

二、研究計畫內容（以10頁為限）：

（一）摘要

常見問題問答(FAQ-based QA)是一種問答系統根據使用者的問句去尋找常見問題集(FAQ Pair)中語意最相近的一個，再把此常見問題的答案回傳給使用者，用以幫助使用者獲取特定領域的專業知識，常見問題問答系統的好壞將取決於常見問題檢索(FAQ Retrieval)的準確率，然而現今的常見問題檢索技術未臻完善，在比對問句間相似度時常因字詞跟句法的多樣性而有檢索錯誤的問題，再加上使用者問句跟常見問題問句間的結構長短不一，導致最後回傳給使用者的答案不符合使用者問句需求，如何去改善檢索準確率也是現今常見問題檢索一個很重要的研究課題。

從最近的研究可以發現，深度學習(Deep Learning)有著爆炸性的成長，越來越多神經網路模型(Neural Network Model)被提出，自然語言處理(Natural Language Processing, NLP)技術也因此有了突破性的成長，其中孿生神經網路(Siamese Network)在自然語言處理領域中常被用來計算句子間語意相似度，在許多任務上都有突破性的表現，有鑑於孿生神經網路在比較文本相似度有成功的發展，本計畫欲將孿生神經網路運用在常見問題檢索上，期待能在常見問題檢索上有良好改善，進而提供一個有效的常見問題問答系統，本計畫將實作一個系統能以語音輸入，提供使用者一個人性化的介面，語音輸入會有許多辨識字詞錯誤的問題，導致後面檢索的效能受影響，我們也期望此檢索模型能解決這類問題。

（二）研究動機與研究問題

在這一個資訊爆炸的世代，網際網路與搜尋引擎的成長飛速，無論是在資訊、流量、使用人數、發展領域上都有超乎想像的發展，面對如此廣大且複雜的資訊是現代人不可避免的事情，然而在如此龐大的資訊量下我們要獲取想要資訊的難度也間接提升，因此問答系統(QA System)被越來越多人關注，相關的研究風潮也被帶動了起來，盼能解決網際網路搜尋如大海撈針的問題，問答系統主要以了解使用者輸入的自然語言問題然後給予一個正確答案，最先進的問答系統在仿真陳述問答(Factoid Questions)、清單問答(List Questions)、定義問答(Definition Questions)都有相對良好的表現，然而在專業領域中面對需要複雜且資訊完整答案的問題，傳統的問答系統很難擷取出結構和資訊完整的答案，面對此類難題常見問題問答(FAQ-based QA)是個有效的系統來解決此問題[1]。

常見問題問答在現今引起了很大的關注，常見問題(Frequently Asked Question, FAQ)是許多企業或者長期經營領域中常見的重要資源，一份常見問題資料包含了一個問句與相對應的答案，常見問題問答系統主要的任務在比對使用者問句和常見問題集的相似度，接著將相似度最高的常見問題答案回傳給使用者，然而現今在尋找最適合常見問題的技術還未臻完善，其中一個問題是兩個語意相近的問句在字詞和句法上可能存在著很大的差異，再加上問句間結構長短不一，導致最後計算出的相似度跟真實的情形會有段落差，且問句如果是語音輸入的話又會因為語音辨識錯誤而有檢索錯誤的問題，過去幾年已有許多研究在嘗試解決上述問題。

為此我們探討許多議題與論文，發現孿生神經網路(Siamese Network)是一種神經網路結構常常用來處理兩個輸入資料之間相似度的問題，此神經網路結構已有相當程度的發展，且運用在許多領域上如簽名驗證、人臉辨識、詞彙相似度分析、視覺跟蹤演算法、QA 匹配上，在自然語言處理領域中常被用來計算句子間相似度，且有良好的表現，本計畫將運用此網路結構於常見問題檢索上，網路之模型將採用常用在自然語言處理任務的 BERT，盼能提升相似度計算的精確度，而我們將此結構實作一個系統可以供使用者使用，我們欲研究的問題如下所述：

