### 清华大学电子工程系

#### 媒体与认知

2023-2024 学年春季学期

#### 作业 4

元敬哲 2022010657

2024年6月1日

## 理论部分

- 1 单选题 (15 分)
- 1.1 D
- 1.2 A
- 1.3 A
- 1.4 C
- 1.5 B
- 2 计算题 (15 分)
- 2.1 隐含马尔可夫模型

暑假中,小 E 每天进行一项体育活动,包括跑步(R)、游泳(S)和打球(B),所选择的体育活动受某种潜在因素(如心情)的影响。小 E 每天把进行体育活动的照片发至微信朋友圈,我们可以根据观测信息推测该潜在因素的状态。

假设该潜在因素分为  $S_1$  和  $S_2$  两种状态。在  $S_1$  时,小 E 选择三种体育活动的概率分别为 0.6, 0.2, 0.2; 在  $S_2$  时,小 E 选择三种体育活动的概率分别为 0.1, 0.6, 0.3。

该潜在因素的变化也有一定规律,若某天处于  $S_1$  的状态,第二天处于  $S_1$  和  $S_2$  的状态的概率分别为 0.5, 0.5; 若某天处于  $S_2$  的状态,第二天处于  $S_1$  和  $S_2$  的状态的概率分别为 0.6, 0.4。

暑假第一天处于  $S_1$  和  $S_2$  的状态的概率均为 0.5。

(1) 采用隐含马尔可夫模型 (HMM) 对小 E 暑假体育活动安排进行建模,请写出 HMM 对应的参数  $\lambda = \{\pi, A, B\}$ 。

解:

依题,将潜在因素的两种状态建模为与时间无关的状态,将小 E 每天的体育活动建模为给定状态下的观测值。则根据题意,可写出 HMM 对应的参数  $\lambda = \{\pi, A, B\}$ 。

其中,  $\pi = (0.5, 0.5)$ ,

$$A = \begin{bmatrix} 0.5 & 0.5 \\ 0.6 & 0.4 \end{bmatrix}$$

$$B = \begin{bmatrix} 0.6 & 0.2 & 0.2 \\ 0.1 & 0.6 & 0.3 \end{bmatrix}$$

- (2) 假设暑假第 1、2、3 天小 E 所进行的体育活动依次为跑步 (R)、打球
- (B) 和游泳 (S), 请计算出现该观测序列的概率。

解:

依题, 在第一天时,

$$\alpha_1(1) = 0.5 \times 0.6 = 0.3$$
  
 $\alpha_1(2) = 0.5 \times 0.1 = 0.05$ 

第二天,

$$\alpha_2(1) = 0.3 \times 0.5 \times 0.2 + 0.05 \times 0.6 \times 0.2 = 0.036$$
  
 $\alpha_2(2) = 0.3 \times 0.5 \times 0.3 + 0.05 \times 0.4 \times 0.3 = 0.051$ 

第三天,

$$\alpha_3(1) = 0.036 \times 0.5 \times 0.2 + 0.051 \times 0.6 \times 0.2 = 0.00972$$
  
$$\alpha_3(2) = 0.036 \times 0.5 \times 0.6 + 0.051 \times 0.4 \times 0.6 = 0.02304$$

因此, 出现该观测序列的概率为:

$$P(O|\lambda) = \alpha_3(1) + \alpha_3(2) = 0.03276$$

(3) 在 (2) 的条件下。请利用 Viterbi 算法推测暑假第 1、2、3 天最可能的 隐含状态序列。

解:

$$\delta_1(1) = 0.5 \times 0.6 = 0.3$$

$$\delta_1(2) = 0.5 \times 0.1 = 0.05$$

$$\phi_1(1) = 0$$

$$\phi_1(2) = 0$$

$$\delta_2(1) = \max\{\delta_1(1)P(S_1|S_1), \delta_1(2)P(S_1|S_2)\}b_1(O_2) = 0.03$$

$$\delta_2(2) = \max\{\delta_1(1)P(S_2|S_1), \delta_1(2)P(S_2|S_2)\}b_2(O_2) = 0.045$$

$$\alpha_2(1) = 1$$

$$\alpha_2(2) = 1$$

$$\delta_3(1) = max\{\delta_2(1)P(S_1|S_1), \delta_2(2)P(S_1|S_2)\}b_1(O_3) = 0.0054$$

$$\delta_3(2) = \max\{\delta_2(1)P(S_2|S_1), \delta_2(2)P(S_2|S_2)\}b_2(O_3) = 0.0108$$

