

MLDS 2017 Spring HW4 - Seq2Seq + Reinforcement Learning

B03901056 孫凡耕 B03901070 羅啟心
B03901032 郭子生 B03901003 許晉嘉

1 Environment

OS	CPU	CPU Memory	GPU	GPU Memory
Arch linux 4.10	i7 3.6 GHz	32 GB	GTX 1080 Ti	11 GB

2 Data Sets

- Open subtitles(<http://opus.lingfil.uu.se/download.php?f=OpenSubtitles/en.tar.gz>)
- Movie subtitles(http://www.mpi-sws.org/~cristian/Cornell_Movie-Dialogs_Corpus.html)

3 Model description

1. Seq2Seq 模型：

典型的 encoder-decoder 的模型，也就是利用 LSTM 把不同長度的輸入，轉化為固定大小的 state，然後將此 state 傳遞給另一個 LSTM，並依序輸出當前最佳解直到遇到 <eos> 為止。
模型所使用的參數如下：

- learning rate = 0.5
- learning rate decay factor = 0.99
- max gradient norm = 5.0
- batch size = 64
- vocab size = 100000
- size of each model layer = 256, 512, 1024
- number of layers = 4

2. Reinforcement Learning 模型：

我們的模型參考自 Adversarial Learning for Neural Dialogue Generation * 這篇 paper，並改寫自該篇 paper 所提供的程式[†]，模型所使用的參數如下：

(a) Generator 與 Discriminator update 的比例為 Generator 一次及 Discriminator 四次。

(b) Generator: 大部分參與與上方 Seq2Seq 相同。

- dropout = 0.5

(c) Discriminator:

- Hierarchical encoder[‡]
- size per layer = 512
- number of layers = 4
- learning rate = 0.2
- dropout = 0.5
- max gradient norm = 5

* Jiwei Li, 2017, Adversarial Learning for Neural Dialogue Generation

[†]<https://github.com/liuyuemaicha/Adversarial-Learning-for-Neural-Dialogue-Generation-in-Tensorflow>

[‡]Jiwei Li, 2015, A Hierarchical Neural Autoencoder for Paragraphs and Documents

- (d) Reward function: 跟 GAN 的概念一樣，Generator 讀進來一個句子之後，會產生相對應的回答，Discriminator 再根據回答計算有多少機率是人或機器所產生的句子，若某個回答越接近人所產生的句子，則 reward 越接近 1，反之，則越接近 0。

以 x 表示前兩句話， y 表示 Generator 所產生的句子，以 $Q_+(\{x, y\})$ 表示為人所產生的機率。則 reward function 為 $J(\theta) = \mathbb{E}_{y \sim p(y|x)}(Q_+(\{x, y\})|\theta)$ 。則以 likelihood ratio trick 近似後可得 $\Delta J(\theta) \approx [Q_+(\{x, y\}) - b(\{x, y\})]\Delta \sum_t \log p(y_t|x, y_{1:t-1})$ 。

此外，為了增加 reward 對於 Generator 的影響，對於 Generator 所產生的每個子句，都會以蒙地卡羅搜尋五次，以五次的平均作為這個子句的 reward。最後，為了讓 Generator 能持續產生好的句子，而不是突然找不到好的方向，每次 update 完 Discriminator 及 Generator 後，還會在 true data 上對 Generator 進行 update。

4 Improvement

- 在 Seq2Seq 模型中，我們嘗試在相同的 data set 之下，去調整模型的大小，也就是每層 layer 中所含的 cell 數量，對於不同 cell 數量，perplexity 下降的速度可以從 Figure 1 以及 Figure 2 中看出。對於相同的 data set，如果一層的 cell 數量越多，所能蘊含的資訊量便越多，因此 cell 數量越多的情況下，perplexity 下降的速度便會越快。也就是說，模型中的大小越大，訓練的速度也會較為快速。

