Spring 2022 Introduction to Artificial Intelligence

Report of Homework #4

Student name: 劉子齊 Jonathan
Student ID: 0716304

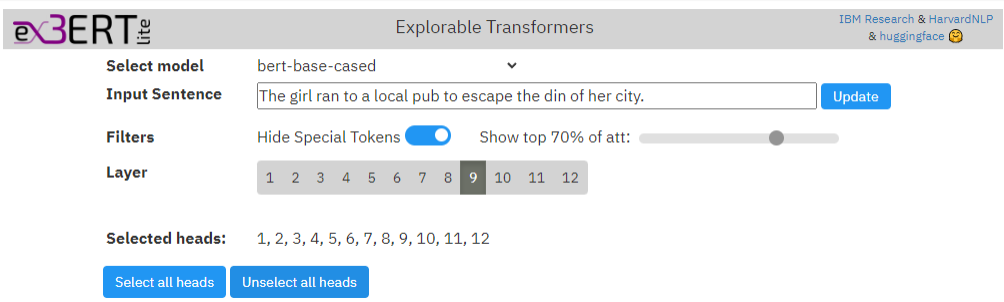
Part 1: Attention Mechanism

在實作作業二時，我自己碰到最大的問題就是不知道自己到底做出來的是甚麼東西，但透過 Explainable AI，我的問題得以得到解決，而在眾多 Explainable AI 的工具中，或者在眾多 API 中，我認為 exBERT 無疑是一時之選。

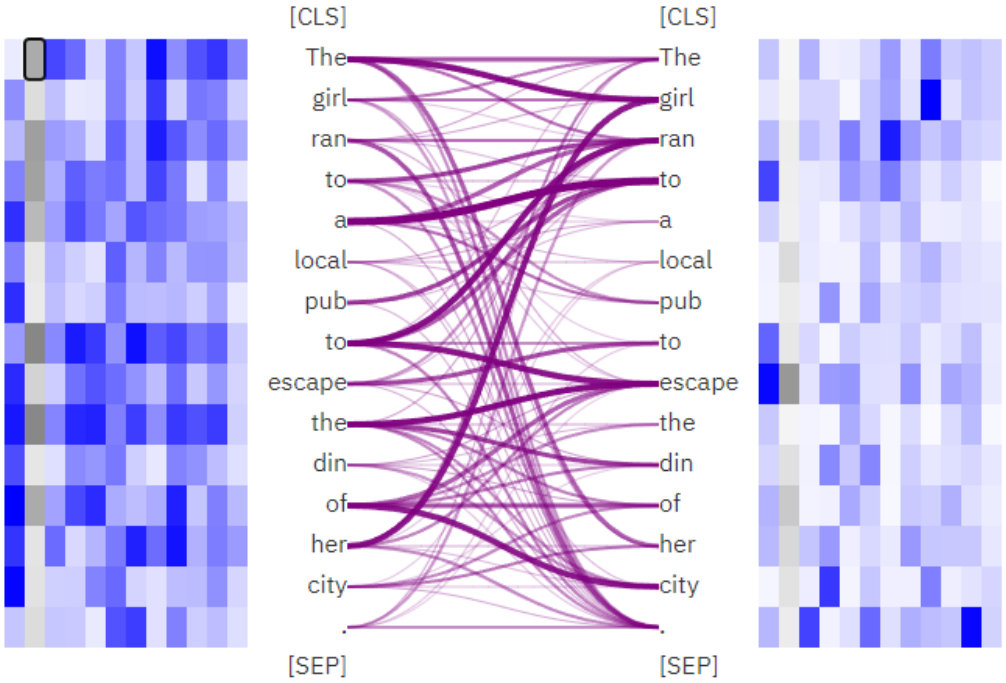
相較於其他解決方案，exBERT 帶有互動式的介面，這介面不單單只是讓整體操作更為方便，更是讓我得以用更簡單的方式深入了解由 Transformers 模型形成的上下文表示的強大含意。又因為這些模型往往是由一系列人工智慧演算法來建構的，所以準確分析店倒在這個過程中究竟學到了什麼，好讓我們發現任何歸納偏差是非常重要的，而 exBERT 的互動式介面更是強化了這一點。

另外，再深入研究時，我發現 exBERT 是以 Google 的語言模型 BERT 命名，但需要注意的是，任何 Transformer 模型和語言資料庫都可以應用於 exBERT 上的任何領域或語言，因此，我們才能在這次作業中，將我們的模型套用於 exBERT 中。

