

## 面向机器阅读理解的语句填补答案选择方法

徐丽丽<sup>1a</sup>, 李 茹<sup>1a,1b,2</sup>, 李月香<sup>1a</sup>, 郭少茹<sup>1a</sup>, 谭红叶<sup>1a,1b</sup>

(1. 山西大学 a. 计算机与信息技术学院; b. 计算智能与中文信息处理教育部重点实验室, 太原 030006;

2. 山西省大数据挖掘与智能技术协同创新中心, 太原 030006)

**摘 要:** 语句填补类选择题是高考语文阅读理解中题型之一, 是自然语言处理研究的热点, 其中题干信息和答案的关系非常隐蔽, 无法从篇章中直接选出答案。为此, 针对语句填补选择题提出基于长短时记忆网络模型的语句填补答案选择方法。使用神经网络中的 LSTM 模型对篇章中每个句子和选项进行分布式表示, 通过向量直接拼接和按位相乘融合篇章和选项之间的语义信息, 实现对语句填补类选择题的解答。在新闻语料和全国各省近 10 年高考题和模拟题上的实验结果, 验证了该方法的有效性。

**关键词:** 机器阅读理解; 神经网络; 语句填补; 分布式语句表示; 答案选择

**中文引用格式:** 徐丽丽, 李 茹, 李月香, 等. 面向机器阅读理解的语句填补答案选择方法[J]. 计算机工程, 2018, 44(7): 183-187, 192.

**英文引用格式:** XU Lili, LI Ru, LI Yuexiang, et al. Answer selection method of sentence filling for machine reading comprehension[J]. Computer Engineering, 2018, 44(7): 183-187, 192.

## Answer Selection Method of Sentence Filling for Machine Reading Comprehension

XU Lili<sup>1a</sup>, LI Ru<sup>1a,1b,2</sup>, LI Yuexiang<sup>1a</sup>, GUO Shaoru<sup>1a</sup>, TAN Hongye<sup>1a,1b</sup>

(1a. School of Computer and Information Technology; 1b. Key Laboratory of Ministry of Education for Computation Intelligence and Chinese Information Processing, Shanxi University, Taiyuan 030006, China;

2. Collaborative Innovation Center of Big Data Mining and Intelligent Technology in Shanxi Province, Taiyuan 030006, China)

**[Abstract]** The sentence filling is one of the important choice-questions in the reading comprehension based on the college entrance examination, and has also become a hot research topic in the field of natural language processing. Due to the relationship between the information and the options is very subtle, the answer can not be drawn directly from text. Aiming at this problem, this paper applies Long Short-Term Memory (LSTM) model of deep learning to answer the choice-questions of sentence filling. The models carry out the distributed sentence representation for every sentence of document and option, by two means of concatenate and multiply which efficiently combine the semantic information of discourse and options. Experiments are carried out on news corpus and college entrance examination Zhenti and Moniti in the recent ten years, which have verified the validity of the proposed method.

**[Key words]** machine Reading Comprehension(RC); neural network; sentence filling; distributed sentence representation; answer selection

**DOI:** 10.19678/j.issn.1000-3428.0049398

### 0 概述

机器阅读理解<sup>[1-2]</sup>是自然语言处理(Natural Language Processing, NLP)中的核心任务之一, 近年来受到很多学者的关注。例如: 2011 年 IBM 的沃森(Watson)系统<sup>[3]</sup>在《危险边缘》知识竞赛节目中战胜人类顶尖高手, 一举成名; 同年日本国立情报学研究所联合 IBM 和富士通等实验室开展了“Todai”机

器人研究项目, 使真实世界的阅读理解研究成为热点<sup>[4]</sup>; 2015 年我国也开展了“基于大数据的类人智能关键技术与系统”项目的研究。

阅读理解(Reading Comprehension, RC)技术作为问答(Question Answering, QA)技术研究的重要分支<sup>[5]</sup>, 其一般形式是给定一篇文章, 答题者阅读并理解文章的内在含义, 对文章的题目给出自己的理解和回答<sup>[6]</sup>。高考阅读理解是高考语文卷中的一类重

