Name: 陳以瑄 Student ID: 109705001

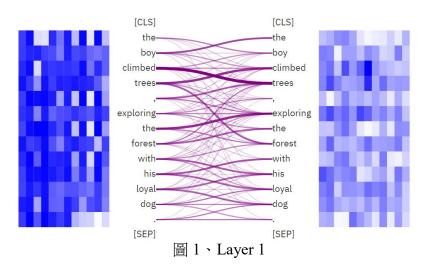
# 1. Describe your understanding and findings about the attention mechanism by exBERT.

# • Understanding attention mechanism 是指 encoder 在每個階段,會將輸入編成「不同的」特徵給 decoder。

### Findings

我選用的 model 為 distilbert-base-uncased 我輸入的句子為" The boy climbed trees, exploring the forest with his loyal dog."

Layer 1



可以發現右邊的字最主要都是受到<u>前後兩個字</u>的影響(線比較粗、 額色深)。以 climbed 為例,可以發現越接近的字越重要。

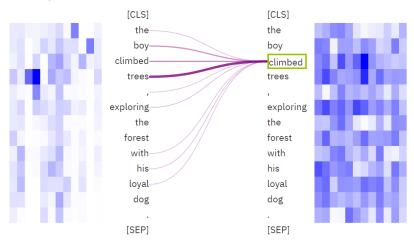


圖 2、Layer 1 "climbed"

### 而前後兩個字的影響力可以從 head 4 與 head 11 發現。

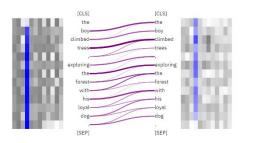


圖 3、Layer 1 head 4

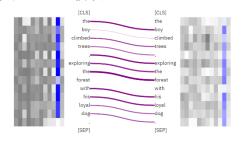


圖 4、Layer 1 head 11

Layer 2

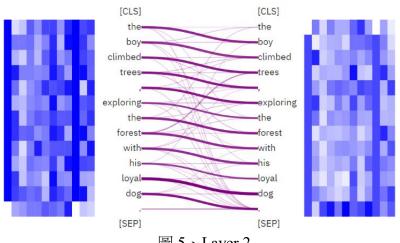


圖 5、Layer 2

可以發現右邊的字最主要都是受到前一個字的影響。這可以從 head 4 與 head 11 發現。

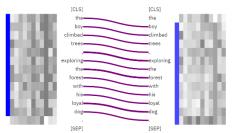


圖 6、Layer 2 head1

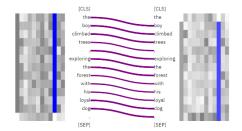


圖 7、Layer 2 head10

### Layer 3

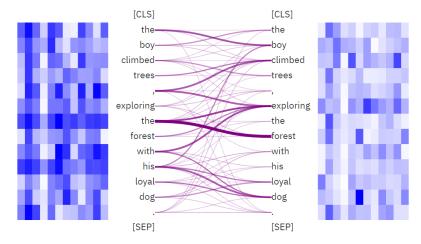


圖 8、Layer 3

從右邊比較深色的字:boy, climbed, exploring, forest, dog, 我推測這層主要是針對<u>名詞與動詞</u>。

從圖 9 可以看到,在 head 4 左邊的 boy 與 his 這類與男生有關的 詞彙影響著 boy。從圖 10 可以看到如果把 boy 換成 woman,並且 把 his 換成 her,也會有類似的結果。因此我推測在 layer3 的 head 4 主要會抓出與主詞性別相關的 feature。

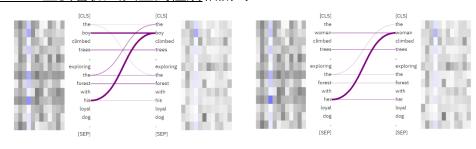


圖 9、Layer 3 head 4 "boy"

圖 10、Layer 3 head 4 "woman"

從圖 11 可以看到,在  $\underline{\text{head } 6}$  右邊顏色最深的是像 forest 與  $\underline{\text{dog }}$  的 <u>受詞</u>。而從圖 12 會發現,在  $\underline{\text{head } 7}$  、8 、11 右邊顏色最深的<u>動</u> 詞,會受到受詞的影響。