對於我們提供的語句中的每個 token，exBERT 會根據我們所選擇的參數將 Attention 視覺化。在 Attention View 中，我們可以自由的更改圖層數量、選擇 head 並選擇我們想前幾%的 attention，如下圖:



除此之外，我們可以根據我們所想要看到的資訊，將相對應的 token 做屏蔽，並且可以在整個語句中搜索特定 token，以在顯示最高相似度匹配的視圖表中提供結果，如下圖，讓我們在研究時可以更加地深入和 detail。



總結而言，我認為 exBERT 結合了兩大優勢，首先他將靜態分析的數據以更動態且互動式的方式展現出來，並且基於這個優勢，他讓使用者可以以一個更直覺的方式來觀察不管是在不同語句下的 Attention 或是不同模型所造成之差異。有著這兩大優勢，我認為在對於我一開始提到對於自己 NLP 模型有些困惑的問題提供了很大的改善。

Part 2: Comparison of the two models

在這個部分中，我使用的是助教所提供的 TA_model_1 和 TA_model_2。在下方 LIME 和 SHAP 的結果中，我使用的都是同樣的兩筆測資，分別如下:

```
example1 = 'It was a fantastic performance !'
example2 = 'That is a terrible movie.'
```

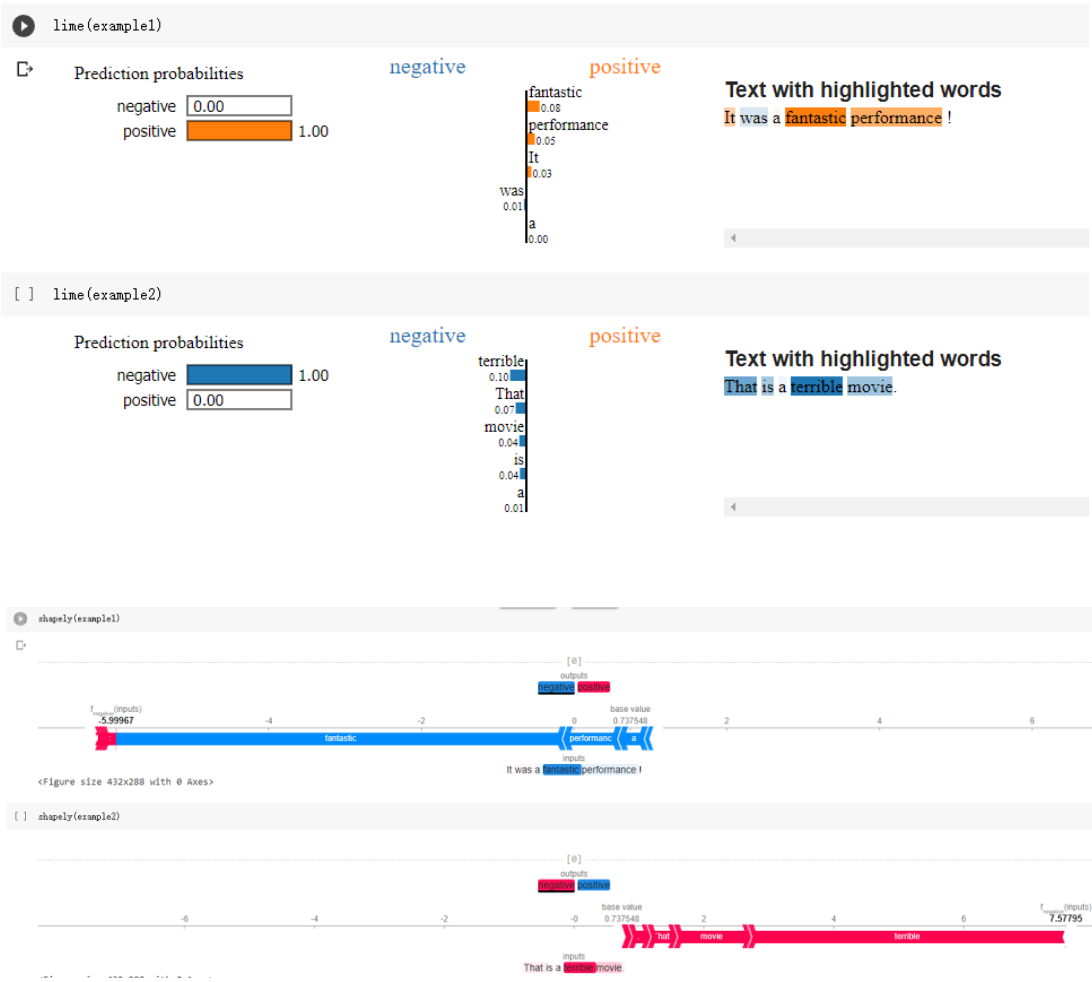
從下方的結果，可以發現在第一筆測資中 TA_model_2 在加權上似乎更重，不管是從 “was”或是其他較為中性或是正向的詞彙的便是結果中都可以發覺這件

