2019年7月2日 20:55

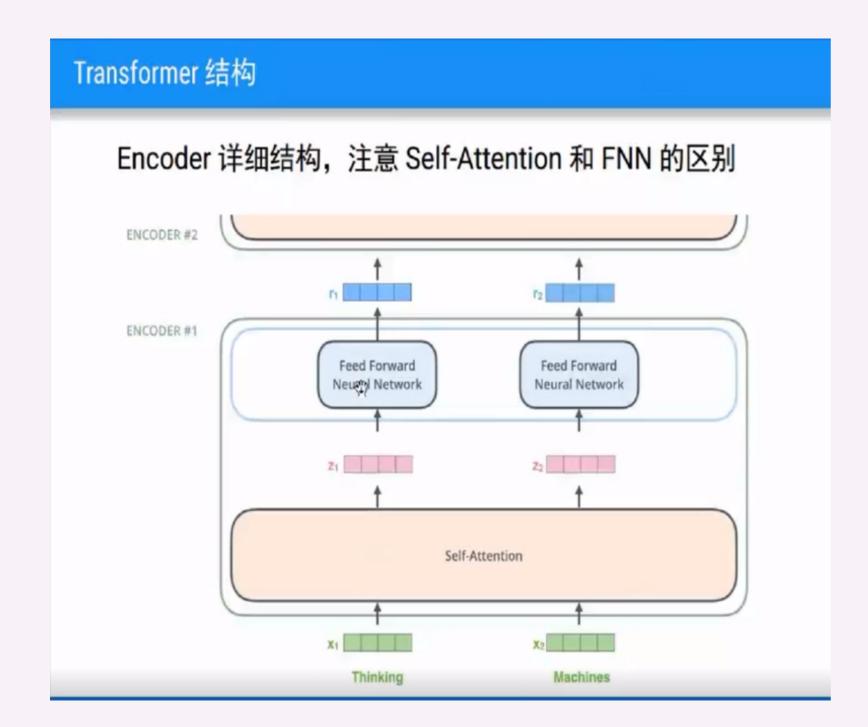
传统RNN词向量: 1.稀疏矩阵: 区分性不大, 猪和石头的区分度和猪和牛的区分度是一样的[0,1,0,0,0]这样的

