# Deep learning hw3

109610025 陳品妍

### Part 1:

#### Parameter size:



The parameter size of transformer is 47895.876 k

## Accuracy:

```
Epoch: 9, Train loss: 3.470, Val loss: 5.104, Val Acc: 0.182, Epoch time = 265.124s
(model saved)
Epoch: 10, Train loss: 3.307, Val loss: 5.157, Val Acc: 0.191, Epoch time = 265.008s
(model saved)
Epoch: 11, Train loss: 3.166, Val loss: 5.239, Val Acc: 0.205, Epoch time = 265.202s
(model saved)
Epoch: 12, Train loss: 3.040, Val loss: 5.294, Val Acc: 0.185, Epoch time = 265.068s
(model saved)
Epoch: 13, Train loss: 2.927, Val loss: 5.331, Val Acc: 0.191, Epoch time = 265.020s
(model saved)
Epoch: 14, Train loss: 2.827, Val loss: 5.400, Val Acc: 0.184, Epoch time = 265.180s
(model saved)
Epoch: 15, Train loss: 2.733, Val loss: 5.457, Val Acc: 0.180, Epoch time = 265.400s
(model saved)
Epoch: 16, Train loss: 2.647, Val loss: 5.523, Val Acc: 0.176, Epoch time = 265.159s
(model saved)
Epoch: 17, Train loss: 2.574, Val loss: 5.546, Val Acc: 0.182, Epoch time = 265.199s
(model saved)
Epoch: 18, Train loss: 2.500, Val loss: 5.603, Val Acc: 0.181, Epoch time = 265.448s
(model saved)
```

Best validation accuracy: 0.205(epoch6)

### Inference:

Input: : 你好,欢迎来到中国
Prediction : Hello, welcome you to China.
Ground truth : Hello, Welcome to China
Bleu Score (1gram): 0.6000000238418579
Bleu Score (2gram): 0.3872983455657959
Bleu Score (3gram): 0.0
Bleu Score (4gram): 0.0

Input: : 早上好,很高心见到你

Prediction : Good morning, very happy to see you.

Ground truth : Good Morning, nice to meet you

Bleu Score (1gram): 0.4285714328289032 Bleu Score (2gram): 0.26726123690605164

Bleu Score (3gram): 0.0 Bleu Score (4gram): 0.0

Input: : 祝您有个美好的一天

Prediction : You have a good day.

Ground truth : Have a nice day

Bleu Score (1gram): 0.400000059604645 Bleu Score (2gram): 0.3162277638912201

Bleu Score (3gram): 0.0 Bleu Score (4gram): 0.0

使用同個 model 只是後來有修改了 score 計算的問題(有同學在 fb 提到 score 的分數會因為算到 padding 的而被拉低),不過這樣 inference 感覺變差:

```
Epoch: 10, Train loss: 3.307, Val loss: 5.139, Val Acc: 0.308, Epoch time = 243.469s
(model saved)
Epoch: 11, Train loss: 3.167, Val loss: 5.216, Val Acc: 0.307, Epoch time = 243.204s
(model saved)
Epoch: 12, Train loss: 3.041, Val loss: 5.300, Val Acc: 0.307, Epoch time = 243.300s
(model saved)
Epoch: 13, Train loss: 2.927, Val loss: 5.337, Val Acc: 0.309, Epoch time = 243.481s
(model saved)
Epoch: 14, Train loss: 2.825, Val loss: 5.396, Val Acc: 0.309, Epoch time = 243.501s
(model saved)
Epoch: 15, Train loss: 2.731, Val loss: 5.446, Val Acc: 0.308, Epoch time = 243.136s
(model saved)
Epoch: 16, Train loss: 2.649, Val loss: 5.504, Val Acc: 0.307, Epoch time = 243.421s
(model saved)
Epoch: 17, Train loss: 2.572, Val loss: 5.548, Val Acc: 0.309, Epoch time = 243.528s
(model saved)
Epoch: 18, Train loss: 2.500, Val loss: 5.611, Val Acc: 0.307, Epoch time = 243.619s
(model saved)
Epoch: 19, Train loss: 2.433, Val loss: 5.668, Val Acc: 0.304, Epoch time = 243.584s
Epoch: 20, Train loss: 2.375, Val loss: 5.707, Val Acc: 0.304, Epoch time = 243.294s
(model saved)
```

Best accuracy: 0.309

Input: : 你好,欢迎来到中国

Prediction : Hello, welcome you to China.