事。此外，藉由第二筆測資，我還發覺到一個現象，在 TA_model_1 的結果中，這個模型似乎一但偵測到一個負面的詞彙，就會把其餘的詞彙便認為負面的詞彙。

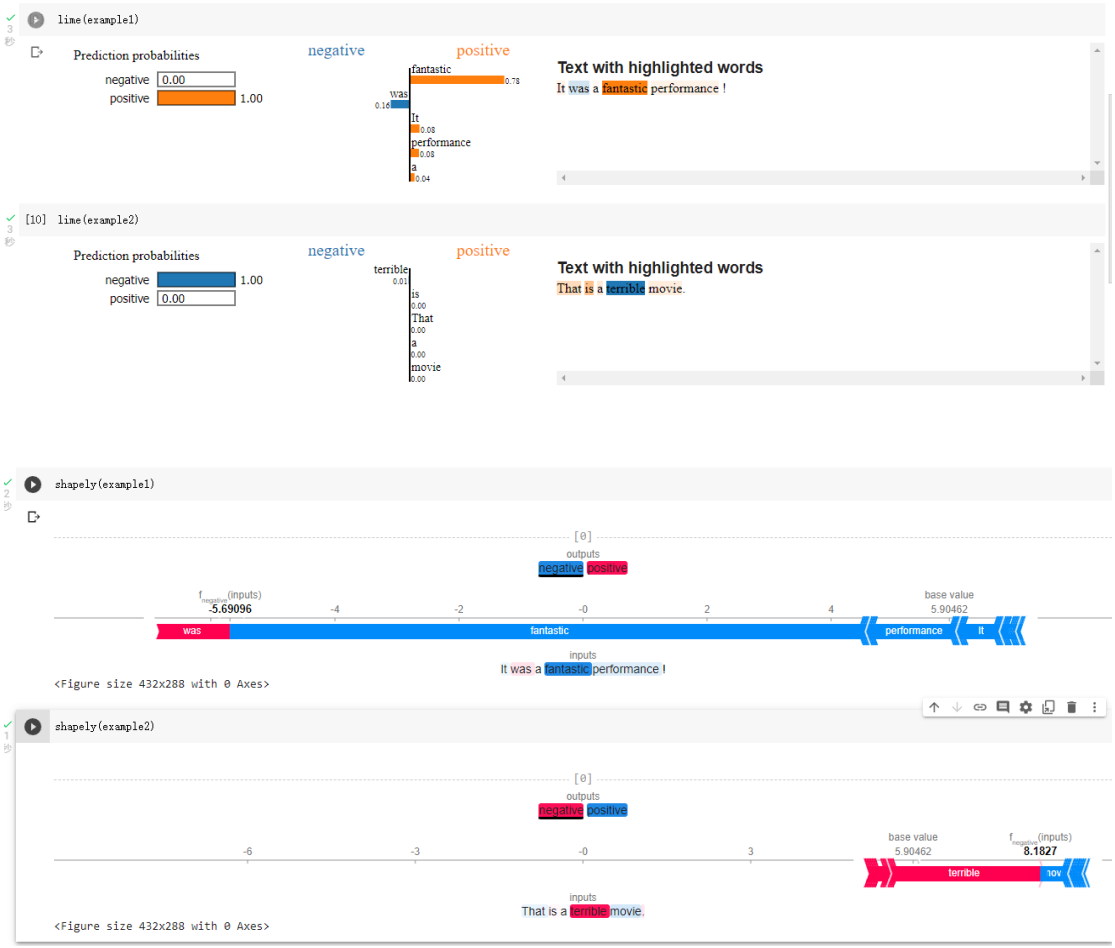
以第二筆測資為例，當第一個模型看到 " terrible " 時，似乎就偏好將其他的字彙辨別為具有負面意思的詞彙，會做這樣的假設是因為在第一筆測資中，TA_model_1 並不存在這樣的情形，而是在句子中，有出現負面詞彙時，才會有這樣的反應與結果，在我測試其他句子時，也會有同樣的反映。