1. 基於 BERT 之孿生神經網路一開始輸出的句子嵌入(Sentence Embedding)語意代表性不是最良好的，本計畫將透過訓練集經由損失函式計算來訓練模型，期望產生有代表性句子嵌入的網路模型。
2. 大多數的 FAQ 檢索系統都是計算使用者問句和 FAQ 問句間的相似度，本計畫將研究結合 FAQ 問句及 FAQ 答案特徵對檢索系統的好壞影響。
3. 評估檢索系統好壞之方法，初步規劃將採用 MAP、MRR、P@5。
4. 由於 BERT 是由大量語料庫所訓練出來的神經網路模型，它沒有經過自然語言處理而是由大量語料庫找出字詞間的關係，固對於一般語句相似度分析可以有不錯的表現，但對於結構文法比較複雜的句子分析就有很多相似度分析錯誤之問題，對於此類問題本計畫將檢索系統結合幾個自然語言處理方法如詞類標記(Part of Speech Tagging, POST)、句法分析(Syntactic Analysis)等，盼能解決前述分析錯誤之問題。
5. 為了提供使用者人性化的介面本系統將加入語音輸入，語音輸入轉檔存在許多辨識錯誤問題，導致後面檢索效能受影響，本計畫將研究如何克服辨識錯誤問題，且欲將系統建置在手機和實驗室中的小易寶貝 EZAI 智能機器人上，方便展示最後成果且給使用者操作。

(三) 文獻回顧與探討

常見問題問答(FAQ-based QA) [2]有別於傳統的問題系統(QA System)從文件中去檢索答案，它只要根據使用者詢問從常見問題集(FAQ Pair)中計算相似度最高的問題，再把問題所對應的答案回傳給使用者，常見問題集(FAQ Pair)通常是特定領域的專家所建置的，固回傳的答案具有一定的品質保證

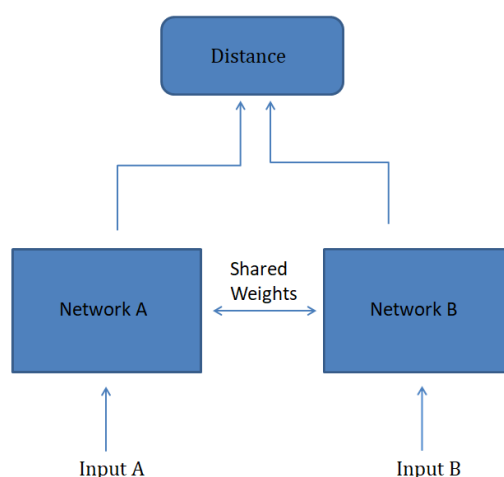
常見問題檢索(FAQ Retrieval)結合了資訊檢索(Information Retrieval)和自然語言處理(Natural Language Processing, NLP)的技術，根據計算使用者詢問與常見問題集(FAQ pair)相似度可分為四類[3]：(1)計算使用者詢問與 FAQ 問題相似度(2)計算使用者詢問與 FAQ 答案相似度(3)計算使用者詢問與 FAQ 問題跟答案結合的相似度(4)分別計算使用者詢問與 FAQ 問題相似度跟使用者詢問與 FAQ 答案相似度，再結合這兩者計算結果，其中(1)跟(3)是最廣為使用的[4, 5, 6, 7]

目前，常見問題檢索(FAQ Retrieval)根據檢索方法可以分成三大類[6]，分別為機器學習(Machine Learning)方法[8, 9, 10]、自然語言處理(Natural Language Processing, NLP)方法[11, 12, 13]、以模板為基礎(Template-based Techniques)方法[14, 6]。機器學習方法運用了大量的訓練集來建立計算使用者問句跟 FAQ 語意相似度的模型，其中包含了詞幹提取(Stemming)、移除停用詞(Stop Words)、使用 n 元語法(N-gram)的技術，在處理大量第三方所建立的 FAQ 常常會用到機器學習方法，此方法最大的挑戰是如何辨認兩個字詞完全不

同的問句有著語意相關；自然語言處理方法以模擬人類理解語言的方式來讀懂使用者問句，進而提取出最佳的 FAQ，此方法通常會結合領域模型(Domain Modal)和語言分析(Linguistic Analysis)，領域模型有領域本體(Domain Ontologies)和語意詞庫(Semantic Thesaurus)等，語言分析有詞類標記(Part of Speech Tagging, POST)、詞幹提取(Stemming)、句法分析(Syntactic Analysis)、詞彙分析(Lexical Analysis)、詞法分析(Morphological Analysis)等；以模板為基礎方法則是在配對 FAQ 時添加了語言模板，其中最著名的以模板為基礎 FAQ 檢索系統為 START[15]。