**基金项目:** 国家高技术研究发展计划项目(2015AA015407); 国家自然科学基金(61772324, 61673248)。

**作者简介:** 徐丽丽(1991—), 女, 硕士研究生, 主研方向为自然语言处理; 李 茹, 教授、博士; 李月香, 教授; 郭少茹, 博士研究生; 谭红叶, 副教授、博士。

**收稿日期:** 2017-11-22

**修回日期:** 2018-01-13

**E-mail:** liru@sxu.edu.cn

要试题,是国家高技术研究发展计划项目“类人智能(2015—2017)”答题项目中的一项研究内容,高考语文阅读理解科技文分为选择题和问答题两大题型,文献[4]针对高考阅读理解的选择型的题目特点进行分析,将选择题题目类型划分为4种:文意理解,观点支持,标题拟写,语句填补。

本文研究的是北京高考语文卷阅读理解中的选择题题型之一:语句填补。解决该题型首先要根据题目定位,找到篇章中语句填补所在的段落,然后根据上下文信息判断出正确的选项。

目前,面向机器阅读理解的语句填补答案选择研究主要存在如下问题:1)大部分学者主要集中在对中英文完型填空的研究,如文献[7]提出 Attention-over-Attention Neural Networks 方法解答阅读理解中的完型填空问题,从多个答案中选出正确答案,文献[8]提出 Attention Sum Reader Network 方法解答阅读理解中完型填空问题,但目前较少有学者研究中文阅读理解中语句填补问题;2)给出一个篇章,对句子的预测要比对词的预测更困难;3)缺乏大规模语句填补语料。

针对上述问题,本文借鉴文献[9]方法构造大规模语料,提出基于长短时记忆网络(Long Short-Term Memory, LSTM)模型的语句填补答案选择方法。首先介绍长短时记忆网络,然后运用该网络模型进行语句填补,最后通过实验验证所提方法的有效性。

## 1 相关工作

LSTM 模型<sup>[10]</sup>近年来被广泛应用于自然语言处理任务中,如机器翻译和语言建模<sup>[11]</sup>。该模型是一种循环神经网络(Recurrent Neural Network, RNN)模型变种之一,其通过加入细胞控制机制,在避免长期依赖的同时,也解决了由于序列过长而导致的梯度爆炸的问题。

LSTM 的3个“门”分别是遗忘门、输入门和输出门。该模型通过控制这3种“门”结构来控制通过细胞的信息,从而选择性增加和去除相关的信息。下文公式中  $f_t$ 、 $i_t$ 、 $o_t$  表示  $t$  时刻的3种“门”结构,  $C_t$  表示  $t$  时刻细胞的状态,  $\sigma(\cdot)$  表示激活函数。

1)遗忘门的作用是忘记一些信息。这项决策是由遗忘门的 sigmoid 层决定,其输入是  $X_t$  和  $h_{t-1}$ ,输出是位于  $0 \sim 1$  之间的数值,以此作用于上一时刻的细胞的状态,从而决定哪些信息需要保留和舍弃。本文用  $f_t$  表示  $t-1$  时刻细胞状态的输出,  $W_f$  表示遗忘门层的权重值,  $b_f$  表示遗忘门层的偏置。

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

2)输入门的作用是存储信息,具体步骤如下:(1)输入门层的 sigmoid 层决定细胞状态中的哪些信息将要被更新;(2)通过 tanh 层新创建的向量  $\tilde{C}_t$ ,将其中包含的新的候选值添加到细胞的状态中;

(3)将旧的细胞状态  $C_{t-1}$  乘以之前决定忘记的信息  $f_t$ ,并与  $i_t \cdot \tilde{C}_t$  相加求和,得到的结果即是新的候选值。  $W_i$  和  $W_c$  表示输入门层的权重值;  $b_i$  和  $b_c$  表示输入门层的偏置。

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

$$\tilde{C}_t = \tanh(W_c \cdot (h_{t-1}, x_t) + b_c) \quad (3)$$

$$C_t = f_t \cdot C_{t-1} + i_t \cdot \tilde{C}_t \quad (4)$$

3)输出门作用是输出信息,具体步骤如下:(1)运行 sigmoid 层来决定细胞状态中哪部分信息将被输出;(2)利用 tanh 层处理这些细胞状态;(3)将最后两部分信息相乘得到输出的值。  $W_o$  表示输出门层的权重值,  $b_o$  表示输出门层的偏置。