Ground truth : Hello, Welcome to China Bleu Score (1gram): 0.6000000238418579 Bleu Score (2gram): 0.3872983455657959

Bleu Score (3gram): 0.0 Bleu Score (4gram): 0.0

Input: : 早上好,很高心见到你

Prediction : Good morning, I see you.

Ground truth : Good Morning, nice to meet you

Bleu Score (1gram): 0.32749229669570923 Bleu Score (2gram): 0.2589053809642792

Bleu Score (3gram): 0.0 Bleu Score (4gram): 0.0

Input: : 祝您有个美好的一天

Prediction : I wish you have a good morning.

Ground truth : Have a nice day

Bleu Score (1gram): 0.2857142984867096 Bleu Score (2gram): 0.2182179093360901

Bleu Score (3gram): 0.0 Bleu Score (4gram): 0.0

Inference 效果較第一版差了一點。

Jupter 檔案繳交第二版檔案

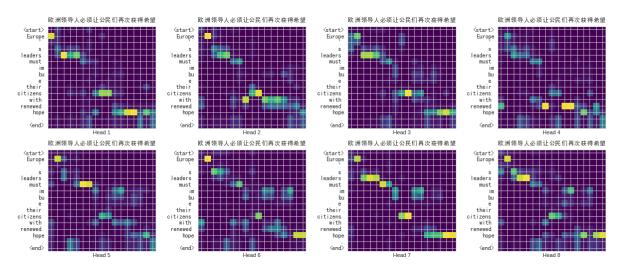
Part 2

## The structure of Transformer I implemented:

1. Dmodel = 512(emb size=512):

可以給提供模型更大的彈性,使之可以同時關注在不同位子的 subword 的不同 subspace 下的 representation。可以提供足夠大的空間來捕捉詞語間的語義訊息,同時也部會使模型過於龐大以至於無法訓練。嵌入維度大能幫助模型可以理解模型中細緻的語意關係,特別針對句子結構較長的情況下。

2. NUM HEAD=8:(論文中選擇 8)



圖片來源: <a href="https://leemeng.tw/neural-machine-translation-with-transformer-and-tensorflow2.html">https://leemeng.tw/neural-machine-translation-with-transformer-and-tensorflow2.html</a>

可以發現不同 head 關注的東西不一樣,例如 head4 時在生成「們」與「再」特別關注 renewed,而 head8 則在「領導」與「希望」時分別關注 leaders 與 hope。

在網路上看到很多人針對 transformer 的 NUM\_HEAD 都寫 8,原因在於可以幫助模型從不同的角度理解上下文,也可以學習語句中不同語意之間的關聯,尤其是多義詞。透過關注不同 subspace 的 subword 可以生成更好的結果。

# 3. FFN\_HID\_DIM=2048:

隱藏層的大維度可以增加模型的非線性轉換能力,針對語言這種數據複雜的模式,使用較大的隱藏曾能夠幫助模型處理語言的特徵,提高結果的準確度。(此處參考論文中 d model 為 512, dff 則為 4 倍的 2048)

# 4. NUM\_ENCODER\_LAYER = 1, NUM\_DECODER\_LAYER = 1:

沒有像論文中選擇 6 層,而選擇 1 的原因在於,訓練的時間限制以及初步 試出來的模型取得不錯的效果,但因為 GPU 用量限制,常常在訓練到中間 EPOCH 時就中斷,因此沒有再加大 LAYER 數,平衡運算資源與時間的消耗。

# 5. DROPOUT = 0.2:

原本 DROPOUT 設為 0.1,但實驗過程中發現,TRAIN\_LOSS 效果不錯然而 VALIDATION\_LOSS 卻還是很高,因此有把 DROPOUT 加大防止 overfitting。 Encoder 和 decoder 裡的 layer normalization:

原本因為還沒發現計算 score 有錯誤時,想要增加收斂速度有試過 pre-layer normalization,在每個輸入之前進行 normalization 再進行 residual connection,發現這樣收斂速度比較快,而且可以用較大的 learning rate,但 validation 也是無法超過標準。後來找到問題之後,就沿用架構圖中的 post-layer normalization。在論文當中,post-layer normalization 可以穩定訓練過程,特別是較深的網路當中,也可以更好的處理梯度消失的問題。但缺點就是會導致訓練速度較慢,需要更多的 epoch。且根據論文的發現,研究人員發現 post-layer

normalization 可以有較好的 performance 在處理生成文章的任務當中。另外, 也可以減緩不穩定的訓練特性。

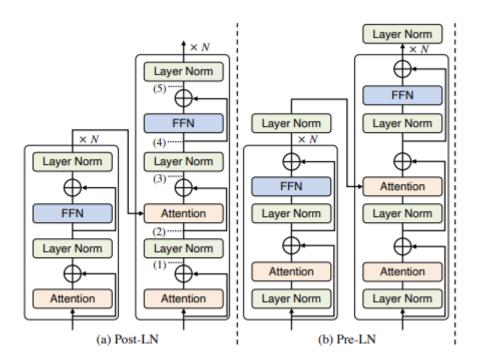


Table 1: BLEU scores of each method on WMT newstest2010-2016 and their averages.

