

# 第四次实践课作业-Transformer中 英翻译

罗浩铭 PB21030838

# 题目

修改课程中的代码,使其完成中英翻译(原代码是英中翻译) 同时,将 encoder layer的个数设为4,将decoder layer的个数设为5 展示训练后的中英翻译结果

# 实验内容

## 实现中英翻译

### 修改encoder与decoder的个数

我们维持API规范来进行修改

先修改配置信息:

```
N_ENCODER = 4
N_DECODER = 5
```

同时修改 make\_model 函数:

先修改函数的参数 N 为 n\_encoder, n\_decoder:

再将上述参数用于 Encoder 与 Decoder 的调用:

再按上述API修改 make\_model 的调用:

```
# Step 2: Init model
model = make_model(
    src_vocab,
    tgt_vocab,
    N_ENCODER,
    N_DECODER,
    D_MODEL,
    D_FF,
    H_NUM,
    DROPOUT
)
```

由此完成修改。

## debug

### DEVICE类型判断条件错误

源代码中存在如下的判断语句:

```
if DEVICE == "cuda":
```

但由于 DEVICE = torch.device("cuda"), 因此 DEVICE 的类型是 torch.device,而不是 str,因此上述判断语句永远为 False,与预期值 True 不符。

因此,需要将上述判断语句修改为:

```
if DEVICE.__str__() == "cuda":
```

# 实验结果

实验组别	best-loss
baseline	1.788
pretrained	0.834

附: 练习

0. 看看原始数据长什么样?

略

1. 把代码跑通(所有的图都是可以展示的,对于理解 Transformer非常有用)(含Debug和非Debug)

略

1.5 试试预训练模型 save/models/large\_model.pt, 与你自己训的对比一下

Baseline翻译测试结果如下:

```
BOS i 've changed my website 's layout . BOS
BOS 我改了一下我的网站的布局。BOS
translation:我用了我的火車站要花了。
BOS he brought back several UMK . BOS
BOS 他帶回了一些纪念品。BOS
translation:他按下了一些大的多少。
BOS he is very angry . BOS
BOS 他非常生气。BOS
translation:他非常生氣。
BOS how's the weather in new york ? BOS
BOS 組約的天氣如何?BOS
translation: 纽约的火車怎麼樣?
BOS Iet's go to a movie . BOS
BOS 護我們一個電影。
BOS come on! give me a chance . BOS
BOS 来嘛! 给我个机会。BOS
translation: 梯在一點上了我一個好的時間。
BOS she is a good UMK . BOS
BOS she is a good UMK . BOS
BOS she is a good UMK . BOS
BOS me of them seem to be too difficult . BOS
BOS jay 中一些似乎太难了。BOS
translation:他們看起來很好。
BOS my parents usually speak to each other in french , even though my mother is a native english speaker . BOS
BOS 教父母通常用法语对话,即使我母亲的母语是英语。BOS
translation:我父親法語言,但我父母語言成為我父母語言老師。
BOS hurry up , or you will miss the train . BOS
BOS 快点,不然你就要错过火车了。BOS
translation:快点你会错过火车了。BOS
translation:快点你会错过火车。
```

