



硕士研究生学位论文选题报告

|  |  |
| --- | --- |
| **学 号：** | **3116393048** |
| **姓 名：** | **刘江宁** |
| **导 师：** | **赵加坤** |
| **论文题目：** | **具有混合注意力的快速阅读理解网络** |
| **学科专业：** | **软件工程** |
| **学 院：** | **软件学院** |
| **填写时间：** | **2018 年 3 月 13 日** |

西安交通大学研究生院制

硕士研究生学位论文选题报告填写说明及管理规定

硕士学位论文选题报告是做好学位论文的基础，为了完善硕士研究生过程质量监控体系，提高硕士研究生培养质量，要求在校硕士生应在第三学期结束前（两年毕业试点学院的硕士生应在第二学期结束前）完成学位论文选题报告。

一、硕士生在查阅一定的国内外文献资料基础上，填写完成《硕士研究生学位论文选题报告》。

二、《硕士研究生学位论文选题报告》完成以后，应组织公开的学位论文选题报告会。

三、选题报告会由学院或系、所负责组织，选题报告会的评审专家组一般由3-5名副高以上（含副高）人员组成。评审专家在选题报告会后负责就选题的意义、文献综述、研究内容、可能遇到的问题、是否通过选题等写出结论性的审查意见，并将结果和相关材料留学院备案。

四、《硕士研究生学位论文选题报告》必须采用A4纸双面打印，左侧装订成册，各栏空格不够时，请自行加页。本表可在研究生院主页<http://gs.xjtu.edu.cn/>下载。

