今天我讲的这篇论文是WWW2020上一篇和链接预测有关的论文，然后它针对的是一些具有hyper-relation的KG的建模，然后首先是一个关于hyper-relation的定义，一般的KG是以三元组的形式组织起来的，但是在一些情况下对于一个三元组他可能还会存在一些附加的关系，比如说，居里夫人就读于巴黎大学，这是一个基本的三元组，但还存在着额外的关系，如她在就读期间的专业是物理，它的学位是master，这些信息往往是在基础上的三元组之上以键值对的形式存在的，这些键值对和原来的三元组一起构成了hpyer-relational fact。这种hyper-relational data在KG中是普遍存在的，比如FreeBase中就有超过30%的实体存在hyper-relation的关系。在传统的KGE任务中往往会把这种具有hyper-realtion的数据转化为三元组的形式，它们的方法一般分为两种，一种是去除附加的键值对信息，只保留基本的三元组信息，这种方法会造成一定程度的信息损失；第二种方式是通过一定的方法将这些附加的键值对信息转化为三元组的形式，相当于在原来的KG中增加了很多的三元组，但作者认为这种方法可能会造成附加的三元组的数量比初始的三元组数量更多，无法捕获到最为关键的基础三元组的信息。除了把key-value pair转变为三元组之外，另外还有一种做法是把三元组转变成key-value pair的形式，然后这种表示方法被称为是n-ary的表示方式，但是作者认为这样处理会使得附加的信息和基本三元组的重要性无法得到区分。

所以作者希望使用一种不破坏原始hyper-relation结构的方式进行学习，一方面希望能够将基本的三元组作为最重要的信息来源，另一方面希望能够使用hyper-relation中的key-value pair来帮助基础三元组学到更好的信息。

然后可以看一下它的这个模型设计。然后他这个设计是基于CNN的，模型大体上可以分为两部分，一部分是从base triplet学习，另一部分是把key-value pair和base triple联合起来学习。然后首先在base triple这一块的话，他把hrt拼在一起，然后过一个CNN，得到一些feature map，然后把这些feature map展开，作者认为这样得到的一个feature vector代表了hrt之间的相关性。然后模型的另一部分是key-value pair和base triple一起学习的部分，因为hyper realtion中可能会存在多对key-value pair，对于每一对key-value pair的话，他们会和原来的base triple进行拼接组成一个类似五元组的概念，然后再过一个CNN，得到一个关于这个五元组相关性的feature vector。

在得到三元组和多个五元组的feature vector之后，他会把这两部分给拼接起来，然后去取每个维度上的最小值，最后得到一个总的相关性的featur vecotr，然后会把这个最终的feature vector通过一个全连接层，去计算这个hyper relational fact的分数，如果是正确的三元组和key-value pair的话，这个分数应该尽可能得高。在训练的时候，他也会加入负采样，这个负样本可能是hrt里面的某个值被替换，也有可能是key-value pair中的某个值被替换，他设计了一个这样的损失函数。

接下来可以看一下他的实验部分，他的实验是在两个数据集上做的，一个数据集中具有比较多的hyper-relation的fact，另一个数据集上hyper-relation的fact比较少。然后他选取了多种传统的KGE的model作为baseline，因为传统的KGE model是处理不了原始的hyper relation的数据，所以他这里也使用之前提到的一些方法将hyper-relation转化为三元组，然后再喂给那些传统的KGE模型，然后另外也对比了其他一些使用原始hyper realation数据的模型。从最后的结果来看的话，在这两个数据集上都取得了SOTA的效果，特别是在关系预测的任务中，和其他模型相比都有很大的提升，并且准确率也很高。因为这些数据集是既有hyperrelation的fact，也有一些普通的triple fact，它们在模型中的准确率也是不一样的，所以作者将这两种不同的fact的准确率拆开来对比了一下，可以看到这两种fact学出来的准确率还是存在挺大差别的，在wikipeople这个数据集上，hyper realtion的fact比较少，可以看出它对于普通的triple fact学得比较好，而对于hyper realational fact学得要稍微差一点，而在另外一个数据集中，triple fact和hyper-relational fact的数量是比较相近的，但是从准确率来看的话，它对于hyper-relational fact可以学得很好，但是对于普通的triple学得就比较差，所以在这方面其实还存在着一定的提升空间的。另外它们还做了对于key和value的预测，可以看到，他们的模型对于key的预测会很高，但是对于value的预测相对来说会差一点。