近年來由於深度學習(Deep Learning)快速發展，越來越多神經網路模型可以有有效的學習文本中的深層語意特徵，許多專家也運用深度學習在常見問題檢索上，深度學習模型可以從大量文本中自動提取出詞語間的關係，藉此挖掘傳統模型沒發現隱含在大量數據中含義不明顯的特徵，更能提升常見問題檢索的精確度，而基於深度學習常見問題檢索結合了上述檢索方法中的機器學習跟自然語言處理。

孿生神經網路[16, 17, 18]是一種神經網路架構透過兩個神經網路共享權重(圖一)，在程式碼實現時甚至可以視為同一個神經網路，不用再額外建立新的一個，因為兩者的權重是一樣的，兩邊的神經網路可以是任何架構，可以是長短記憶網路(LSTM)、卷積神經網路(CNN)、循環神經網路(RNN)等，孿生神經網路常常用來衡量兩個輸入的相似程度，具體的做法是把兩個輸入輸進兩個神經網路中，這兩個神經網路會把輸入映射到新的空間，形成輸入在新空間的表示，再透過損失函式(Loss Function)的計算來訓練兩個輸入之間的相似度，常用的損失函式有對比損失(Contrastive Loss)、餘弦距離(Cosine Distance)、歐式距離(Euclidean Distance)、指數函數(Exponential Function)、均方誤差(Mean Square Error, MSE)，現今的孿生神經網路可廣泛運用在文字、聲音、影像、影片等各種媒介上[19, 20, 21, 22]，在許多任務的表現都已大大超越了傳統模型。



(圖一)孿生神經網路架構

(四) 研究方法及步驟

本計畫將運用孿生神經網路架構於常見問檢索上，在神經網路模型我們將

採用 BERT(Bidirectional Encoder Representations from Transformers) [23]，是一種 Google 以無監督方式利用大量無標註文本訓練成的語言代表模型，其基礎架構是 transformer[24]中的 encoder(圖二)，BERT 在許多自然語言處理任務中都有很好的表現，我們之所以會選擇 BERT 作為基礎模型是考量到它所產生的詞嵌入是高度蘊含上下文資訊的，這對我們在判斷常見問題與使用者問句的相似度上可以有更深層的分析，基於 BERT 的孿生神經網路模型已被運用在句法相似度分析上[25]，此模型(圖三)大致上分成三部分，首先把兩個句子輸入進 BERT 中產生上下文語意相關的詞嵌入(Word Embedding)，再把這兩個句子的詞嵌入做池化(Pooling)處理，進而獲得長度固定的句子嵌入(Sentence Embedding)，最後再計算兩個句子的餘弦相似度，本計畫基於此模型將兩個句子輸入設定為使用者問句跟常見問題集，透過計算使用者問句跟每一個常見問題的相似度，找出相似度最高的回傳它所對應的答案給使用者，並設定一個門檻，如果相似度最高的值低於此門檻將回覆使用者找不到答案且要求重新輸入一個問句。

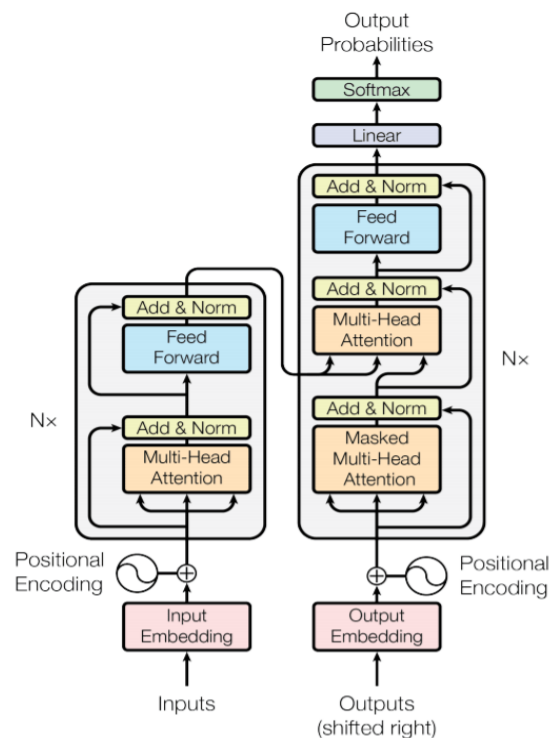
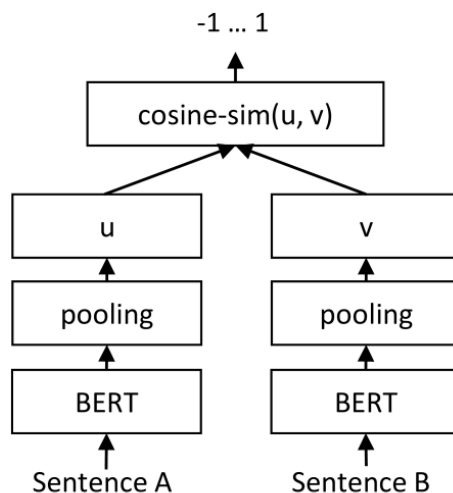


