學號:B06902017 系級:資工三姓名:趙允祥

1. (1%) 請說明你實作的 RNN 的模型架構、word embedding 方法、訓練過程 (learning curve)和準確率為何? (盡量是過 public strong baseline 的 model) RNN:

Model: "sequential 1"

Layer (type)	Output Shape	Param #		
embedding_1 (Embedd	ding) (None, 32, 25	50) 13944750		
bidirectional_1 (Bidirection (None, 32, 256) 291072				
bidirectional_2 (Bidirection (None, 256) 295680				
dropout_1 (Dropout)	(None, 256)	0		
dense_1 (Dense)	(None, 1)	257 		

Total params: 14,531,759 Trainable params: 587,009

Non-trainable params: 13,944,750

Embedding:

用 gensim 的 word2vec (sentence length=32, size=300, window=5, min_cnt=5, iter=10), 把所有出現過的單詞轉成 300 維的 vector。(sample code 是 250 維)

Learning Curve:

在 validation set 上的表現差不多在 epoch=5 以下就達到最好了,接下來就不太會有什麼太大的波動了。

準確率:

最後的 testing accuracy 差不多在 0.827,不需 embedding 或 semi-supervised。 同時 validation 表現最好的 training accuracy 大概有到 0.85,0.86,因此是 overfit。 2. (2%) 請比較 BOW+DNN 與 RNN 兩種不同 model 對於"today is a good day, but it is hot"與"today is hot, but it is a good day"這兩句的分數(過 softmax 後的數值),並討論造成差異的原因。

	分數	原因	
BOW+DNN	前者較低,後者	沒有明顯的答案,可能是擺後面的句	
	較高	子較具影響力	
RNN	都一樣	因為個別字詞的出現次數都一樣	

3. (1%) 請敘述你如何 improve performance (preprocess \ embedding \ 架構等等),並解釋為何這些做法可以使模型進步,並列出準確率與 improve 前的差異。 (semi supervised 的部分請在下題回答)

在訓練過程中,我認爲影響最為顯著的兩個點是 word2vec model 的參數及 NN 的深度。在將字詞轉換為向量時,我查了網路的資料,有蠻多人包括 google 的研究都是用 300 維,因此我也由 250 維改成 300 維,而結果也好很多。另外原本我都架很多層 Dense,在經過反覆嘗試後,發現只要在兩層 Bidirectional GRU 之後直接輸出就夠了,再多都會造成更慘的 overfitting。

4. (2%) 請描述你的 semi-supervised 方法是如何標記 label,並比較有無 semi-supervised training 對準確率的影響並試著探討原因(因為 semi-supervise learning 在 labeled training data 數量較少時,比較能夠發揮作用,所以在實作本題時,建議把有 label 的 training data 從 20 萬筆減少到 2 萬筆以下,在這樣的實驗設定下,比較容易觀察到 semi-supervise learning 所帶來的幫助)。

因為 model 所預測出的不一定是真的 label,所以我只讓 prediction 大於 0.9 或小於 0.1 的加入新的 training set。最後在實作上沒有顯著的進步(甚至是更糟),可能是因為取 label 的方式雖然好像增加了 data,但那些都是 model 本來就知道的規則,因此沒辦法幫助 model 更認識資料。再加上新增的那些pseudo label 有可能本身就是錯的,進而擾亂訓練的進行。