## HW4 - Sentiment Analysis 2

0853412 資管碩一 吳宛儒

## 資料前處理

## a. 讀取資料

```
19 def Load_data(dataset):
      if dataset == 'train':
          data = pd.read_csv('training_label.txt',sep='\t',header=None)
      elif dataset == 'test':
          data = pd.read_csv('testing_label.txt',sep='\t',header=None)
      data.columns = ['text']
      data['label'] = data['text'].str[0]
      data['data'] = data['text'].str[10:]
      del data['text']
      return data
30 #%%
31# load data
32 train = load_data('train')
34 test = load_data('test')
36 def split_data(dataset):
      X, y = [], []
      X = dataset['data'].values
      y = dataset['label'].values
42 trainX, trainy, testX, testy = [], [], [], []
43 trainX, trainy = split_data(train)
44 testX, testy = split data(test)
```

如同 HW3 所做的,將資料 load 進來並切成 train 和 test dataset。其中 train 取前 10000 筆。

#### b. 去除停頓詞

原本使用 nltk 或自定義 stop words,但發現 tf-idf 便能在裡面設定,因此這個步驟連同下個步驟一起做。

## c. 文字轉向量

此處使用 tf-idf, stop\_words 也宜並在裡面使用 english 的設定。

```
68 # tf-idf
69 max_features = 5000
70 vectorizer = TfidfVectorizer(max_features=max_features,stop_words='english')
71 ldf_train = vectorizer.fit_transform(trainX)
72 ldf_test = vectorizer.transform(testX)
73 tfidf_feature = vectorizer.get_feature_names()
```

原本會有 13242 個 features,但因為跑起來會有 memory 或 0S error,因此將 features 數量最大設置為 5000 做為上限。

## 建模

## a. RNN & LSTM

RNN:

網路架構:

此部分參考老師上課的簡報,並將 input\_dim 和 input\_length 設為剛才 tf-idf 出來的維度。

| Layer (type)  | Output | Shape      | Param # |
|---|--------|------------|---------|
| embedding_1 (Embedding)   | (None, | 5000, 128) | 640000  |
| dropout_1 (Dropout)   | (None, | 5000, 128) | 0       |
| simple_rnn_1 (SimpleRNN)  | (None, | 16)        | 2320    |
| dense_1 (Dense)   | (None, | 128)       | 2176    |
| dropout_2 (Dropout)   | (None, | 128)       | 0       |
| dense_2 (Dense)   | (None, | 1)         | 129     |
| Total params: 644,625<br>Trainable params: 644,625<br>Non-trainable params: 0 |        |            |         |

#### 設定驗證集比例:0.2

Train on 8000 samples, validate on 2000 samples

## Fit model:

#### 訓練過程:

```
Epoch 1/7
8000/8000 [=============== ] - 303s 38ms/step - loss: 0.6948 - acc: 0.4955
val_loss: 0.6932 - val_acc: 0.4980
Epoch 2/7
8000/8000 [=========== ] - 312s 39ms/step - loss: 0.6948 - acc: 0.4977 -
val_loss: 0.6934 - val_acc: 0.4980
Epoch 3/7
8000/8000 [=========== ] - 323s 40ms/step - loss: 0.6940 - acc: 0.4994 -
val_loss: 0.6931 - val_acc: 0.5020
Epoch 4/7
8000/8000 [=====================] - 329s 41ms/step - loss: 0.6937 - acc: 0.5092 -
val_loss: 0.6931 - val_acc: 0.5020
val_loss: 0.6932 - val_acc: 0.5020
Epoch 6/7
8000/8000 [========== ] - 364s 46ms/step - loss: 0.6937 - acc: 0.5030 -
val_loss: 0.6933 - val_acc: 0.5020
Epoch 7/7
val_loss: 0.6932 - val_acc: 0.4980
```

\*由於跑十次 epoch 的時候每次跑到第七次就會跑出 OS error(不太確定是否就是 memory error, 而且用實驗室 server 跑也是一樣)因此,只讓他跑了七次。

\*同上述的原因,也將 tf-idf 取出來的特徵取 5000 個而非原本的全取(全取=13242 個, tf-idf 做完會是 10000\*13242 的 sparse matrix)。