Figure 1: The Transformer - model architecture.

(圖二)transformer 模型[24]



(圖三)孿生神經網路基於 BERT 模型[25]

在把句子輸入進 BERT 時我們需要把原始句子轉換成 BERT 相容的格式(圖三)，BERT 輸入部分是個線性序列，在序列的最前面會加上[CLS]符號，兩個句子透過分隔符號[SEP]分割，接著每一個單詞有三個嵌入(Embedding)：位置信息嵌入，在自然語言處理單詞順序是個很重要的特徵，因此需要在這裏對位置進行編碼；單詞嵌入，是一種詞向量；區段嵌入，主要用來區別兩種不同句子，把單詞所對應的三個嵌入疊加就可以形成 BERT 的輸入，接著輸入會經過多重注意力(Multi-Head Attention)機制處理，以獲取句子中多個空間的信息，再往前傳入一個前饋神經網絡 (Feedforward Neural Network)計算出最後的詞嵌入向量，在把我們的常見問題集輸入進 BERT 前我們發現許多研究[26, 27]指出加入常見問題答案特徵有助於提升常見問題檢索的精確度，有鑒於此我們在的常見問題集輸入中結合了常見問題題目跟常見問題答案，兩者以分隔符號[SEP]分開。

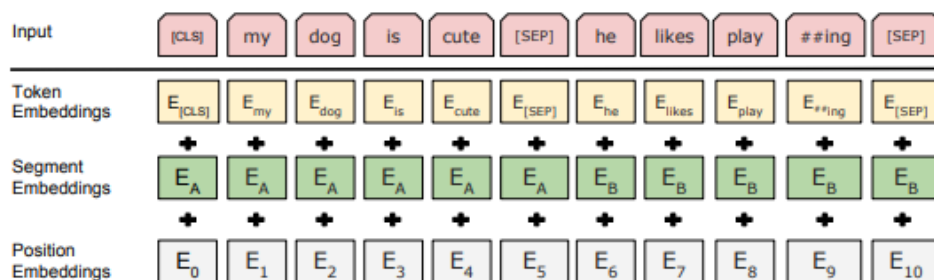


Figure 2: BERT input representation. The input embeddings is the sum of the token embeddings, the segmentation embeddings and the position embeddings.

