Machine Learning HW6 Report

學號:B05901040 系級:電機三 姓名:蔡松達

1. (1%) 請說明你實作之 RNN 模型架構及使用的 word embedding 方法,回報模型的正確率並繪出訓練曲線。

答:

Word embedding 方法: word2vec (size=250, window=5, min_count=5, iter=10, sg=1),使用 Skip-Gram(sg=1)方式訓練,詞向量的維度為 250(size),被納入的詞必須至少出現五次(min_count),預測詞可以向左右看 5 個詞(window),總共迭代10 次(iter), padding length: 200 (每筆 data 只取前 200 個詞語)。模型架構與 epoch vs accuracy:

| Layer (type) | Output | Shape | | Param # | |
|--|--------|-------|---------|---------|--|
| embedding_1 (Embedding) | (None, | None, | 250) | 7199750 | Model accuracy |
| oidirectional_1 (Bidirection | (None, | None, | 512) | 778752 | 0.77 - validation |
| time_distributed_1 (TimeDist | (None, | None, | 256) | 131328 | 0.76 - |
| dropout_1 (Dropout) | (None, | None, | 256) | 0 | 0.75 - |
| dense_2 (Dense) | (None, | None, | 16) | 4112 | 0.74 |
| dropout_2 (Dropout) | (None, | None, | 16) | 0 | 0.73 - |
| dense_3 (Dense) | (None, | None, | 2) | 34 | 0.72 |
| Total params: 8,113,976 Trainable params: 914,226 Non-trainable params: 7,199, | 750 | ===== | ======= | | 0.71 - 0.0 0.5 1.0 1.5 2.0 2.5 3.0 3.5 epoch |

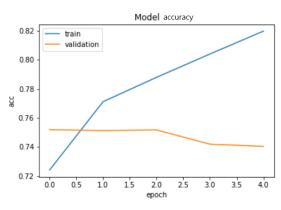
第一層使用 embedding layer;第二層使用 Bidirectional 的 GRU(256);第三層使用 Time_distributed dense layer(256, activation=relu);第四層與第六層使用 dropout(0.1);第五層使用 Dense(16, activation=relu);最終 output 層為 Dense(2),接上 activation 為 softmax 便能得到結果為 0 或 1 各自的機率,較大者便是預測的結果。(loss='categorical_crossentropy', optimizer='adam', epoch: 5, batch size:100)正確率:

| Public accuracy | Private accuracy | Testing average accuracy |
|-----------------|------------------|--------------------------|
| 0.75750 | 0.74890 | 0.75320 |

2. (1%) 請實作 BOW+DNN 模型, 敘述你的模型架構, 回報模型的正確率並繪 出訓練曲線。

答:模型架構與 epoch vs accuracy:

| 1 (t) | 0.11 | 61 | D |
|------------------------------|--------|-------|---------|
| Layer (type) | Output | Shape | Param # |
| | | | |
| dense_4 (Dense) | (None, | 500) | 5298000 |
| batch_normalization_1 (Batch | (None, | 500) | 2000 |
| leaky_re_lu_1 (LeakyReLU) | (None, | 500) | θ |
| dropout_3 (Dropout) | (None, | 500) | θ |
| dense_5 (Dense) | (None, | 100) | 50100 |
| batch_normalization_2 (Batch | (None, | 100) | 400 |
| leaky_re_lu_2 (LeakyReLU) | (None, | 100) | θ |
| dropout_4 (Dropout) | (None, | 100) | θ |
| dense_6 (Dense) | (None, | 25) | 2525 |
| batch_normalization_3 (Batch | (None, | 25) | 100 |
| leaky_re_lu_3 (LeakyReLU) | (None, | 25) | θ |
| dropout_5 (Dropout) | (None, | 25) | θ |
| dense_7 (Dense) | (None, | 1) | 26 |
| 1 | | | |
| Total params: 5,353,151 | | | |
| Trainable params: 5,351,901 | | | |
| Non-trainable params: 1,250 | | | |



