基础 -- Transformer

[[TOC]]

0.资料网址:

- 详细的解释
- d2l网址

0. positional encodering

- 参考网址https://kazemnejad.com/blog/transformer_architecture_positional_encoding/
- 对于当前posititonal encodering的相对位置的证明<u>https://timodenk.com/blog/linear-relationships-in-the-transformers-positional-encoding/</u>

0.1 为什么需要positional encodering,普通的为何不行

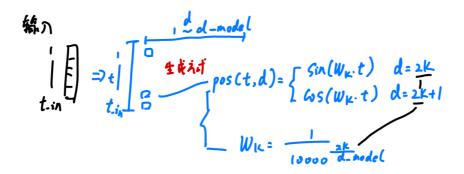
- 模型需要对位置有个概念,需要知道单词的先后顺序
- 但是因为attention的存在,所有的单词是同时间输入到模型的
- 为何不能简单的用[0,1]或者[1,2,, length_word]对每个单词进行赋值
 - 简单的用[0,1]的话,不同句子长度不一样,而每个不同长度的句子,数值间隔步长就不一样
 - 比如长度为5的句子单词间隔0.2,长度为10的句子单词间隔0.1
 - 这样就导致了,单词的数值间隔的不一致,难以表征顺序,影响学习
 - o 如果使用[1,2,, length_word]的话
 - 模型的输入的句子的长度不一致,如果位置编码与长度相关的话,如果模型没见过一些 长度的句子,也容易影响学习
 - 比如常见的都是12长的,如果输入100长的,后面的位置编码模型都没见过

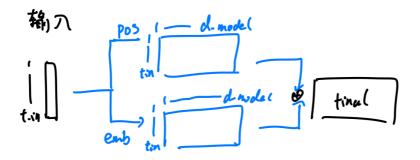
0.2 位置编码需要的特性

Ideally, the following criteria should be satisfied:

- It should output a unique encoding for each time-step (word's position in a sentence)
- Distance between any two time-steps should be consistent across sentences with different lengths.
- Our model should generalize to longer sentences without any efforts. Its values should be bounded.
- It must be deterministic.
- 编码是确定性的,不取决于输入长度
- 每一个位置编码唯一
- 每两个位置的相对间隔是一致的,如1和2以及5和6之间需要有一致的间隔,比如0.1
- 可以使用更长的输入序列

0.3 当前的位置编码





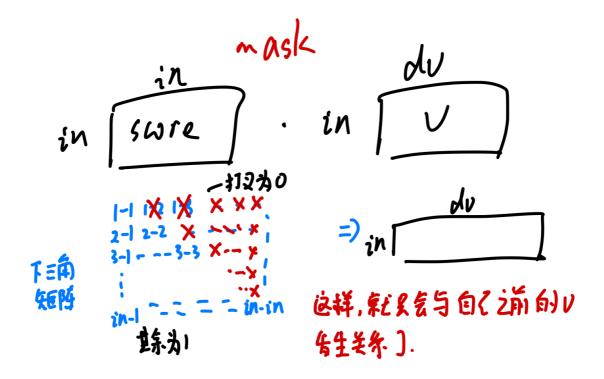
1. self-attention

1.1 归一化

为何要除以根号dk,是因为,相乘求和之后,方差为变大变为原来的dk倍数。

• 因此,除以根号dk其实是一个z的归一化,使其方差继续变为1

1.2 如何mask



2. 多头注意力

3. Point-wise FFN

4. 模型参数计算

日出り了言義:
$$h=8$$
att \$h 兒 W W W → daxde
$$= 512 \times \frac{512}{h}$$

$$-1 W_0 hxdv \times dm$$
PFFN\$p. -1 W. Wz.b.b.
$$daxdff dffxdm lxdff 1×dm$$