

Field of Research

The topic I want to study is "Sentiment Analysis for Sentences through Natural Language Processing". The motivation is to observe that when patients go to the psychiatric clinic, there may be differences between symptoms and diagnosis due to certain conditions. I found that this situation is prone to appear in the interactive relationship between doctors and patients, so I want to develop a system to improve the accuracy of psychiatric diagnosis and assist doctors in providing the greatest assistance in the diagnosis of patients' symptoms.

The contents of my current project proposed in Ministry of Science and Technology is to reconstruct the encoder and the decoder in Transformer based model, which are used to process long and short sequence at the same time. The project gives me a good understanding of text sequence processing and programming in neural networks. In addition, deep learning is the curriculum I am most interested in learning. Therefore, I consider that neural networks and language model can be combined to develop a sentiment analysis system for processing with both long and short sentences to assist medical decision-making in an effective way.

The system can be used to assist the patients in the situation that they cannot fully express their mental descriptions. Meanwhile, the system can provide a more accurate emotional state to assist medical decision making when the psychiatrists judges.

The research method can be an important reference for distinguishing from various ambiguous expressions. For sentiment classification, it is expected to be fine-tuned through existed sentiment dictionaries and deep learning language models. In terms of speech expression, various intrinsic and extrinsic factors will affect the content of the expression, and that may lead to different understandings in the process of understanding.

This method mainly includes three steps. First, collecting emotional dictionaries that have been artificially labeled or rated is needed. In the second step, I will use the emotional dictionary to classify the training sets. Finally, I will use the deep learning model to fine-tune and cross-validation with the classified data.

This research is aimed for assisting psychiatrists in medical decision making. This system can use deep learning methods to mapping the emotions into valence-arousal space. In addition, I will study more state-of-the-art language models and develop language models through research to improve the model continuously.

Statement of Purpose

My fascination with sentiment and interaction between people began when I was little, I like to observe emotions from words, emotional behaviors. Meanwhile, I started to dig in deep learning and natural language processing (NLP) for two years. I am always curious about using programming and mathematical calculation to make machine understand human language.

In order to learn more, I am studying with NLP related lessons, like NLP courses CS224N from Stanford University, NLP courses from Yale University and more deep learning courses. Simultaneously, doing more researches by implementing codes from papers, I hope I will be able to do researches with helping psychiatrists on medical decision making, and help computer to move forward steps to understand human languages.

During the time in the past three years in college, I've gained deep learning and NLP knowledges, and do researches with the project proposed in Ministry of Science and Technology. Furthermore, I have also submitted paper and invited for poster in "National Taiwan University: 2020 management and medical sciences Interdisciplinary Conference" to share ideas on improving NLP models for sentiment analysis.

Considering my career and experience in Natural Language Processing, my work alongside researchers in the field, I believe I am an ideal candidate for this program.

Applicant: Yu-Ting Lee (李昱廷)

School: Department of Medical Informatics, Chung Shan Medical University
(中山醫學大學 醫學資訊學系)

自傳

積極面對生活中的任何挑戰。

對於自身的角色和職責，除了在能力範圍內會全力以赴，在能力之外也並持父親教導「永不放棄」的精神，會盡力嘗試更多的可行方案並分析各方法的利弊，透過和老師討論和找尋資料不斷嘗試，雖然偶爾會讓周遭的人覺得較為固執，但我相信審慎評估分析尋求解決方案是我領導團隊的優勢。

永不放棄的精神一直成為自己成長中的生活態度，這個過程讓我知道不斷尋求機會學習是目前自己邁向目標的唯一方法。因此，在求學階段就有明確的目標並提早計畫未來，進一步找尋有興趣能汲取知識的領域不斷深入。

在學習知識之外，透過實習和積極參與專題和學術活動，我的抗壓性也因為成長的歷程逐漸變高。從小就特別喜愛自行車運動，自行車運動成為我在面對壓力時紓壓的最好方式。

在醫學資訊系的學習過程中，滿足了我對於醫學方面和資訊方面的知識，進一步也感受到資訊如何能運用到醫學影像分析、醫療資訊系統的改善和醫院內部對於醫護環境的管理……等應用層面的知識。

踏出舒適圈，挑戰自己。

因為長期對機器人和創客很有興趣，高一時候透過創客雜誌接觸到空拍機相關資訊，後來長時間透過練習和運鏡技巧，在準備國際學校網界博覽會的同時也加入空拍元素，後續也因此有更多人看到空拍作品。進一步，嘗試與一起空拍的朋友共同創立「史迪瑪影像工作室」，主要承攬校慶協助拍攝，此外也透過一些案子協助工程拍攝。在工作過程中，除了增加自己空拍運鏡和剪輯技術，更重要的是與人溝通的能力。

透過客戶需求訪談和尋求符合客戶需求的能力是我在工作中學到的寶貴經驗。

夢想的基石：成為深度學習研發工程師

想進入研究所的原因，想要增加在這個領域的能力和競爭力，並且運用所學能讓人工智慧在短時間做出正確的決定，協助醫療決策的改善，透過最佳化算法降低診斷失誤的風險。

因此，我選擇念研究所，期望透過課程的訓練和自身的學習，縮短與企業能力所需的差距，成為擁有多元發展方向的深度學習研發工程師。

未來規劃朝向「自然語言的情感分析」發展，對於「對語句內容進行情感分析」題目很有興趣。

貴系在「自然語言處理」與「計算語言學」領域擁有最優秀的師資，希望可以跟隨教授們在研究所學習更專業的知識與技術，畢業後將所學應用於社會。

申請人：李昱廷，中山醫學大學 醫學資訊學系

國立清華大學 110 學年度資訊工程學系碩士班甄試入學個人資料表

基本資料

報考組別：甲組 乙組 丙組

姓名	李昱廷	准考證號碼	(由承辦單位填寫)
目前正就讀學校	學校名稱 中山醫學大學	科系/組別	醫學資訊學系
進入本系碩士班擬研讀領域/方向	自然語言處理、情感分析、深度學習、類神經網路、最佳化算法		

學業表現 (考生請依照『大學歷年成績單』資料據實填寫；打*科目如無修課可免填)

大學成績	班級名次 (名次/人數)	全系排名 (名次/人數)	作業系統 (操作系統) 成績*	計算方法設計 (演算法) 成績*	計算機結構 (計算機組織) 成績*
77.92	19/31	19/31	94	77	94

語文能力表現 (如無資料可免填)

1. 全民英檢	<input type="checkbox"/> 初級 <input checked="" type="checkbox"/> 中試 <input type="checkbox"/> 中高級 <input type="checkbox"/> 高級 <input type="checkbox"/> 優級	通過考試階段： <input type="checkbox"/> 初試 <input checked="" type="checkbox"/> 複試
2. 英文檢定	<input type="checkbox"/> 托福/分數：_____ <input checked="" type="checkbox"/> 多益/分數：675 <input type="checkbox"/> 其他 _____/分數：_____	
3. 其他		

大學部專題研究 (請擇優一個代表性之專題作品填寫。)

專題題目	以結合 Transformer 的遞歸神經網路進行多維度自然語言情感分析	指導教授姓名	張炎清 教授
專題敘述 (100 字內)	隨著網路快速發展，在大數據分析中自然語言處理對於情感分析在社會議題、輿論分析扮演重要的角色。透過分析語句評論及議題的公共情感，鑑於文本中短期依賴和長期依賴可以提供不同的優點，遞歸神經網路(Recurrent Neural Network, RNN) 和 Transformer 將被考慮。研究中將使用 Robustly Optimized BERT Approach (RoBERTa) 作為 Transformer 的編碼器，並使用 Single-Headed Attention RNN (SHA-RNN) 當作解碼器。結合後的新模型不僅擁有原始 Transformer 的長期依賴性，亦能符合文本序列的短期依賴需求。因此，可以提供更準確的情感分析，供疾病追蹤與預防參考，以及各種言論的多維度情感判斷。		

著作發表 (考生請條列曾發表之論文或其他著作、專利；如無資料可免填。)

1.	A Sentiment Analysis Method based on a Transformer and a Recurrent Neural Network (論文發表於【台大管理書叢：2020 跨醫療領域經營管理暨國際研討會】作為第一作者及報告者)
2.	基於 Transformer 及遞歸神經網路的自然語言情感分析方法 (科技部 109 年度大專學生研究計畫)
3.	以結合 Transformer 的遞歸神經網路進行多維度自然語言情感分析 (專題發表：於 2021/1 中山醫學大學 醫學資訊學系 作為報告者)

獲獎或榮譽事蹟 (如：獎學金、競賽或其他獲獎資料等。請擇優至多 5 項。)

項目名稱	日期(西元年/月)
1. 國際學校網界博覽會- 國際賽金獎	2015/06

其他有利審查資料 (如：書卷獎、專業證照、社會服務…等。請擇優至多 5 項。)

1. 參與：2018 科技部 AI 辦公室：電腦視覺與深度學習暑期研習
2. 專案開發：IoT 平台整合 ESP8266 解決在醫院內人潮眾多時出現的溫溼度控管問題



國立清華大學
資訊工程學系碩士班
National Tsing Hua University
Department of Computer Science

有利審查資料

碩士班甄試資料

學校：中山醫學大學

學系：醫學資訊學系

姓名：李昱廷

目錄

壹、研討會發表

臺大管理書叢-跨醫療領域經營管理國際研討會 2

貳、畢業專題

參、科技部研究計畫 10

肆、成果報告

實習成果報告：物聯網專案 -

IoT 平台整合 ESP8266 解決在醫院內人潮眾多時出現的溫溼度
控管問題 (Arduino、MySQL、OpenCV、PowerBI、Html、CSS) 27

課程成果報告：

大學生睡眠品質及其相關因素之研究 (SPSS) 30

合著人證明：(科技部研究計畫、論文、論文研究) 33

壹、研討會發表

臺大管理書叢-跨醫療領域經營管理國際研討會

國立清華大學
資訊工程學系碩士班

投稿及發表：臺大管理書叢-跨醫療領域經營管理國際研討會

NTU Management Review
2020 Management and Medical Sciences Interdisciplinary Conference
(Invite for Poster)

October 30th to November 1st, 2020
Taipei, Taiwan

Dear Yen-Ching Chang,

Thank you for submitting your paper to 2020 Management and Medical Sciences Interdisciplinary Conference. We feel delighted to inform you that your paper has been accepted for poster. Congratulations! Please make sure to inform your co-authors (if any) of the good news.

Paper No.	Manuscript Title
045	A Sentiment Analysis Method based on a Transformer and a Recurrent Neural Network

A Sentiment Analysis Method based on a Transformer and a Recurrent Neural Network

Yu-Ting Lee, Wei-Syuan Guo, Chung-Chen Taso, Yen-Ching Chang

¹*Department of Medical Informatics, Chung Shan Medical University, Taichung, Taiwan.*

Abstract

A sentiment analysis plays a very important role in the prediction and response of social issues, especially for an outburst of disease and racism. In order to analyze public sentiment on certain issue, a

國立清華大學
資訊工程學系碩士班

Recurrent Neural Network (RNN) and a Transformer are considered.

Given that short-term dependencies and long-term dependencies of text can provide different benefits, our model is implemented through a Transformer with Bidirectional Encoder Representation from Transformers (BERT) as its encoder and with Single-Headed Attention RNN (SHA-RNN) as its decoder. Compared with the original Transformer and SHA-RNN, our proposed new model not only possesses the long-term dependence characteristics of the original Transformer, and it can also meet the short-term dependence requirements. Therefore, the new model can provide more accurate sentiment analysis for reference of disease tracking and prevention as well as for judgement of various remarks.

