

阅读理解报告

黄焱晖

2019 年 3 月 6 日

1 阅读理解

核心：是检验机器是否恰当处理文档，从不同侧面理解，并回答问题

形式：给定文档作为输入，根据文档回答问题

文档形式：新闻，Wiki，带有情节的短故事

问题形式：选择题，字符串，完形填空

1.1 主要任务形式

给定一篇文档，并根据文档内容回答问题

1.2 问题形式细分

选择题：四选一或者多个答案均正确

字符串：从输入文档中找出字符串作为答案

完形填空：填充空缺词

1.3 主要数据集如下图所示：

名称	描述	类型	规模	创建者
MCTest	儿童读物	选择题	160/500	MSR
bAbi	简短故事	问答	2k	Facebook
CNN/DailyMail	新闻	完形填空	93k/220k	DeepMind
CBTest	儿童读物	完形填空	~88w	Facebook
Chinese RC	新闻、儿童读物	完形填空	~87w	iFlytec/HIT
SQuAD	维基百科	问答	~10w	Stanford
TriviaQA	维基百科/网页	问答	~95k	UW/AI2
Science Exams	美国小学科学试题	选择题	小	AI2

图 1: 阅读理解常用数据集

1.4 文章和问题的表示方法

1.4.1 文章表示方法

对于机器阅读理解中的文章来说，有两种常见的文章内容表达方式。最常见的一种即是将一篇文章看成有序的单词流序列例如图2所示，在这个有序序列上使用RNN来对文章进行建模表达，每个单词对应RNN序列中的一个时间步 t 的输入，RNN的隐层状态代表融合了本身词义以及其上下文语义的语言编码。这种表示方法并不对文章整体语义进行编码，而是对每个单词及其上下文语义进行编码。至于具体的RNN模型，常见的有标准RNN、LSTM、GRU及其对应的双向版本等。对于机器阅读理解来说双向RNN是最常用的表示方法，一般每个单词的语义表示由正向RNN隐层状态和反向RNN隐层状态拼接来表示。

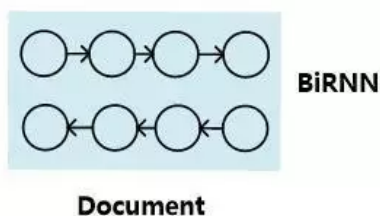


图 2: 文章表示模型图1

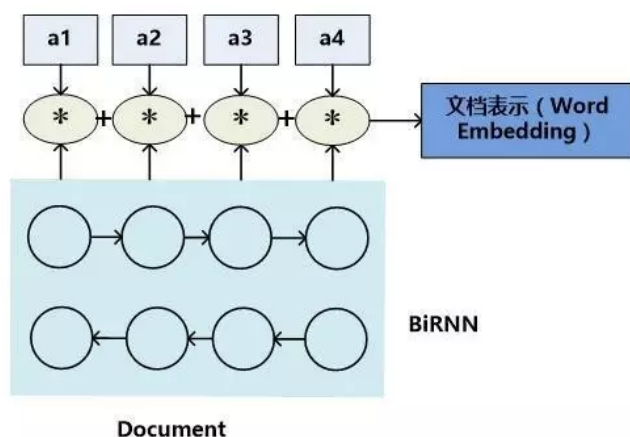


图 3: 文章表示模型图2

另外一种常见的文章内容表达方式则是从每个单词的语义表达推导出文章整体的Document Embedding表达，这种形式往往是在对问题和文章进行推理的内部过程中使用的表达方式。如图3所示

1.4.2 问题表示方法

问题有3种类型的方法，类似于文章，前两种方法同文章的两两种方法类似。如图4和图5所示。另一种问题表示的方法使用双向RNN来表征每个单词及其上下文的语义信息。对于正向RNN来说，其尾部单词（句尾词）RNN隐层节点代表了融合了整个句子语义的信息；而反向RNN的尾部单词（句首词）则逆向融合了整个句子的语义信息，将这两个时刻RNN节点的隐层状态拼接起来则可以表征问题的整体语义，如图6所示