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

$$h_t = o_t \cdot \tanh(C_t) \quad (6)$$

深度学习方法受到越来越多的关注,在文本匹配、意图识别<sup>[12]</sup>、机器翻译<sup>[13]</sup>、智能问答<sup>[14-15]</sup>和自动文摘等领域取得了一定效果,其中 LSTM 模型能较好地对序列数据进行建模,更好地保留上下文的语义信息。

## 2 基于 LSTM 的语句填补答案选择方法

### 2.1 语料构建

语句填补选择题可以描述为三元组  $\langle \text{背景材料}, \text{篇章}, \text{选项集} \rangle$ 。本文首先在每一篇背景材料  $C = \{S_1, S_2, \dots, S_n\}$  中随机抽取一句话作为正确选项,然后用下划线代替这句话在文中的位置,含有下划线的整篇文章定义为篇章  $D$ ,最后在文章中找3句包含正确选项的词的句子作为错误选项。以2014年北京高考题为例,语句填补类选择题如下:

题干:下列是为第一段横线处补写的句子。其中最能够使文意完整,贯通的一项是():

选项:

- A. 光伏发电是能形成产业规模的
  - B. 光伏发电是光伏效应的另一种说法
  - C. 光伏发电的原理是容易理解的
  - D. 光伏发电是光伏效应的一种应用
- 定位到相关段落:(篇章)

说到光伏发电,人们往往会想到的是那些巨大的太阳能电池阵列,年轻的朋友们也许会联想到美国电影《变形金刚》中那些具有“超能力”的“汽车人”所配备的能量块。其实,——。光伏效应就是太阳光射在硅材料上产生电流直接发电,使其能量达到最佳转换的效果。以硅材料的应用开发形成的产业链条,业内称之为光伏产业。光伏效应的重要条件就是离不开太阳能资源,而太阳能资源则具有永不枯竭的优势。

### 2.2 基于 LSTM 的语句填补答案选择模型

本节针对语句填补题型提出基于 LSTM 的语句填补答案选择模型(LSTM + Sentence)进行解答。语句填补答案选择研究需要结合篇章和选项,根据

上下文判断出正确答案。篇章  $D$  中包含多个句子  $D = \{S_1, S_2, \dots, S_{n_d}\}$ , 其中  $n_d$  表示篇章中句子的总数。本文采用 LSTM 模型对  $D$  进行建模, 有效融合多个句子的语义信息, 同时也对每个选项  $A$  进行建模。 $D$  中的每个句子  $S = \{w_1, w_2, \dots, w_{n_s}\}$ , 其中  $n_s$  表示当前句子  $S$  中词的总数。首先将  $D$  中的每个句子通过第一层 LSTM, 将句子中所有的词语映射变换成句子向量。实现每个句子的分布式表示, 每个时刻代表一个词, 任意时刻的向量输出表示为:

$$h_s^{w_i} = \text{LSTM}(S) \quad (7)$$

在式(7)中,  $w_i$  表示  $S$  中当前时刻的词, 则最后时刻的输出向量为  $h_{D_s}$ 。同理, 将  $A$  也通过 LSTM 处理, 得到最后时刻的输出向量为  $h_{A_s}$ 。

为获取  $D$  的向量表示, 用第 2 层的 LSTM 对  $D$  中所有句子进行处理。每个时刻代表一个句子, 任意时刻的向量输出表示为:

$$h_D^{S_i} = \text{LSTM}(D) \quad (8)$$

在式(8)中,  $S_i$  表示  $D$  中当前时刻的句子, 则最后时刻的输出向量为  $h_D$ 。同理, 将  $A$  中的句子也通过 2 层 LSTM 处理, 得到最终的向量表示  $h_A$ 。