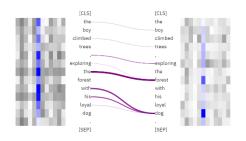


圖 11、Layer 3 head 6

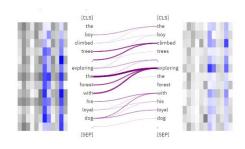


圖 12、Layer 3 head 7、8、11

### Layer 4

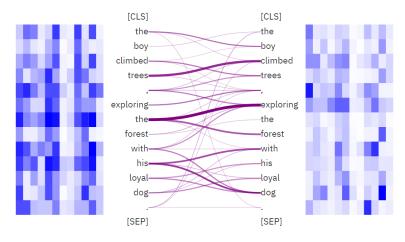


圖 13、Layer4

從右邊比較深色的字: climbed, exploring,我推測這層主要針對 動詞。

從圖 14 可以看到,在 layer 4 head 10 其實與上層的結果類似,動 詞會受到後續受詞的影響。

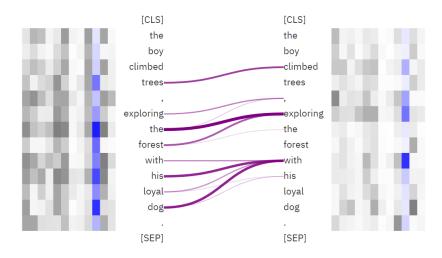


圖 14、Layer 4 head 10

### Layer 5

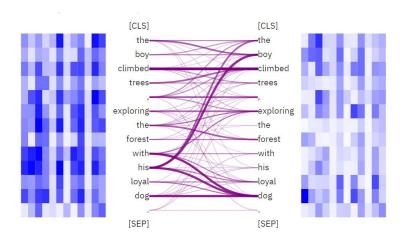


圖 15、Layer5

從上圖可以發現幾乎每個字都受到<u>相同位置的字</u>影響。這些水平 線可以在 head7 與 head9 看到,不過 head7 主要針對標點符號。

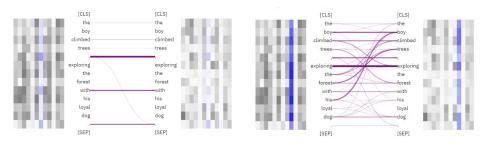


圖 16、Layer 5 head 7

圖 17、Layer 5 head 9

### Layer 6

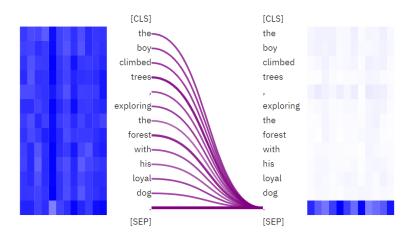


圖 18、Layer6

從上圖可以發現 layer6 最主要是針對句號。

### 2. Compare at least 2 sentiment classification models

我比較了助教提供的 TA model 1.pt 與 TA model 2.pt。

• 模型架構的比較

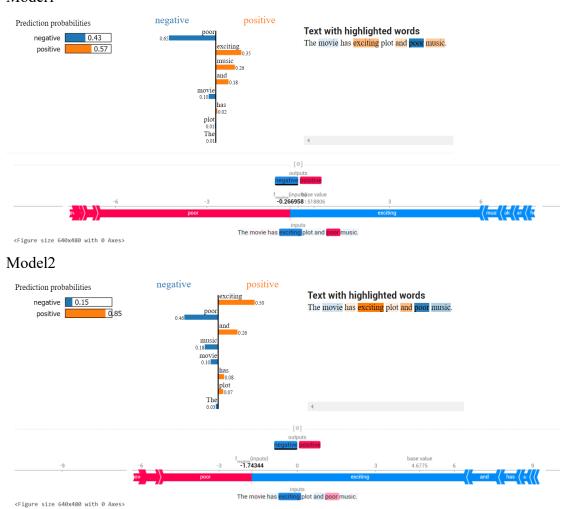
TA\_model\_1 是採用 DistilBertModel, embedding 成 768 features; TA model 2 是採用 BertModel, 並且 embedding 成 512 features。

