

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

进行如下修改使得原来的模型变为中英翻译模型:

在 splitBatch 函数中,将 batches.append(Batch(batch_en, batch_cn)) 修改为 batches.append(Batch(batch_cn, batch_en)), 这将使得训练集和测试集中的source与target对换,使得训练与测试过程都适配中英翻译。

对换 src_vocab 与 tgt_vocab 如下,这将使模型维度变为适配中英翻译的维度:

```
src_vocab = len(data.cn_word_dict)
tgt_vocab = len(data.en_word_dict)
```

修改 evaluate 函数, 使evaluate过程适配中英翻译。具体修改如下:

- 将模型输入数据改为中文
 - : src = torch.from_numpy(np.array(data.dev_cn[i])).long().to(DEVICE)
- 输出符号改为英文: sym = data.en_index_dict[out[0, j].item()]
- greedy_decode 函数的 start_symbol 参数改为 data.en word dict["BOS"] (这条其实不影响正确性,主要影响严谨性)
- 调整输出显示的格式,将输出调回输入、预期输出、真实输出的顺序(这条

其实不影响正确性,主要影响严谨性与美观性)

再进行少量注释修改。

完成后的中英翻译测试结果如下:

```
BOS 我改了一下我的网站的布局。 BOS
BOS i 've changed my website 's layout . EOS
translation: i changed the store before it 's play .
BOS他帶回了一些紀念品。BOS
BOS he brought back several UNK . BOS
translation: he took a little longer .
BOS他非常生气。BOS
BOS he is very angry . EOS
translation: he is very angry .
BOS 紐 約 的 天 氣 如 何 ? BOS
BOS how 's the weather in new york ? EOS
translation: what is the weather like ?
BOS 讓我們去看電影。 BOS
BOS let's go to a movie . BOS translation: let's take a movie .
BOS来嘛! 给我个机会。 BOS
BOS come on ! give me a chance. EOS
translation: let me take a telephone .
BOS 她是一個很好的舞者。EOS
BOS she is a good UNK . EOS
translation: she is a very good idea .
BOS其中一些似乎太难了。BOS
BOS some of them seem to be too difficult . EOS translation: it's difficult to be very much .
BOS 我父母通常用法语对话,即使我母亲的母语是英语。 BOS
BOS my parents usually speak to each other in french , even though my mother is a native english speaker . EOS
translation: my mother often studies french , but my mother usually speak french .
BOS 快点, 不然你就要错过火车了。 BOS
BOS hurry up , or you will miss the train . EOS
translation: you have n't look at the train .
</</fr>
```

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:

```
Encoder(EncoderLayer(d_model, c(attn), c(ff),

dropout).to(DEVICE), n_encoder).to(DEVICE)

Decoder(DecoderLayer(d_model, c(attn), c(attn),

c(ff), dropout).to(DEVICE), n_decoder).to(DEVICE)
```

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":
```

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 ja 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:快点你会看过火车了。BOS
translation:快点你会错过火车了。BOS
translation:快点你会错过火车了。BOS
translation:快点你会错过火车了。BOS
translation:快点你会错过火车了。BOS
translation:快点你会错过火车了。BOS
translation:快点你会错过火车了。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 . EDS
BOS 我改了一下我的网站的布局。 EDS
translation:我改了教的收音机器。
BOS he brought back several UNK . EDS
BOS 他帶回了一些纪念品。 EDS
translation:他到了按鈕。
BOS he is very angry . EDS
BOS 他非常生气。 EDS
translation:他非常生气。
BOS how 's the weather in new york ? EDS
BOS 超级的天氣如何? EDS
Translation:组约天氣左度長椅子?
BOS iet 's so to a movie . EDS
BOS 雖我們去看電影。 EDS
translation:我們去看電影。 EDS
translation:我們去看電影。 EDS
bos 來嘛! 给我个机会。 EDS
BOS 來嘛! 给我个机会。 EDS
BOS 本來來來 ! 给我人 一點了機會。
BOS some of! give me a chance . EDS
BOS she is a good UNK . EDS
BOS s
```

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': 5385, 'poch': 5386, '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。