本文通过 LSTM 获取到文章的语义信息, 将得到的篇章向量与每个选项的向量分别进行连接, 连接的方式有 2 种: 向量直接拼接和按位相乘, 向量直接拼接是深度学习中最广泛使用的方法, 按位相乘是深度学习中向量交互的常用方法, 本文分别采用向量直接拼接和按位相乘来融合篇章和选项中所包含句子语义信息进行对比实验。最后通过 softmax 进行分类, 对每个选项进行 0 或 1 判断, 选出比较恰当的选项, 然后再输出 0-1 的概率值, 通过比较概率的大小选出正确答案。上述过程如图 1 所示。

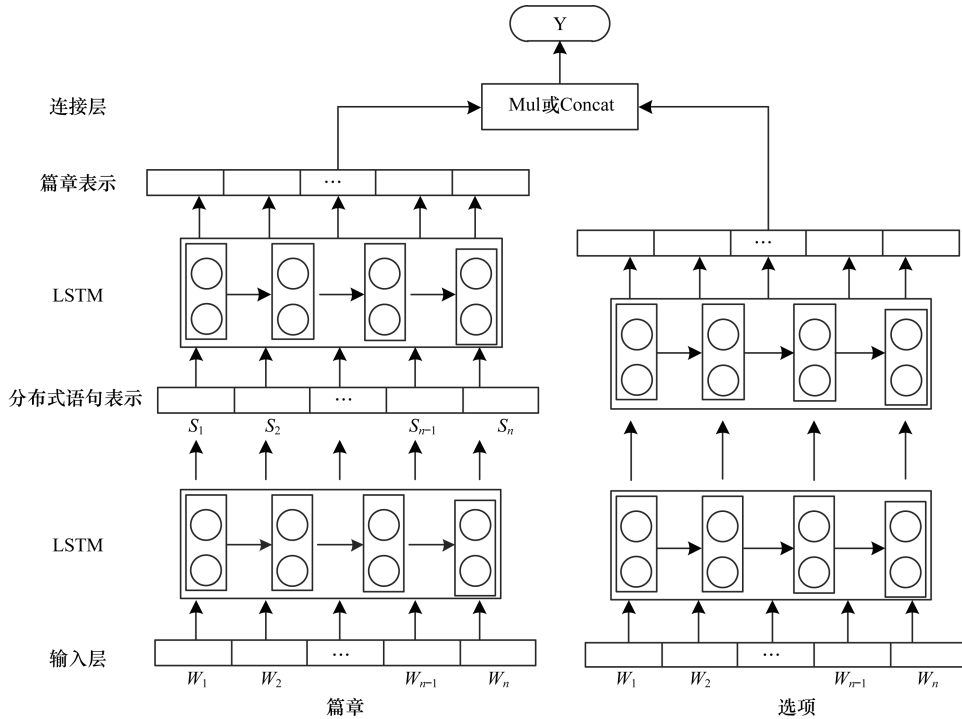


图1 基于 LSTM 的语句填补答案选择模型

### 2.3 基于 Attention 的 LSTM 语句填补答案选择模型

本文在基于 LSTM 的语句填补答案选择模型的基础上加入 Attention (LSTM + Attention\_sentence)。Attention 机制是一种模拟人脑注意力的模型, 它获取目标对象(图像、声音、文本)中最相关的部分作为重要的信息。本文中篇章通过 LSTM 得到最后一个时刻的隐层向量, 该隐层向量编码了篇章的上下文信息, 以此来指导篇章中的词或短语进行“attention”, 赋予篇章中的词和短语更大的权重值, 从而提高选出正确答案的概率。Attention 的模型定

义如下:

$$M_i = \tanh(W_y Y + W_{h_N} \otimes e_L) \quad (9)$$

$$\alpha_i = \text{softmax}(W^T M_i) \quad (10)$$

$$R = Y \alpha^T \quad (11)$$

其中,  $Y$  表示  $D$  通过 LSTM 得到的输出矩阵,  $h_N$  表示对  $D$  最后时刻的向量表示,  $\alpha$  表示 attention 中的加权向量,  $R$  表示加权后的句子表示。

