周报\_2018\_10\_28

1、Connecting Language and Knowledge Bases with Embedding Models for Relation Extraction （2013）

该文章提出了使用KB来提高只使用文本特征的关系抽取模型的性能。该文章所提出的框架中包含有两个模型：**Sm2r(m,r)**以及**Skb(h,r,t)**。第一个模型是用来衡量实体（a relation mention）与关系r的相似度，其中a relation mention的编码是one-hot编码。第二个模型是采用了类似与TransH的方法，如果一个三元组<h,r,t>满足**h**+**r**=**t**,那么Skb的值越高，最高为0。第一个模型的输入为知识图谱中的所有的(m,r)，第二个模型的输入为知识图谱中所有的<h,r,t>。在训练好了这两个模型之后，对于测试数据<h,t>而言，首先得到所有的corresponding mention，之后利用所得到的mention与知识图谱中的所有的关系进行匹配，得到一个最为相似的关系r（如果没有最相似的关系则用NA表示无），再之后利用所匹配到的关系r，使用Sm2r计算所有的corresponding mention的值，使用Skb来计算测试数据<h,r,t>的值，最终得到了Sm2r+kb，这个值越大表示抽取得到的关系的置信度越高

（Q： relation mention以及corresponding mention是怎么得到的？）

2、Deep Neural Networks for Learning Graph Representations （2016）

该文章给出了一个对**无向带权图（同构）**的节点嵌入的方法。指出使用random walk来将复杂的非线性的图变成线性的序列有两个缺点：随机游走采样的序列是有限的，无法充分的表示图的性质；对于超参数无法直接确定。因此该文章提出了一个新的方法来学习图的结构**Random Surfing**。该方法是用类似于pagerank的方法进行的，用来学习每个节点的表示，学习到的向量的长度是整个图中节点的个数（此时学习到的向量所组成的矩阵相当于是一个共现矩阵，该文章指出随机游走的实质也是用于生成共现矩阵）。之后通过共现矩阵计算得到**PPMI**（positive pointwise mutual information）矩阵（因为有论文说明了共现矩阵会使得频率高、含有语义信息较少的词对词表达有较大的影响，而使用PPMI矩阵来代替共现矩阵可以解决这个问题）。之后得到的PPMI矩阵也是一个较稀疏的矩阵，因此可以使用SVD来进行降维处理。但是SVD降维只是线性变换，无法抓住非线性性质，因此本文提出了使用**多层去噪自编码器**（相比于普通的多层自编码器，该自编码器具有更好的鲁棒性）来进行降维，从而得到了每个节点的向量表示。

3、Asymmetric Transitivity Preserving Graph Embedding （2016）

该文章的目的在于对**有向图（同构）**进行嵌入的时候，使得嵌入后的向量保留有向图的**非对称传递性**。该文章解决非对称传递性的思路是：对于每个节点学习两个向量，一个是作为源节点时的向量，另一个是作为目标节点时的向量。它首先形式化的定义了目标函数（|S-Us\*UtT|,其中S表示相似度矩阵，Us是所有节点的源向量组成的矩阵，Ut是所有节点的目标向量组成的矩阵，最小化该目标函数即可）。之后定义了相似度矩阵S的具体计算方法（Katz Index，Rooted PageRank，Common Neighber,Adamic-Adar）。之后使用SVD进行降维处理（将奇异值降序排列，取前K个奇异值以及其对应的向量），但是S的计算复杂度较高，因此不能使用普通的SVD，考虑到S只是中间变量，因此使用了partial generalized SVD，直接计算出Us以及Ut。最终的实验结果说明了该方法的性能要优于LINE，DeepWalk等。（在高阶近似度估计、图重建、链接预测、顶点推荐方面）。