#### 预训练模型翻译测试结果如下:

```
BOS i 've changed my website 's layout . BOS
BOS 我改了一下我的网站的布局。 BOS
translation: 我改了我的 阿古 机器。
BOS he brought back several UMK . BOS
BOS 他帶回了一些纪念品。 BOS
translation: 他到了按鈕。
BOS he is very angry . BOS
BOS 他非常生气。 BOS
translation: 他非常生气。
BOS how 's the weather in new york ? BOS
BOS 超到的天氣如何? BOS
Translation: 纽 列 天氣 左 康 長 椅 子 ?
BOS let's go to a movie . BOS
BOS 証我們去看電影。 BOS
translation: 我們去看電影。 BOS
translation: 我們去看電影。 BOS
translation: 我們去看電影。 BOS
translation: 來给我一點了機會。
BOS come on! give me a chance . BOS
BOS 辦是一個很好的舞者。 BOS
translation: 來 给我一點了機會。
BOS some of them seem to be too difficult . BOS
BOS 斯伊一些似乎太难了。 BOS
translation: 他們似乎對它來說很難。
BOS my parents usually speak to each other in french , even though my mother is a native english speaker . BOS
Translation: 我妈通常用法语对话,语是一名的母语说英语。
BOS hurry up , or you will miss the train . BOS
BOS ky 点,不然你就要错过火车了。 BOS
translation: 我妈通常用我妈说话是一名的母语说英语。
BOS hurry up , or you will miss the train . BOS
BOS ky 点,不然你就要错过火车了。 BOS
translation: 我妈通你用我妈说话是一名的母语说英语。
```

#### 二者的翻译效果不相上下。

不过,Baseline的best-loss是1.788,预训练模型的best-loss是0.834,预训练模型的loss更低。

# 2. 看一看建立的英文词典和中文词典长什么样,思考一下为什么要有 "UNK" "BOS" "EOS"

建立的英文词典和中文词典如下:

5277, 'bowl': 5278, 'murmar': 5279, 'brook': 5280, 'lulls': 5281, 'tragic': 5282, 'overnight': 5283, 'necessity': 5284, 'religious': 5285, 'abate': 5286, 'senator': 5287, 'consured': 5288, 'congressional': 5289, ethics': 5289, 'exists': 5291, 'poch': 5292, 'span': 5282, 'butterly': 5284, 'candelight': 5285, 'mastering: 5286, 'poch': 5287, 'batterl': 5380, 'poch': 5287, 'batterl': 5380, 'poch': 5287, 'batterl': 5380, 'poch': 5387, 'poch': 5382, 'poch': 5383, 'poch': 5384, 'poch': 5383, 'poch': 5384, 'poch': 5383, 'poch': 5384, 'poch': 5383, 'poch': 5384, 'poch': 5384, 'poch': 5383, 'poch': 5384, 'p

其为python的 dict 对象, key为词, value为词的编号。其中, UNK 表示未知词,编号为0; PAD 表示填充词,编号为1;其余词为数据集分词后出现过的词,按出现频率从高到低编号为2~N。两个词典中, BOS 表示句子的开始,编号均为2; EOS 表示句子的结束,编号均为3。

UNK、 PAD、 BOS、 EOS 的作用如下:

- UNK: 未知词, 当输入不在训练集里时, 模型会遇到未知词时, 这时需要将 其替换为 UNK, 以使得模型可以正常运行。
- PAD: 填充词,句子长度小于模型接收的最大token长度时,用于填充剩余部分。
- BOS: 句子开始, BOS 用于提示模型开始翻译一个句子。EOS: 句子结束, EOS 用于提示模型结束翻译一个句子。

#### 3. word embedding后的词长什么样?

word embedding由 Embeddings 类实现,代码如下:

```
class Embeddings(nn.Module):
    def __init__(self, d_model, vocab):
        super(Embeddings, self).__init__()
        self.lut = nn.Embedding(vocab, d_model)
        self.d_model = d_model

    def forward(self, x):
        # return x's embedding vector (times math.sqrt(d_mode

1))
    return self.lut(x) * math.sqrt(self.d_model)
```

它使用了一个 nn.Embedding 对象,类似于查找表,输入每个词的编号即可得到每个该词的embedding,其为一个  $d_model = D_model = 256$  维的向量。

因此, word embedding后每个词都是一个 d\_model = D\_MODEL = 256 维的向量。

## 4. 思考一下,为什么要加positional\_embedding

这是为了让模型能够获得词的位置信息。因为Transformer架构中输入的各个位置是同时进行处理,在微结构上都是对等的,互相之间没有顺序关系,所以需要额外的方式来让模型学习到词的位置信息。