可将篇章表示为:

$$h^* = \tanh(W^p R + W^x h_N) \quad (12)$$

最后, 利用 softmax 函数进行分类, 对每个选项

进行 0 或 1 判断,选出比较恰当的选项,然后再输出 0-1 的概率值,通过比较概率的大小选出正确答案。

### 3 实验与结果分析

#### 3.1 实验数据

本文依照北京高考阅读理解科技文中语句填补类选择题的题型,构造了大量的伪数据,其中,搜集新闻语料 5 万篇,构造语句填补类选择题语料规模 10 万;搜集全国各省近 10 年高考题、高考模拟题中科技文语料总共 981 篇,构造语句填补类选择题语料规模 4 905 题。实验数据的具体信息如表 1 所示。

表 1 实验数据

实验语料	训练集(语料规模)	测试集(语料规模)
实验数据 1	新闻语料(100 000)	新闻语料(1 000)
实验数据 2	新闻语料(100 000)	全国近 10 年高考题 + 模拟题(1 000)
实验数据 3	全国近 10 年高考题 + 模拟题(3 905)	全国近 10 年高考题 + 模拟题(1 000)

#### 3.2 参数设置

本次实验在数据集新闻语料和全国近 10 年高考题和模拟题上进行测试,其中隐藏层的维数为 128,学习率为 0.000 5,分类器采用多分类的逻辑回归分类器, *batch\_size* 为 32。为了防止过拟合,模型采用了 dropout 策略, *dropout rate* 设置为 0.1。

#### 3.3 实验结果比较

为了验证本文方法的有效性,本文设置了 2 个 baseline 方法在测试集上进行对比。

##### 3.3.1 基于 HowNet 的句子相似度计算

针对语句填补类题型,可以理解为选出与篇章最连贯的句子,从篇章连贯性的角度出发,根据林纪诚在文献[16]中提出的篇章连贯性的 4 个必要条件:篇章中句子之间至少存在概念上的联系,篇章中的句子序列符合逻辑,各句子的主位和述位必须相互联系,篇章所涉及的话题必须具有相关性,本文从篇章中句子之间至少存在概念上的联系来判断上下文的连贯性。本文计算概念相关性的方法采用基于 HowNet 的句子相似度计算<sup>[17]</sup>。

给定篇章  $D = \{S_1, S_2, \dots, S_M\}$  和选项  $A = \{A_1, A_2, A_3, A_4\}$ , 其中  $S_m, m \in [1, M]$  为  $D$  的第  $j$  个句子,  $S_k, k \in [1, M]$ , 表示下划线所在的位置,将  $A$  填入  $D$  中下划线的位置,计算选项  $S_k$  与前后句子  $S$  的连贯性。

将选项集  $A = \{A_1, A_2, A_3, A_4\}$  依次填入下划线,填入下划线的句子用  $S_k$  表示,取下划线前边的句子  $S_{k-1}$  和后边的句子  $S_{k+1}$ ,  $S_{k-1}$  词的集合可以表示为  $S_{k-1} = (W_{(k-1)1}, W_{(k-1)2}, \dots, W_{(k-1)n})$ ,  $S_k$  词的集合可以表示为  $S_k = (W_{k1}, W_{k2}, \dots, W_{kn})$ ,  $S_{k+1}$  的集合可以

表示为  $S_{k+1} = (W_{(k+1)1}, W_{(k+1)2}, \dots, W_{(k+2)n})$ , 2 个词基于《知网》的相似度  $S(W_{(k-1)i}, W_{kj})$ , 其中  $1 < i < n, 1 < j < n$ 。令  $a_i = \max \{(W_{k1}, W_{(k-1)1}), (W_{k1}, W_{(k-1)2}), \dots, (W_{k1}, W_{(k-1)n})\}$ ,  $b_j = \max \{(W_{(k+1)1}, W_{k1}), (W_{(k+1)1}, W_{k2}), \dots, (W_{(k+1)1}, W_{kn})\}$ , 则句子的相似度分别为:

$$Sim_1(S_{k-1}, S_k) = \frac{\sum_{i=1}^n a_i}{n} \quad (13)$$

$$Sim_2(S_k, S_{k+1}) = \frac{\sum_{j=1}^n b_j}{n} \quad (14)$$

判断句子  $S_{k-1}, S_k, S_{k+1}$  的连贯性为:

$$C = \frac{Sim_1(S_{k-1}, S_k) + Sim_2(S_k, S_{k+1})}{2} \quad (15)$$

##### 3.3.2 基于上下文的 N-gram 语言模型

基于上下文的 N-gram 语言模型首先假设  $D$  中的每个句子  $S$  是相互独立的,整句的概率不仅与当前句子中各个词出现的概率有关系,还与前面的  $n-1$  句上下文有关系<sup>[18]</sup>, 如式(16)所示。

$$P(S_m | S_{m-n}^{m-1}) = \prod_{i=1}^n p(w_{mi} | w_{<mi}, S_{m-n}^{m-1}) \quad (16)$$

其中,  $S_{m-n}^{m-1} = (S_{m-n}, S_{m-n+1}, \dots, S_{m-1})$ , 表示  $S_m$  前的句子集,  $w_{<mi}$  表示第  $m$  句前面所有的词,  $n$  决定取当前句子的前面几句,本文  $n$  取 2。

#### 3.4 结果与分析

##### 3.4.1 选项分类的实验结果与分析

本文选取不同领域的数据集,通过不同的拼接方式,对多个选项分类并进行对比。首先对每个选项进行 0 或 1 的判别,实验结果如表 2 所示。

表 2 不同连接方式的准确率比较 %

数据集	向量直接拼接	按位相乘
数据集 1	66.34	67.56
数据集 2	59.40	62.10
数据集 3	70.20	75.00

由表 2 可以看出,在不同的数据集下将篇章和选项按位相乘得到的实验结果比向量直接拼接实验效果要好,其中数据集 3 准确率最高,达到 75%,数据集 2 准确率为 62.1%,准确率较低的原因是测试集和训练集属于不同的领域。本文在连接方式最好的实验结果下加入 attention 机制做了相关的实验对比。实验结果如表 3 所示。

表 3 对每个选项分类的准确率比较 %

方法	数据集 1	数据集 2	数据集 3
LSTM_sentence	67.56	62.10	75.00
LSTM + Attention_sentence	66.34	60.45	75.00

由表3可以看出,基于LSTM的语句填补答案选择方法在数据集1、数据集2、数据集3上的准确率为67.56%、62.1%、75%,基于Attention的LSTM语句填补答案选择方法在数据集1、数据集2、数据集3上的准确率为66.34%、60.45%、75%,基于LSTM的语句填补答案选择方法,在数据集1和数据集2上对单个选项0和1的判断准确率有所提高,分别提高1.22%和1.65%,从实验结果可以看出神经网络模型适用于同一领域的数据集。验证了本文方法的有效性。

#### 3.4.2 选择正确选项的实验结果与分析

本文在同一领域的数据集上,在对选项分类准确率最高的基础上做了实验。利用基于LSTM的语句填补答案选择方法从多个选项中选出正确的选项,如表4所示。可以看出,本文使用的方法在实验数据1和实验数据3准确率为32.4%和30.8%,比基于上下文N-gram语言模型和基于《知网》的句子相似度在实验数据1上分别提高3.1%和4.3%,实验数据3上分别提高2.4%和3.4%,主要原因是使用基于上下文N-gram语言模型的数据稀疏,使用基于《知网》的句子相似度方法有很多科技文中的新词,很难较好地获取该词的语义信息,而本文的方法很好地获取了句间的语义信息,也不存在数据稀疏问题。本文基于LSTM的语句填补答案选择方法是切实有效的。图2更直观地显示了不同方法在相同数据集上的准确率。

表4 语句填补答案选择准确率比较 %

实验方法	数据集	准确率
N-gram 语言模型	实验数据1	29.3
	实验数据3	28.4
HowNet 相似度	实验数据1	28.1
	实验数据3	27.4
LSTM_sentence	实验数据1	32.4
	实验数据3	30.8