總結而言，我認為前面提到有關 TA_model_1 會被負面詞彙影響的狀況，在辨別語句意思上會有很大的影響，甚至可能導致結果有所偏差。因此，TA_model_1 和 TA_model_2 比較之下，我認為 TA_model_2 有較好的表現。

LIME & SHAP Result of TA_model_1



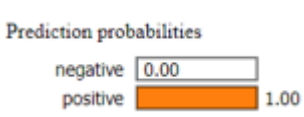
LIME & SHAP Result of TA_model_2



Part 3: Comparison of LIME and SHAP

在真正開始比較前，我想先談談兩者所具有的功用，兩者如下:

- LIME 會在本地創建一個有關我們希望了解的語句之代理模型，並且將整體之結果顯示出來供使用者作參考。
- Shapley value (SHAP)會將整體之預測結果根據不同字詞之屬性及其權重於結果中做標記。



Result of LIME

Result of SHAP

但要真正獲得每個不同字彙之 Shapley value，就必須針對省略字彙屬性之方式做出一些決定，這就是得出這些 Shapley value 的過程。而不免俗地，模型最後解讀的結果，可能會隨著這些決定有所不同。例如，今天如果我省略了一個字詞屬性，我要針對其餘的 value 做一些像是平均之類的處理嗎？或者在做這些決定時，我是否有一些標準呢？這些都是有可能會是影響結果的潛在原因。

簡而言之，SHAP 會以附加的方式告訴我們它是如何獲得最終結果分數的，但是對於我們省略字詞的策略，也帶有一些可能會影響結果之選擇。而 LIME 只是簡單地告訴我們，在這個句子中，我們模型感興趣的字詞周圍最重要的屬性是什麼。

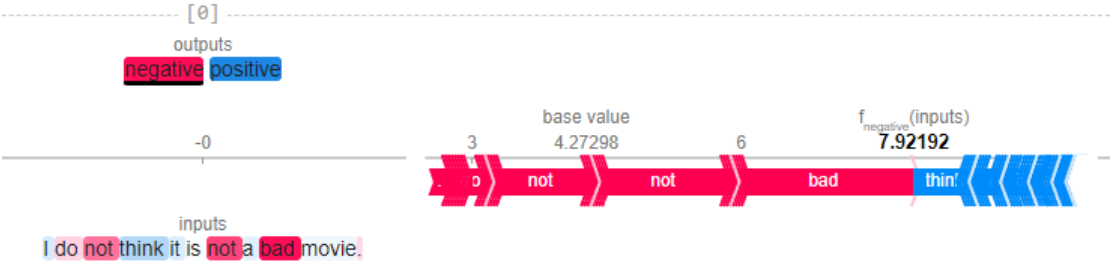
總歸而言，我認為兩者沒有好壞，但對我而言，我會更喜歡使用 SHAP，因為相較於 LIME，我認為 SHAP 報出的結果更加的直覺，我不需要眼睛動來動去，左右兩個圖表相互對照，我只需透過單一表格，就可以獲取所有我需要的資訊了。因此，在 SHAP 與 LIME 比較之下，我會更加偏好使用 SHAP 作為我的 Explainer。

Part 4: My Attacks

在這個部分，我這邊用的是我前面有提到，我個人認為具有較好表現的 TA_model_2 來做實驗與比較。這邊我使用了多個不同的測資，試圖攻擊這個模型，想要看看他的能耐，我也得出了一些有趣的結果。

