周报\_2018\_10\_21

1、Translating Embeddings for Modeling Multi-relational Data （2013）

该文章是知识图谱的表示学习，提出了TransE方法。该方法是受到word2vec的启发，单词之间的关系之间是具有平移不变性的，因此猜想对知识图谱而言，在不同类型的实体之间也存在平移不变性。对于任意的知识图谱的三元组(h,l,t)而言，使得对每个因此利用能量模型来表示出了损失函数，通过训练使得h（头实体的embedding向量）+l（关系的embedding向量）=t（尾实体的embedding向量）。在训练的时候选择原本知识图谱中的三元组作为正类，然后通过随机修改它的头实体或者尾实体生成的三元组作为负类。该方法嵌入得到的embedding只适用与1-1的关系，对于头实体相同，关系相同，尾实体不同的三元组而言，因为训练的目的是使得h+l=t，那么对于这样的三元组的尾实体而言，他们的embedding向量会是相同的。

2、Knowledge Graph Embedding by Translating on Hyperplanes （2014）

该文章的提出是为了平衡模型的复杂度与效率的问题，TransE模型的复杂度过低，以至于损失了多关系的映射能力，而其他模型的复杂度过高，导致训练时间急剧增加甚至性能还不及TransE模型。该文章指出了导致TransE无法表示1-N,N-1,N-N的原因是对于不同的关系，它们的实体的embedding向量是相同的，如果在不同的关系下，实体的embedding向量不同，那么就能够表示1-N,N-1,N-N关系。该文章提出了一种TransH的方法。该方法的具体内容是：首先对于头实体**h**和尾实体**l**，利用超平面的法向量**w**，将它们映射到该超平面上，然后映射完成之后的头实体**h’**和尾实体**l’**的向量在关系向量**dr**（**dr**是超平面上的一个向量）的作用下相接近，即是**h’+ dr = l’**，最后设计损失函数，最小化它们之间的差异以及加上一些正则化参数即可。该文章的做法使得了对于不同的关系，实体的embedding向量不同，实验也说明了TransH具有表示1-N,N-1,N-N关系的能力。

3、Learning Entity and Relation Embeddings for Knowledge Graph Completion （2015）

该文章受到了TransE与TransH的影响，提出了TransR算法。该文章认为关系与实体是两个不同的对象，他们的嵌入向量不应该处于同一个空间（即是应该使得它们的嵌入向量的维度不同），于是该文章定义了一个实体到关系的映射矩阵**M**r，这样就得到**h**r=**hM**r，**t**r=**tM**r，即是先将头实体与尾实体利用关系到实体的映射矩阵，将其映射到关系**r**所处的空间中，在映射完成之后应该满足**h**r+**r**=**t**r。该文章发现，对于关系“location location contains”而言，有多种情况country-city, country-university, continent-country等，于是提出了CTransR算法，该算法是首先利用TransE生成的embedding向量，得到关系向量（**h**-**t**），将关系向量进行聚类，针对所聚的每一类学习一个**r**c和一个**M**r（这样做即是使得country-city与country-university聚成了不同的类，使得之后可以被区分出来）。