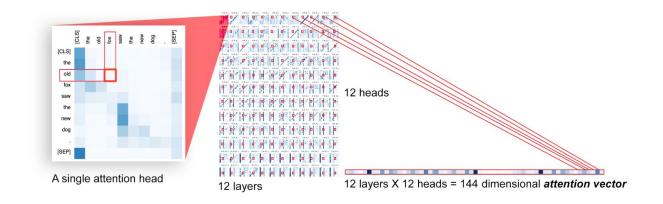
引言

BERT和类似的语言模型到底学会了何种语言的关系和模式,一直是大家想知道的,本文尝试从几个实验探索这一点。

假设:Attention学习到了词之间的依赖关系(依存关系)

Bert一共有12层,每层有12个head(multi-head attention),每个attention head相当于一个SxS的矩阵,这里S是句子长度(或者说包含的词数),也就是说在每个attention矩阵中,两个词包含两个关系,指向与被指向,我们只考虑指向的话就是一个浮点数。12层x12个head=144维度的attention vector



方法:

输入attention vector训练两个简单的linear model,分别是binary的和softmax的,代表词之间是否有依存树上的指向关系和具体的指向标签。

准确率达到了85.8%和71.9%,当然不是SOTA,不过也证明了这种关系应该包含在了attention表示中。

问题:如果从embedding的角度表示树?

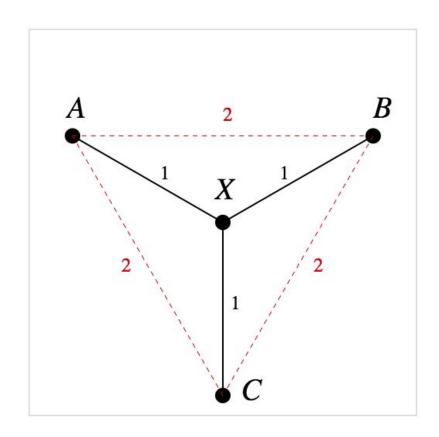
基本讨论:我们不能使用可以同构(isometrically)的距离表示树

这里isometrically应该是指,假设ab和bc分别父子,ac则为爷孙,则 d(a, c) = d(a, b) + d(b, c) 不能成立

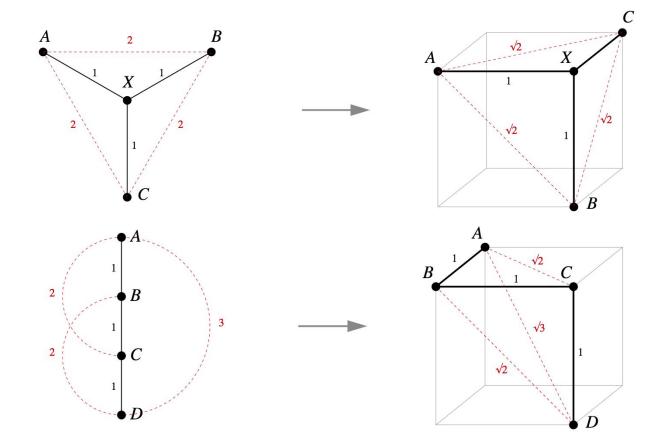
如果可以同构,假设表示一个树有三个几点A、B、C,假设A、B是父子距离为1,B、C是父子距离为1,则可以得出A到C的距离为2,则在欧基里德空间中ABC应共线。 那么假设B还有一个不同于C的孩子D,按照假设ABD也应该共线,但是这样就说明C=D,则不可

能。

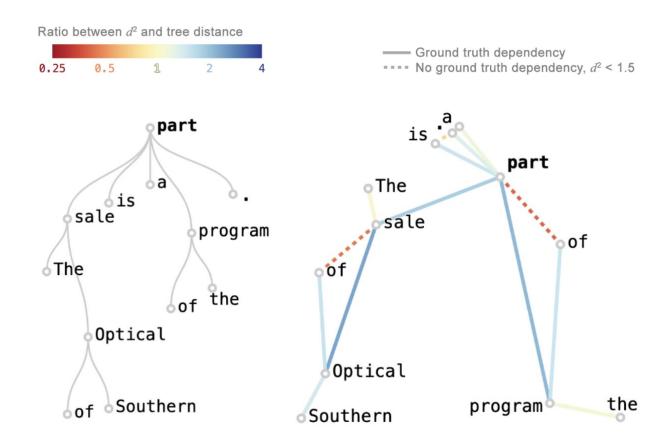
所以下图的同构情况不可能:

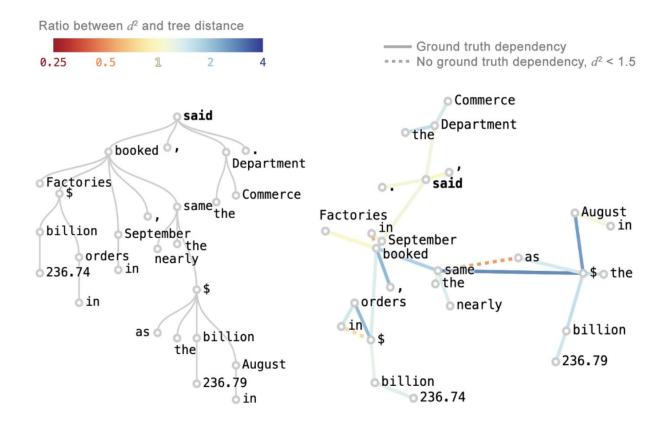


所以我们事实上是只能用下面的距离来表示一棵树的:



结果:树的可视化





词义信息表达

这一部分主要的猜想是BERT是否能区分不同上下文情况下的语境

实验1:使用词的embedding简单构建Nearest Neighbour训练器

在词的消歧(word-sense disambiguation)任务中,只是简单的NN方法就可以得到很好的结果

| Method | F1 score |
|--------------------------------|-------------|
| Baseline (most frequent sense) | 64.8 |
| ELMo [20] | 70.1 |
| BERT | 71.1 |
| BERT (w/ probe) | 71.5 |

这种语义表达是否包含一个子空间?

在BERT最后一层之上构建了一个线性映射矩阵B,通过对它进行一定的训练发现结果的达到/超过所有维度都使用的效果,则我们可以认为,肯定存在一个语义子空间,它就可以更好的表达部分的语义效果

| \overline{m} | Trained probe | Random probe |
|----------------|---------------|--------------|
| 768 (full) | 71.26 | 70.74 |
| 512 | 71.52 | 70.51 |
| 256 | 71.29 | 69.92 |
| 128 | 71.21 | 69.56 |
| 64 | 70.19 | 68.00 |
| 32 | 68.01 | 64.62 |
| 16 | 65.34 | 61.01 |

实验2:BERT是否真的编码了上下文信息?

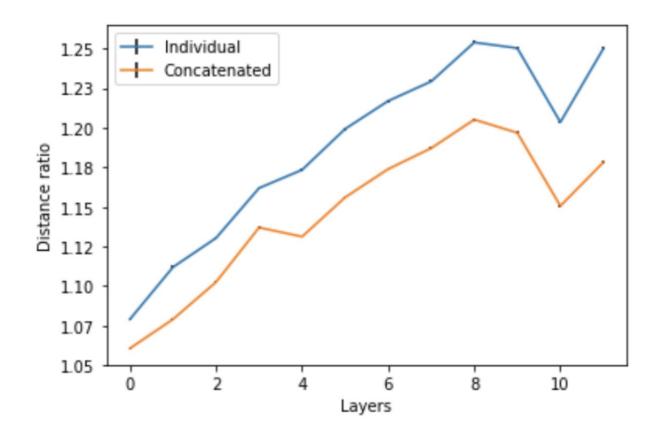
假设一个词有两个词义A和B,并且所有词义取平均值为A-center和B-center,那么从词义A中的词的表示,到A-center的距离应该比到B-center的更近(如果是欧基里德距离的话更近就是越小, cosine距离更近就是越从0接近1)

实验2.1:如果在包含词义A的句子中,随机加入一个句子,用and连接,取A中的词的embedding,对比到A-center和B-center的结果比例(比例越高就代表到A-center更接近1,到B-center更接近0,则分歧差距越大,是我们想得到的)

与

实验2.2:如果在包含词义A的句子中,加入一个词义B中的句子,用and连接,取A中的词的embedding,对比到A-center和B-center的结果比例

那么2.1的结果应该显著好于2.2的结果,从结果来看也是这样:



结论