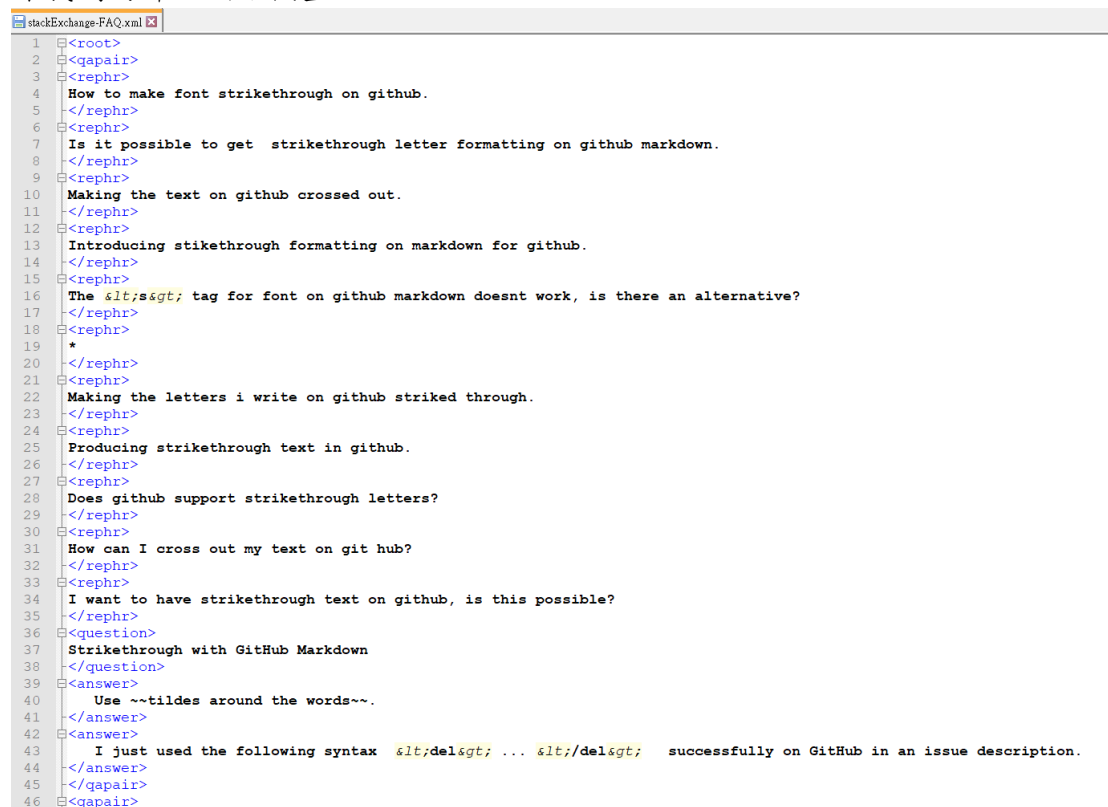
(圖四)BERT 輸入格式[23]

接下來會遇到一個問題是使用者問句詞嵌入的數量跟常見問題集詞嵌入數量不同，這樣會很難用一個模組來計算相似度，固我們分別要對這兩者進行池化的動作，為了要保留句子中的每個特徵我們採用了平均方法來池化，其實做細節為把句子詞向量中每一個維度取平均以獲得長度一樣的句子向量，有了長度一樣的向量我們就可以直接計算他們的餘弦相似度了，然而本計畫也會比較其他池化方法如取輸出向量最大值、使用[CLS]標籤的輸出等，期待能對系統準

確率有所提升。

接下來有個很重要的工作是要訓練 BERT 以讓它輸出的句子嵌入在語意上是有意義的且能夠使用餘弦相似度計算相似性，然而要訓練一個新 BERT 需要龐大的訓練資料和時間，要訓練好一個有1.1億參數的12層 BERT-BASE 得用16個 TPU chips 跑上整整4天，固我們將運用 BERT 作者開源釋出訓練好的模型透過損失函式和訓練資料進行調整(Fine Tune)，我們使用的損失函式是均方誤差，其計算式子為 $MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2$ ，其中 n 是資料筆數、 y_i 表示實際值、 \hat{y}_i 表示預測值。

當建構出本計畫理想中的模型後，我們將利用常見問題語料來建立系統，欲在實驗所用之資料為專家建立的 StackExchange 資料集[3]，其資料來自 StackExchange 問答網站中的 web apps 領域，其中有很多關於網頁應用相關專業知識的問答，專家從網站中抓取最常被使用者關注的125問題，對於每一個問題選取幾個有代表性的答案形成常見問題集，接著對每一個問句再透過人工標記10個使用者問句最後形成這一個資料集，如圖五<rephr>為人工標記問句、<question>為常見問題問句、<answer>為常見問題答案，圖五中包含了10個使用者問句和2個常見問題集，此資料中總共包含了719個常見問題集和1250個使用者問題，其中這1250個使用者問題都會對應到一個常見問題，為了要訓練我們的 BERT 模型我們將1250個使用者問題拆成875個訓練資料(70%)和375個測試資料(30%)兩部分，在訓練資料中我們對每一個使用者問題隨機選取24個不是對應於此問題的常見問題做負樣本，其中我們把正樣本標註為1代表著相關，負樣本標註為-1代表著不相關，以利我們後面訓練進行餘弦相似度判斷，固總共會有1250個正樣本和30000個負樣本，總訓練集資料量有31250個，此規模足夠訓練我們的神經網路模型。



```
stackExchange-FAQ.xml
1 <root>
2 <qapair>
3 <rephr>
4 How to make font strikethrough on github.
5 </rephr>
6 <rephr>
7 Is it possible to get strikethrough letter formatting on github markdown.
8 </rephr>
9 <rephr>
10 Making the text on github crossed out.
11 </rephr>
12 <rephr>
13 Introducing stikethrough formatting on markdown for github.
14 </rephr>
15 <rephr>
16 The <del> tag for font on github markdown doesnt work, is there an alternative?
17 </rephr>
18 <rephr>
19 *
20 </rephr>
21 <rephr>
22 Making the letters i write on github striked through.
23 </rephr>
24 <rephr>
25 Producing strikethrough text in github.
26 </rephr>
27 <rephr>
28 Does github support strikethrough letters?
29 </rephr>
30 <rephr>
31 How can I cross out my text on git hub?
32 </rephr>
33 <rephr>
34 I want to have strikethrough text on github, is this possible?
35 </rephr>
36 <question>
37 Strikethrough with GitHub Markdown
38 </question>
39 <answer>
40 Use ~tildes around the words~.
41 </answer>
42 <answer>
43 I just used the following syntax <del> ... </del> successfully on GitHub in an issue description.
44 </answer>
45 </qapair>
46
```

