
《人工神经网络》大作业开题报告

周正平

计算机科学与技术系
清华大学

zhouzp15@mails.tsinghua.edu.cn

张钰晖

计算机科学与技术系
清华大学

yuhui-zh15@mails.tsinghua.edu.cn

1 任务定义

基于知识库的问答系统(Knowledge Based Question Answering, KBQA)是NLP及IR领域研究的热点话题,其重要的关键技术是实体链指(Entity linking)与关系抽取(Relation extraction)。

目前state-of-art的KBQA系统是Aqqu,该系统在标准数据集Free917和WebQuestions上有着相对较好的准确率,但是根据统计,在回答错误的问题中,有41.96%的错误来自于Relation extraction错误,因此如果能很好的解决Relation extraction问题,Aqqu系统的性能将取得明显提高。

Relation extraction可以简单定义为从一句话里抽取出三元组(s, r, o),其中 s 和 o 是实体(Entity), r 是 s 和 o 之间的关系(Relation)。Relation extraction是一个很复杂问题,例如问题"Who inspired Obama",正确抽取的三元组是(Barack Obama, influenced by, Nipsey Russell)。首先不仅需要从问题识别出Barack Obama实体,而且需要匹配上隐含的关系influenced by。

Aqqu系统在Relation extraction步骤中主要采用了统计机器学习的方法,我们将基于Aqqu在Relation extraction部分加以改进,采用前沿的NLP技术,如Attention, Support sentences和Memory network的相关技术来尝试提高Relation extraction的准确率,从而改进该模型。

模型输入为Query q ,三元组(s, r, o),输出为一个实数,代表 q 和(s, r, o)的匹配程度。

2 数据集

数据集主要采用QA领域主流数据集,数据集的形式为问题和答案对,例如 Q ="Who inspired Obama", A ="Nipsey Russell":

- Free917: 该数据集包含了917组问题答案对。
- WebQuestions: 该数据集包含了5810组问题答案对。

3 挑战和基线

3.1 挑战

如何搭建出一个效果较好同时可解释性较强的Relation extraction模型,是本实验的挑战所在,也是当前NLP领域研究的方向之一。搭建模型需要研读大量论文,对NLP前沿领域有一个大致的了解。同时必须深刻理解这些模型的含义,才有可能组合出一个准确合理的模型。

此外，Aqqu系统是一个非常复杂的系统，运行需要消耗大量资源，进行测试和代码移植也是本实验的挑战之一。

3.2 基线

Aqqu目前在Free917数据集准确率为76.4%，WebQuestions数据集F1值为49.4%。

以该结果为基线，进行改进，提升模型最终效果。

4 研究计划

- 第10周-第11周: 阅读更多相关方面论文，设计模型并进行实验，该阶段主要测试分立的模型。
- 第12周-第15周: 调整模型并不断改进，把模型融入Aqqu，测试最终提升效果。
- 第16周-第19周: 整理数据，撰写论文。
- 最优目标: 投稿学术会议。¹

5 可行性

我们已经读了十几篇相关领域的论文，对该领域有了初步的了解，同时已经有相对较多的论文对Relation extraction进行了较为详尽的探索，尽管和我们的问题有差别，但是有可以借鉴的思想。

同时该项目为刘知远老师实验室合作科研项目，合作方为CMU，有学长进行部分指导。

参考文献

- [1] Bast H, Haussmann E. More accurate question answering on freebase[C]//Proceedings of the 24th ACM International on Conference on Information and Knowledge Management. ACM, 2015: 1431-1440.
- [2] Li H, Xiong C, Callan J. Natural Language Supported Relation Matching for Question Answering with Knowledge Graphs[J].
- [3] Xu K, Feng Y, Reddy S, et al. Enhancing freebase question answering using textual evidence[J]. CoRR abs/1603.00957, 2016.
- [4] Yih S W, Chang M W, He X, et al. Semantic parsing via staged query graph generation: Question answering with knowledge base[J]. 2015.
- [5] Xu K, Reddy S, Feng Y, et al. Question answering on freebase via relation extraction and textual evidence[J]. arXiv preprint arXiv:1603.00957, 2016.
- [6] Yu M, Yin W, Hasan K S, et al. Improved Neural Relation Detection for Knowledge Base Question Answering[J]. arXiv preprint arXiv:1704.06194, 2017.
- [7] Sukhbaatar S, Weston J, Fergus R. End-to-end memory networks[C]//Advances in neural information processing systems. 2015: 2440-2448.
- [8] Bordes A, Usunier N, Chopra S, et al. Large-scale simple question answering with memory networks[J]. arXiv preprint arXiv:1506.02075, 2015.
- [9] Anyting A M. Dynamic Memory Networks for Natural Language Processing[J]. Kumar et al. arXiv Pre-Print, 2015.

¹目前该项目实验正在初期阶段，希望不要公开本篇及后续文档涉及的idea，谢谢！