貳、畢業專題

畢業專題

「以結合 Transformer 的遞歸神經網路進行多維度自然語言
情感分析」

中山醫學大學

醫學資訊學系

畢業專題文件



以結合 Transformer 的遞歸神經網路進行多維度自然語言情感分析

專題學生： 李昱廷、郭為軒、曹仲辰

指導教授： 張炎清 教授

國立清華大學
資訊工程學系碩士班

以結合 Transformer 的遞歸神經網路進行多維度自然語言情感分析

專題學生： 李昱廷、郭為軒、曹仲辰 指導教授：張炎清 教授

中山醫學大學 醫學資訊學系

摘要

隨著網路快速發展，在大數據分析中自然語言處理對於情感分析在社會議題、輿論分析扮演重要的角色。透過分析語句評論及議題的公共情感，鑑於文本中短期依賴和長期依賴可以提供不同的優點，遞歸神經網路(Recurrent Neural Network, RNN) 和 Transformer 將被考慮。研究中將使用 Robustly Optimized BERT Approach (RoBERTa)作為 Transformer 的編碼器，並使用 Single-Headed Attention RNN (SHA-RNN)當作解碼器。結合後的新模型不僅擁有原始 Transformer 的長期依賴性，亦能符合文本序列的短期依賴需求。因此，可以提供更準確的情感分析，供疾病追蹤與預防參考，以及各種言論的多維度情感判斷。

此研究所採用的數據源自 Rotten Tomatoes 用於情感分析的電影評論語料庫，其中對所有已解析的短語建立細粒度的情感標籤，包含有五種等級值來標記詞語，分別為否定、有些否定、中性、有些肯定、肯定。

關鍵字：情感分析、遞歸神經網路、Transformer、單頭注意力

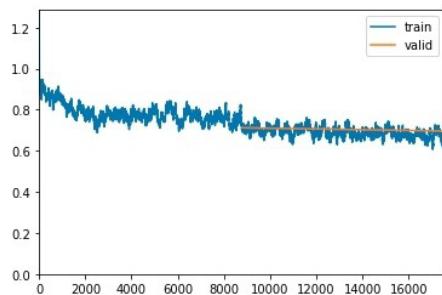
國立清華大學
資訊工程學系碩士班

專題研究結果簡要報告

挑選效能最佳的編碼器

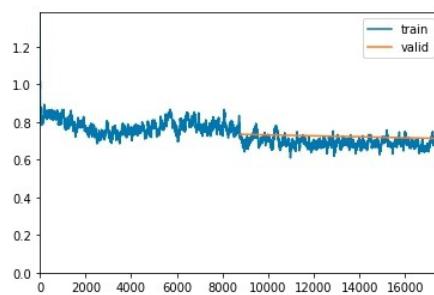
RoBERTa

epoch	train_loss	valid_loss	accuracy	error_rate	time
0	0.704177	0.712031	0.701397	0.298603	22:18
1	0.669807	0.696364	0.708574	0.291426	21:31



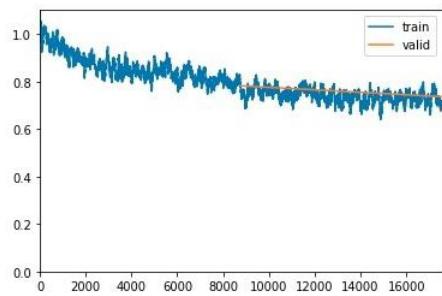
BERT

epoch	train_loss	valid_loss	accuracy	error_rate	time
0	0.713666	0.735064	0.687108	0.312892	14:08
1	0.629096	0.712910	0.700628	0.299372	13:39



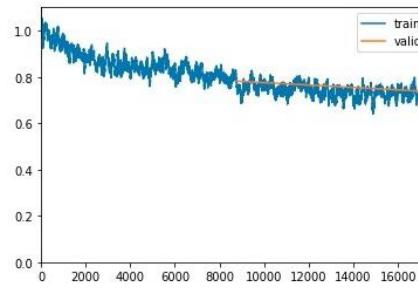
XLNet

epoch	train_loss	valid_loss	accuracy	error_rate	time
0	0.757303	0.782963	0.663527	0.336473	32:09
1	0.720569	0.736967	0.684737	0.315263	30:23



DistilBERT

epoch	train_loss	valid_loss	accuracy	error_rate	time
0	0.757303	0.782963	0.663527	0.336473	32:09
1	0.720569	0.736967	0.684737	0.315263	30:23



SHA-RNN

RoBERTa + SHA-RNN

(因專題發表於 1 月，完整資料及實驗結果尚在整理)

本研究使用 Python 撰寫，電影情感評價資料來源為 Classify the sentiment of sentences from the Rotten Tomatoes dataset。資料庫內訓練集有 156,606 則已標記情感等級值的短語，測試集中有 66,292 則短語。我們先取以 Transformer 為基礎的編碼器，分別為 RoBERTa、BERT、XLNet 和 DistilBERT 進行比較，挑選效能最佳者當作研究過程的編碼器。然後，以 SHA-RNN 當作解碼器，實作單頭注意力，捕捉較短語句所需的短期依賴。在訓練的過程中以 Slanted Triangular Learning Rates 學習不同層次文本的特徵，以較小的學習率得到較好的最佳化方向後，以較大的學習率進行最佳化，在訓練後期再以較小的學習率進行更細部的最佳化。此外，研究過程中也以 Gradual unfreezing，以 epoch 為單位一步步針對下游任務做微調。

我們會將訓練和研究結果以損失函數和準確率的變化使用圖表呈現，以便在情感分析的議題之間進行比較。這些結果可以幫助醫師更加了解病人的精神狀況及其潛在因素，甚至為醫師提供醫療決策上的支援。

(因專題發表於 1 月，完整資料及實驗結果尚在整理)

參、科技部研究計畫

109 年度科技部大專學生研究計畫

「基於 Transformer 及遞歸神經網路的自然語言情感分析方法」

國立清華大學
資訊工程學系碩士班

科技部大專學生研究計畫

投入研究計畫

此次投稿大專學生研究計畫，是我第一次試著完成撰寫一份完整的研究計畫，從擬定主題、蒐集資料到實際撰寫，在撰寫的過程中有遇到瓶頸，透過文獻閱讀及到網路上尋找相關的英文資料，並與教授討論合適的表達方式與方法，也透過很多修改和文獻參考，讓自己的想法更加具體化，再寫到計畫內容中。這個計畫仍在進行中，它讓我體會到研究的精神，也是我邁向研究領域的重要起點，需要努力不懈的嘗試方法並多從實驗中發現問題、解決問題，未來在寫結案報告的時候也會思考如何詮釋這些結果。

年度	學生姓名	執行機關	內容
109	李昱廷	中山醫學大學醫學資訊學系	計畫名稱：基於Transformer及遞歸神經網路的自然語言情感分析方法 計畫編號：109-2813-C-040-012-E 成果報告：無電子檔 執行起迄：2020/07/01~2021/02/28 指導教授：張炎清 核定金額：48,000元

年度	條碼編號	計畫類別	計畫編號	計畫名稱	計畫狀態
109	109CFD2500023	一般型研究計畫	109-2813-C-040-012-E	基於Transformer及遞歸神經網路的自然語言情感分析方法	執行中

基於 Transformer 及遞歸神經網路的自然語言情感分析方法

(一)摘要

本計畫的目的是以遞歸神經網路(Recurrent Neural Network)實現 Transformer 注意力機制(Attention)並結合。本研究來源以 BERT (Bidirectional Encoder Representation from Transformers) 、以 RNN 實現單頭注意力(Single Headed- Attention)及 Transformer 注意力機制為主軸進行研究。本研究計畫所使用的結合過程是以 RNN 建立自然語言推理模型，並透過改造後的長短期記憶模型(LSTM)實現單頭注意力機制改善 Transformer 自我注意力機制弱於捕獲文本中的短期依賴問題，並取代 Transformer 中解碼器的注意力機制，進行自然語言情感分析任務。進一步以能進行平行處理的 Transformer 為基礎並融合改造後的 LSTM，改良現有的自然語言情感分析任務。希望本研究所獲得的研究成果可以輔助並應用於社交網路分析、情感機器人及商品評價分析。

(二)研究動機與研究問題

◆ 研究動機

自然語言處理是結合人工智慧和語言學領域的重要方向，注重於自然語言與電腦之間的通訊互動，主要包含自然語言理解及自然語言生成。其中自然語言理解包含從自然語言的表達及語句中識別出該句真正的目的或含義，理解過程中會因段落句子組合不同而識別出不同的含義，也可能因一詞多義而理解錯誤。因此語義特徵的提取能力特別重要。而自然語言生成部分能夠完成問答、閱讀理解、總結段落的能力。

以遞歸神經網路架構做特徵提取，在提取過程中詞依先後順序讀入而被分配不同的權重，隨著詞與詞之間的距離拉遠及網路深度增加，越前面被輸入詞的權重會被稀釋，造成包含前面被輸入的資訊量會越來越

少。以 Transformer 作為特徵提取可以避免先後輸入造成的權重稀釋問題，透過多頭注意力機制能夠對當前預測詞使用到前面和後面的詞權重進行計算，對 Transformer 而言，能透過平行計算提升計算效率，相較之下 RNN 因依時序計算而效率不高。

由於 Transformer 與 RNN 的主要差別在於解決時序輸入問題，但 Transformer 的無序輸入會造成段落句子組合不同而識別出不同的含義，因此加入位置編碼 (Position Encoding)，將位置編碼與詞嵌入向量相加作為輸入的嵌入向量。輸入過程中包含將輸入的嵌入向量透過自我注意力機制(Self Attention)、前饋層 (Feed-Forward Neural Network)、和層標準化(Layer Normalization)。輸出過程包含連接多層的多頭注意力、編碼器和解碼器的注意力機制和前饋層。

雖然 Transformer 的特徵提取技術在學界已相當成熟，但若以 LSTM 繼續做為自然語言處理的關鍵技術，在 Transformer 相當成熟的情況下，以 LSTM 實作 Transformer 中關鍵的注意力機制效果如何？因此，實作 SHA-RNN (Single-Headed Attention RNN)達到單頭注意力的技術受到矚目。

在 Transformer 的架構中用到多頭注意力(Multi-Head Attention)，雖然能避免順序輸入的缺失並提高預測效率，但卻無法確認每層的多個頭中有幾個是有效的，相較之下 SHA-RNN 的注意力只保留一個頭，訓練過程也能夠減少多餘的運算量。本研究希望藉由以 LSTM 實作的 SHA-RNN 技術與 Transformer 中的編碼器進行合併重組 Transformer 結構。

◆ 研究問題

我們希望藉由 Transformer 及 SHA-RNN 重組編碼器和解碼器的結構，能夠解決 Transformer 弱於捕獲文本中的短期依賴的問題。Transformer 的運作過程因為會給予單一句子中出現的重複詞相同的權重，會造成無法給予相對鄰近詞有較大的權重，進而在自然語言理解也

會出現問題。希望透過結合 SHA-RNN 技術解決 Transformer 弱於捕獲文本中的短期依賴的問題，以單頭注意力提升運算效率。

本研究的主題如下，透過重組後的編碼器與解碼器進行更準確的自然語言處理。首先，對輸入語句以 BERT 進行預訓練，包含詞塊化(tokenization)及文本清理，判斷兩句話是否有相同含義，並捕捉句子之間的關係。透過 SHA-RNN 進行解碼，過程中以 LSTM 實作單頭注意力以解決 Transformer 弱於捕獲文本中的短期依賴的問題，需要對向量進行矩陣乘法，與傳統的下映射層相比能減少運算量。解碼器的部分使用 Transformer 中經 SHA-RNN 改造後的解碼器用於自然語言生成。

因此，本研究將對 Transformer 的解碼器、SHA-RNN 注意力機制與多頭注意力機制之不同、Transformer 與 SHA-RNN 的融合效果進行分析和探討。

(三)文獻回顧與探討

一、Transformer

Transformer 是一種基於自注意力機制的Seq2Seq(Sequence to Sequence)模型，常用於提高神經網路機器翻譯的性能及模型訓練的速度，在特定任務中的表現優於傳統的機器翻譯模型。

◆ 自注意力機制 (Self-Attention)

Transformer編碼器的輸入首先經過自注意力層，這幫助編碼器對特定單詞進行編碼的同時也查看輸入語句的其他單詞，接著自注意力層的輸出會送到前饋神經網路。

解碼器包含自注意力機制、前饋層、一層編碼解碼的注意力層，幫助解碼器將注意力集中在輸入語句的相關部分，如圖1。

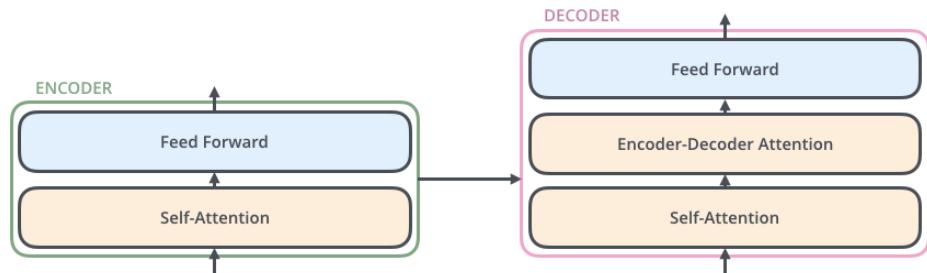


圖 1，編碼器與解碼器架構圖，來源：jalammer.github.io

對於輸入語句的每個單詞會建立三個向量（query查詢向量、key鍵向量、value值向量），透過將單詞的嵌入向量對訓練過程建立的三個矩陣（query, key, value）進行點乘（Dot-Production）產生向量。

得分透過查詢向量的點乘與各個單詞的鍵向量相乘得出，分別為 $q_1 \cdot k_1$ 、 $q_2 \cdot k_1$再除以向量維度的平方根使其獲得更穩定的梯度。