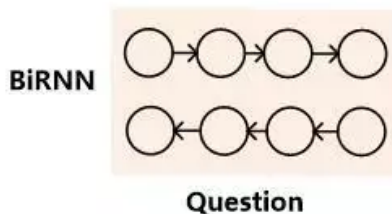


图 4: 问题表示模型图1

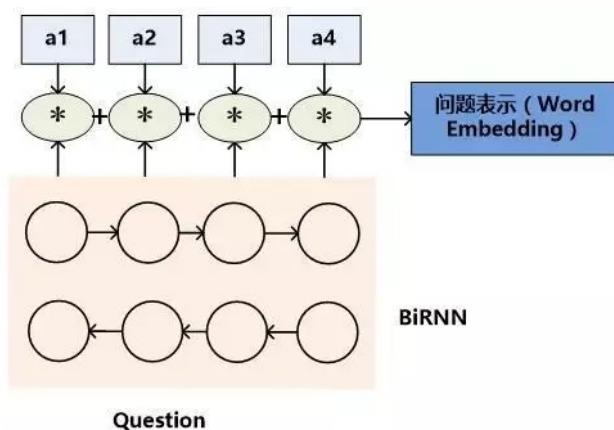


图 5: 问题表示模型图2

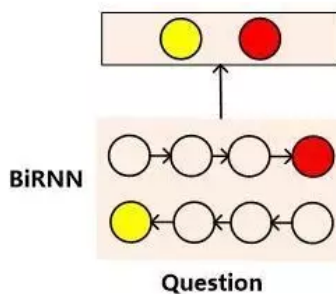


图 6: 问题表示模型图3

1.5 阅读理解模型

阅读理解模型理论上都可以分为三类，一维匹配模型，二维匹配模型和推理模型

1.5.1 一维匹配模型

利用文章编码方式一对文章进行编码，利用问题编码方式三对问题进行编码，然后计算文章中每一个词和问题 q 的匹配程度，对出现在不同位置的同一个词的概率进行累加，然后求得答案，如图7所示

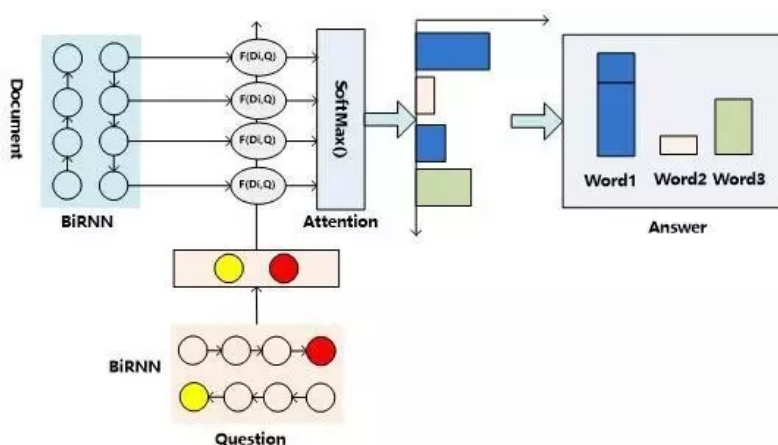


图 7: 一维匹配模型示意图

1.5.2 二维匹配模型

利用文章编码方式一对文章进行编码，利用问题编码方式二对问题进行编码，然后计算文章中每一个词和问题 q 中每个词的匹配程度，得到一个二维矩阵，因为是二维矩阵，所以有多种计算相似度的方式，可以计算文档中每个词和问题的匹配程度，这种类似于一维匹配模型，还可以计算问题中每个词和文档的匹配程度。模型图如图8所示

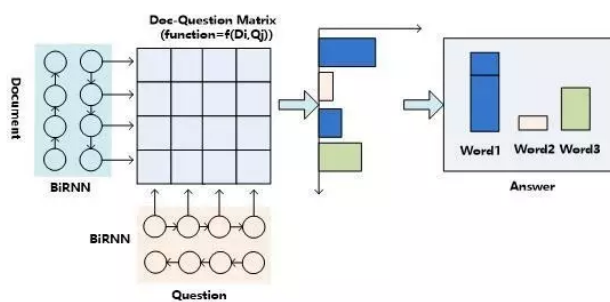


图 8: 二维匹配模型示意图

1.5.3 推理匹配模型

推理模型，主要利用的是memory network，这一块祁岱青和陈佳敏都在讨论班做过相关的报告。所以这里我就简单报告一下。memory network主要分为以下四个部分

I (Input feature map): 将输入转换为内部特征表示

G (Generalization): 根据输入更新当前Memory

O (Output feature map): 根据输入和当前Memory状态，生成输出向量

R (Response): 根据输出向量，产生答案

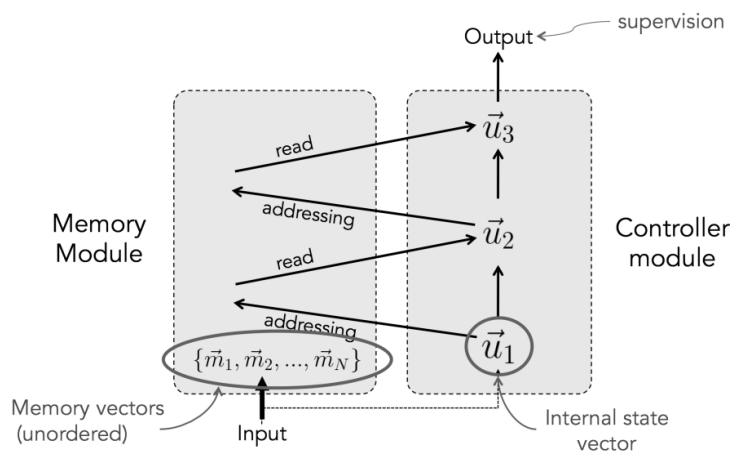


图 9: 记忆网络模型示意图

模型图如图9所示，总体思路是一步步更新记忆状态。