$$\alpha_3(1) = 2$$

$$\alpha_3(2)=2$$

所以 
$$P = max\{\delta_3(1), \delta_3(2)\} = 0.0108$$
。

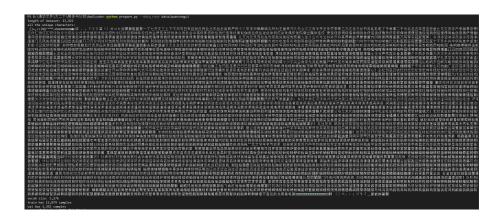
$$q_3^* = 2, q_2^* = 2, q_1^* = 1$$

最可能的状态序列为:  $S_1, S_2, S_2$ 

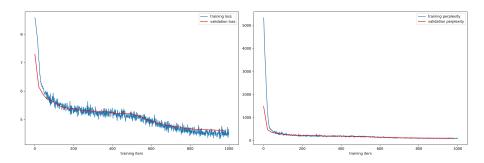
# 3 编程作业报告

#### 3.1 模型的训练与测试

统计数据集中的单词(本次作业中每个字符作为一个单词)作为词汇表,对数据预处理结果如下:



训练过程和验证集上 loss 以及困惑度的变化如下图所示:



训练集的 loss 最低达到 4.4817。使用训练好的模型进行文本生成: 1) 默认配置下生成样本:

#### 2) 指定初始文本生成样本:

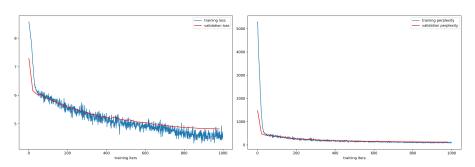
较好的文本生成:

#### 较差的文本生成:

#### 3.2 探究位置编码和残差连接在模型中的作用

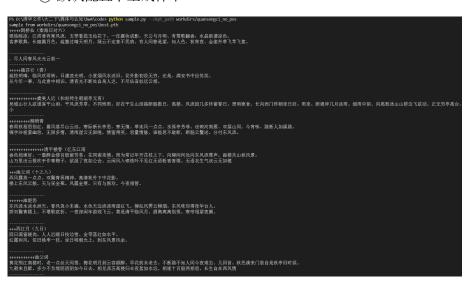
分别关闭位置编码和残差连接训练模型进行训练和文本生成,结果如下:

- 1) 关闭位置编码的训练与文本生成命令:
  - ①训练过程和验证集上 loss 以及困惑度的变化如下图:

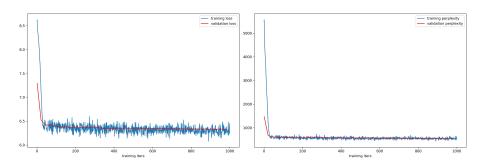


关闭位置编码后训练集的 loss 最低为 4.4749。

② 默认配置下生成样本:



- 2) 关闭残差连接的训练与测试命令:
  - ①训练过程和验证集上 loss 以及困惑度的变化如下图:



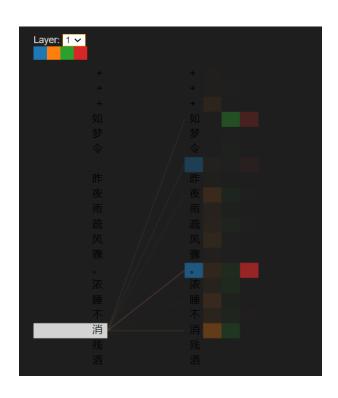
② 默认配置下生成样本:

由上述的无位置编码和残差连接的训练集 loss 图和文本生成结果,可见取消残差连接后 GPT 的质量下降得最为严重,不仅 loss 的值很大,而且生成的文本出现大量混乱的标点符号,字与字、上下文之间关联性很弱。

而取消了位置编码之后,虽说 loss 的值与原来相比很相近,但是生成的文本质量变差。文本中包含许多长句,不符合作词习惯,并且出现一些不该有的叠字,但质量要高于取消残差连接的生成结果。

## 3.3 可视化

显示文本中单词之间的注意力系数之间的关系如下:



从图中可以看出,单词的注意力系数只与文本中该单词之前的单词有关,对应每步解码只能看到当前字符及之前的文本。并且随着文本的增长,单词与前面相隔较远的单词注意力系数不断减小。前文的个别单词可能与后文的很多单词都保持较高的注意系数。比如本文中的"如"字。

### 3.4 总结与反思

本次实验让我更加深刻地了解了 transformer 的原理,写了一个自己的小 GPT。实验过程中遇到了一些小问题。比如进行 softmax 时要操作的维度会选择错,但在了解 softmax 原理,看清数据的各个维度代表的意义之后都成功解决了。