透過softmax對分數進行標準化，顯示該單詞對目標單詞的相關性。最後，將每個值向量乘以softmax分數，並加權總和就能得到自注意力輸出，如圖2。

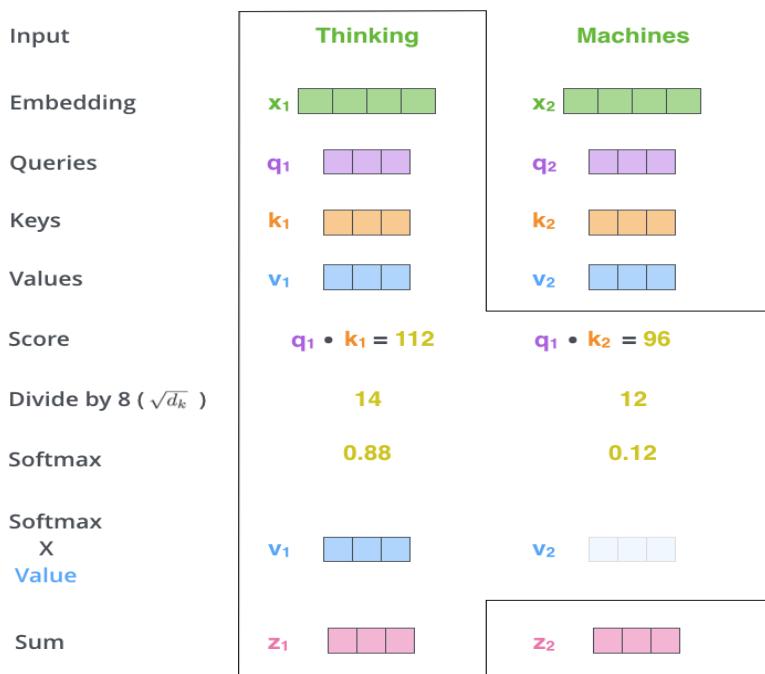


圖 2, 自注意力結構圖, 來源: jalammer.github.io

◇ 多頭注意力機制 (Multi-Head Attention)

多頭注意力為單頭注意力的原理延伸，多頭注意力著重於單一查詢矩陣和多個鍵向量進行點乘並一起考慮整個輸入語句的單詞，如圖3。

此外，根據不同下游任務不同的頭關注的點不一樣，其中包含以單頭取局部的資訊或以多頭取全局的資訊。因此，無論是單頭注意力機制或多頭注意力機制，在特定問題的解決方案都可能會用到，如圖4。

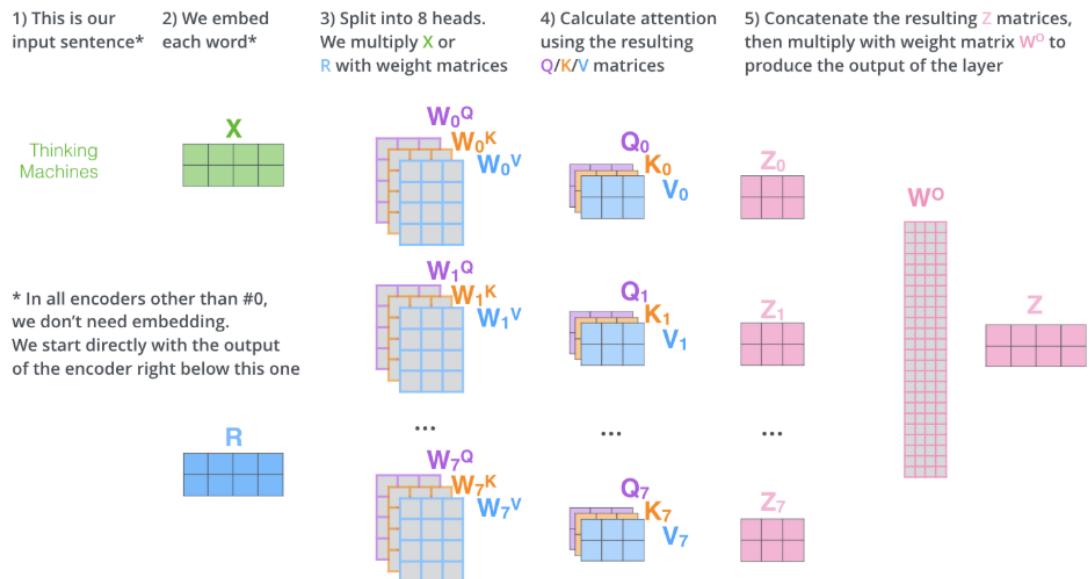


圖 3, 多頭注意力結構圖, 來源: jalammer.github.io

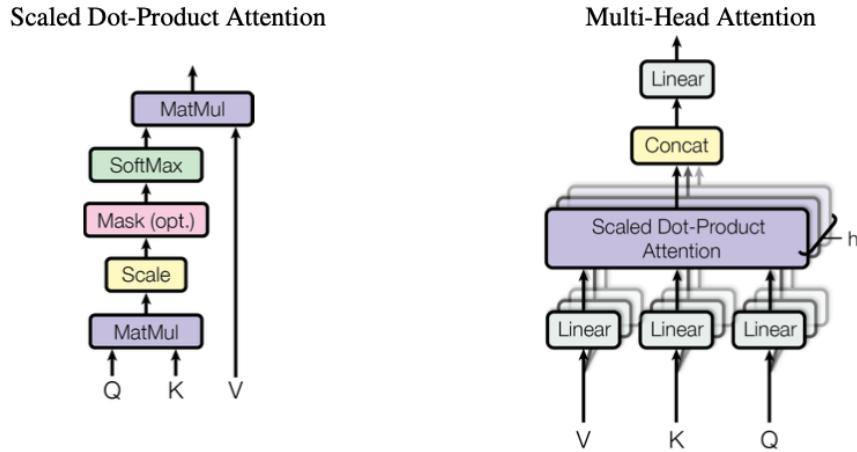


圖4，注意力機制比較圖，來源：Attention Is All You Need 原始論文

編碼的過程中，與傳統RNN相比確實能夠降低順序輸入的問題，但也因為無序問題而衍生出位置編碼 (Position Encoding) 的必要性。在未加入位置編碼的情況下，自注意力機制會將句子中出現重複的詞賦予一樣的權重，會造成相近的詞應較重要，但權重卻與另一個較遠的詞一樣重要，產生Transformer弱於捕獲文本中的短期依賴的問題，這種對注意力的依賴可能會導致Transformer在語法敏感任務上的性能不如RNN模型。

相較之下，RNN模型是過度仰賴短期依賴，Transformer卻是缺少必要的短期依賴。

二、 Bidirectional Encoder Representations from Transformers (BERT)

✧ 預訓練 (Pre-Training) 雙向 Transformer

傳統的語言模型因由數學定義為單向而且LSTM只能完成淺層訓練，導致對於不同位置方向的單詞而言，在編碼的過程看不到另一側的單詞。

雖然句子中有些單詞會依賴鄰近左右側的單詞，但僅僅從單方向做編碼無法滿足需求。

透過Transformer進行自然語言處理任務，與RNN相比，能將網路做得更深，每個位置的詞都能不受位置距離和方向因素而進行

編碼，但在自然語言生成的組合部分，雖然 BERT 做詞嵌入時有加入位置編碼 (Position Encoding)，但其原理是被用來與輸入嵌入求平均，進一步感覺詞塊的相對位置，因此認為語言組合也涉及詞序推理，而不是只需要注意力機制 (Attention isn't all you need.)。

◇ 預訓練任務 #1 Masked Language Model (Masked LM)

訓練一個語言模型，將大量未標註的數據進行無監督學習，學會語法結構、解讀語義，並透過 BERT 減少不同自然語言處理任務的預訓練和建構成本。

在預訓練之前對訓練集隨機遮蔽 15% 的單詞，而非如以往將每個詞都預測一次。而最後損失函數也只會計算被遮蔽的詞塊 (token)，被遮蔽的 15% 中有 10% 被替換成其他單詞，另外 10% 不替換，剩餘 80% 被替換為 [MASK]。

在預訓練的過程中，模型不知道哪些詞被遮蔽，因此模型對每個詞都注意，這也造成當 [MASK] 出現過多將影響模型收斂速度，甚至比 RNN 左到右的模型更慢。

◇ 預訓練任務 #2 Next Sentence Prediction (NSP)

判斷第二個語句在原始文本中是否與第一個句子相接。

◇ 現今 NLP 的兩階段遷移學習

先以語言模型預訓練的方式訓練出一個對自然語言有相當程度理解的語言模型，再將其用來做特徵擷取並針對下游任務進行微調。而透過 BERT 能夠同時完成無監督學習和監督式微調的部分。

三、 Sequence to Sequence (Seq2Seq)

◇ 編碼器與解碼器

Seq2Seq 模型主要由編碼器與解碼器兩個 RNN 組成，編碼器負責將輸入序列編碼轉換成中間向量 (Context Vector)，解碼器再根據中間向量轉換成文字輸出。在預測的過程中，目前字詞的預測不僅取決於前面已翻譯的字詞，還必須考慮到原始輸入。

運作過程中，編碼器最後時間神經元的隱藏層輸出到解碼器的第一個神經元，透過激勵函數和softmax層，篩選出機率最大者做為下一個神經元的輸入，如圖4。

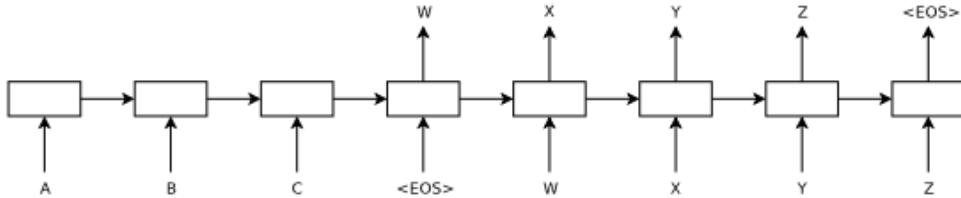


圖 4, Seq2Seq 結構圖，來源：Seq2Seq 原始論文

而問題出現在中間向量，在編碼器以最後一個神經元進行轉換時，雖然都是依序由左到右讀取資訊，但中間向量卻是固定長度維度的向量。導致轉換後的向量無法涵蓋所有輸入序列的訊息，造成先被輸入的重要訊息可能在轉換後權重會變低或甚至消失。

四、Single Headed Attention RNN (SHA-RNN)

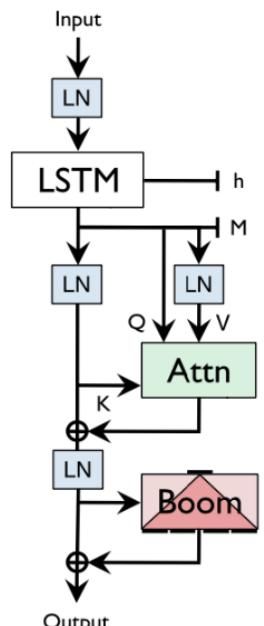
◇ 單頭注意力(Single Headed Attention)

Transformer模型是建立在無序基礎，並只透過注意力機制完成訓練，但每層網路都有幾十個頭(Head)，運算的過程中將因無法得知哪些頭為有效而耗費多餘的運算資源。相較之下，SHA-RNN的注意力機制只保留一個頭以完成向量的注意力點乘。

◇ 結構變更

主要以Transformer的自注意力機制為基礎修改，四層的結構中，每層都是先做LSTM，進行層標準化(Layer Normalization)後再接上注意力機制，因此實際上為8層。

結構變更的部分，與Transformer相比之下只對Q做全連接層，並以sigmoid產生Q, K。但實作過程發現LSTM的輸出必



須經過全連接層才成為Q,K,V，而改進的核心部分在於作者提出改造後的前饋層(Boom Layer)。

◆ Boom Layer

為了減少運算量，基於Transformer前饋層改造後的Boom Layer，將原本的全連接層轉換成4倍向量，加總後再將維度轉換回來，透過實作能夠節省顯存用量，跑更多層網路。

(四)研究方法及步驟

- ◆ 以 BERT 對原始文本進行預訓練 (Pre-training)及針對不同的下游任務進行微調 (Fine-tuning)

BERT的運作過程主要基於未標註或只有少量標註的文本數據進行微調以解決新的下游任務。運作過程包括三個主要步驟：

1. 準備原始文本數據：

文本數據包含未標註或少量標註的文本，透過數據清理將文本中空白標題的範例去除。同時，將超出BERT模型中預設序列長度的範本去除，並以0將小於序列長度的向量補0，以符合預訓練的文本讀入。

