R06725048 資管碩一 陳信豪

MLDS HW1 Report

1. Model Description

Train dataset 總共提供了 3696 筆 sentence 資料
在此我假設每一句 sentence 最長的 phone length 是 800
並且採用 MFCC + FBANK (39 + 69 = 108 dim) 作為 phone features
而因爲要輸出的 framewise prediction 是 based on 39 phones，所以我的 label 也直接轉換並設成 39 dim

因此我的訓練特徵 X.shape 為 (3696, 800, 108)
訓練標籤 y.shape 為 (3696,800,39)

另外，每個 sentence 的原始 phone length 長度不一，因此如果超過 max_sent_length 800 則必須要砍掉多出的 phone sequence，而若低於 max_sent_length 800 則是必須要做 padding，而我的 padding method 是做 phone sequence repeat 直到 max_sent_length。

Phone sequence repeat 示意:
(假設 max_sent_len 為 8，但該 sample 長度只有 3)
[1,2,3] -> repeat padding -> [1,2,3,1,2,3,1,2]

接著我切 10% 資料作為 validation，剩下 90 % 作為 training，並餵進 RNN 和 RNN + CNN Model (以 Keras 實作)

A. RNN

```
_________________________________________________________________
Layer (type)                 Output Shape              Param #
=================================================================
simple_rnn_1 (SimpleRNN)     (None, 800, 1024)         1160192
_________________________________________________________________
batch_normalization_1 (Batch (None, 800, 1024)         4096
_________________________________________________________________
dropout_1 (Dropout)          (None, 800, 1024)         0
_________________________________________________________________
time_distributed_1 (TimeDist (None, 800, 39)           39975
=================================================================
Total params: 1,204,263
Trainable params: 1,202,215
Non-trainable params: 2,048
_________________________________________________________________
Train on 3326 samples, validate on 370 samples
```

Layer1: SimpleRNN # *資料屬於連續時間序列適合使用 RNN 架構*

Layer2: BatchNormalization # *將 layer1 的輸出做標準化*

Layer3: Dropout # *用於避免 overfitting*

Layer4: TimeDistributed (Dense) # *最後的輸出層*

 # 使用 TimeDistributed 將 Dense 包裝為對時間序列輸入處理的層

 # 最後的 activation function 為 softmax

Loss Function 採用 categorical_entropy，Optimizer 採用 adam

B. RNN + CNN

```
_________________________________________________________________
Layer (type)                 Output Shape              Param #
=================================================================
conv1d_1 (Conv1D)            (None, 800, 512)          332288
_________________________________________________________________
batch_normalization_1 (Batch (None, 800, 512)          2048
_________________________________________________________________
dropout_1 (Dropout)          (None, 800, 512)          0
_________________________________________________________________
simple_rnn_1 (SimpleRNN)     (None, 800, 512)          524800
_________________________________________________________________
batch_normalization_2 (Batch (None, 800, 512)          2048
_________________________________________________________________
dropout_2 (Dropout)          (None, 800, 512)          0
_________________________________________________________________
time_distributed_1 (TimeDist (None, 800, 39)           20007
=================================================================
Total params: 881,191
Trainable params: 879,143
Non-trainable params: 2,048
_________________________________________________________________
Train on 3326 samples, validate on 370 samples
```

