ADL HW2 Report

姓名: 陳竹欣

學號: B10902005

系級: 資工三

Q1: Model

Model

Describe the model architecture and how it works on text summarization.

我用的 model 是 T5-small 。

T5 使用的 model architecture 為 encoder-decoder 架構。Encoder 可以看到前一層全部的資料;Decoder 僅能看到前一層自己神經元位置前的資料。

在 text summarization 的任務中,輸入為完整的文章,也就是 maintext 的部份。maintext 會先作為 encoder 的輸入,產生 encoded sequence 之後,再作為 decoder 的輸入,最終預測 summary 。

Preprocessing

Describe your preprocessing (e.g. tokenization, data cleaning and etc.)

Step 1. Add prefix

要在 text 的最前面加上 "summarization: ",T5 才會知道現在要完成的任務是 summarization 而不是其他任務。

Step 2. Truncation

當輸入的長度大於指定的 max length 時,要把超過的字串切掉;反之要補 0。

Step 3. Tokenization

把中文字元和英文單字轉成 token。

Q2: Training

Hyperparameter

Describe your hyperparameter you use and how you decide it.

arguments	value
max_source_length	1024
max_target_length	64
per_device_train_batch_size	4
learning_rate	1e-4
num_train_epochs	10
gradient_accumulation_steps	4

1. max source length

我有嘗試兩種可能,分別為 256 以及 1024 ,以下為使用 beam search (num beam = 8) 預測的結果:

max source length	rouge-1	rouge-2	rouge-l
256	24.067	9.262	21.146
1024	25.576	10.097	22.317

雖然 256 就能過 simple base line,但在系統效能允許的情況下,盡量不做 truncation 肯定是更好的選擇。

2. max target length

因為投影片裡面建議使用 64 ,我在訓練的時候也沒有調整過,所以就是 64 了。

3. batch size

我有嘗試兩種可能,分別為 4 以及 8 ,以下為使用 beam search (num beam = 5)預測的結果:

batch size	rouge-1	rouge-2	rouge-l
4	21.747	7.839	19.167
8	18.758	6.373	16.665

這是我比較前期的嘗試,所以忘記當時的超參數是多少了,可能是因為當時的 epoch=5 ,導致效果不太好,但顯然把 batch size 調大對於最終結果並沒有幫助,反而還讓分數變低,所以在之後的測試都是用 batch size = 4 進行訓練。

4. learning rate

我有嘗試過 1e-3, 1e-4, 5e-4 以及 1e-5 ,除了 1e-3 有點太大導致效果不好之外,其他的似乎都差不多,所以最終選擇 1e-4。

5. epoch

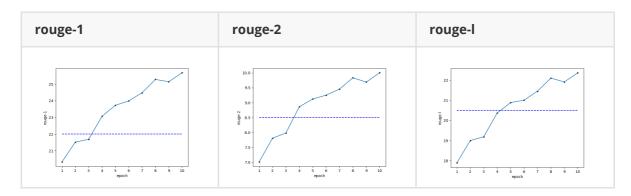
我有嘗試過 5 以及 10 ,以下為使用 beam search (num beam = 8) 預測的結果:

epoch	rouge-1	rouge-2	rouge-l
5	22.056	8.274	19.512
10	24.066	9.262	21.145

Learning Curves

Plot the learning curves (ROUGE versus training steps)

以下皆為使用 beam search (beam size = 5)預測的結果



詳細的數據以及作圖的程式碼在 /b10902005/Q2-learning_curve/result_e{i}。

Q3: Generation Strategies

Stratgies

Describe the detail of the following generation strategies:

Greedy

在預測下一個字的時候,直接選機率最大的。

問題: 局部的最佳解不一定是整體的最佳解。

Beam Search

假設 beam size =k,在預測下一個字的時候,會考慮機率前k高的可能。也就是當 k=1 時,和 greedy 是一樣的。

問題:當k太大時會跑太久,而且會選到太 general 的答案,k太小又會和 greedy 遇到一樣的問題。

Top-k Sampling

在預測下一個字的時候,會把機率前k高的可能做 sampling 。也就是當 k=1 時,和 greedy 是一樣的。

問題:當k太大時可能會 sampling 到一些奇怪的字(也就是機率比較低的字),導致語意偏離,k太小又會和 greedy 遇到一樣的問題。

Top-p Sampling

在預測下一個字的時候,會把機率出現在前p的可能做 sampling。

優點:由於在 narrow distribution 的狀況,我會希望 k 小一點,而在 board distribution 的狀況,我會希望 k 大一點。所以透過選取機率出現在前 p 的可能,我可以做到動態的調整 k 進而得到更通順的語句。

問題:當p 太大時會跑太久,也可能會 sampling 到一些奇怪的字,p 太小又會和 greedy 遇到一樣的問題。

Temperature

在計算 softmax 的時候,會把向量除以一個值 τ 。

au 个代表 P(w) 會變得更加 uniform,下一個預測的字的可能也會更多元 。

 $au\downarrow$ 代表 P(w) 會變得更加 spiky,下一個預測的字的可能也會更保守 。

Hyperparameters

Try at least 2 settings of each strategies and compare the result. What is your final generation strategy? (you can combine any of them)

以下的測試中,generation controlling 的參數如下:

arguments	value
temperature	0.5
max_length	64
min_length	15
repetition_penalty	10
length_penalty	1.0
no_repeat_ngram_size	2

beam search

num beam	rouge-1	rouge-2	rouge-l
5	25.682	10.004	22.356
8	25.576	10.097	22.317

其實兩者沒有差很多,但因為預測的時間限制為一小時, $num\ beam\ =\ 8$ 的執行時間在邊界,很有可能不小心就超時了,所以保險起見我選擇 $num\ beam\ =\ 5$ 即可。

top-k

k	rouge-1	rouge-2	rouge-l
10	24.064	8.121	20.377
20	23.897	8.422	20.208

top-p

р	rouge-1	rouge-2	rouge-l
0.25	23.992	8.065	20.309
0.5	23.978	8.086	20.340
0.75	23.540	7.886	20.007

top-k + top-p

k	р	rouge-1	rouge-2	rouge-l
50	75	23.431	7.770	19.864

我最終選擇了 beam search (num beam = 5) 作為最終的 generation strategy。

詳細的數據以及測試的程式碼在 /b10902005/Q3-Testing。