2. 將原始文本轉換成BERT相容的輸入格式：

文本進行預處理過程中對句子開頭向量位置加入分類符[CLS]，並以[SEP]以0/1區分第一句與第二句。再以中文BERT對文本進行斷詞，如圖5。

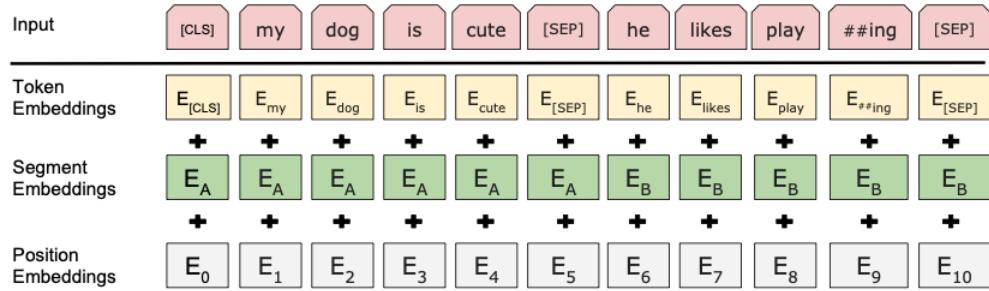


圖 5, BERT 成對句子編碼示意圖，來源：BERT 原始論文

3. 在BERT之上加入新的Layer進行微調成為下游任務模型：

對BERT模型進行微調的部分包含利用下游任務的目標函式從頭訓練分類器並微調BERT參數，以訓練完的BERT加上線性分類器最大化當前下游任務的目標，如圖6。

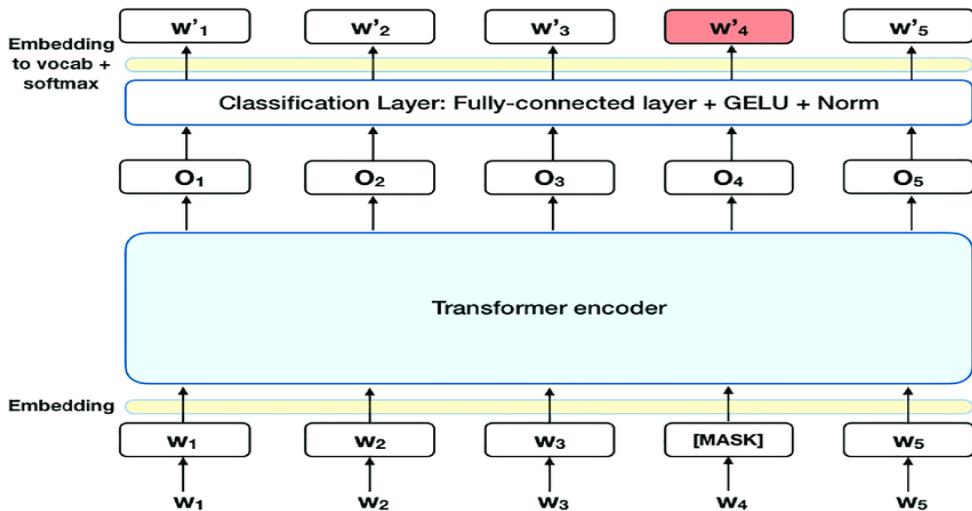


圖 6, BERT分類層示意圖，來源：Faiza Khattak

透過遷移學習，新增的分類器由於大多數的參數都來自已經預訓練的BERT，實際上需要從頭訓練的參數量很少。

因此，在微調的過程中，需依照不同下游任務加入新的線性分類器。

◆ 以 SHA-RNN 實作注意力機制

將 BERT 針對不同下游任務進行微調後的模型依照不同注意力產生預測的字詞放入成為 SHA-RNN 的輸入向量。

SHA-RNN 運作過程包含解碼過程的注意力分配和前饋層的向量運算，其中主要包含兩個核心結構，基於指針的注意力(Pointer Based Attention)和作者改造過的前饋層(Boom Layer)。

1. 基於指針的注意力機制 (Pointer Based Attention):

在運算過程中只保留一個頭，其中唯一的矩陣乘法只出現於 Query，經過矩陣相乘及層級標準化，如式(1)及式(2)，其中 h^{t-1} 為 $t-1$ 時刻的隱藏層狀態，和 t 時刻的輸入數據 x_t 。

再進行縮放點乘注意力(Scaled Dot-Product Attention)，如式(3)。

$$\mathbf{a}^t = W_{hh} h^{t-1} + W_{xh} \mathbf{x}^t \quad (1)$$

$$\mathbf{h}^t = f\left(\frac{\mathbf{g}}{\sqrt{(\sigma^t)^2 + \epsilon}} \odot (\mathbf{a}^t - \mu^t) + \mathbf{b}\right) \quad \mu^t = \frac{1}{H} \sum_{i=1}^H a_i^t \quad \sigma^t = \sqrt{\frac{1}{H} \sum_{i=1}^H (a_i^t - \mu^t)^2} \quad (2)$$

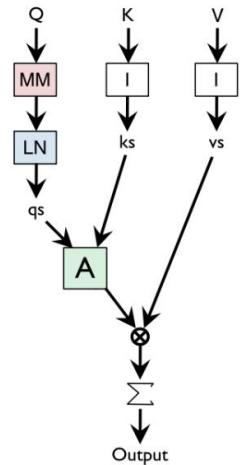
$$\text{Attention}(Q, K, V) = \text{softmax}\left(\frac{QK^T}{\sqrt{d_k}}\right)V \quad (3)$$

◆ 改造後的前饋層(Boom Layer):

類似於 Transformer 中改造的前饋層，使用一個 $v \in \mathbb{R}^H$ 向量，透過以激勵函數 GeLU 的矩陣乘法， $u \in \mathbb{R}^{N \times H}$ 之後將 u 拆成 N 個向量，再加總得到 $w \in \mathbb{R}^H$ 。

$$v \in \mathbb{R}^H \longrightarrow u \in \mathbb{R}^{N \times H} \longrightarrow w \in \mathbb{R}^H$$

圖 7, 向量維度變化示意圖



◆ 解碼輸出

透過將 Transformer 中的編碼器部分以 BERT 進行預訓練和監督式微調，並將 BERT 輸出向量做為 SHA-RNN 的輸入向量。再透過 SHA-RNN 進行解碼輸出，即完成本研究所有的研究步驟。

下圖左側為原始 Transformer 架構圖，右側為本研究提出改造後的新架構，如圖 8。

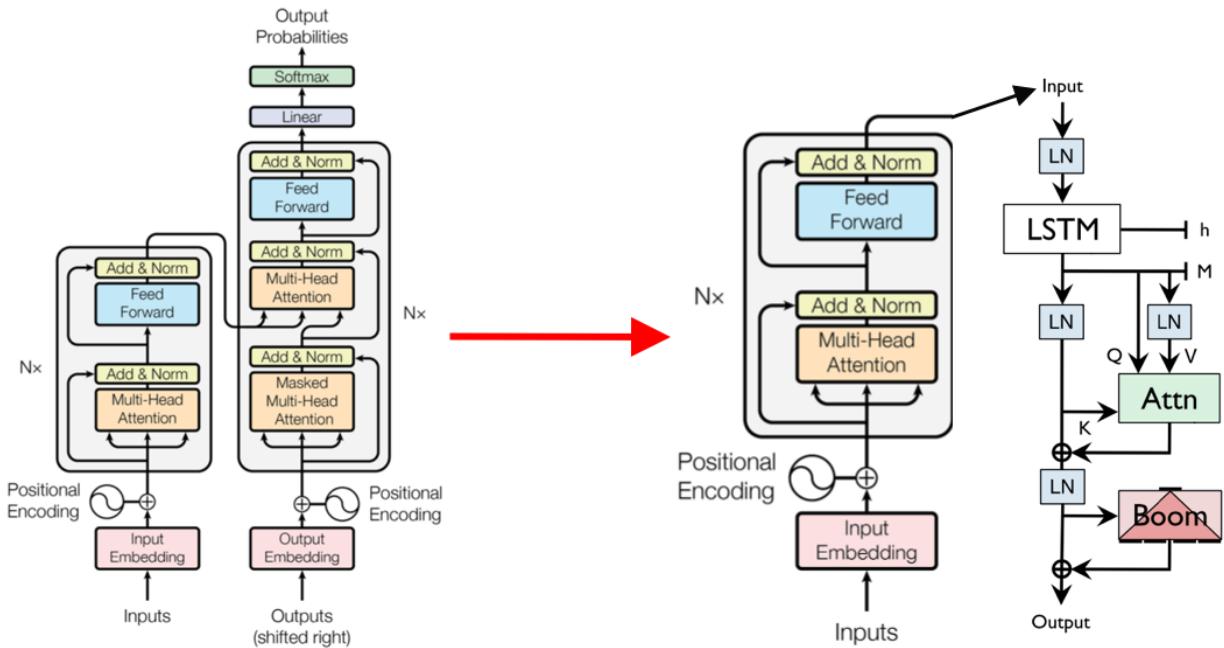


圖 8, 研究架構圖

(五)預期結果

經由此研究步驟，本計畫預期可獲得由原始文本經由 BERT 進行預訓練及監督式微調的結果，透過 BERT 編碼器的輸出並以 SHA-RNN 以單頭注意力完成解碼器的前饋層及注意力機制，最後得出比原始 Transformer 詞義分析輸出更精準的預測結果，並彌補 Transformer 注意力機制導致編解碼過程無序的缺失以及其衍生出的弱於捕獲文本中的短期依賴的問題。最後將應用於社交網路分析、情感機器人及商品評價分析及後續其他自然語言情感分析任務。

(六)參考文獻

1. Jacob Devlin, Ming-Wei Chang, Kenton Lee and Kristina Toutanova. BERT: Pre-training of Deep Bidirectional Transformers for Language Understanding. arXiv: 1810.04805v2, 2019.
2. Ashish Vaswani, Noam Shazeer, Niki Parmar, Jacob Uszkoreit, Llion Jones, Aidan N.Gomez, Łukasz Kaiser and Illia Polosukhin. Attention Is All You Need. arXiv: 1706.03762v5, 2017.
3. Yoav Goldberg. Assessing BERT's Syntactic Abilities. arXiv: 1901.05287v1, 2019.
4. Richard Socher, Alex Perelygin, Jean Y. Wu, Jason Chuang, Christopher D. Manning, Andrew Y. Ng and Christopher Potts. Recursive Deep Models for Semantic Compositionality Over a Sentiment Treebank, 2013.
5. Stephen Merity. Single Headed Attention RNN: Stop Thinking With Your Head. arXiv: 1911.11423v2, 2019.
6. Ilya Sutskever, Oriol Vinyals and Quo V.Le. Sequence to Sequence Learning with Neural Networks. arXiv: 1409.3215v3, 2014.
7. Nikita Kitaev, Łukasz Kaiser and Anselm Levskaya. Reformer: The Efficient Transformer. arXiv: 2001.04451v2, 2020.
8. Yonghui Wu, Mike Schuster, Zhifeng Chen, Quoc V.Le and Mohammad Norozui. Google's Neural Machine Translation System: Bridging the Gap between Human and Machine Translation. arXiv: 1609.08144v2, 2016.
9. Stephen Merity, Caiming Xiong, James Bradbury and Richard Socher. Pointer Sentinel Mixture Models. arXiv: 1609.07843v1, 2016.
10. Lajanugen Logeswaran and Honglak Lee. An Efficient Framework for Learning Sentence Representation. arXiv: 1803.02893v1, 2018.

(七)需要指導教授指導內容

- 一、請老師指導文獻蒐集的要領。
- 二、請老師指導論文研讀與整理的要領。
- 三、請老師指導如何進行實驗設計。

- 四、請老師指導如何提供有效的特徵，以及擷取特徵的技巧。
- 五、請老師指導撰寫程式的技巧。
- 六、請老師指導研究報告撰寫的寫作要領。

肆、成果報告

實習成果報告：

IoT 平台整合 ESP8266 解決在醫院內人潮眾多時出現的溫溼度控管問題
(Arduino、MySQL、OpenCV、PowerBI、HTML、CSS)

課程成果報告

大學生睡眠品質及其相關因素之研究 (SPSS)

合著人證明

(科技部研究計畫、論文、專題研究)

實習成果報告：物聯網專案

IOT平台整合ESP8266解決
在醫院內人潮眾多時出現的
溫溼度控管問題

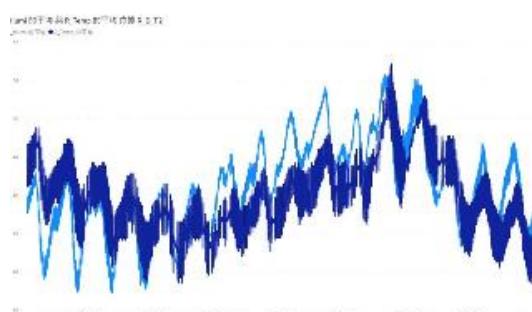
CSMU

INTRODUCTION

我們以ESP8266 Arduino開發版感測蒐集各定點溫溼度、二氧化碳數據，透過資料庫內分析和Power BI以可視化圖表呈現人數增加過程的室內溫度變化曲線。再者，藉由IoT平台結合攝像機的深度學習技術：以攝像機數人頭。最後，結合醫院內部空調系統和除濕設備控制以維持醫院內溫濕度的恆定並維持室內空氣換氣率的恆定標準。能夠大幅省下醫院內空氣流通的人力控制並維持環境品質的成本。

THE STATISTICS

Power BI是一種數據分析及分享data Insight的工具。Power BI的優點在於，用戶可以簡易地將數據轉成圖表，亦可以將分析結果的Dashboard分享給其他用戶，簡化了以往拼圖拼報告的時間，讓用戶能夠投放更多時間於分析中。不單止能把數據上載，更可以連接其他數據庫，直接抽取數據進行分析並完成數據分析流程中的資料獲取與清理、資料建模與資料視覺化，Power BI就是由這3大模組結合而成的商業智慧軟體。