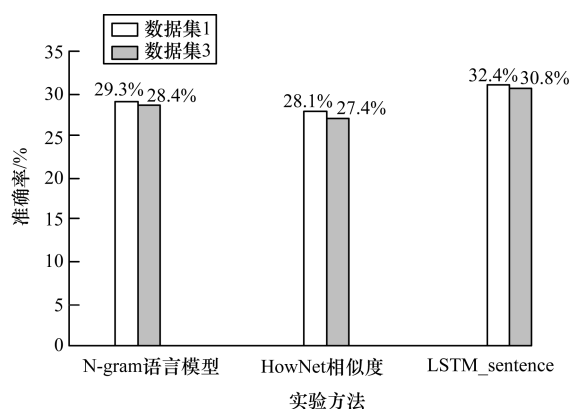


图2 3种方法在不同实验数据集上的实验结果比较

## 4 结束语

本文针对机器阅读理解的语句填补答案选择问题,采用基于LSTM的语句填补答案选择方法获取篇章和选项的语义信息,对多个选项进行0或1分类,然后从中选出正确答案,可有效提高准确率。下一步将考虑使用句子的语法树结构,利用递归神经网络选择语句填补答案。

### 参考文献

- [1] BURGESS C J C, BURGESS C J C. Towards the machine comprehension of text: an essay, MSR-TR-2013-125[R]. Microsoft Inc., 2013.
- [2] BORDES A, USUNIER N, CHOPRA S, et al. Large-scale simple question answering with memory networks[EB/OL]. [2017-10-20]. <https://arxiv.org/pdf/1506.02075v1.pdf>.
- [3] FERRUCCI D A, BROWN E W, CHU-CARROLL J, et al. Building Watson: an overview of the DeepQA project[J]. AI Magazine, 2010, 31(3): 59-79.
- [4] 李茹, 马淑晖, 张虎, 等. 阅读理解答案预测[J]. 山西大学学报(自然科学版), 2017, 40(4): 763-770.
- [5] BERANT J, CHOU A, FROSTIG R, et al. Semantic parsing on freebase from question-answer pairs[C]// Proceedings of EMNLP 2013. Seattle, USA: EMNLP, 2013: 6-17.
- [6] 刘飞龙, 郝文宁, 陈刚, 等. 基于双线性函数注意力Bi-LSTM模型的机器阅读理解[J]. 计算机科学, 2017, 44(s1): 92-96.
- [7] CUI Y, CHEN Z, WEI S, et al. Attention-over-attention neural networks for reading comprehension[EB/OL]. [2017-10-20]. <https://arxiv.org/pdf/1607.04423.pdf>.
- [8] KADLEC R, SCHMID M, BAJGAR O, et al. Text understanding with the attention sum reader network[C]// Proceedings of the 54th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics. [S. l.]: ACL, 2016: 908-918.
- [9] LIU T, CUI Y, YIN Q, et al. Generating and exploiting large-scale pseudo training data for zero pronoun resolution[C]// Proceedings of the 55th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics. [S. l.]: ACL, 2017: 102-111.
- [10] SHIN J, JIN K H, KIM Y. Adaptive support vector regression for UAV flight control[J]. Neural Networks: The Official Journal of the International Neural Network Society, 2011, 24(1): 109-120.
- [11] LIPTON Z C, BERKOWITZ J, ELKAN C. A critical review of recurrent neural networks for sequence learning[EB/OL]. [2017-10-20]. <https://arxiv.org/pdf/1506.00019.pdf>.
- [12] 孟奎, 刘梦赤, 胡婕. 基于字符级循环网络的查询意图识别模型[J]. 计算机工程, 2017, 43(3): 181-186.
- [13] SUTSKEVER I, VINYALS O, LE QUOC V. Sequence to sequence learning with neural networks[C]// Proceedings of Annual Conference on Neural Information Processing Systems. Montreal, Canada: [s. n.], 2014: 3104-3112.