附:修改的代码

实验中进行的所有代码修改如下:

```
@@ -64,7 +64,8 @@
        64
 64
 65
                if DEBUG:
         66
                    EPOCHS = 2
        67 +
                    N_ENCODER = 3
        68 + N_DECODER = 3
                    H_NUM = 8
D_MODEL = 128
 69
                    D_FF = 256
 -‡-
          @@ -75,7 +76,8 @@
                    SAVE FILE = 'save/models/model.pt'
 75
         76
         77
                    EPOCHS = 10
         78
78
            - LAYERS = 6
                   N_ENCODER = 4
        80 + N_DECODER = 5
                    H_NUM = 8
                   D_MODEL = 256
 80
        82
 81
         83
                    D_FF = 1024
               @@ -201,7 +203,7 @@ def splitBatch(self, en, cn, batch_size, shuffle=True):
201
        203
                           # paddings: batch, batch_size, batch_MaxLength
                            batch_cn = seq_padding(batch_cn)
batch_en = seq_padding(batch_en)
202
        204
        205
203
       - batches.append(Batch(batch_en, batch_en))

206 + batches.append(Batch(batch_en, batch_en))

207 #!!! 'Batch' Class is called here but defined in later section.
204
                       return batches
206
        208
207
```

```
510
           - def make_model(src_vocab, tgt_vocab, N=6, d_model=512, d_ff=2048, h=8, dropout=0.1):
       512 + def make_model(src_vocab, tgt_vocab, n_encoder = N_ENCODER,
        513 + n_decoder = N_DECODER, d_model=512, d_ff=2048, h=8, dropout=0.1):
511
        514
                   c = copy.deepcopy
512
                   # Attention
513
        516
                   attn = MultiHeadedAttention(h, d_model).to(DEVICE)
@ -518,9 +521,9 @ def make_model(src_vocab, tgt_vocab, N=6, d_model=512, d_ff=2048, h=8, dropout=0
               # Transformer
        521
519
        522
                   model - Transformer(
        523
                      Encoder(EncoderLayer(d_model, c(attn), c(ff),
521
                                            dropout).to(DEVICE), N).to(DEVICE),
       524 +
                                           dropout).to(DEVICE), n_encoder).to(DEVICE),
                       Decoder(DecoderLayer(d_model, c(attn), c(attn),
                                         c(ff), dropout).to(DEVICE), N).to(DEVICE),
c(ff), dropout).to(DEVICE), n_decoder).to(DEVICE),
523
        526 +
                nn.Sequential(Embeddings(d_model, src_vocab).to(DEVICE), c(position)),
nn.Sequential(Embeddings(d_model, tgt_vocab).to(DEVICE), c(position)),
525
       528
                       Generator(d_model, tgt_vocab)).to(DEVICE)
               @@ -699,8 +702,8 @@ def train(data, model, criterion, optimizer):
699
        702
        703 # Step 1: Data Preprocessing
700
                data = PrepareData(TRAIN_FILE, DEV_FILE)
         - src_vocab = len(data.en_word_dict)
702
             - tgt vocab = len(data.cn word dict)
703
        705 + src_vocab = len(data.cn_word_dict)
       706 + tgt_vocab = len(data.en_word_dict)
        707
               print(src_vocab, tgt_vocab)
705
        708
        709
              print(f"src_vocab {src_vocab}")
706
```

```
-$-
             @@ -713,7 +716,8 @@ def train(data, model, criterion, optimizer):
713
      716
              model - make model(
714
      717
                src_vocab,
715
      718
                  tgt_vocab,
716
                 LAYERS,
                 N_ENCODER,
      720 +
                 N_DECODER,
717
                 D MODEL,
      721
718
      722
719
      723
                 H_NUM,
```

```
for i in np.random.randint(len(data.dev_en), size=10):
772
                                  # Print English sentence
en_sent = " ".join([data.en_index_dict[w] for w in data.dev_en[i]])
773
774
775
                                   print("\n" + en_sent)
                             # Print Target Chinese sentence
# Print Chinese sentence
cn_sent = " ".join([data.cn_index_dict[w] for w in data.dev_cn[i]])
print("".join(cn_sent))
print("\n" + "".join(cn_sent))
776
         776 +
          777
778
          778 +
779 +
780 +
781 +
                                     # Print Target English sentence
en_sent = " ".join([data.en_index_dict[w] for w in data.dev_en[i]])
                                    print(en_sent)
779
780
          783
                                      # conver English to tensor
                                      src = torch.from_numpy(np.array(data.dev_en[i])).long().to(DEVICE)
# conver Chinese to tensor
781
          784 +
          785 +
                                      src = torch.from_numpy(np.array(data.dev_cn[i])).long().to(DEVICE)
782
783
          786
                                       src = src.unsqueeze(0)
                                      # set attention mask
784
785
          788
789
                                      src_mask = (src != 0).unsqueeze(-2)
                                      # apply model to decode, make prediction
                                       out = greedy_decode(
                                         model, src, src_mask, max_len-MAX_LENGTH, start_symbol-data.cn_word_dict["805"])
model, src, src_mask, max_len-MAX_LENGTH, start_symbol-data.en_word_dict["805"])
787
          791 +
788
789
          792
793
                                      # save all in the translation list
translation = []
                                      translation = []
# convert id to Chinese, skip 'BOS' 0.
# 適历翻译输出字符的下标 (注意: 跳过开始符"BOS"的索引 0)
for j in range(1, out.size(1)):
    sym = data.cn_index_dict[out[0, j].item()]
790
791
792
          795
793
          797 +
                                            sym = data.en_index_dict[out[0, j].item()]
                                            if sym != 'EOS':
```