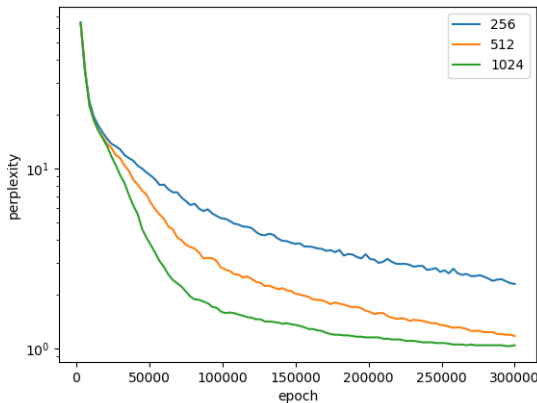


Figure 1: 以 Movie subtitles 作為 data set

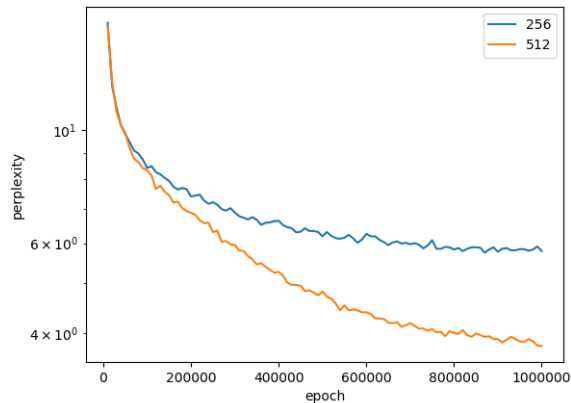


Figure 2: 以 Open subtitles 作為 data set

- 我們以 movie subtitles 作為 data set 時，將太短（少於三個字）以及太長（長於四十個字）的句子先刪除，以及出現特殊符號（非字母數字）的句子也剔除，之後便剩下約莫 12 萬句對，大約剩下原先的一半。同時將單字量調整至三萬及五萬，所訓練出來的結果如下：

單字量	30000	50000
how are you?	hello , secure .	fine . domestic .
how old are you?	I 'm a little nervous .	gibarian . buckle wallace .
Where are you from?	my room 's here .	she 's a lawyer owen owen
What's your name?	you know my name .	gibarian fidget .
Sounds great!	what 's he got ?	muskets . buckle jeff .
Looks funny!	I 've got a trunk	i dined to see.
What's that?	half-red , half-black -	denning 's log .

從上表可以看出，將短的句子去掉，可以使輸出更為有趣，將長的句子去掉，可以加速訓練的過程，但由於句子的減少，單字量也必須減少，否則，會使模型無法訓練起來。

5 Experiment

- 在 Seq2Seq 模型中，我們實驗將相同 data set 相同模型下，不同 perplexity 時，模型所作出的回應如下：

(a) data set 爲 movie subtitles、模型大小爲 4×512 ：

perp	輸入句子	輸出回應	perp	輸入句子	輸出回應
30	how are you?	no .	10	how are you?	fine , fine .
	how old are you?	no .		how old are you?	older .
	Where are you from?	no .		Where are you from?	west city .
1	how are you?	fine , fine .			
	how old are you?	twenty-eight .			
	Where are you from?	california .			

(b) data set 爲 movie subtitles、模型大小爲 4×256 ：

perp	輸入句子	輸出回應	perp	輸入句子	輸出回應
30	how are you?	no .	10	how are you?	i ' m fine .
	how old are you?	i have him .		how old are you?	o .
	Where are you from?	i have him .		Where are you from?	california .
1	how are you?	fine .			
	how old are you?	thirty-five .			
	Where are you from?	meet me .			

從不同的 perplexity 之間可以看出，明顯地，perplexity 越低，所回答出的句子越佳，其中模型大小爲 4×512 的部分在 perplexity 爲 1 時，所回答出的句子幾乎完全可以視爲人話。但模型大小爲 4×256 的部分在 perplexity 爲 1 時，仍然有若干的句子回答不佳。我們認爲這是由於模型大小較小，因此所能儲存的資訊量較小的緣故所致。

- 在 Seq2Seq 模型中，我們嘗試以相同的模型，以不同的 data set 作爲訓練資料，來比較以不同 data set 訓練後的模型，對於同樣的問句會有如何的回答。（以下結果皆爲 perplexity ≤ 3 的情況）

(a) 以下爲模型大小爲 4×256 的結果：

輸入句子	open subtitles	movie subtitles
how are you?	i ' m fine .	fine .
how old are you?	00 .	thirty-five .
Where are you from?	i ' m from the new york .	meet me .
What's your name?	i ' m your name .	star .
Sounds great!	what ?	yeah , i got it !
Looks funny!	you ' re a good man .	is this your shovel and your husband ?
What's that?	what ?	what ?

(b) 以下爲模型大小爲 4×512 的結果：

輸入句子	open subtitles	movie subtitles
how are you?	good .	fine , fine .
how old are you?	00 .	twenty-eight .
Where are you from?	you ' re from texas .	southern california .
What's your name?	you know what ?	lisette .
Sounds great!	no .	let ' s get out of here .
Looks funny!	you know what ?	what ?
What's that?	what ?	what do you mean ?

從以上的結果可以看出，在模型大小不夠大的時候，以 open subtitles 及 movie subtitles 爲 data set 的結果相去不遠，又以 open subtitles 的部分較爲像人所作出的回應。但將模型大小擴大之後，可以看出 open subtitles 的部分並沒有顯著的進步，因此可以推斷出 open subtitles 的資料量也許較爲簡單，而將模型擴大之後，movie subtitles 的結果便有十分顯著的進步，幾乎所有的回應都有相當程度的貼近人話。可以推斷，movie subtitles 的資訊量較爲完整，但也需要較大的模型。

6 Team division

孫凡耕	
羅啟心	
郭子生	
許晉嘉	Seq2Seq、統整撰寫報告、跑實驗