(下转第192页)

设备 CPU 中包含 GPU,使用嵌入式端 GPU 进行网络的运算能够较大地提高系统的利用率与速度。下一步将尝试利用嵌入式系统上的 GPU 加速网络的运算,对网络进行压缩,以提高分类精度并降低网络模型。

### 参考文献

- [1] 陆 丽. 基于人脸图像的性别识别与年龄估计研究[D]. 上海: 上海交通大学, 2010.
- [2] YIN J, LI Y, LI J. Face feature extraction based on principle discriminant information analysis [C]//Proceedings of IEEE International Conference on Automation and Logistics. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2007: 1580-1584.
- [3] 卢江滨. 人脸信息分析系统的设计与实现[D]. 南京: 南京理工大学, 2014.
- [4] GOLOMB B A, LAWRENCE D T, SEJNOWSKI T J. SEXNET: a neural network identifies sex from human faces [C]//Proceedings of IEEE NIPS '90. Washington D. C., USA: IEEE Press, 1990: 2-12.
- [5] YEN S C, SAJDA P, FINKEL L. Comparison of gender recognition by PDP and radial basis function networks[M]. Berlin, Germany: Springer, 1994.
- [6] MOGHADDAM B, YANG M H. Learning gender with support faces[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 24(5): 707-711.
- [7] HAYASHI J, YASUMOTO M, ITO H, et al. Age and gender estimation based on wrinkle texture and color of facial images[C]//Proceedings of the 16th International Conference on Pattern Recognition. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2002: 405-408.
- [8] VIOLA P, JONES M. Rapid object detection using a boosted cascade of simple features[C]//Proceedings of 2001 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2001: 121-134.
- [9] BALUJA S, ROWLEY H A. Boosting sex identification performance [J]. International Journal of Computer Vision, 2007, 71(1): 111-119.
- [10] LEVI G, HASSNER T. Age and gender classification using convolutional neural networks [C]//Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2015: 34-42.
- [11] LANITIS A, DRAGANOVA C, CHRISTODOULOU C. Comparing different classifiers for automatic age estimation[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B, 2004, 34(1): 621-628.
- [12] GUO G, FU Y, DYER C R, et al. Image-based human age estimation by manifold learning and locally adjusted robust regression [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2008, 17(7): 1178-1188.
- [13] 闫陈静. 人脸年龄估计算法的设计与实现[D]. 北京: 北京交通大学, 2016.
- [14] LANITIS A, TAYLOR C J, COOTES T F. Toward automatic simulation of aging effects on face images[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 24(4): 442-455.
- [15] GUO G, FU Y, HUANG T S, et al. Locally adjusted robust regression for human age estimation [C]//Proceedings of IEEE Workshop on Applications of Computer Vision. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2008: 1-6.
- [16] BA J, CARUANA R. Do deep nets really need to be deep? [C]//Proceedings of ANIPS '14. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2014: 2654-2662.
- [17] SUN Y, WANG X, TANG X. Deep learning face representation from predicting 10000 classes [C]//Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2014: 1891-1898.
- [18] 汪济民. 基于卷积神经网络的人脸检测和性别识别研究[D]. 南京: 南京理工大学, 2015.
- [19] 产文涛. 基于卷积神经网络的人脸表情和性别识别[D]. 合肥: 安徽大学, 2016.
- [20] EIDINGER E, ENBAR R, HASSNER T. Age and gender estimation of unfiltered faces [J]. IEEE Transactions on Information Forensics and Security, 2014, 9(12): 2170-2179.

编辑 索书志

(上接第 187 页)

- [14] WANG D, NYBERG E. A long short-term memory model for answer sentence selection in question answering [C]//Proceedings of Meeting of the Association for Computational Linguistics and the International Joint Conference on Natural Language Processing. [S. l.]: ACL, 2015: 707-712.
- [15] GHOSH S, VINYALS O, STROPE B, et al. Contextual LSTM (CLSTM) models for large scale NLP tasks [EB/OL]. [2017-10-20]. <https://arxiv.org/pdf/1602.06291.pdf>.
- [16] 林纪诚. 论篇章连贯性的条件[J]. 西安外国语学院学报, 1987(2): 1-7.
- [17] 刘 群, 李素建. 基于《知网》的词汇语义相似度计算[J]. 中文计算语言学, 2002, 7(2): 59-76.
- [18] WANG T, CHO K. Larger-context language modelling with recurrent neural network [C]//Proceedings of the 54th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics. [S. l.]: ACL, 2016: 1319-1329.

编辑 金胡考