Layer1: Conv1d # *使用 CNN 可以學到 phone neighbor 之間的訊息*

Layer2: BatchNormalization # *將 layer1 的輸出做標準化*

Layer3: Dropout # *用於避免 overffiting*

Layer4: SimpleRNN # *資料屬於連續時間序列適合使用 RNN 架構*

Layer5: BatchNormalization # *將 layer4 的輸出做標準化*

Layer6: Dropout # *用於避免 overfitting*

Layer7: TimeDistributed (Dense) # *最後的輸出層*

 # 使用 TimeDistributed 將 Dense 包裝為對時間序列輸入處理的層

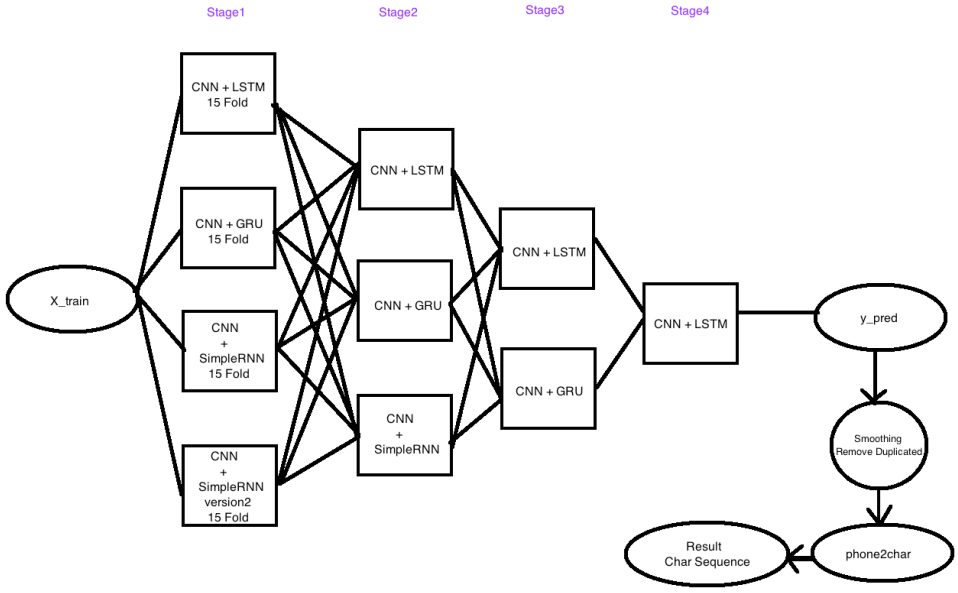
 # 最後的 activation function 為 softmax

Loss Function 採用 categorical_entropy，Optimizer 採用 adam

2. How to improve your performance

A. Describe the model and technique

以下為我 Best Model 的架構，主要是使用了 Ensemble Learning (每個方框內受限於版面，只大致描述該 model 架構)



B. Why do you use it

a. Stacking

將多個 model predict 的結果 concatenate 起來餵入下一個 Stage，以 Stage1-2 為例，因為 Stage1 的代表 model 有四個，輸出都是 39 dim，因此每個 Stage2 model 的 input shape[2] 會是 39*4 = 156。此概念類似於老師於上課中提過的 word2vec，後面的 model 在 train 時可以反饋訊息回到前面 Stage 的 model，因此是個不錯的 model 合併的方式。

b. K-Fold

K-Fold 意指將資料切成 K 份，每次選擇其中一份作為 validation set，其他作為 training set，因此會 train K 個 model。由於 Stage1 是比較重要的部分，他的影響會一直延續到後面 Stage 的 model，因此我將 Stage1 中的四個 model 都做了 15-Fold，並將 15 個 model predict 的機率結果相加作為該 model 的輸出代表。做 K-Fold 的優點是整合多個 model 的同時也解決了因為要做 train-test-split 而使得可能部分的資料被拿去當 validation 而沒有被 train 到的問題。

c. Smoothing

最後的結果可能會包含像下面的例子

aaaabaaaaaccaaaa

而經過觀察 training 的 label 我們得知通常 phones 是具有連續性的，因此我們可以很大膽地推測上述 sequence 中 b 與 cc 很可能是 model 的誤判，而可以矯正回 a 和 aa。實作上我設了一個 smooth range (3~5)，在該 range 內如果發現有相同的 phones 存在，就將兩個 phones 之間的其他 phones 同化。

3. Experimental results and setting
   A. Compare and analyze the results between RNN and CNN
   B. Compare and analyze the results with other models