IMPLEMENT

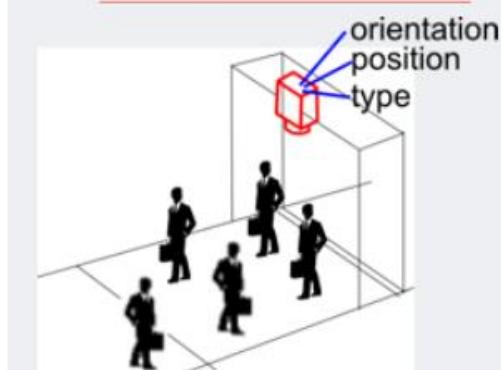
人頭計數

+

OpenCV

+

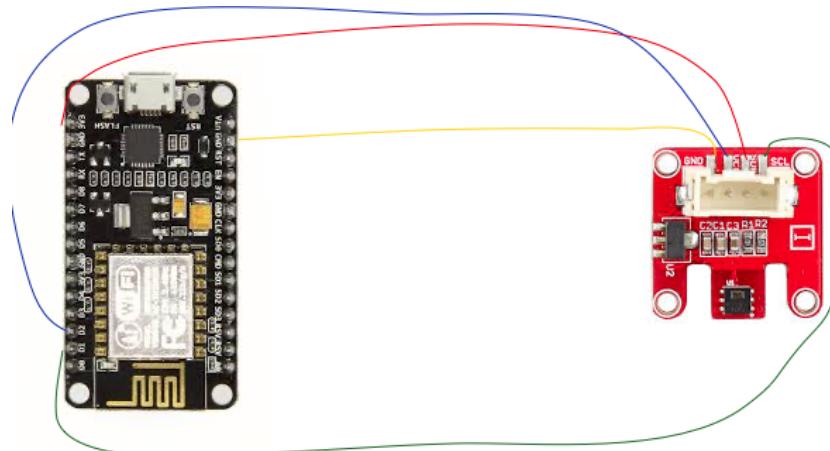
深度學習



國立清華大學
資訊工程學系碩士班

◆ 專案內容

在醫院實習的過程中，透過和主任以及單位廠商洽談，也在醫院月會期間發現醫院在溫溼度控制長期仰賴藍芽通訊技術回傳數據到護理站，在過程中也因為廠商系統維護問題，導致數據的可視化無法得知，電子數據也無法應用。在實習的過程中，利用過去自學的物聯網 Arduino 開發版以 MQTT 傳輸數據回資料庫，並以 PowerBI 完成溫溼度對應時間軸的分布曲線。此外，為了有效利用數據，利用深度學習 OpenCV 的人頭計數技術，結合機器學習，觀測到在特定時間人潮數量影響溫溼度的變化。最後結合溫溼度空調設備，達成能源控管的最佳化。



以 ESP8266 結合 HTU21D 和 MH-Z19 測量溫溼度和二氧化碳濃度，並將資料以 MQTT 通訊協定送回 MySQL 資料庫。初步，以 PowerBI 以時間軸方式呈現不同時間下的溫溼度和二氧化碳濃度變化。再者，找出溫溼度和二氧化碳濃度明顯超出需求值的時間戳記點以了解空間中何時會因為第三方因素產生溫濕度和二氧化碳的調整需求。此外，醫院內主要造成溫濕度和二氧化碳變化原因為病患人數多寡，因此我們以 OpenCV 深度學習技術在

各時間點計算人數，並與各時間點當下的溫濕度和二氧化碳濃度變化做關聯性分析和機器學習技術，以找出控制院內溫濕度和換氣系統的最佳化方式。在全自動端，不僅能夠以機器學習技術結合數據完成溫溼度和換氣系統的自動化，相關人員亦能及時取得以 PowerBI 呈現的可視化圖表和曲線。

課程成果報告：

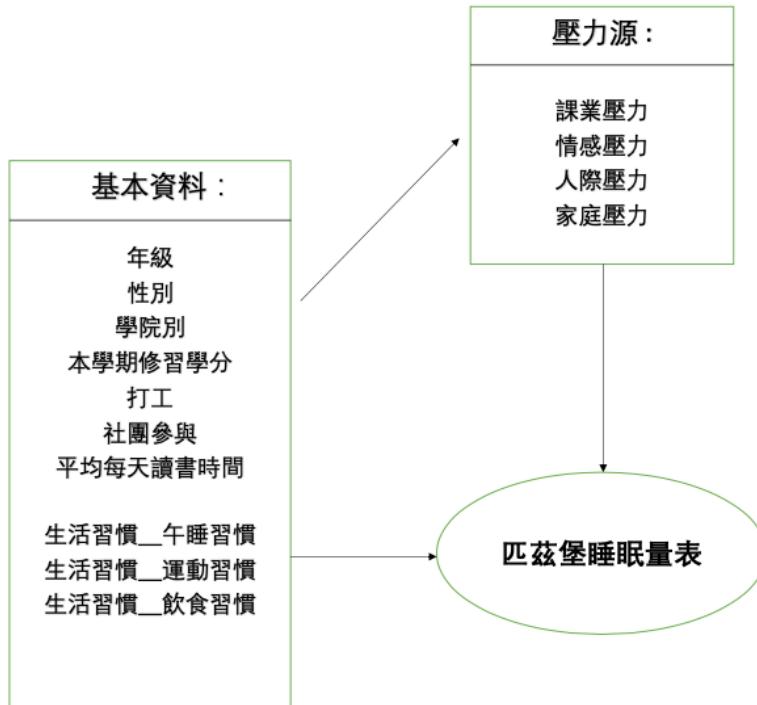
大學生睡眠品質及其相關因素之研究 (SPSS)

本研究採問卷調查法進行，研究工具為匹茲堡睡眠品質量表 (Buysse 等，1989) 與自編式的問卷包含個人資料、生活壓力、生活習慣、睡眠品質。

		課業壓力	情感壓力	人際壓力	家庭壓力	Global PSQI
課業壓力	相關係數	1	0.196*	0.386**	0.373**	0.324**
	P 值		0.030	0	0	0
情感壓力	相關係數		0.196*	1	0.402**	0.389**
	P 值		0.030		0	0.095
人際壓力	相關係數		0.386**	0.402**	1	0.453**
	P 值		0	0		0.176
家庭壓力	相關係數		0.373**	0.389**	0.453**	1
	P 值		0	0	0	0.080
Global PSQI	相關係數		0.324**	0.152	0.123	0.080
	P 值		0	0.095	0.176	0.381

依變數：PSQI	B 估計值	標準誤差	t	P 值
(常數)	8.855	1.582	5.599	
本學期修習學分	-1.114	0.620	-1.796	0.075
平均每天讀書時間	-0.168	0.586	-0.287	0.774
睡午覺習慣	-1.615	0.601	-2.688	0.008
課業壓力	0.920	0.363	2.537	0.013
情感壓力	0.207	0.308	0.670	0.504
人際壓力	-0.092	0.353	-0.261	0.794

皮爾森積差相關分析的結果顯示：在四項壓力源中，「課業壓力」、「情感壓力」、「人際壓力」皆和「睡眠品質 PSQI」呈現正相關。顯示以上 3 種壓力都會造成睡眠品質不佳。



結果：

獨立樣本 t 檢定的結果顯示：在七項個人因素中，僅「本學期修習學分」對「睡眠品質 PSQI」達到顯著差異水準且「本學期修習學分 ≤ 19 」的組別睡眠品質較「本學期修習學分 > 20 」的組別差。

學習心得：

從自學的 Python 機器學習課程中學到很多算法，包括多元線性回歸分析、SVM、決策樹、隨機森林等算法。從實習單位分析原物料價之外，也透過這堂課的實際操作，將已學得的知識融會貫通，

增強基礎知識的認知。知道在不同變量不同環境的情況下如何找出影響結果的重要因素，也懂得如何透過統計的不同方法分析數據。

從專案和課程的研究報告中，我了解到大數據的應用很廣泛，可以藉由不同的感測器獲取數據，在研究方面也透過不同的統計方法作分析。因此，在專案和研究的過程中，也了解所學的基礎再往下延伸可以帶來更多應用。

合著人證明：

一、合著人證明：科技部研究計畫（考生獨立完成）

考生有利審查資料合著人證明			
類別(請勾選)	<input type="checkbox"/> 專題研究 <input type="checkbox"/> 競賽 <input type="checkbox"/> 論文 <input checked="" type="checkbox"/> 其他：科技部大專生研究計畫		
考生姓名	李昱廷		性別 <input checked="" type="checkbox"/> 男 <input type="checkbox"/> 女
就讀學校 系所	中山醫學大學 醫學資訊學系		
著作名稱	基於 Transformer 及遞歸神經網路的自然語言情感分析方法		
指導教授 姓名	張炎清 教授		
合著人 (或共同研究人) 簽章證明	1.	2.	3. 4.
考生完成部份 或貢獻及百分 比	<input checked="" type="checkbox"/> 考生獨立完成。 <input type="checkbox"/> 考生完成部分或貢獻及百分比。 完成百分比： 完成部分或貢獻(請簡明扼要敘述)：		
合著人完成部 份或貢獻及百 分比	(考生獨立完成者免填)		

註：請指導教授、考生、合著人簽章後，正本掃描上傳報名系統，謝謝。

指導教授：
張炎清

考生：
李昱廷

國立清華大學
資訊工程學系碩士班

二、合著人證明：論文（考生完成百分比：70%）

考生有利審查資料合著人證明			
類別(請勾選)	<input type="checkbox"/> 專題研究 <input type="checkbox"/> 競賽 <input checked="" type="checkbox"/> 論文 <input type="checkbox"/> 其他：		
考生姓名	李昱廷	性別	<input checked="" type="checkbox"/> 男 <input type="checkbox"/> 女
就讀學校 系所	中山醫學大學 醫學資訊學系		
著作名稱	A Sentiment Analysis Method based on a Transformer and a Recurrent Neural Network		
指導教授 姓名	張炎清 教授		
合著人 (或共同研究人)	1. 蔣翔	2. 曹仲尼	3.
簽章證明	4.	5.	6.
考生完成部份 或貢獻及百分 比	<input type="checkbox"/> 考生獨立完成。 <input checked="" type="checkbox"/> 考生完成部分或貢獻及百分比。 完成百分比： <u>70</u> % 完成部分或貢獻(請簡明扼要敘述)：		
合著人完成部 份或貢獻及百 分比	(考生獨立完成者免填) 蔣翔: 20% 曹仲尼 100%		

註：請指導教授、考生、合著人簽章後，正本掃描上傳報名系統，謝謝。

指導教授：張炎清

考生：李昱廷

國立清華大學
資訊工程學系碩士班

三、合著人證明：專題研究（考生完成百分比：70%）

考生有利審查資料合著人證明

類別(請勾選)	<input checked="" type="checkbox"/> 專題研究 <input type="checkbox"/> 競賽 <input type="checkbox"/> 論文 <input type="checkbox"/> 其他：		
考生姓名	李昱廷	性別	<input checked="" type="checkbox"/> 男 <input type="checkbox"/> 女
就讀學校 系所	中山醫學大學 醫學資訊學系		
著作名稱	以結合 Transformer 的遞歸神經網路進行多維度 自然語言情感分析		
指導教授 姓名	張炎清 教授		
合著人 (或共同研究人) 簽章證明	1. <u>隋軒</u>	2. <u>曹仲辰</u>	3.
	4.	5.	6.
考生完成部份 或貢獻及百分 比	<input type="checkbox"/> 考生獨立完成。 <input checked="" type="checkbox"/> 考生完成部分或貢獻及百分比。 完成百分比： <u>70</u> % 完成部分或貢獻(請簡明扼要敘述)：		
合著人完成部 份或貢獻及百 分比	(考生獨立完成者免填) <u>隋軒</u> : 20% <u>曹仲辰</u> : 10%		

主：請指導教授、考生、合著人簽章後，正本掃描上傳報名系統，謝謝。

指導教授：張炎清

考生：李昱廷

國立清華大學
資訊工程學系碩士班



國立清華大學
資訊工程學系碩士班
National Tsing Hua University
Department of Computer Science

有利審查資料

碩士班甄試資料

學校：中山醫學大學

學系：醫學資訊學系

姓名：李昱廷

目錄

壹、專業課程	3
1.1 參與專題研究 - 自然語言處理	4
1.2 企業實習經驗.....	6
1.3 專業科目.....	7
貳、研討會參與	9
2.1 參與 3D 影像技術科技研討會	10
2.2 參與 D Forum 2020 智慧工廠論壇	11
2.3 投稿及發表： 臺大管理書叢-跨醫療領域經營管理國際研討會	12
參、畢業專題	14
肆、科技部研究計畫	19
伍、學術活動	35
5.1 電腦視覺與深度學習暑期研習	36

陸、社團活動	37
柒、附件	40

附件一、實習成果報告：

物聯網專案 -

IoT 平台整合 ESP8266 解決在醫院內人潮眾多時出現的溫溼度控 管問題 (Arduino、MySQL、OpenCV、PowerBI、Html、CSS).....	41
---	----

附件二、課程成果報告：

大學生睡眠品質及其相關因素之研究 (SPSS)	44
-------------------------------	----

附件三、合著人證明：(科技部研究計畫、論文、論文研究) .. 47

壹、專業課程

1.1 參與專題研究

1.2 實習經驗

1.3 專業科目

1.1 參與專題研究 - 自然語言處理

於大二時進入張炎清教授指導的「生醫訊號暨醫學影像處理實驗室」，主要研究自然語言處理暨情感分析算法。實驗室每個禮拜固定會 Meeting 報告進度，除了要熟悉國際研討會的形式和增進英文能力。更是更是以閱讀國際性論文當參考資料，並且嘗試以 Python 實踐論文中的方法。未來大四的畢業專題發表也將以英文進行報告。

通過科技部大專生研究計畫

大三以「基於 Transformer 及遞歸神經網路的自然語言情感分析方法」為題目通過科技部 109 年度之 大專學生研究計畫案，主要以遞迴神經網路實現單頭注意力以改善 Transformer 的短期依賴問題，因為科技部計畫的通過讓我對於研究有信心且更熱衷於專題研究。