(圖五) StackExchange 資料集

接著我們要評估本模型的好壞程度，為了要能比較其他同樣使用 StackExchange 資料集的模型[3, 26]，我們將採用同樣的評估方式分別為 MAP(Mean Average Precision)、MRR(Mean Reciprocal Rank)、P@5(Precision at 5)，期望最後數據上的結果能超越其他模型。

在規劃完系統架構後我們的研究進程將以兩個月為單位進行計畫，前面兩個月將把 StackExchange 資料集整理成可實驗需求的格式，同時將深入研究神經網路的技術與程式實作細節，在熟悉基礎操作後接著兩個月將建置整個系統，和評估此系統與其他系統的效能差異，最後完成系統後我們計劃使用兩個月來優化系統和進行初步的模型展示，當完成系統的同時也會同步撰寫論文投稿到各大知名國際會議上。

月次	1	2	3	4	5	6	7	8
實驗資料整理								
深度學習技術之研究								
基礎模型建置								
建置欲發展之模型								
與其他模型/方法做比較與探討								
優化所欲發展的檢索模型								
離型展示系統的建置								
國際論文撰寫與投稿								
成果報告撰寫								

(表一)研究進程之規劃

(五)預期結果

本計畫欲以以 BERT 為基礎孿生神經網路架構建置一個常見問題問答系統，能對每一個使用者問句找出最相關的常見問題，且對於完全不相關的問句可以判斷出來並給出一個標準回答，且期盼能否透過其他種方式增進模型能力，且欲藉由與其他常見的模型之比較，來增進建構之模型的檢索能力。

除此之外，我們將建立一個離型展示系統，此系統將可進行即時的常見問題問答，智慧型手機是我們日常最常也最方便接觸的媒介，故我們規劃此系統將能在手攜式裝備如手機或平板上運作，能提供一個有效並快速的常見問題問答系統，此系統能接收語音輸入，也期許本系統能處理語音輸入中辨識錯誤之問題。

最後，我們希望將最後的成果撰寫成論文，投稿到各大知名的國際會議中，期許最後的成果能被專家所認同。

(六)參考文獻

- [1] WANG, Zhiguo; ITTYCHERIAH, Abraham. Faq-based question answering via word alignment. *arXiv preprint arXiv:1507.02628*, 2015.
- [2] BURKE, Robin D., et al. Question answering from frequently asked question files: Experiences with the faq finder system. *AI magazine*, 1997, 18.2: 57-57.
- [3] KARAN, Mladen; ŠNAJDER, Jan. Paraphrase-focused learning to rank for domain-specific frequently asked questions retrieval. *Expert Systems with Applications*, 2018, 91: 418-433..