## LSTM:

#### 網路架構:

此部分參考老師上課的簡報,並將 input\_dim 和 input\_length 設為剛才 tf-idf 出來的維度。

| Layer (type)  | Output Shape     | Param # |
|---|------------------|---------|
| embedding_2 (Embedding)   | (None, 5000, 64) | 320000  |
| dropout_3 (Dropout)   | (None, 5000, 64) | 0       |
| lstm_2 (LSTM)   | (None, 32)       | 12416   |
| dense_3 (Dense)   | (None, 32)       | 1056    |
| dropout_4 (Dropout)   | (None, 32)       | 0       |
| dense_4 (Dense)   | (None, 1)        | 33      |
| Total params: 333,505<br>Trainable params: 333,505<br>Non-trainable params: 0 |                  |         |

#### 設定驗證集比例:0.2

Train on 6400 samples, validate on 1600 samples

LSTM 的部分因為發現訓練速度很慢的關係,只取了 8000 筆 train 資料來做訓練。

#### Fit model:

```
125 # fit
126 train_history = modelLSTM.fit(ldf_train,trainy,
127 epochs=7,
128 batch_size=128,
129 verbose=1,
130 validation_split=0.2)
```

#### 訓練過程:

\*由於跑十次 epoch 的時候每次跑到第七次就會跑出 OS error(不太確定是否就是 memory

error,而且用實驗室 server 跑也是一樣)因此,在 LSTM 讓他跑了三次,並且發現與跑七次效果差不多。

\*同上述原因,也將 tf-idf 取出來的特徵取 5000 個而非原本的全取(全取=13242 個,tf-idf 做 完會是 10000\*13242 的 sparse matrix)。

\*同上述原因,原本取了10000 筆 train 資料這次也只先取了8000 筆。

## b. Dropout

如同 a. 所述, RNN 和 LSTM 都使用了兩層 Dropout Layer, 並設置 0.7以及 0.5或 0.35 來跑。下一個 section 會針對有無 Dropout 來做比較。

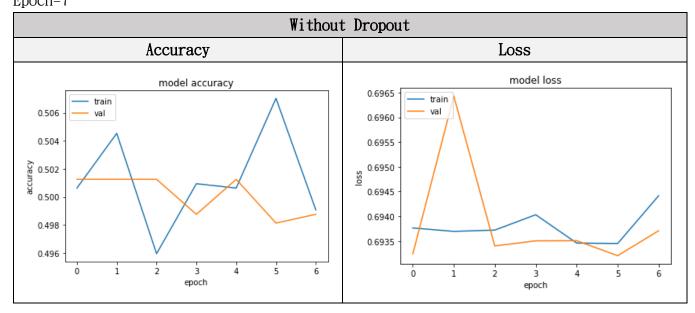
## c. Plot accuracy and loss

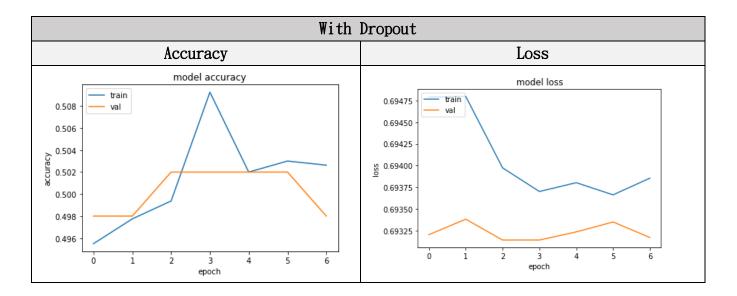
history 裡面存了哪些資料:

```
In [7]: print(train_history.history.keys())
...:
dict_keys(['val_loss', 'val_acc', 'loss', 'acc'])
```