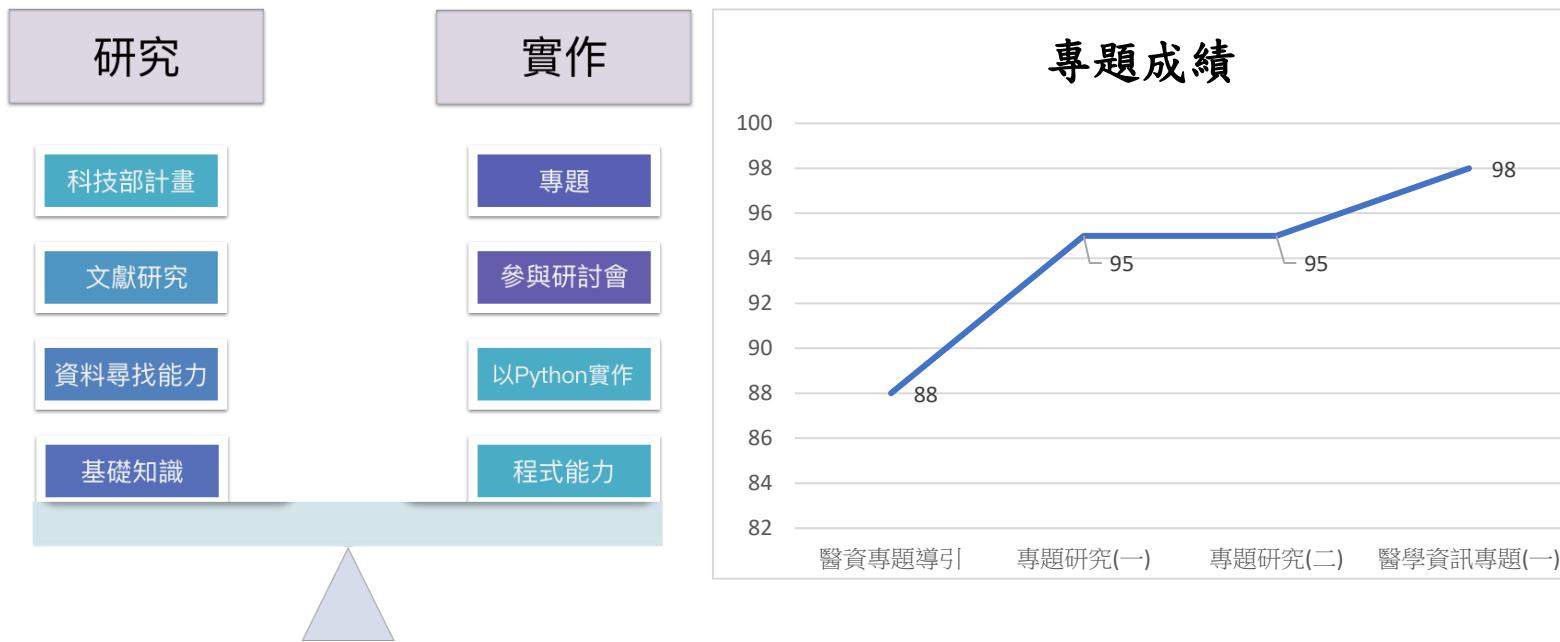
參與一場國際研討會及二場國內研討會

2018 年以專家身分受邀至長陽生醫主辦「3D 醫學影像技術論壇：引領醫療科技的創新與發展新科技&醫療器材品質與安全管理研討會」，在會議中和 Materialise 工程師討論 3D 成像和手術植體的技術需求。

2020 年參與「D Forum 智慧工廠研討會」，瞭解傳統工廠邁向自動化和智慧化應朝著製程方面和工廠儀器監測安全方面的改善。會後和 Amazon Web Service 工程師討論資料流的上傳和下載的 Data Storage

細節，在這方面工廠能在多長的周期將資料上傳儲存做即時分析尤為重要。

2021 年投稿受邀至「臺大管理書叢-跨領域醫療經營管理國際研討會」報告發表，以「基於 Transformer 及遞歸神經網路的自然語言情感分析方法」為主題，透過模型提供更準確的情感分析供疾病追蹤和言論情感判斷。在準備投稿資料的過程中，也因為先前科技部計畫的通過讓我對於投稿內容的完備性提升更多。



個人參與研究、實作之平衡圖

1.2 企業實習經驗

實習經驗：2018-2019 年（暑假期間）

在大一升大二和大二升大三的暑假，投入「韋斯登工程股份有限公司」進行實習，因為在學校較少有機會能進行程式的實際應用，因此選擇到企業實習，增加自己的能力和視野，實習期間主要使用三種能力，第一種為資料分析技術 Python 和 MySQL，學會如何從資料庫獲取數據，並做資料的預處理，第二種為機器學習 Python，在整理分析資料建立圖表的過程中，主動建議公司並透過機器學習算法分析原物料進貨進一步改善成本管理，第三種為資料儲存，透過架設 NAS 和防火牆，儲存及維護公司內部資料。

實習經驗：2020 年（暑假期間）

在大三升大四的暑假，投入「中山醫學大學附設醫院」進行實習，因為在系上學到醫院在資訊方面還有工作流程改善方面還有很大的改善空間，因此選擇到醫院工務室實習，增加自己物聯網方面的應用能力和拓展視野。實習期間主要使用三種能力，第一種為網頁前端技術 html 和 css，用於 Web 設計，第二種為物聯網技術 Arduino 和溫溼度感測器，第三種為人頭計數影像辨識技術 Python 深度學習 OpenCV，適用於醫院內溫溼度調控和人潮進出平衡的最佳化系統，第四種為資料可視化 PowerBI 學會將感測數據從資料庫獲取並做分析結果呈現。（見附件一）

1.3 專業科目

領域	科目名稱	成績	領域	科目名稱	成績
程式設計	C 語言	100	資訊專業	醫學資訊專題(一)	98
	醫用程式語言 (C#)	96		計算機組織與結構	94
	物件導向程式設計(一)	85		作業系統	94
	物件導向程式設計(二)	84		資訊倫理	92
	MATLAB 程式設計	79		資料結構	89
	醫用行動軟體設計	66		演算法	77
	微積分	93/90		醫用資訊系統分析 與設計	72
數學領域	機率與統計	92	實務	資料庫系統	61
	線性代數	68		實習	87
				醫院資訊系統實務	81
				健康雲與大數據	79
				電子病歷實務	77

大學英文科目成績簡表

大學英文相關課程	
科目	成績
英文（外國語）	98
全英授課	
管理學	93
醫務管理概論	92
醫療資訊管理	88
管理資訊系統	75

貳、研討會參與

2.1 3D 影像技術科技研討會

2.2 D Forum 2020 智慧工廠論壇

2.3 國際研討會：論文投稿 & 發表

臺灣大學：跨醫療領域經營管理國際研討會

2.1 參與 3D 影像技術研討會

拓展實際應用和國際化的視野 - 勇於表達

此次研討會為「3D 醫學影像技術論壇：引領醫療科技的創新與發展新科技&醫療器材品質與安全管理研討會」，由國立成功大學舉辦，第一次與來自成功大學醫院的醫生和 Materialise 高級工程師進行交流，雖然與醫學影像方面較不熟悉，但是藉由和工程師的討論中得知自己熟悉的 3D 成形技術如何在生物體內做多視角定位和位置匹配。我的英文雖然在交談中無法形容部分的專業名詞，只能和工程師盡量理解，但藉由這個機會很努力詢問和表達自己對於患處部位方面的疑問。會後除了交流學術性的問題還會互相介紹自己的專業和業界 3D 醫療成像的技術。



>>合照留影



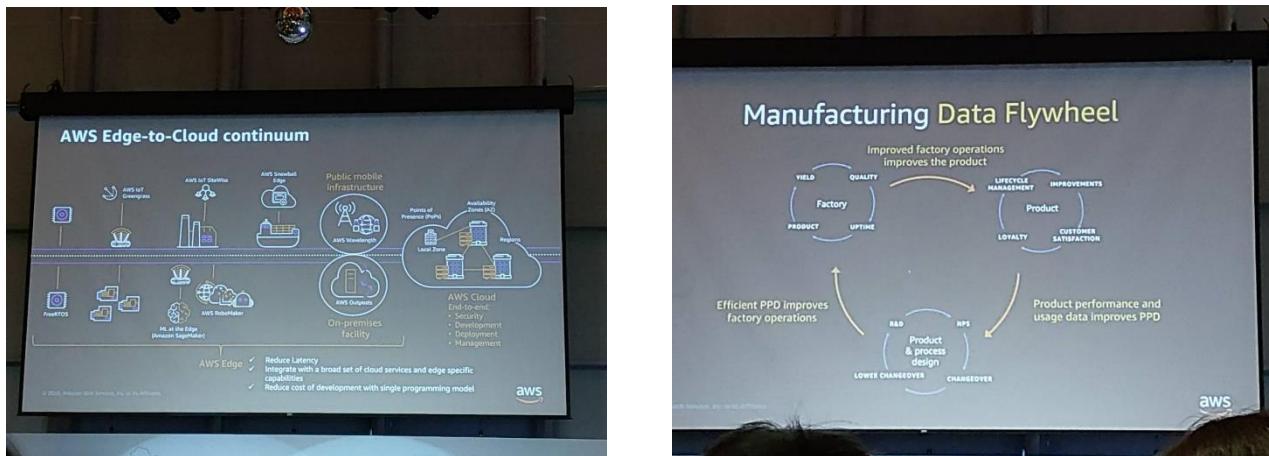
3D 模型醫療討論展示<<

2.2 參與 D Forum 2020 智慧工廠論壇

拓展業界實際應用的經驗

此次研討會為「D Forum 2020 智慧工廠論壇」，由 DIGITIMES 舉辦，會議中有多位講者，其中印象最深刻是與 AWS 解決方案的 Manager 交談，令我最感興趣的是 AWS 如何將工廠諸多的感測數據透過機器學習方式進行預處理和後續分析，雖然因為議程的關係只有約十分鐘的時間交談，也學習到機器學習的算法在商業分析以外如何讓工廠數位化轉型的資料能夠透過混雲端架構和資料藍圖進行分析。

第一次以與機器學習的 Manager 交談後，也瞭解到機器學習藉由 IoT 元件能為客戶串聯產品銷售、產品設計和產品製造，這些技術面都是平常接觸不到的應用端，在短短的時間我整理並詢問我的問題，也很感謝講者們願意花時間和我討論。



>> 會議照片

2.3 投稿及發表：臺大管理書叢-跨醫療領域經營管理國際研討會

NTU Management Review 2020 Management and Medical Sciences Interdisciplinary Conference (Invite for Poster)

October 30th to November 1st, 2020
Taipei, Taiwan

Dear Yen-Ching Chang,

Thank you for submitting your paper to 2020 Management and Medical Sciences Interdisciplinary Conference. We feel delighted to inform you that your paper has been accepted for poster. Congratulations! Please make sure to inform your co-authors (if any) of the good news.

Paper No.	Manuscript Title
045	A Sentiment Analysis Method based on a Transformer and a Recurrent Neural Network

A Sentiment Analysis Method based on a Transformer and a Recurrent Neural Network

Yu-Ting Lee, Wei-Syuan Guo, Chung-Chen Taso, Yen-Ching Chang

¹*Department of Medical Informatics, Chung Shan Medical University, Taichung, Taiwan.*

Abstract

A sentiment analysis plays a very important role in the prediction and response of social issues, especially for an outburst of disease and racism. In order to analyze public sentiment on certain issue, a

國立清華大學
資訊工程學系碩士班

Recurrent Neural Network (RNN) and a Transformer are considered.

Given that short-term dependencies and long-term dependencies of text can provide different benefits, our model is implemented through a Transformer with Bidirectional Encoder Representation from Transformers (BERT) as its encoder and with Single-Headed Attention RNN (SHA-RNN) as its decoder. Compared with the original Transformer and SHA-RNN, our proposed new model not only possesses the long-term dependence characteristics of the original Transformer, and it can also meet the short-term dependence requirements. Therefore, the new model can provide more accurate sentiment analysis for reference of disease tracking and prevention as well as for judgement of various remarks.