五、《硕士研究生学位论文选题报告》由学院归档。

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| **论文题目：中文机器阅读理解** | | |
| 论文类型：（1）基础研究；（2）应用基础研究；（3）应用研究；（4）其它  课题来源：（1）纵向课题；（2）横向课题； （3）自选课题；（4）其它 | | |
| 一、选题的科学依据（1、选题背景；2、理论意义和应用价值；3、国内外研究现状及发展趋势。附主要参考文献）  1、选题背景  近年来随着深度学习的飞速发展，世界各地的学者已经在很多领域的困难任务上取得了接近甚至超越人类的水平，如图像识别、语音识别、人脸识别、围棋AI等，我们在图像识别、机器翻译和语音识别等研究领域已经看到了机器学习带来的显著成果。例如图像识别技术对癌细胞病理切片的识别能力已逐步超过人类，目前机器围棋棋手的棋力已经几乎无人能敌……狂热过后，当我们重新审视人工智能这个问题时，一个最基本的问题可能尚未解决：计算机能够理解多少我们的语言了？计算语言学协会（ACL，Association for Computational Linguistics）候任主席，微软亚洲研究院副院长周明博士认为：“自然语言处理的基本研究包括分词、断句、句法语义分析等等。而机器阅读理解就是自然语言计算领域皇冠上的明珠。”现在，包括微软、CMU、Stanford在内的顶级人工智能专家和学者们正在研究更复杂的任务：让机器像人类一样阅读文本，进而根据对该文本的理解来回答问题。这种阅读理解就像是让计算机来做我们高考英语的阅读理解题。  2、理论意义和应用价值  机器阅读理解（machine reading comprehension）研究近年来受到广泛关注，任务通常定义为：让机器阅读文本，然后回答和阅读内容相关的问题。阅读理解涉及到语言理解、知识推理、摘要生成等复杂技术，极具挑战。该任务的研究对于智能搜索、智能推荐、智能交互等人工智能应用具有重要意义，是自然语言处理和人工智能领域的重要前沿课题。  3、国内外研究现状及发展趋势  中文机器阅读理解相较于英文在研究上存在比较大的落后，很大程度上受数据的制约。在2016年6月，斯坦福大学推出斯坦福问题回答数据集(SQuAD)[(Rajpurkar et al., 2016)](#_Pranav_Rajpurkar,_Jian)，一个阅读理解数据集， 给定一篇文章，准备相应的问题，设计算法给出问题的答案。此数据集所有文章选自维基百科，数据集的量为当今其他数据集(例如，WikiQA)的几十倍之多，一共有107,785问题，以及配套的536篇文章。该数据集是迄今为止涵盖范伟最广，数据量最大的英文阅读理解数据集，一经推出，就吸引了国内外优秀的科研团队及院校踊跃报名参加，时至今日，依然热度不减，甚至说有过之而无不及。哈工大&科大迅飞（HIT & iFLYTEK）、微软亚洲研究院（MAR）、Google Brain & CMU、NUDT and Fudan University、阿里巴巴（Alibaba）、腾讯（Tencent）纷纷在不同时间段问鼎榜单性能第一。在一年后，即2017年10月，首个中文机器阅读理解评测大会在南京召开，该会议由中国中文信息学会计算语言学专委会（CIPS-CL）主办，哈工大讯飞联合实验室（HFL）承办，科大讯飞冠名的第一届“讯飞杯”中文机器阅读理解评测大会（CCL-CMRC2017）。在2018，由中国中文信息学会（CIPS）和中国计算机学会（CCF）联合主办，百度公司、中国中文信息学会评测工作委员会和计算机学会中文信息技术专委会联合承办的机器阅读理解技术竞赛将在2018年3月1日正式开启报名通道。由此，中文机器阅读理解研究才正式拉开帷幕。  自从SQuAD数据集公开以来，机器阅读理解领域取得了急剧的发展与进步，涌现出了许多优秀的模型和算法。基于注意力的神经网络已经迅速蔓延到了机器阅读理解任务，这得益于注意力机制([Bahdanau, Cho and Bengio, 2014](#_Dzmitry Bahdanau, KyungHyun Cho and Yoshua Bengio. 2014. Neural machine translation by jointly learning to align and translate. arXiv preprint arXiv:1409.0473.); [Luong, Pham and Manning, 2015](#_Minh-Thang Luong, Hieu Pham and Christopher D.Maning. Effective approaches to attention-based Neural machine translation. arXiv preprint arXiv:1508.04025.))允许模型去注意过去输出的向量。[Wang & Jiang (2017)](#_Shuohang Wang and Jing Jiang. Learning natural language inference with LSTM. In NAACL HLT 2016, The 2016 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies, San Diego California, USA, Ju)利用match-LSTM([Wang & Jiang, 2016](#_Shuohang Wang and Jing Jiang. Machine comprehension using match-lstm and answer pointer. In ICLR, 2017.))建立注意问题的文章表示，并且通过Pointer Network([Vinyals et al., 2015](#_Oriol Vinyals, Meire Fortunato, and Navdeep Jaitly. Pointer networks. In Advances in Neural Information Processing Systems 28: Annual Conference on Neural Information Processing Systems 2015, December 7-12, 2015, Montreal, Quebec, Canada, pp. 2692–2700, ))去预测文章中的回答边界，即预测答案在文章中的开始、结束位置。