

周报 2023/11/05

文献阅读

%使用标准文献引用格式，列出几篇本周精读的文献%

例：

- [1] Chen, X., Jia, S., & Xiang, Y. (2020). A review: Knowledge reasoning over knowledge graph. Expert Systems with Applications, 141, 112948.
- [2] Wang, Y., Wang, H., Lu, W., & Yan, Y. (2023). HyGGE: Hyperbolic graph attention network for reasoning over knowledge graphs. Information Sciences, 630, 190-205.
- [3] Luan, Y., Wadden, D., He, L., Shah, A., Ostendorf, M., & Hajishirzi, H. (2019). A general framework for information extraction using dynamic span graphs. arXiv preprint arXiv:1904.03296.
- [4] Wang, Y., Yu, B., Zhang, Y., Liu, T., Zhu, H., & Sun, L. (2020). TPLinker: Single-stage joint extraction of entities and relations through token pair linking. arXiv preprint arXiv:2010.13415.

研究进展/文献感悟/科研想法

研究进展：除了重新构建的数据集，在其他公开数据集上实验已经完成，论文文字部分完成 95%，但有些细节还需要进一步优化，主题文字和主要图表已经完成

文献感悟：

文献 1：文献一是针对于知识图谱中的知识推理问题进行的综述，知识图谱的知识推理大概分成三类：基于逻辑规则的方法，基于分布表示的方法和基于神经网络的方法。基于神经网络的方法目前的研究主要集中于基于知识表示的方法，也就是如何学习得到一个向量空间可以更准确完善地表达知识图谱中的知识，从而得到某一个知识三元组的准确性分数。

文献 2：文献二的主要创新点在于传统的建模方法把 embedding 建模在欧氏空间，但是这种建模方式不能很好的建模知识图谱中的层级结构，文章采用双曲空间来进行 embedding，主要思想是将 embedding 建模在双曲空间，先将 embedding 映射到切空间，再在切空间通过图注意力网络进行 embedding 的更新。通过对于不同的 relation 维护不同的映射矩阵，实现同一个实体在面对不同的 relation 时有不同的 embedding，同样是通过映射到切空间实现的

文献 3：文献三是在我的文章中准备对比的方法，主要采用图神经网络的方法，通过 span based 方法，列举出所有的 span，构成图，每个节点是 span，边是 span 和 span 之间的关系；先通过共指消解层，迭代 N 次更新 span representation，再通过 relation 层，迭代 M 次得到最终的 span representation，最终通过分类层对 span 和 span 之间的关系进行分类。这种方法不能解决我们提出的非连续的实体抽取问题，同时在公开数据集上的表现也没有我们提出的模型准确率高。

文献 4：文献四主要解决实体关系联合抽取中基于 seq2seq 的方法中存在的 exposure bias 的问题，这种问题产生的原因是训练的过程中用真实值训练，

但是 inference 的时候用预测得到的值；与我们的方法类似，采用 table filling 的方法，但是对于每一种 relation 都进行分类，每一种 relation 维护两个 table，一共需要预测 $2*L*L*R+1$ 个值，而我们的方法只需要预测 $L*L$ 个值，更加简便。

下周计划

完成当前论文的撰写和优化；

针对知识图谱的推理问题进行更广泛的文献阅读，进一步思考当前数据特点。

存在问题

对于整个博士课题的科学问题研究理解不够透彻，需要拓宽文献阅读面并且深入理解。