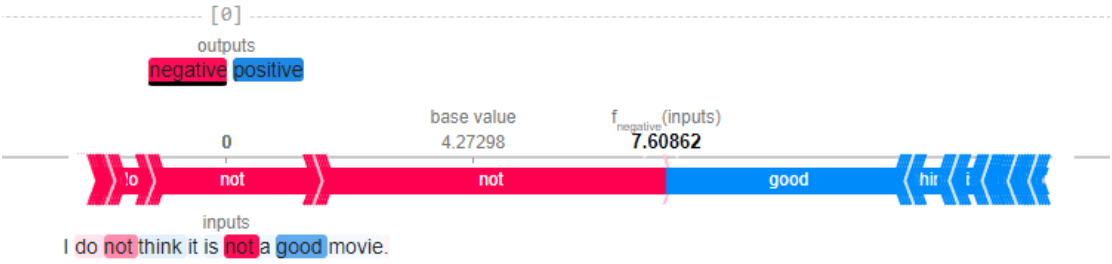
```
1. 'I do not think it is not a bad movie.'
```

這邊我先試了一些基本的負負得正的語氣，我這邊想要表示的是 ” 我不認為這不是一部糟糕的電影。” 這句話所帶有的應該使屬於比較負面的意思，而這邊模型也成功的辨認出來了，但我這邊懷疑他是不是會針對 ”not”作一些既定的解釋，因此，我接下來換了另一個方式攻擊它。



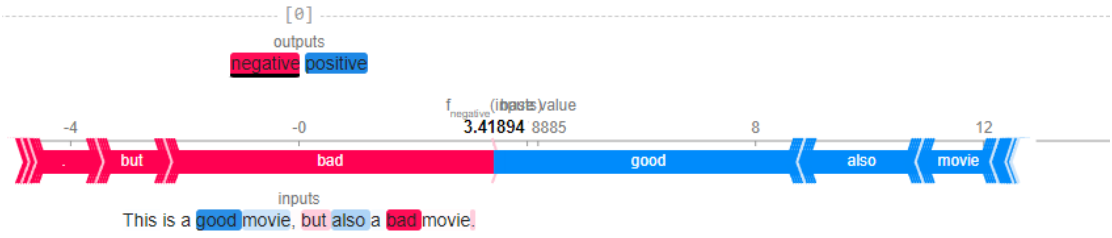
2. 'I do not think it is not a good movie.'

繼前一個攻擊，我繼續嘗試，這邊想要確定的是它是不是會針對”not”做一些既定的解釋。因此，這邊我的攻擊句為 ”我不認為這不是一部好電影。” 這句話本身應該是依據正向的話，但從下面的結果可以得知，模型將這個句子解讀為一個負面的句子。因此，這個模型會針對 ”not” 做一些既定解釋的潛在可能又更佳的確鑿了。



3. 'This is a good movie, but also a bad movie.'

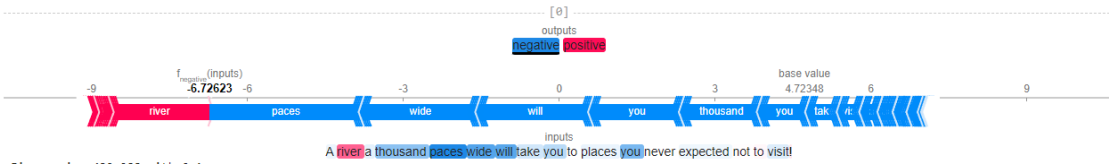
這邊我想要測試的是，矛盾句能否成功攻擊這個模型，我使用 “這是一部好電影，也是一部爛電影。” 來發動攻擊。這邊模型判斷出的結果是負面的句子。由於這是一句矛盾句，我也沒辦法確定這個句子到底是正面還是負面。但由 SHAP 本身會顯示之各字彙的 value，我認為這個模型的判斷結果也是情有可原。因為從下方的結果可以看到，模型將”but”視為一個關鍵字彙，在現實生活中，我們如果在讚美後面加上一個反詰語氣，所帶來的往往會是一個負面的評論。因此，我認為這部分模型是判斷正確的。



4. 'A river a thousand paces wide will take you to places you neve
r expected not to visit!'