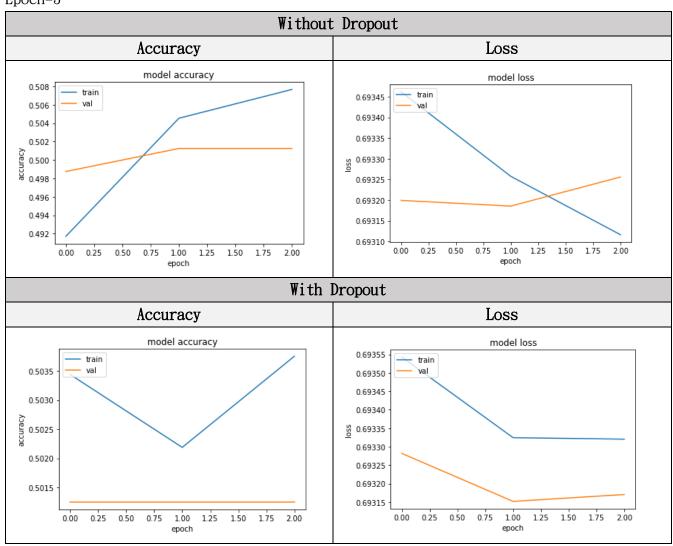
```
85 def Plot(history):
      # summarize history for accuracy
      plt.plot(history.history['acc'])
      plt.plot(history.history['val_acc'])
      plt.title('model accuracy')
      plt.ylabel('accuracy')
      plt.xlabel('epoch')
      plt.legend(['train', 'val'], loc='upper left')
      plt.show()
      # summarize history for loss
      plt.plot(history.history['loss'])
      plt.plot(history.history['val_loss'])
      plt.title('model loss')
      plt.ylabel('loss')
      plt.xlabel('epoch')
      plt.legend(['train', 'val'], loc='upper left')
      plt.show()
03 Plot(train_history)
```

# RNN: Epoch=7

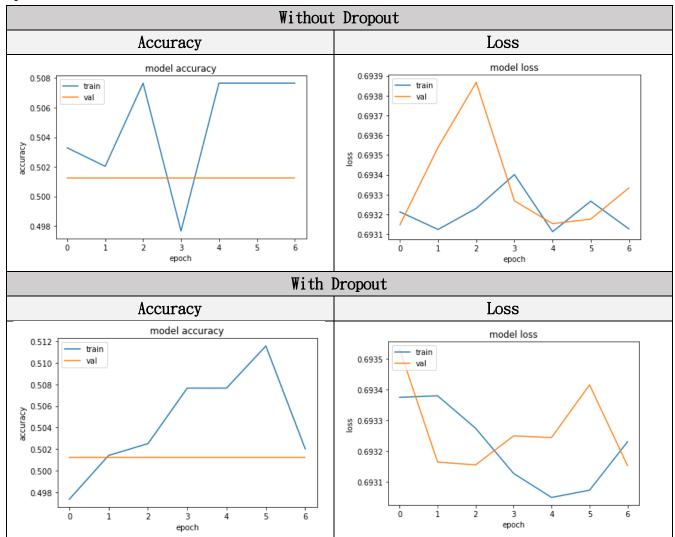




LSTM: Epoch=3



Epoch=7



這邊不太確定是不是因為 epoch 數量跑得不夠,在 accuracy 和 loss 上都呈現浮動很大的現象。 且有 Dropout 也不能確定會比沒有 Dropout 時表現還要好,這可能就是沒有跑足夠多次的結果。 loss 的部分有下降的趨勢,但在幾次 validation 的部分有微微上升,因為並沒有參數過多的問題,因此推斷可能是 model 本身參數以及 embedding 不足以代表文字的情緒分析。

## 評估模型

## a. 測試並計算 accuracy

#### RNN:

```
77 # evaluate
78 scores = modelRNN.evaluate(ldf_test, testy,verbose=1)
79 scores[1]
```

#### LSTM:

```
133# evaluate
134 scores = modelLSTM.evaluate(ldf_test, testy,verbose=1)
135 scores[1]
```



在 predict 的部分也很奇怪,除了 RNN without Dropout,其他的 evaluate 的結果都一樣,且 90 筆資料預測出來的值也是一樣,也都被分類為 label=0。這樣的結果在 epoch 為 7 以內都會發生,epoch 7 次以上則會出現 memory or OS error,因此沒有實驗到。