### • 模型表現比較

我用了四句結合正向形容詞與負面形容詞的句子來檢測兩者的差異。

1. The movie has exciting plot and poor music.

#### Model1

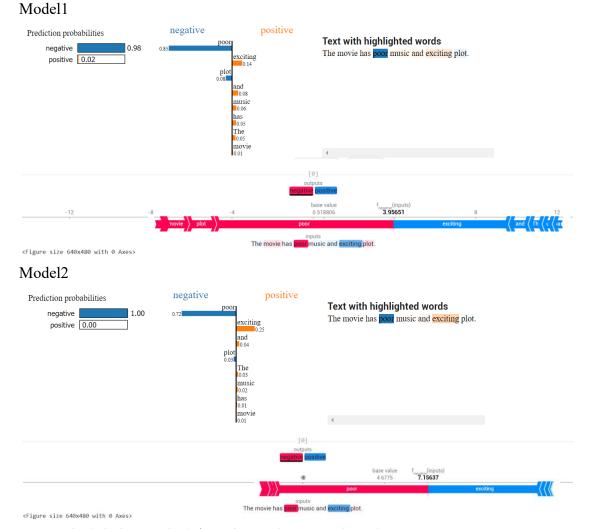


### 發現:

在先正向再負向的句子中,model1 認為這句話是中立的,而 model2 認為是 positive。

我覺得有兩種可能原因,一是在 model1 中 poor 的負面程度遠大於 model2 覺得的;二是 model2 比較容易受字彙擺放的位置影響他的 判斷,所以擺在後面的 poor 就稍顯沒那麼重要。

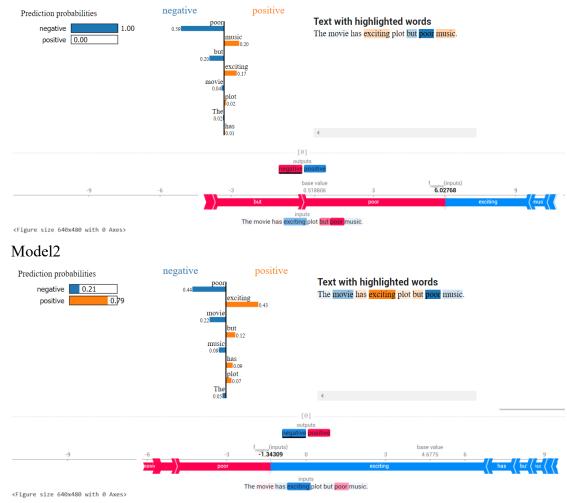
### 2. The movie has poor music and exciting plot.



發現:在先負向再正向的句子中,兩個 model 都認為是 negative。 與上一個例子比較可以察覺,當 exciting 擺到後面時,兩個 model 都覺得他沒那麼重要了。

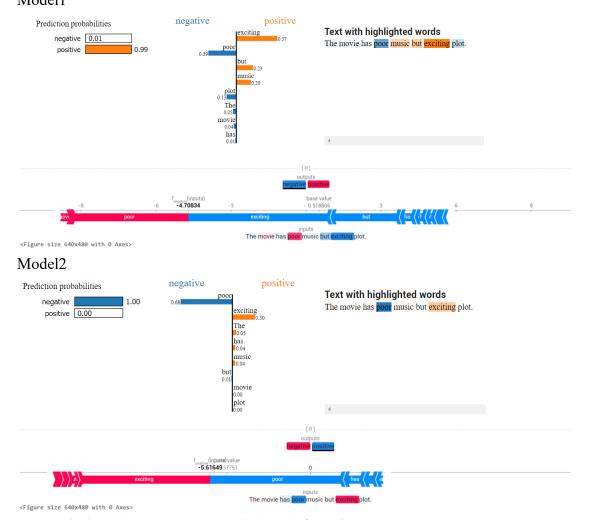
### 3. The movie has exciting plot but poor music.