- [4] CONTRACTOR, Danish, et al. Handling noisy queries in cross language faq retrieval. In: *Proceedings of the 2010 conference on empirical methods in natural language processing*. Association for Computational Linguistics, 2010. p. 87-96.
- [5] KARAN, Mladen; ŠNAJDER, Jan. FAQIR—a frequently asked questions retrieval test collection. In: *International Conference on Text, Speech, and Dialogue*. Springer, Cham, 2016. p. 74-81.
- [6] SNEIDERS, Eriks. Automated FAQ answering with question-specific knowledge representation for web self-service. In: *2009 2nd Conference on Human System Interactions*. IEEE, 2009. p. 298-305.
- [7] WU, Chung-Hsien; YEH, Jui-Feng; CHEN, Ming-Jun. Domain-specific FAQ retrieval using independent aspects. *ACM Transactions on Asian Language Information Processing (TALIP)*, 2005, 4.1: 1-17.
- [8] JEON, Jiwoon; CROFT, W. Bruce; LEE, Joon Ho. Finding similar questions in large question and answer archives. In: *Proceedings of the 14th ACM international conference on Information and knowledge management*. 2005. p. 84-90.
- [9] KIM, Harksoo; SEO, Jungyun. Cluster-based faq retrieval using latent term weights. *IEEE Intelligent Systems*, 2008, 2: 58-65.
- [10] JUAN, Zhong Min. An effective similarity measurement for faq question answering system. In: *2010 International Conference on Electrical and Control Engineering*. IEEE, 2010. p. 4638-4641.
- [11] HAMMOND, Kristian, et al. FAQ finder: a case-based approach to knowledge navigation. In: *Proceedings the 11th Conference on Artificial Intelligence for Applications*. IEEE, 1995. p. 80-86.
- [12] YANG, Sheng-Yuan; CHUANG, Fang-Chen; HO, Cheng-Seen. Ontology-supported FAQ processing and ranking techniques. *Journal of Intelligent Information Systems*, 2007, 28.3: 233-251.
- [13] SURDEANU, Mihai; CIARAMITA, Massimiliano; ZARAGOZA, Hugo. Learning to rank answers to non-factoid questions from web collections. *Computational linguistics*, 2011, 37.2: 351-383.
- [14] YANG, Sheng-Yuan. Developing of an ontological interface agent with template-based linguistic processing technique for FAQ services. *Expert Systems with Applications*, 2009, 36.2: 4049-4060.
- [15] KATZ, Boris. Annotating the World Wide Web using Natural Language. In: *RIAO*. 1997. p. 136-159.
- [16] BROMLEY, Jane, et al. Signature Verification using a “Siamese” Time Delay Neural Network. *Int. J. Pattern Recognit. Artif Intell*, 1993, 7.
- [17] Moutain Blue, 知乎, “[Siamese network 孪生神经网络—一个简单神奇的结构](#)”
- [18] TAIGMAN, Yaniv; RANZATO, Marc Aurelio. Tel Aviv, and Menlo Park. DeepFace: Closing the Gap to Human-Level Performance in Face Verification.
- [19] CHOPRA, Sumit; HADSELL, Raia; LECUN, Yann. Learning a similarity metric discriminatively, with application to face verification. In: *2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR'05)*. IEEE, 2005. p. 539-546.
- [20] NECULOIU, Paul; VERSTEEGH, Maarten; ROTARU, Mihai. Learning text similarity with siamese recurrent networks. In: *Proceedings of the 1st Workshop on Representation Learning for NLP*. 2016. p. 148-157.
- [21] WANG, Cheng-i; TZANETAKIS, George. Singing style investigation by residual siamese convolutional neural networks. In: *2018 IEEE International Conference on*

Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP). IEEE, 2018. p. 116-120.

[22] WU, Lin, et al. Where-and-when to look: Deep siamese attention networks for video-based person re-identification. *IEEE Transactions on Multimedia*, 2018, 21.6: 1412-1424.

[23] DEVLIN, Jacob, et al. Bert: Pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding. *arXiv preprint arXiv:1810.04805*, 2018.

[24] VASWANI, Ashish, et al. Attention is all you need. In: *Advances in neural information processing systems*. 2017. p. 5998-6008.

[25] REIMERS, Nils; GUREVYCH, Iryna. Sentence-bert: Sentence embeddings using siamese bert-networks. *arXiv preprint arXiv:1908.10084*, 2019.

[26] SAKATA, Wataru, et al. FAQ Retrieval using Query-Question Similarity and BERT-Based Query-Answer Relevance. In: *Proceedings of the 42nd International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval*. 2019. p. 1113-1116.