Word embedding 方法: word2vec (size=250, window=5, min_count=20, iter=10, sg=1)。模型中 Leaky Relu(alpha=0.3), Dropout rate 皆為 0.2,最後一層 output 為 1 接上 sigmoid 層,使用 loss='binary_crossentropy', optimizer='adam', epoch: 5,batch size:100。

正確率:

| Public accuracy | Private accuracy | Testing average accuracy |
|-----------------|------------------|--------------------------|
| 0.74100 | 0.73280 | 0.73690 |

3. (1%) 請敘述你如何 improve performance (preprocess, embedding, 架構等), 並解釋為何這些做法可以使模型進步。

答:我試著將架構中的 GRU 由一層換成兩層,以及試著將 GRU 換成 LSTM 進行實作得到下列結果:

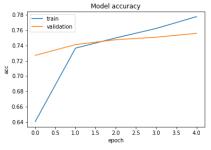
| 方式 | Public score | Private score | Average score |
|--------------|--------------|---------------|---------------|
| 第一題架構 | 0.75750 | 0.74890 | 0.75320 |
| 雨層 GRU | 0.75430 | 0.75570 | 0.75500 |
| GRU 換成 LSTM | 0.75580 | 0.75820 | 0.75700 |
| 三層做 ensemble | 0.75950 | 0.75610 | 0.75780 |

可以看出只使用一層的 LSTM 之結果能夠比起一層或兩層 GRU 來的好,而兩層的 GRU 也比起只有一層來的好,原因可能是因為 LSTM 使用的閘數比較多,GRU 只使用 update gate;兩層比一層好可能是架構上較能夠學得起來,但其實進步的幅度皆不算非常大;若是希望可以得到進一步的 improvement,使用 ensemble 也是不錯的方式,可以結合各模型的力量得到預測結果。

4. (1%) 請比較不做斷詞 (e.g., 以字為單位) 與有做斷詞,兩種方法實作出來的效果差異,並解釋為何有此差別。

下面兩者都是根據第一題的 RNN 架構訓練而成,基本上兩者之間的效果幾乎沒有太大差別,主要原因是因為每個字基本上都能表達出一定的意義,尤其是針對是不是罵人這件事情,只要是特定的字眼出現在特定的位置的時候就得以順利辨別,不過以詞彙來進行訓練仍舊可以得到稍微好一點點的結果。

不做斷詞的訓練過程如下:



| 方式 | Public score | Private score | Average score |
|------|--------------|---------------|---------------|
| 不做斷詞 | 0.75290 | 0.75100 | 0.75195 |
| 有做斷詞 | 0.75750 | 0.74890 | 0.75320 |

5. (1%) 請比較 RNN 與 BOW 兩種不同 model 對於"在說別人白痴之前,先想想自己"與"在說別人之前先想想自己,白痴"這兩句話的分數 (model output),並討論造成差異的原因。

| | 在說別人白痴之前,先想想自己 | 在說別人之前先想想自己,白痴 |
|-----|----------------|----------------|
| RNN | 0.03 (預測值為 0) | 0.985 (預測值為1) |
| BOW | 0.62 (預測值為1) | 0.59 (預測值為1) |

此處分別使用第一題以及第二題模型進行預測,RNN 之結果為前者預測值為 0 (0.03);而後者預測值為 1 (0.985),可見 RNN 幾乎能夠精準預測出結果,主要原因就是因為此處使用到 Bidirectional 的 GRU,能夠觀察前後文,比較能得知語意;而 BOW 預測的狀況則不理想,由於無法判斷上下文的關聯性,所以兩句話預測值相當接近,即便兩句話的意義完全不同,卻因為兩句話所用的詞語完全相同(只是順序不同),預測值相當接近,且機率都落在 0.6 左右,也就是並不是很明確是 0 或是 1 ,足可見使用 BOW 對於文字調換造成語意不同會有相當大的問題存在。