周报\_2018/9/16

本周阅读论文：

1. Did you know?- Mining Interesting Trivia for Entities from Wikipedia

（这篇论文是从暑假那篇论文发散看的）

这篇论文提出了trivia的定义，提出了Wikipedia Trivia Miner(WTM)方法。该论文的实现分为三个模块，Filtering&Grading：该模块用于生成训练集；Candidate Selection：该模块用于从实体的wikipedia上抓取和实体相关的句子，将所有的句子组成一个集合core content text(CCT)；Interestingness Ranker：该模块利用Filtering&Grading模块生成的训练集训练一个Rank SVM，再将Candidate Selection生成的CCT集合输入SVM，对和实体相关的句子按照有趣程度进行排序。

暑假那篇论文= Did you know?- Mining Interesting Trivia for Entities from Wikipedia论文+ Hand in Glove\_ Deep Feature Fusion Network Architectures for Answer Quality Prediction in Community Question Answering论文

**暑假那篇论文使用了该论文关于trivia的定义，以及模型的整体框架；使用了第二篇论文的深度学习的知识，特别是关于Fusion Network的知识。**

1. Interactive paths embedding for semantic proximity search on heterogeneous graphs

（该论文是新的“中心”论文）

该文章介绍了**语义相似搜索：选取网络中的一个对象作为查询对象，然后根据语义关系，对其他对象进行排序**。目前最为流行的语义相似搜索的方法是基于路径的方法，但是之前的方法都是弱耦合的，或多或少的忽略了一些对象的相互关系。该文章提出了构建在路径之间构建相互依赖关系来得到强耦合的图。该文章的方法被称作Interactive Paths Embedding(IPE)。

IPE分为两大块：1、cycle-free shuffling：(因为环的出现会使得对象之间的可达性降低，所以要尽可能的避免环)该块分为两步：第一步是在路径上生成所有可能的相互依赖(Adding interdependencies)；第二步是去环操作(removing cycles)。2、interactive GRU：利用1中所生成的路径以及gated Recurrent Unit，生成各个节点之间的node embedding。利用node embedding来估计节点之间的语义相似度。

该方法与之前的方法相比而言，能够取得更好的效果(在LinkedIn、Facebook、DBLP、TaoBao数据集上)。

1. Empirical Evaluation of Gated Recurrent Neural Networks on Sequence Modeling

（该文章是由Interactive paths embedding for semantic proximity search on heterogeneous graphs发散开的文章）

该文章的目的是比较两种不同的RNN变体：LSTM与GRU。传统的RNN因为梯度弥散或者是梯度爆炸的问题会导致它很难抓住长期的依赖。通常来说解决长期依赖问题通常有两种方法：1、提出一种比简单随机梯度下降算法更好的算法；2、设计更复杂的有仿射变换组成的，使用门控制来实现非线性的激活函数。LSTM与GRU就是采用的第二种解决方法。它们都能从一定程度上解决序列的长期依赖问题。LSTM有三种gate：output gate、forget gate以及input gate。GRU有两种gate：update gate以及reset gate。这两种解决方法有两个优点：具有长期记忆性、梯度不会很快的消失。该文章通过在Music Datasets以及Ubisoft Datasets中做实验得出了结论：LSTM-RNN与GRU-RNN的性能与具体的数据集以及其相应任务有关，但是它们的性能都要优于传统的tanh-RNN。