參、畢業專題

畢業專題

「以結合 Transformer 的遞歸神經網路進行多維度自然語言
情感分析」

中山醫學大學

醫學資訊學系

畢業專題文件



以結合 Transformer 的遞歸神經網路進行多維度自然語言情感分析

專題學生： 李昱廷、郭為軒、曹仲辰

指導教授： 張炎清 教授

國立清華大學
資訊工程學系碩士班

以結合 Transformer 的遞歸神經網路進行多維度自然語言情感分析

專題學生： 李昱廷、郭為軒、曹仲辰 指導教授：張炎清 教授

中山醫學大學 醫學資訊學系

摘要

隨著網路快速發展，在大數據分析中自然語言處理對於情感分析在社會議題、輿論分析扮演重要的角色。透過分析語句評論及議題的公共情感，鑑於文本中短期依賴和長期依賴可以提供不同的優點，遞歸神經網路(Recurrent Neural Network, RNN) 和 Transformer 將被考慮。研究中將使用 Robustly Optimized BERT Approach (RoBERTa)作為 Transformer 的編碼器，並使用 Single-Headed Attention RNN (SHA-RNN)當作解碼器。結合後的新模型不僅擁有原始 Transformer 的長期依賴性，亦能符合文本序列的短期依賴需求。因此，可以提供更準確的情感分析，供疾病追蹤與預防參考，以及各種言論的多維度情感判斷。

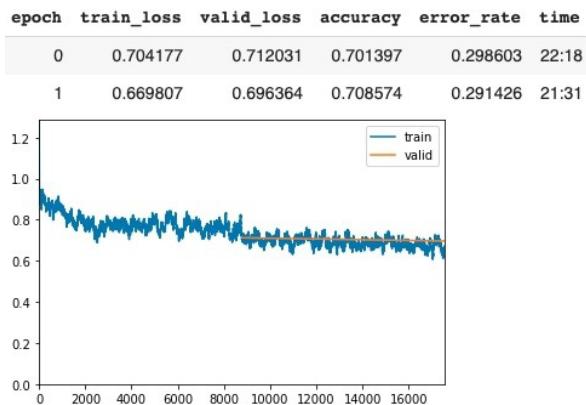
此研究所採用的數據源自 Rotten Tomatoes 用於情感分析的電影評論語料庫，其中對所有已解析的短語建立細粒度的情感標籤，包含有五種等級值來標記詞語，分別為否定、有些否定、中性、有些肯定、肯定。

關鍵字：情感分析、遞歸神經網路、Transformer、單頭注意力

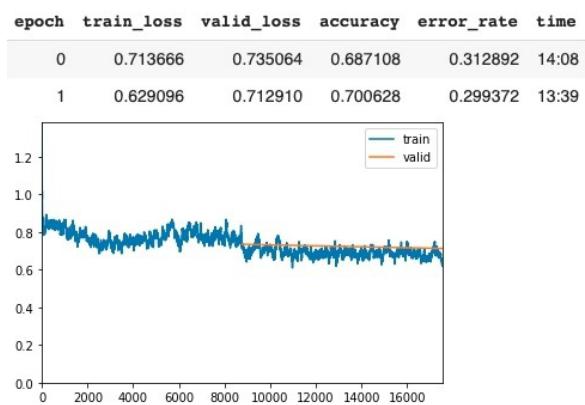
專題研究結果簡要報告

挑選效能最佳的編碼器

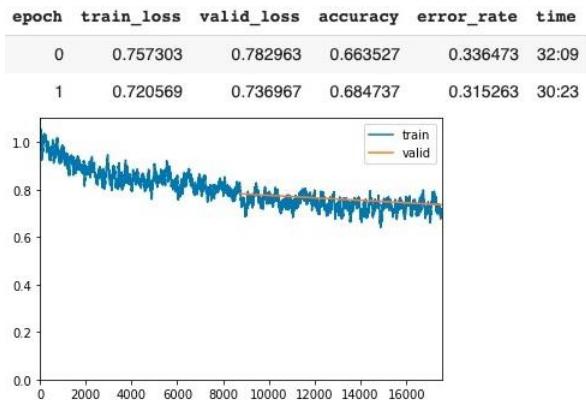
RoBERTa



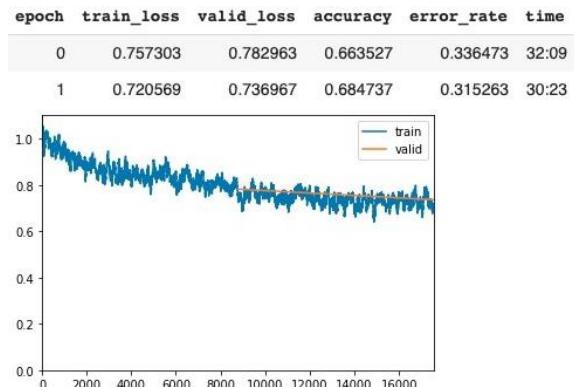
BERT



XLNet



DistilBERT



SHA-RNN

RoBERTa + SHA-RNN

(因專題發表於 1 月，完整資料及實驗結果尚在整理)

本研究使用 Python 撰寫，電影情感評價資料來源為 Classify the sentiment of sentences from the Rotten Tomatoes dataset。資料庫內訓練集有 156,606 則已標記情感等級值的短語，測試集中有 66,292 則短語。我們先取以 Transformer 為基礎的編碼器，分別為 RoBERTa、BERT、XLNet 和 DistilBERT 進行比較，挑選效能最佳者當作研究過程的編碼器。然後，以 SHA-RNN 當作解碼器，實作單頭注意力，捕捉較短語句所需的短期依賴。在訓練的過程中以 Slanted Triangular Learning Rates 學習不同層次文本的特徵，以較小的學習率得到較好的最佳化方向後，以較大的學習率進行最佳化，在訓練後期再以較小的學習率進行更細部的最佳化。此外，研究過程中也以 Gradual unfreezing，以 epoch 為單位一步步針對下游任務做微調。

我們會將訓練和研究結果以損失函數和準確率的變化使用圖表呈現，以便在情感分析的議題之間進行比較。這些結果可以幫助醫師更加了解病人的精神狀況及其潛在因素，甚至為醫師提供醫療決策上的支援。

(因專題發表於 1 月，完整資料及實驗結果尚在整理)

肆、科技部研究計畫

109 年度科技部大專學生研究計畫

「基於 Transformer 及遞歸神經網路的自然語言情感分析方法」

國立清華大學
資訊工程學系碩士班

科技部大專學生研究計畫

投入研究計畫

此次投稿大專學生研究計畫，是我第一次試著完成撰寫一份完整的研究計畫，從擬定主題、蒐集資料到實際撰寫，在撰寫的過程中有遇到瓶頸，透過文獻閱讀及到網路上尋找相關的英文資料，並與教授討論合適的表達方式與方法，也透過很多修改和文獻參考，讓自己的想法更加具體化，再寫到計畫內容中。這個計畫仍在進行中，它讓我體會到研究的精神，也是我邁向研究領域的重要起點，需要努力不懈的嘗試方法並多從實驗中發現問題、解決問題，未來在寫結案報告的時候也會思考如何詮釋這些結果。

學術補助獎勵查詢

MOST 科技部
Ministry of Science and Technology

綜合查詢 補助 奖勵

游客人次: 3258667

設定期顯示筆數: 10

年度	學生姓名	執行機關	內容
109	李昱廷	中山醫學大學醫學資訊學系	計畫名稱: 基於Transformer及遞歸神經網路的自然語言情感分析方法 計畫編號: 109-2813-C-040-012-E 成果報告: 無電子檔 執行起迄: 2020/07/01~2021/02/28 指導教授: 張炎清 核定金額: 48,000元

科部 電子政府 年度：109

Ministry of Science and Technology 大專學生研究計畫系統

使用者: 李昱廷 身份: 學生

計劃申請案 計畫執行中 報告繳交 近三年申請案 個人資料 檢視內容

※若您點選任何連結文字或連結圖示按鈕沒有反應時，請參考[封鎖快擴注意事項](#)
※若您使用IE11瀏覽器，建議您進行相容性檢視設定，請參考[相容性檢視設定事項](#)

大專學生研究計畫核定案件查詢

年度	條碼編號	計畫類別	計畫編號	計畫名稱	計畫狀態
109	109CFD2500023	一般型研究計畫	109-2813-C-040-012-E	基於Transformer及遞歸神經網路的自然語言情感分析方法	執行中

基於 Transformer 及遞歸神經網路的自然語言情感分析方法

(一)摘要

本計畫的目的是以遞歸神經網路(Recurrent Neural Network)實現 Transformer 注意力機制(Attention)並結合。本研究來源以 BERT (Bidirectional Encoder Representation from Transformers) 、以 RNN 實現單頭注意力(Single Headed- Attention)及 Transformer 注意力機制為主軸進行研究。本研究計畫所使用的結合過程是以 RNN 建立自然語言推理模型，並透過改造後的長短期記憶模型(LSTM)實現單頭注意力機制改善 Transformer 自我注意力機制弱於捕獲文本中的短期依賴問題，並取代 Transformer 中解碼器的注意力機制，進行自然語言情感分析任務。進一步以能進行平行處理的 Transformer 為基礎並融合改造後的 LSTM，改良現有的自然語言情感分析任務。希望本研究所獲得的研究成果可以輔助並應用於社交網路分析、情感機器人及商品評價分析。

(二)研究動機與研究問題

◆ 研究動機

自然語言處理是結合人工智慧和語言學領域的重要方向，注重於自然語言與電腦之間的通訊互動，主要包含自然語言理解及自然語言生成。其中自然語言理解包含從自然語言的表達及語句中識別出該句真正的目的或含義，理解過程中會因段落句子組合不同而識別出不同的含義，也可能因一詞多義而理解錯誤。因此語義特徵的提取能力特別重要。而自然語言生成部分能夠完成問答、閱讀理解、總結段落的能力。

以遞歸神經網路架構做特徵提取，在提取過程中詞依先後順序讀入而被分配不同的權重，隨著詞與詞之間的距離拉遠及網路深度增加，越前面被輸入詞的權重會被稀釋，造成包含前面被輸入的資訊量會越來越

少。以 Transformer 作為特徵提取可以避免先後輸入造成的權重稀釋問題，透過多頭注意力機制能夠對當前預測詞使用到前面和後面的詞權重進行計算，對 Transformer 而言，能透過平行計算提升計算效率，相較之下 RNN 因依時序計算而效率不高。

由於 Transformer 與 RNN 的主要差別在於解決時序輸入問題，但 Transformer 的無序輸入會造成段落句子組合不同而識別出不同的含義，因此加入位置編碼 (Position Encoding)，將位置編碼與詞嵌入向量相加作為輸入的嵌入向量。輸入過程中包含將輸入的嵌入向量透過自我注意力機制(Self Attention)、前饋層 (Feed-Forward Neural Network)、和層標準化(Layer Normalization)。輸出過程包含連接多層的多頭注意力、編碼器和解碼器的注意力機制和前饋層。

雖然 Transformer 的特徵提取技術在學界已相當成熟，但若以 LSTM 繼續做為自然語言處理的關鍵技術，在 Transformer 相當成熟的情況下，以 LSTM 實作 Transformer 中關鍵的注意力機制效果如何？因此，實作 SHA-RNN (Single-Headed Attention RNN) 達到單頭注意力的技術受到矚目。

在 Transformer 的架構中用到多頭注意力(Multi-Head Attention)，雖然能避免順序輸入的缺失並提高預測效率，但卻無法確認每層的多個頭中有幾個是有效的，相較之下 SHA-RNN 的注意力只保留一個頭，訓練過程也能夠減少多餘的運算量。本研究希望藉由以 LSTM 實作的 SHA-RNN 技術與 Transformer 中的編碼器進行合併重組 Transformer 結構。

◆ 研究問題

我們希望藉由 Transformer 及 SHA-RNN 重組編碼器和解碼器的結構，能夠解決 Transformer 弱於捕獲文本中的短期依賴的問題。Transformer 的運作過程因為會給予單一句子中出現的重複詞相同的權重，會造成無法給予相對鄰近詞有較大的權重，進而在自然語言理解也

會出現問題。希望透過結合 SHA-RNN 技術解決 Transformer 弱於捕獲文本中的短期依賴的問題，以單頭注意力提升運算效率。

本研究的主題如下，透過重組後的編碼器與解碼器進行更準確的自然語言處理。首先，對輸入語句以 BERT 進行預訓練，包含詞塊化(tokenization)及文本清理，判斷兩句話是否有相同含義，並捕捉句子之間的關係。透過 SHA-RNN 進行解碼，過程中以 LSTM 實作單頭注意力以解決 Transformer 弱於捕獲文本中的短期依賴的問題，需要對向量進行矩陣乘法，與傳統的下映射層相比能減少運算量。解碼器的部分使用 Transformer 中經 SHA-RNN 改造後的解碼器用於自然語言生成。

因此，本研究將對 Transformer 的解碼器、SHA-RNN 注意力機制與多頭注意力機制之不同、Transformer 與 SHA-RNN 的融合效果進行分析和探討。

(三)文獻回顧與探討

一、Transformer

Transformer 是一種基於自注意力機制的Seq2Seq(Sequence to Sequence)模型，常用於提高神經網路機器翻譯的性能及模型訓練的速度，在特定任務中的表現優於傳統的機器翻譯模型。

◆ 自注意力機制 (Self-Attention)

Transformer編碼器的輸入首先經過自注意力層，這幫助編碼器對特定單詞進行編碼的同時也查看輸入語句的其他單詞，接著自注意力層的輸出會送到前饋神經網路。

解碼器包含自注意力機制、前饋層、一層編碼解碼的注意力層，幫助解碼器將注意力集中在輸入語句的相關部分，如圖1。

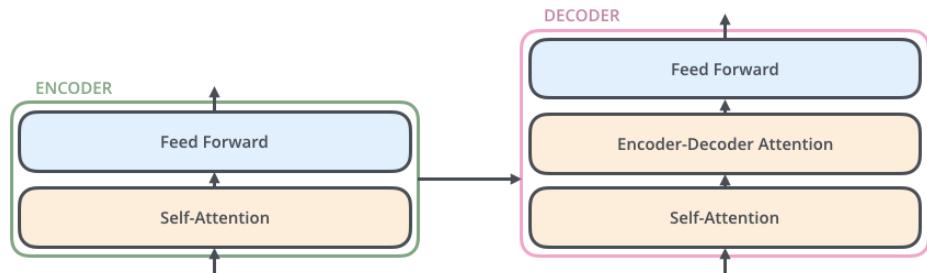


圖 1，編碼器與解碼器架構圖，來源：jalammer.github.io

對於輸入語句的每個單詞會建立三個向量（query查詢向量、key鍵向量、value值向量），透過將單詞的嵌入向量對訓練過程建立的三個矩陣（query, key, value）進行點乘（Dot-Production）產生向量。