[Seo et al. (2017)](#_Minjoon Seo, Aniruddha Kembhavi, Ali Farhadi, and Hannaneh Hajishirzi. Bidirectional attention flow for machine comprehension. In ICLR, 2017.)引入了一种双向注意力流的网络，借此在多个粒度层次上去模拟问题文章对。[Xiong et al. (2017)](#_Caiming Xiong, Victor Zhong, and Richard Socher. Dynamic coattention networks for question answering. In ICLR, 2017.)应用了一种Coattention mechanism，该机制将问题和文章注意在一起。[Wang et al. (2017 )](#_Wenhui Wang, Nan Yang, Furu Wei, Baobao Chang, and Ming Zhou. Gated self-matching networks for reading comprehension and question answering. In ACL, 2017.)使用了一个门控注意力网络，其同时包含问题、文章匹配和自匹配注意力，并且受[Wang & Jiang (2017)](#_Shuohang Wang and Jing Jiang. Machine comprehension using match-lstm and answer pointer. In ICLR, 2017.)启发，[Wang et al. (2017)](#_Wenhui Wang, Nan Yang, Furu Wei, Baobao Chang, and Ming Zhou. Gated self-matching networks for reading comprehension and question answering. In ACL, 2017.)又提出来R-Net。[Pan et al. (2017)](#_Boyuan Pan, Hao Li, Zhou Zhao, Bin Cao, Deng Cai, and Xiaofei He. MEMEN: multi-layer embedding with memory networks for machine comprehension. arXiv preprint arXiv:1707.09098, 2017.) 和[Hu et al. (2017)](#_Minghao Hu, Yuxing Peng, and Xipeng Qiu. Reinforced mnemonic reader for machine comprehension. arXiv preprint arXiv:1705.02798, 2017.)都应用了multi-hops或iterative aligner的结构，目的通过问题表示 和文章表示去重复地融合文章表示。[Liu et al. (2017)](#_Rui Liu, Wei Wei, Weiguang Mao and Maria Chikina. Phase conductor on multi-layered attentions for machine comprehension. arXiv preprint arXiv:1710.10204, 2017.)提出了phase conductor，一个具有多层注意力模型的结构，其包含多个阶段，每个阶段包含多个注意力层和多个内部或外部的信息流融合层。[Liu & Shen et al. (2017)](#_Xiaodong Liu, Yelong Shen, Kevin Duh and Jianfeng Gao. Stochastic answer networks for machine reading comprehension. arXiv preprint arXiv:1712.03556, 2017.)提出了一个简单但是鲁棒的随机回答网络，其在机器阅读理解中模拟多步推理，并且在神经网络的回答模块上应用了一种stochastic prediction dropout。  4、参考文献 Pranav Rajpurkar, Jian Zhang, Konstantin Lopyrev, and Percy Liang. Squad: 100,000+ questions for machine comprehension of text. In Proceedings of the Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing, 2016.Dzmitry Bahdanau, KyungHyun Cho and Yoshua Bengio. 2014. Neural machine translation by jointly learning to align and translate. arXiv preprint arXiv:1409.0473.Minh-Thang Luong, Hieu Pham and Christopher D.Maning. Effective approaches to attention-based Neural machine translation. arXiv preprint arXiv:1508.04025.Shuohang Wang and Jing Jiang. Learning natural language inference with LSTM. In NAACL HLT 2016, The 2016 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies, San Diego California, USA, June 12-17,2016.Oriol Vinyals, Meire Fortunato, and Navdeep Jaitly. Pointer