Method	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	Average
Enc-Dec: 6L-6L								
Post-LN	24.27	22.06	22.43	26.11	27.13	29.70	34.40	26.59
Pre-LN	24.03	21.77	22.08	25.63	26.27	29.07	33.84	26.10
B2T connection	24.12	21.93	22.29	26.31	26.84	29.48	34.73	26.53

Post-layer normalization 與 pre-layer normalization 示意圖以及論文中的實驗結果 (encoder/decoder 各 6 層)

### 圖片來源:

https://arxiv.org/pdf/2206.00330v1#:~:text=There%20are%20currently%20two%20major%20layer%20normal-

<u>ization%20positions,each%20residual%20connection.%20The%20original%20Transformer%20employs%20Post-LN.</u>

## learning rate scheduler and other strategies:

實驗中並沒有使用這個策略,原本想說等 inference 出來結果如何再決定是否增加 warmup 以及 learning rate scheduler,但神奇地發現第一版出來結果還蠻不錯的,所以為了減少 super parameter 的複雜度後來就沒有再另外寫。此次optimizer 跟以往一樣選擇 torch.optim.Adam,設置 learning rate= 5e-4,發現這個設定的效果可以介於 1e-3 以及 1e-4 間。前者的 validation accuracy 一直無法

下降,研判是因為 Ir 太大導致找不到最低點來收斂。而 1e-4 則是收斂速度有些慢,需要加大 epoch 數但又會因為 gpu 的關係暫停。Betas=(0.9,0.98)設置了兩個指數衰減率,用於估計一階和二階矩,幫助梯度更新。最後 eps = 1e-9 防止計算中的分母為零,提升數值穩定性。

## Difficulty:

我覺得最難的部分是 multiheadattention 以及 create mask 部分,加上剛開 始因為有點搞不清楚 mask 的 size,所以一直都有 mismatch 的問題。後期,改 正之後,發現即使 model 可以訓練,但表現很糟糕。所以來回看網路上的資料 修正自己的 mask 生成方式以及維度等問題(之後發現 mask 即使寫對會大大影響 模型的表現)。改正之後,又發現 src 的 size 不是預期的,後來才發現是自己 padding 的問題。但之後又一直被 validation accuracy 太低的問題給困擾,因為 想說等 validation accuracy 修好再去用 inference,但沒想到就是這個想法絆住自 己。之後去網路上看網友寫的架構也都跟我相似,反正就是不知道到底哪裡有 問題。後來我在清交二手拍請人幫我看架構,結果每個人都說沒問題,而且他 們嘗試改動參數也都沒啥變化,真的懷疑到天邊。後來隨意的在 instagram 發 了類似生無可戀的限動,結果有一個朋友也跟我有一樣的困擾,於是她詢問我 是否有做 inference。後來我想說那做做看,反正也不知道該怎麼辦,最後竟然 發現效果比預期的好,直接嚇到。然後就在fb 問助教到底是怎麼回事,原本懷 疑 mask 沒有針對 batch 裡的不同 sequence 寫,但後來用 for 迴圈明確寫出 來,validation accuracy 也沒什麼改善。後來,當初有跟我一樣情況的同學說可 能是 score 那邊有問題,我就發現因為當初把助教 code train 的地方.transpose 改掉導致在計算 score 時拿錯了 batch size 拿成了 sequence length。改了之後, 就正常了。

另外一個難處是因為 gpu 的資源限制所以常常在訓練到一半的時候就停止了,當下真的很想罵髒話。最後還是跟朋友借帳號,總共用了 4 個帳號來完成此次的 lab,這也是原因為何沒有加大 decoder 和 encoder 的層數。因為 hidden layer 跟 emb\_size 已經加大了訓練時間,所以就想說不用再增加,況且結果還算不錯。

## Reference:

https://leemeng.tw/neural-machine-translation-with-transformer-and-tensorflow2.html

https://stackoverflow.com/questions/65343377/adam-optimizer-with-warmup-on-pytorch (之後要用 warmup 的話)
https://arxiv.org/abs/1607.06450