2.稠密矩阵, 但一次性只能保持3-5个单词的记忆, 太多会使参数过多

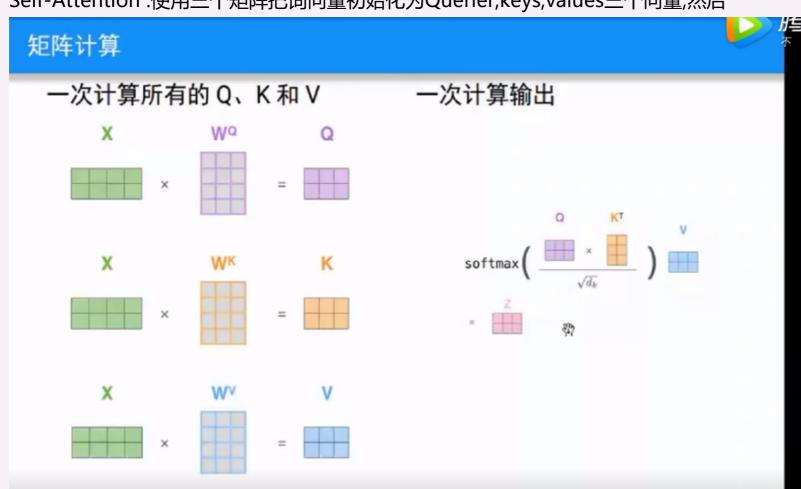
词向量学习:根据多个上下文的情况,如我要去北京/上海/天津,词向量是相似的

## Word2vec:

- 1. 两个词上下文相似,则语义相似
- 2. CBOW:根据上下文推测中间词 Skip-Gram:根据中间词推测上下文
- 3. 解决多义词问题使用RNN,考虑t-1时刻的状态才得出t时刻的状态,具有记忆能力
- 4. 由于梯度消失 普通的RNN很难实现长距离的记忆,于是有了LSTM 。通过门,把一些重要词汇存在门中留在内存中,直到遇到需要发挥作用的时间取出,得到推测结果后,可以删掉这个词(理想情况)。GRU是把遗忘门和输出门合并成一个们简化模型
- 5. 输入输出长度不同可以使用两个RNN, enocder & decoder。Seq2seq如机器翻译
- 6. RNN问题: 顺序依赖, 无法并行 & 单向信息流
- 7. Attention普通的需要外部驱动,
- 8. Transformer: 可以看到z1计算是需要x1,x2,x3... z2相同,但是计算r1,r2时就可以只是用z1,z2



9. Self-Attention:使用三个矩阵把词向量初始化为Querier,keys,values三个向量,然后



- 10. Elmo:多层双向的LSTM的NNLM,上下文编码作为特征,无监督学习语料不一定适合具体任务。
- 11. openAl GPT:根据特定任务改变编码,使用transformer替代RNN
- 12. BERT:词编码+位置编码+特定句子编码(是哪个句子中的)。Masked LM,遮住一些内容,让bert预测,让他能考虑到前后信息。50%抽取连续数据,50%抽取不连续句子,可学习两者关系
- 13. 定长序列的马尔可夫模型: (计算这个句子的概率, 而非句子中每个词的概率)

$$P(X_1 = x_1, X_2 = x_2, ..., X_n = x_n)$$

$$= P(X_1 = x_1) \prod_{i=2}^n P(X_i = x_i | X_1 = x_1, ..., X_{i-1} = x_{i-1})$$

$$= P(X_1 = x_1) \prod_{i=2}^n P(X_i = x_i | X_{i-1} = x_{i-1})$$

即首先要知道第一个词的概率,然后一个一个推导,当然也可以选择两个词概率得到第三个词概率。

- 14. 变长序列的马尔可夫模型: 把STOP也加入词库中,这样所有长度的句子概率都会有。生成第一个词是p(X1 = x1|X0=\*),长度为1的句子概率为1-p(STOP|\*)
  - a. 假设词库有10000个词,那么q(w|u,v)可能取值是10000\*3,且使用最大似然估计,也即训练集的条件概率进行预测,则会有很多概率为0的序列,甚至分母为0,这是不合法的
- 15. 为解决15,可以将有概率较大的序列的值分给其他的序列。

 $c*(v,w)=c(v,w)-\beta$ 

其中β是一个0-1之间的数。我们用这个打折后的c\*(v,w)来计算p(w|v):

 $p(w \mid v) = c_*(v, w) / c(v)$ 

将其余概率分配给其他未出现的序列,一个比较好的思想是如果w'在训练集出现概率较大但(w', v)未出现,则将概率分给(w',v)多余的概率为;

$$lpha(v) = 1 - \sum_{w: c(v,w)>0} rac{c^*(v,w)}{c(v)}$$

$$\mathcal{A}(v) = \{w|c(v,w)>0\}$$
  $\mathcal{B}(v) = \{w|c(v,w)=0\}$ 

16. 语言模型通常使用困惑度即perplexity来评价

$$PPL = 2^{-\frac{1}{M}\sum_{i=1}^{m}log_2p(x_i)}$$

m是句子个数,M是语料库单词个数,p(xi)是语言模型输出这个句子的概率

17. 所以Attention机制的目标**是帮助我们自动找出RNN的哪个时刻Cell的输出是强特,如果是RNN的输入是一个句子,我们就希望Attention机制能够帮我们找出,句子中的哪个词是比较关键的词** 。通俗 的说法就是Attention机制使模型在做任务时,将注意力主要集中在了对任务有帮助的的重要的特征上面。