arXiv:1611.01604, 2016.

[10] Mikolov T, Chen K, Corrado G, et al. Efficient estimation of word representations in vector space[J]. arXiv preprint arXiv:1301.3781, 2013.

[11] Kumar K R R, Ananda A L, Jacob L. A memory-based approach for a TCP-friendly traffic conditioner in DiffServ networks[C]//Network Protocols, 2001. Ninth International Conference on. IEEE, 2001: 138-145.

[12] Kumar K R R, Ananda A L, Jacob L. TCP-friendly traffic conditioning in DiffServ networks: a memory-based approach[J]. Computer Networks, 2002, 38(6): 731-743.

[13] Radetzki M, Feng C, Zhao X, et al. Methods for fault tolerance in networks-on-chip[J]. ACM Computing Surveys (CSUR), 2013, 46(1): 8.

[14] Van Horn J. Towards achieving relentless reliability gains in a server marketplace of teraflops, laptops, kilowatts, and" cost, cost, cost"...: making peace between a black art and the bottom line[C]//Test Conference, 2005. Proceedings. ITC 2005. IEEE International. IEEE, 2005: 8 pp.-678.

[15] Huang P, Heidemann J. Minimizing routing state for light-weight network simulation[C]//Modeling, Analysis and Simulation of Computer and Telecommunication Systems, 2001. Proceedings. Ninth International Symposium on. IEEE, 2001: 108-116.

[16] Huang P, Heidemann J. Minimizing routing state for light-weight network simulation[C]//Modeling, Analysis and Simulation of Computer and Telecommunication Systems, 2001. Proceedings. Ninth International Symposium on. IEEE, 2001: 108-116.

致 谢

这次的毕业论文设计总结是在我的指导老师徐华老师亲切关怀和悉心指导下完成的。从毕业设计选题到设计完成，徐老师给予了我耐心指导与细心关怀，有了莫老师耐心指导与细心关怀我才不会在设计的过程中迷失方向，失去前进动力。徐老师有严肃的科学态度，严谨的治学精神和精益求精的工作作风，这些都是我所需要学习的，感谢徐老师给予了我这样一个学习机会，谢谢!

感谢与我并肩作战的舍友与同学们，感谢关心我支持我的朋友们，感谢学校领导、老师们，感谢你们给予我的帮助与关怀;感谢清华大学，特别感谢计算机科学与技术系四年来为我提供的良好学习环境，谢谢!

声 明

本人郑重声明：所呈交的学位论文，是本人在导师指导下，独立进行研究工作所取得的成果。尽我所知，除文中已经注明引用的内容外，本学位论文的研究成果不包含任何他人享有著作权的内容。对本论文所涉及的研究工作做出贡献的其他个人和集体，均已在文中以明确方式标明。

签　名：_____　　日　期：_____

附录 A 外文文献书面翻译

调研阅读报告题目（或书面翻译题目）

写出至少 5000 外文印刷字符的调研阅读报告或者书面翻译 1-2 篇（不少于 2 万外文印刷符）。

参考文献（或书面翻译对应的原文索引）

[1] 辛希孟. 信息技术与信息服务国际研讨会论文集: A 集［C］. 北京: 中国社会科学出版社，1994.

附录 A 说明：“外文资料的调研阅读报告”或“书面翻译”二者择一；若是外文资料的调研阅读报告，请在文中对应“参考文献”；若是书面翻译请在文中对应“书面翻译对应的原文索引”。阅后删除此框及内容。