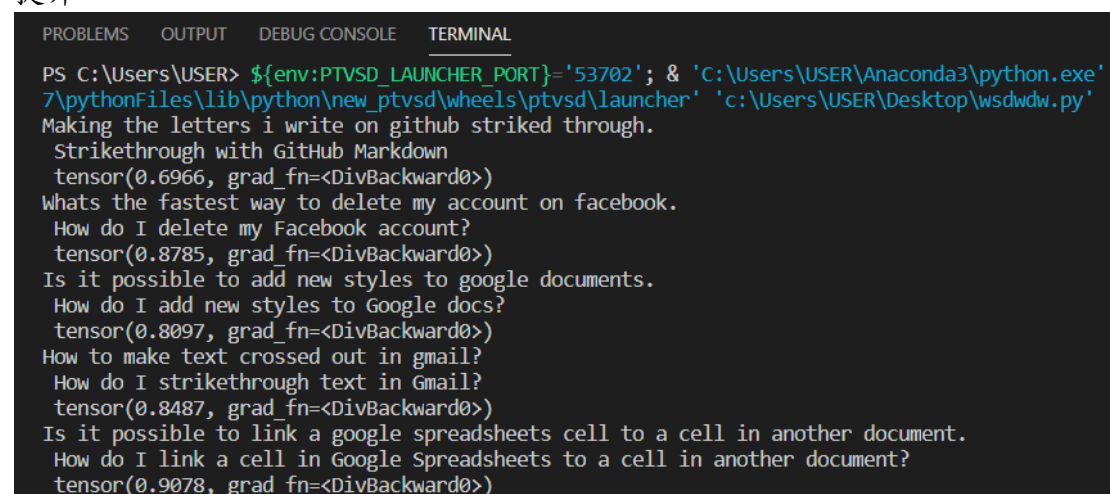
[27] GUPTA, Sparsh; CARVALHO, Vitor R. FAQ Retrieval Using Attentive Matching. In: *Proceedings of the 42nd International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval*. 2019. p. 929-932.

(七)需要指導教授指導內容

由於常見問題檢索技術稍微複雜，這部分需要教授較多的指導，並且更多向實驗室的學長姐請教程式實作上的問題。透過修習系上的課程得到不同領域的啟發，更需時刻關注相關的文獻資料與國際間之相關研討會，更進一步的汲取該領域的新知，並且希望能夠得到成果以撰寫國際論文，使得本計畫能更加順利的進行並完善。

(八)初步成果

我們初步以學生神經網路架構建立一個模型，網路架構模型式採用欲訓練好的 bert-base-uncased，在沒有調整(Fine Tune)任何模型參數的狀況下去計算 StackExchange 資料集中五個配對標記問句的餘弦相似度(圖六)，可以發現有些問句的相似度分數參差不齊，期望之後在訓練過模型後系統效能可以有所提升。



```
PS C:\Users\USER> ${env:PTVSD_LAUNCHER_PORT}='53702'; & 'C:\Users\USER\Anaconda3\python.exe'
7\pythonFiles\lib\python\new_ptvsd\wheel\ptvsd\launcher' 'c:\Users\USER\Desktop\wsdwdw.py'
Making the letters i write on github striked through.
Strikethrough with GitHub Markdown
tensor(0.6966, grad_fn=<DivBackward0>)
Whats the fastest way to delete my account on facebook.
How do I delete my Facebook account?
tensor(0.8785, grad_fn=<DivBackward0>)
Is it possible to add new styles to google documents.
How do I add new styles to Google docs?
tensor(0.8097, grad_fn=<DivBackward0>)
How to make text crossed out in gmail?
How do I strikethrough text in Gmail?
tensor(0.8487, grad_fn=<DivBackward0>)
Is it possible to link a google spreadsheets cell to a cell in another document.
How do I link a cell in Google Spreadsheets to a cell in another document?
tensor(0.9078, grad_fn=<DivBackward0>)
```

(圖六)初步實驗結果

問句	餘弦相似度
Making the letters i write on github striked through.	0.6966
Strikethrough with GitHub Markdown	
Whats the fastest way to delete my account on facebook.	0.8785
How do I delete my Facebook account?	
Is it possible to add new styles to google documents.	0.8097
How do I add new styles to Google docs?	
How to make text crossed out in gmail?	0.8487
How do I strikethrough text in Gmail?	
Is it possible to link a google spreadsheets cell to a cell in another document.	0.9078
How do I link a cell in Google Spreadsheets to a cell in another document?	

(表二)問句餘弦相似度

表 C802