networks. In Advances in Neural Information Processing Systems 28: Annual Conference on Neural Information Processing Systems 2015, December 7-12, 2015, Montreal, Quebec, Canada, pp. 2692–2700, 2015.Shuohang Wang and Jing Jiang. Machine comprehension using match-lstm and answer pointer. In ICLR, 2017.Minjoon Seo, Aniruddha Kembhavi, Ali Farhadi, and Hannaneh Hajishirzi. Bidirectional attention flow for machine comprehension. In ICLR, 2017.Caiming Xiong, Victor Zhong, and Richard Socher. Dynamic coattention networks for question answering. In ICLR, 2017.Wenhui Wang, Nan Yang, Furu Wei, Baobao Chang, and Ming Zhou. Gated self-matching networks for reading comprehension and question answering. In ACL, 2017.Boyuan Pan, Hao Li, Zhou Zhao, Bin Cao, Deng Cai, and Xiaofei He. MEMEN: multi-layer embedding with memory networks for machine comprehension. arXiv preprint arXiv:1707.09098, 2017.Minghao Hu, Yuxing Peng, and Xipeng Qiu. Reinforced mnemonic reader for machine comprehension. arXiv preprint arXiv:1705.02798, 2017.Rui Liu, Wei Wei, Weiguang Mao and Maria Chikina. Phase conductor on multi-layered attentions for machine comprehension. arXiv preprint arXiv:1710.10204, 2017.Xiaodong Liu, Yelong Shen, Kevin Duh and Jianfeng Gao. Stochastic answer networks for machine reading comprehension. arXiv preprint arXiv:1712.03556, 2017.Bengio, Y.; Simard, P.; and Frasconi, P. 1994. Learning long-term dependencies with gradient descent is difficult. IEEE transactions on neural networks 5(2):157–166. | | |
| **二、主要研究内容和方案**  1、研究内容  在给定文章和问题的条件下，设计深度神经网络模型，通过算法找问题在文章中的答案。  2、方案  鉴于R-Net和Reinforced mnemonic reader算法在SQuAD数据集上的成功，初步上，我将借鉴这两个模型，然后研究、探索适合中文的机器阅读理解模型。在此，我将描绘以上两个模型的架构，详述每个模块的作用。  **R-Net: Machine Reading Comprehension with Self-Matching Networks**   * **Question and Passage Encoder**   定义：问题Q = {wQt}mt=1，文章P = {wPt}nt=1。首先，将单词转化为其各自的word-level embeddings ({eQt}mt=1，{ePt}nt=1)和character-level embeddings ({cQt}mt=1，{cPt}nt=1)。Character-level embeddings是双向循环神经网络（BiRNN）的最后隐状态，其输入为单词的字符对应的embedding sequences，character-level embeddings有助于解决未登录词（out-of-vocab, OOV）。然后,  使用BiRNN去编码问题和文章，获得新的表示（new representation）:  uQt = BiRNNQ(uQt-1, [eQt, cQt])  uPt = BiRNNP(uPt-1, [ePt, cPt])  在试验中，BiRNN为Gated Recurrent Unit（GRU）。   * **Gated Attention-based Recurrent Networks**   门控注意力的循环网络（gated attention-based recurrent networks）用于将问题信息融入到文章表示中，其是基于注意的循环网络的变体，具有一个额外的门，其可以决定，针对于问题，在文章中的哪一部分信息是重要的。通过问题单词和句子单词的软对齐（soft-alignment），可以得到sentence-pair representation {vPt}nt=1：  vPt = RNN(vPt-1, [uPt, ct]\*)  其中， ct = att(uQ, [uPt, vPt-1])是整个问题的注意向量：  stj = vTtanh(WQuuQj+ WPuuPt+ WpvvPt-1)  ati = exp(sti)/∑mj=1exp(stj)  ct = ∑mi=1 atiuQi  [uPt, ct]\* = sigmoid(Wg[uPt, ct]) ◦ [uPt, ct]  其中 ◦ 表示逐点相乘。   * **Self-Matching Attention**   虽然通过 gated attention-based recurrent networks获得了注意问题的文章表示（question-aware passage representation），但是它只准确地定位了文章中的重要部分，对于文章整个层面的信息是匮乏的。一个回答的候选值对于不在其周围的重要文章线索是不知道的，而整篇文章的上下文语意必然可以推导出答案所在，通过把注意问题的文章表示与自身相匹配，可以解决这个问题。自注意（self-matching attention）可以为文章中的每一个词动态地从整篇文章收集相关的证据（evidence），然后将与之对应的文章单词证据与其匹配的问题信息融入到文章表示hpt：  hpt = BiRNN(hpt-1, [vPt, ct]\*)  其中， ct = att(vP, vPt])是整篇文章的注意向量：  stj = vTtanh(WPvvPj+ WP´vvPt)  ati = exp(sti)/∑nj=1exp(stj)  ct = ∑ni=1 ativpi  [vPt, ct]\* = sigmoid(Wg[vPt, ct]) ◦ [vPt, ct]   * **Output Layer**   在输出层，利用了指针网络（pointer network）去预测回答的开始和结束位置。此外，基于问题表示，使用注意力机制生成了指针网络的初始化隐状态hat-1 = rQ：  sj = vTtanh(WQuuQj+ WQvVQr)  ai = exp(sti)/∑mj=1exp(stj)  rQ = ∑mi=1 atiuQi  其中，VQr为可训练的参数。  在给定文章表示{hPt}nt=1的条件下，注意力机制被当成了一个指针，去文章中找回答的起始和结束位置，p1和p2：  stj = vTtanh(Wphhpj+ Wahhat-1)  ati = exp(sti)/∑nj=1exp(stj)  pt = argmax(at1, …, atn)  当我们预测起始位置时，hat-1代表回答网络的初始隐状态，当需要预测结束位置时，需要将回答网络的隐状态更新为hat：  ct = ∑ni=1 atihpi  hat = RNN(hat-1, ct)  然后通过注意力机制去挑选结束位置。   * **Training Procedure**   *Supervised Learning with Boundary Detecting*:边界检测方法是机器阅读理解任务中用的最广泛的训练方法，其基于预测分布来最小化真正起始位置和结束位置的负对数概率的和（minimizes the sum of negative log probabilities of the true start and end position）:  JMLE(ө) = - ∑ logps(ysi) + logpe(yei)  其中，ysi，yei表示真实的起始和结束位置。  **Reinforced Mnemonic Reader for Machine Comprehension**   * **Feature-rich Encoder**   Feature-rich encoder负责将单词序列映射到其对应的word embeddings，并对这些word embedding进行编码供未来处理。Feature-rich encoder包含两个部分：Hybrid Embedding and Encoding。  Hybrid Embedding:将每一个单词w转化为其对应的word embedding xw，然后利用双向长短期记忆网络（BiLSTM）对每一个单词的子符序列进行编码，其最后的隐状态被认为是character-level embedding xc，然后将其与word-level embedding xw 进行向量之间的连接，以此作为单词的表示x。  Encoding: 为了模拟具有上下文信息的单词序列，作者使用了另一个BiLSTM去编码文章和问题。  qi = BiLSTM(qi-1, xqi)  ci = BiLSTM(ci-1, xci)   * **Iterative Aligner**   Iterative aligner包含多个水平的跳跃（hop），每一个跳跃中包含4部分：iteractive aligning, semantic fusion unit, self aligning and aggregating。在每一个跳跃中，该模块会通过注意问题和文章本身来更新文章每一个单词的表示，其中语意融合单元（semantic fusion unit, SFU)去更新文章的单词表示。最后，用BiLSTM去进一步鼓励文章信息的流动，此被称之为aggregating。  *Iteractive aligning*: 对齐器首先会去同时注意问题和文章，目的是去获取他们之间的交互性息，然后再由此去获取注意问题的文章表示。更确切地说，首先计算问题和文章的共注意矩阵（coattention matrix），其表示问题词和文章词之间的相似度，然后找到与每一个文章词最相关的问题词，并将它融入到与之对应的文章词中。  Btij = qiT · ct-1j  btj = sotfmax(Bt:j)  qtj = Q' · btj  其中，Btij表示共注意矩阵，btj表示问句中所有词对文章中第j个词的归一化注意分布，qtj表示文章第j个词注意问题的向量。为了计算注意了问题的文章表示，作者将文章表示ct-1j与注意的问题向量以一种行之有效的启发式方法结合在一起，并将其输入到语意融合单元中，获得更新的文章表示。  ċtj = SFU(ct-1j, qtj, ct-1j ◦ qtj, ct-1j – qtj)  其中，ċtj 表示注意问题的文章表示，◦ 表示逐点相乘。  *Semantic fusion unit*: SFU包含两部分，构成（composition）和门（gate）。构成组件产生一个隐状态ř，其是输入向量和融合向量的线性插值（interpolation）。门组件生成一个更新的门g，目的是为了控制构成的深度，即隐状态的被暴露程度。  ř = tanh(Wr • [r; f1; …; fk] + br)  g = sigmoid(Wg • [r; f1; …; fk] + bg)  o = g ◦ ř + (1-g) ◦ r  其中Wr ,Wg 为参数矩阵，•表示矩阵相乘（dot product）。  *Self aligning*: 在完成交互式对齐后，迭代的对齐器会进一步将注意了问题的文章表示与其自己进行对齐，目的是为了综合文章间的上下文信息。Self aligning是为了解决循环神经网络无法模拟长期的依赖[（Bengio, Simard, and Frasconi, 1994）](#_Bengio, Y.; Simard, P.; and Frasconi, P. 1994. Learning long-term dependencies with gradient descent is difficult. IEEE transactions on neural networks 5(2):157–166.)，即文章中的每一个词只能意识到其周围几个词，而对整个文章没有丝毫的线索。自注意与交互式注意相似，先计算自己间的共注意矩阵B´t：  B´tij= 1(i≠j) ċtiT• ċtj  B´tij表明文章中第i词与第j个词的相似度。自共注意矩阵的斜线（diagonal of self-coattention matrix）被设置为0，以防文章中的词与本身对齐。然后对于文章中的每一个词，去计算注意的文章向量ćtj:  ćtj = C'·softmax(B´t:j)  最后，将ċtj与ćtj一同输入到语意融合单元，获得自注意的文章表示：  ĉtj = SFU(ċtj, ćtj, ċtj ◦ ćtj, ċtj – ćtj)  *Aggregating*:  čtj, hj= BiLSTM(hj-1, ĉtj)  其中 hj-1表示前一时刻的BiLSTM的隐状态，čtj表示完全意识的文章表示（fully-aware context representation）。   * **Memory-based Answer Pointer**   机器阅读理解任务要求模型找到回答问题的文章子短语，其可以通过预测回答短语A的起始位置i和结束位置j获得，且回答A是基于文章C和问题Q为前提条件的：  pө(A|C, Q) = ps(i|C, Q) · pe(j|C, Q)  基于记忆的回答指针模块包含一个记忆的向量，其可以记录必要的阅读知识，以便可以连续不断地改善预测的回答间隔。回答指针模块共包含L次跳跃，初始记忆向量zls为问题表示q的最后一个隐状态，在每一次跳跃中，记忆向量zls会注意完全意识的文章表示čtj，然后通过指针网络（pointer network）获得回答起始位置pls的概率分布：  sli = FN(čti, zls, čti ◦ zls)  pls(i) = softmax(wlsli)  其中FN为前向神经网络（feedforward neural network），其用来提供输入的非线性变化量。归一化的概率pls指出了回答的潜在起始位置，其可被认为是当前预测的聚集信息的注意分布，由此可以获得一个证据向量uls（evidence vector）：  uls = Čt · pls  记忆向量可以从证据向量中检索相关线索用以对其进行改善：  zle = SFU(zls, uls)  回答结束位置的概率分布ple为：  eli = FN(čti, zle, čti ◦ zle)  ple(i) = softmax(wleli)  如果第L次跳跃不是最后的跳跃，那么归一化的概率分布ple也被作为一个注意分布，用以生成一个更新的证据向量ule，并通过将其与记忆向量zle一同输入到SFU，获得第L+1次跳跃的记忆向量zl+1s。   * **Training Procedure**   *Supervised Learning with Boundary Detecting*:边界检测方法是机器阅读理解任务中用的最广泛的训练方法，其基于预测分布来最小化真正起始位置和结束位置的负对数概率的和（minimizes the sum of negative log probabilities of the true start and end position）:  JMLE(ө) = - ∑ logpls(ysi) + logple(yei)  其中，ysi，yei表示真实的起始和结束位置。然而， 在某些情况下，如回答边界太模糊不清或太冗长，直接决定确切的边界是很困难的，而通过增强学习直接优化F1 Score可以处理这个问题。  *Reinforcement Learning for Machine Comprehension*:将F1 Score作为奖励，使用强化学习去最大化模型期望的奖励。对于每一个样本回答Â，作者将损失定义为：  JRL(ө) = - EÂ~pө(A|C, Q)[R(Â, A\*)]  其中，pө是需要学习的策略，R(Â, A\*)为样本回答的奖励，其为样本回答Â 关于真实回答A\*的F1 Score，A\*是预测的概率分布pө(A|C, Q)中的样本。  为了进一步稳定训练，防止模型覆盖它早期的训练，作者将最大似然估计和强化学习通过使用线性插值法整合在一起：  J(ө) = λJMLE(ө) + (1-λ)JRL(ө) | | |
| **三、研究计划及预期进展** | | |
| 时间 | 研究内容 | 预期效果 |
| 2017.06-2018.02  2018.02-2018.03  2018-04-2018.06  2018.07-2018.09  2018-09-2019.04 | 阅读相关文献，初步确定研究方向  初步方法确立，撰写开题报告  依照开题报告所诉方法，查找相关文献，搭出初步框架  完善框架设计，开始实验  对之前工作进行总结并撰写论文 | 完成初步知识储备  完成开题报告  完成初步框架的搭建  得出实验结果  完成论文撰写 |
| **四、指导教师意见**  **选题符合要求，同意开题。**  签名：  日期： 年 月 日 | | |
| **五、选题报告会记录**（着重记录评审专家的质疑问题与研究生的回答要点，以及专家对选题的具体修改意见） | | |
| **六、论文选题评价结果**（请评审专家在相应等级后的“（ ）”内打“√”，并给出评语）  **评价结果：** 通过（ ）； 修改后通过（ ）； 不通过（ ）  **评语：**  评审专家小组签名：组长  成员  时间： 年 月 日 | | |