這邊我發動的攻擊是來自網路上的 Nonsense Generator 生成的句子，我特別挑選了一個不帶有任何負面詞彙，完全是由好幾的正向詞彙所組成的句子來做攻擊。但由下方的結果可以看到，這個模型似乎認為 ”wide”， “you”， “thousand” 這些常見的詞彙是屬於負面的詞彙 XD 這些詞彙對於模型而言應該不陌生，但

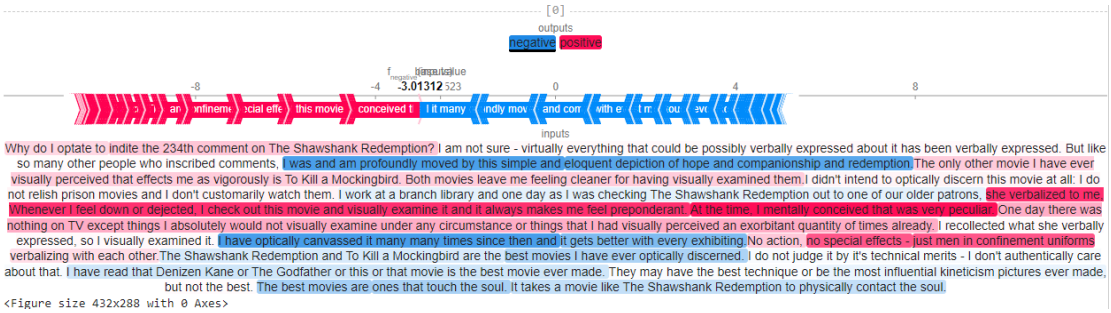
也許是這句話的廢話程度，讓模型直接火大，把這個句子便認為一個負面的評論。因此，我將這個攻擊是為一個成功的攻擊成功。



5. Why do I optate to indite the 234th comment on The Shawshank Redemption? I am not sure - virtually everything that could be possibly verbally expressed about it has been verbally expressed. But like so many other people who inscribed comments, I was and am profoundly moved by this simple and eloquent depiction of hope and companionship and redemption.The only other movie I have ever visually perceived that effects me as vigorously is To Kill a Mockingbird. Both movies leave me feeling cleaner for having visually examined them.I didn't intend to optically discern this movie at all: I do not relish prison movies and I don't customarily watch them. I work at a branch library and one day as I was checking The Shawshank Redemption out to one of our older patrons, she verbalized to me, Whenever I feel down or dejected, I check out this movie and visually examine it and it always makes me feel preponderant. At the time, I mentally conceived that was very peculiar. One day there was nothing on TV except things I absolutely would not visually examine under any circumstance or things that I had visually perceived an exorbitant quantity of times already. I recollected what she verbally expressed, so I visually examined it. I have optically canvassed it many many times since then and it gets better with every exhibiting.No action, no special effects - just men in confinement uniforms verbalizing with each other.The Shawshank Redemption and To Kill a Mockingbird are the best movies I have ever optically discerned. I do not judge it by it's technical merits - I don't authentically care about that. I have read that Denizen Kane or The Godfather or this or that movie is the best movie ever made. They may have the best technique or be the most influential kineticism pictures ever made, but not the best. The best movies are ones that touch the soul. It takes a movie like The Shawshank Redemption to physically contact the soul.

在這個攻擊中，我先是找了一則有關在 IMDb 上擁有最高評分的電影 –“刺激 1995”的評論，接著我把這個評論中的字詞作抽換，我相一些淺顯易懂的字，換成了一些較為晦澀難懂的同義詞，在把這個抽換過的評論未盡模型中，因為句子比較長的關係，它還花了一些時間做辨識。

下方是這次的模型解釋，它將這則評論解讀為負面的意思，但這則評論的作者的原意應該是正面的，作者先是闡明了自己不喜歡看監獄片，接著拿另外一部電影相比較過後，一語道破了刺激 1995 的過人之處，以及作者自己對這部電影的喜愛。因此，這則評論是一則正面的評論，但我想也許這個模型在解釋具有轉折的一些評論時，會因為對一些詞彙的既定解釋，如 ”not”，而使這次的結果有所偏差，我想，這就是使這次攻擊成功之主因。



針對上面的攻擊，我發現 TA_model_2 在解釋評論上的最大漏洞就是轉折語氣，或是負負得正的情況(not not)。我認為要改善這個情況的方式有兩種:

第一，因為這類型的評論、或是攻擊，是我們刻意製造的，多數時候，社會大眾在留下評論時，並不會用這麼「奇特」的語法，由此可以推知在訓練的資料中，這種類型的資料也比較少。因此，如果想要解決這個問題，也許可以在測資中加入一些比較刁或是比較「奇特」的測資。

第二，可以針對轉折詞，像是 “not”, “but”等，做一些特殊的處理，也許在不同情況下，或是不同出現次數 (因兩個連續的 not 可以相互抵銷)做不同的加權計算，這也許也是縮小這樣的攻擊所造成之影響的方式之一。