### Model1



發現:在先講優點,再用 but 說出缺點的句子中,model1 認為 but 是跟後面的形容詞同向,加重了負面的感覺,因此認為是 negative。而 model2 首先是重視擺在前面的 exciting,再來他認為 but 是與前面的形容詞一致,加強 positive 的比例。

## 4. The movie has poor music but exciting plot. Model1



發現:在先講缺點,再用 but 說出優點的句子中, model1 跟上一個例子類似,認為 but 是跟後面的 exciting 同向,所以是 positive;而 model2 跟第二個例子類似,是因為 poor 擺在前面,就認為他比較重要,因此結論是 negative。

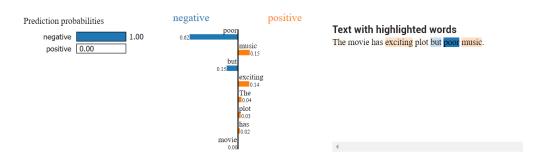
### • 總比較

先講的形容詞對結果影響較大,尤其 model2 受的影響更深。 But 對於 model1 有影響力,他會加強 but 後面的詞對於情緒分類的 占比;但是 but 卻對 model2 沒甚麼影響。

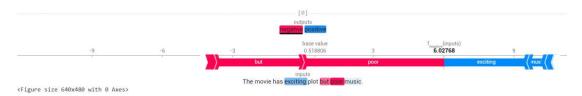
### 3. Compare the explanation of LIME and SHAP.

由前一題的例子可以看到,其實多數情況兩者差異不大。 以下使用 modell 預測"The movie has exciting plot but poor music."為例。

### • LIME



### SHAP

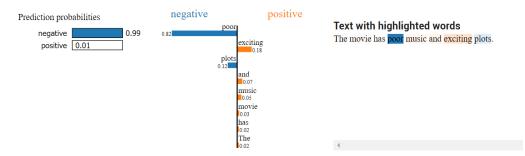


發現:從圖表或是句子的著色明暗可以看出來,在 SHAP 的分析中特別著重帶有情緒的形容詞 poor 與 exciting 以及轉折詞 but,其他佔比不大;但在 LIME 中雖然 poor 佔比很大,但是 music 佔的比重卻與 exciting 差不多。而 我認為在此案例中,我認為 SHAP 解釋得更好些,這表示 LIME 使用線性逼 近局部模型會有些偏誤。

# 4. Try 3 different input sentences for attacks. Also, describe your findings and how to prevent the attack if you retrain the model in the future.

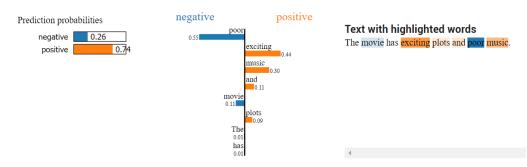
• 原句: The movie has poor music and exciting plots.

結果:negative 99%



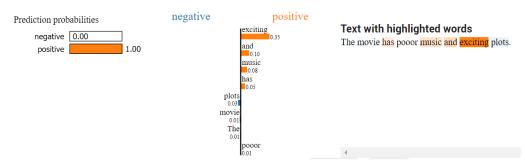
• 攻擊一: 改變列順序 The movie has exciting plots and poor music.

結果: positive 74%



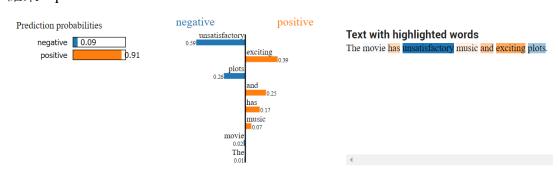
• 攻擊二:插入字母 The movie has pooor music and exciting plots.

結果: positive 100%



• 攻擊三:改成同義詞 The movie has unsatisfactory music and exciting plots.

結果: positive 91%



### • 發現:

- 1. 排序越前面的詞彙 model 比較重視,之後 train 時應該要注意,如果是用 and 連接的話,前後的比重應該一致。
- 2. model 沒辦法偵測是不是手誤多打了一個字母。之後或許可以先偵 測輸入是否有拼字錯誤。
- 3. 改成同義詞後,model 判斷字彙的強烈程度不同,結果就差很多。 應該要建一個同義詞的字典,讓同義詞有相同的重要性。