得分透過查詢向量的點乘與各個單詞的鍵向量相乘得出，分別為 $q_1 \cdot k_1$ 、 $q_2 \cdot k_1$再除以向量維度的平方根使其獲得更穩定的梯度。

透過softmax對分數進行標準化，顯示該單詞對目標單詞的相關性。最後，將每個值向量乘以softmax分數，並加權總和就能得到自注意力輸出，如圖2。

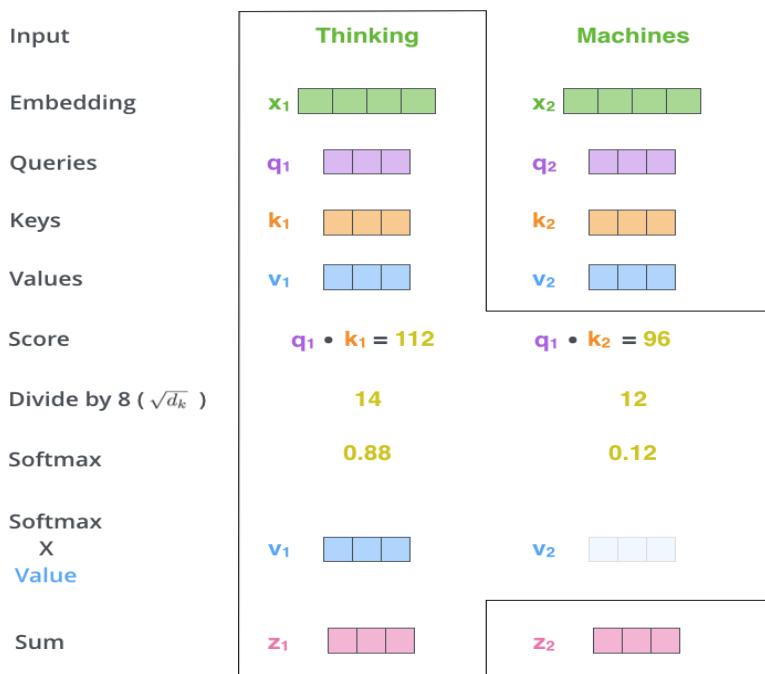


圖 2, 自注意力結構圖, 來源: jalammer.github.io

◇ 多頭注意力機制 (Multi-Head Attention)

多頭注意力為單頭注意力的原理延伸，多頭注意力著重於單一查詢矩陣和多個鍵向量進行點乘並一起考慮整個輸入語句的單詞，如圖3。

此外，根據不同下游任務不同的頭關注的點不一樣，其中包含以單頭取局部的資訊或以多頭取全局的資訊。因此，無論是單頭注意力機制或多頭注意力機制，在特定問題的解決方案都可能會用到，如圖4。

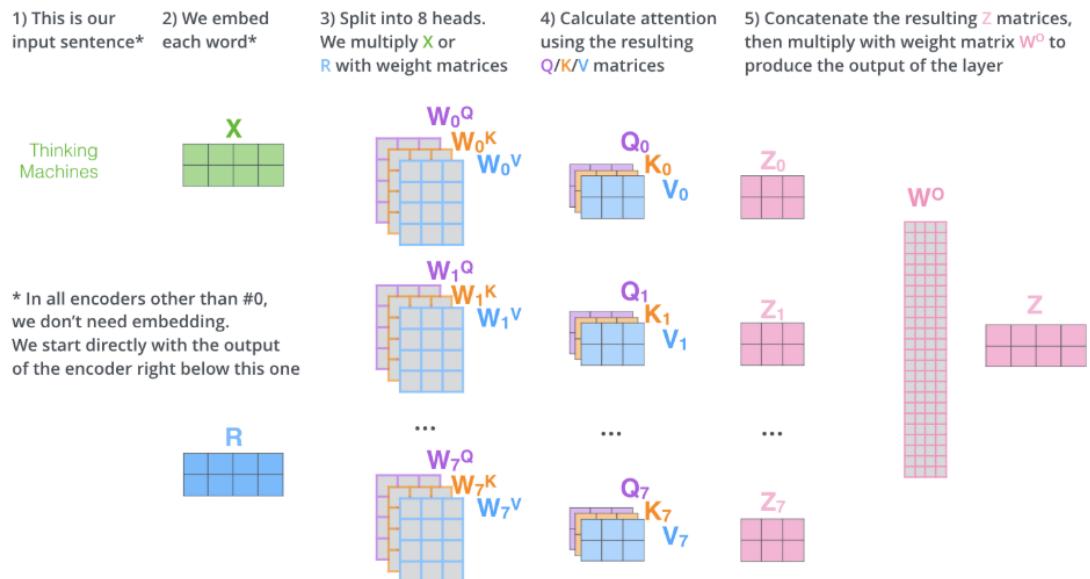


圖 3, 多頭注意力結構圖, 來源: jalammer.github.io

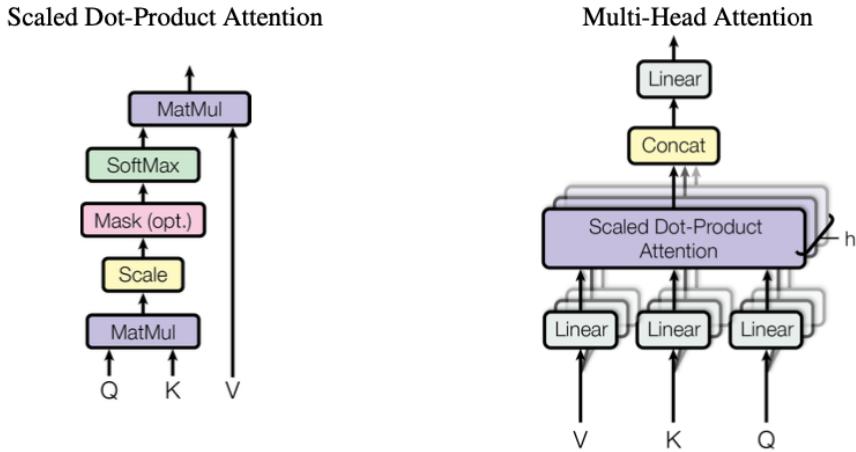


圖4，注意力機制比較圖，來源：Attention Is All You Need 原始論文

編碼的過程中，與傳統RNN相比確實能夠降低順序輸入的問題，但也因為無序問題而衍生出位置編碼 (Position Encoding) 的必要性。在未加入位置編碼的情況下，自注意力機制會將句子中出現重複的詞賦予一樣的權重，會造成相近的詞應較重要，但權重卻與另一個較遠的詞一樣重要，產生Transformer弱於捕獲文本中的短期依賴的問題，這種對注意力的依賴可能會導致Transformer在語法敏感任務上的性能不如RNN模型。

相較之下，RNN模型是過度仰賴短期依賴，Transformer卻是缺少必要的短期依賴。

二、 Bidirectional Encoder Representations from Transformers (BERT)

✧ 預訓練 (Pre-Training) 雙向 Transformer

傳統的語言模型因由數學定義為單向而且LSTM只能完成淺層訓練，導致對於不同位置方向的單詞而言，在編碼的過程看不到另一側的單詞。

雖然句子中有些單詞會依賴鄰近左右側的單詞，但僅僅從單方向做編碼無法滿足需求。

透過Transformer進行自然語言處理任務，與RNN相比，能將網路做得更深，每個位置的詞都能不受位置距離和方向因素而進行

編碼，但在自然語言生成的組合部分，雖然 BERT 做詞嵌入時有加入位置編碼 (Position Encoding)，但其原理是被用來與輸入嵌入求平均，進一步感覺詞塊的相對位置，因此認為語言組合也涉及詞序推理，而不是只需要注意力機制 (Attention isn't all you need.)。

◇ 預訓練任務 #1 Masked Language Model (Masked LM)

訓練一個語言模型，將大量未標註的數據進行無監督學習，學會語法結構、解讀語義，並透過 BERT 減少不同自然語言處理任務的預訓練和建構成本。

在預訓練之前對訓練集隨機遮蔽 15% 的單詞，而非如以往將每個詞都預測一次。而最後損失函數也只會計算被遮蔽的詞塊 (token)，被遮蔽的 15% 中有 10% 被替換成其他單詞，另外 10% 不替換，剩餘 80% 被替換為 [MASK]。

在預訓練的過程中，模型不知道哪些詞被遮蔽，因此模型對每個詞都注意，這也造成當 [MASK] 出現過多將影響模型收斂速度，甚至比 RNN 左到右的模型更慢。

◇ 預訓練任務 #2 Next Sentence Prediction (NSP)

判斷第二個語句在原始文本中是否與第一個句子相接。

◇ 現今 NLP 的兩階段遷移學習

先以語言模型預訓練的方式訓練出一個對自然語言有相當程度理解的語言模型，再將其用來做特徵擷取並針對下游任務進行微調。而透過 BERT 能夠同時完成無監督學習和監督式微調的部分。

三、 Sequence to Sequence (Seq2Seq)

◇ 編碼器與解碼器

Seq2Seq 模型主要由編碼器與解碼器兩個 RNN 組成，編碼器負責將輸入序列編碼轉換成中間向量 (Context Vector)，解碼器再根據中間向量轉換成文字輸出。在預測的過程中，目前字詞的預測不僅取決於前面已翻譯的字詞，還必須考慮到原始輸入。

運作過程中，編碼器最後時間神經元的隱藏層輸出到解碼器的第一個神經元，透過激勵函數和softmax層，篩選出機率最大者做為下一個神經元的輸入，如圖4。

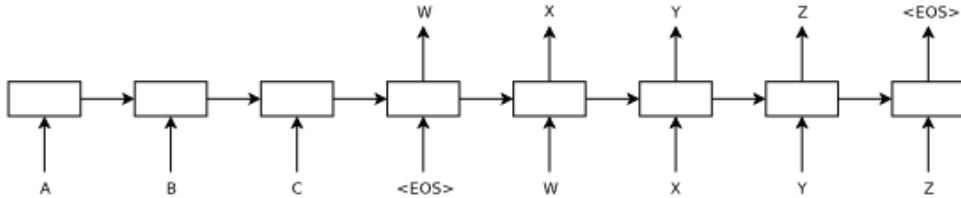


圖 4, Seq2Seq 結構圖，來源：Seq2Seq 原始論文

而問題出現在中間向量，在編碼器以最後一個神經元進行轉換時，雖然都是依序由左到右讀取資訊，但中間向量卻是固定長度維度的向量。導致轉換後的向量無法涵蓋所有輸入序列的訊息，造成先被輸入的重要訊息可能在轉換後權重會變低或甚至消失。

四、Single Headed Attention RNN (SHA-RNN)

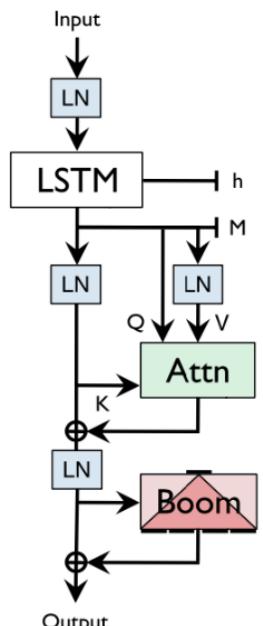
◇ 單頭注意力(Single Headed Attention)

Transformer模型是建立在無序基礎，並只透過注意力機制完成訓練，但每層網路都有幾十個頭(Head)，運算的過程中將因無法得知哪些頭為有效而耗費多餘的運算資源。相較之下，SHA-RNN的注意力機制只保留一個頭以完成向量的注意力點乘。

◇ 結構變更

主要以Transformer的自注意力機制為基礎修改，四層的結構中，每層都是先做LSTM，進行層標準化(Layer Normalization)後再接上注意力機制，因此實際上為8層。

結構變更的部分，與Transformer相比之下只對Q做全連接層，並以sigmoid產生Q, K。但實作過程發現LSTM的輸出必



須經過全連接層才成為Q,K,V，而改進的核心部分在於作者提出改造後的前饋層(Boom Layer)。

◆ Boom Layer

為了減少運算量，基於Transformer前饋層改造後的Boom Layer，將原本的全連接層轉換成4倍向量，加總後再將維度轉換回來，透過實作能夠節省顯存用量，跑更多層網路。

(四)研究方法及步驟

- ◆ 以 BERT 對原始文本進行預訓練 (Pre-training)及針對不同的下游任務進行微調 (Fine-tuning)

BERT的運作過程主要基於未標註或只有少量標註的文本數據進行微調以解決新的下游任務。運作過程包括三個主要步驟：

1. 準備原始文本數據：

文本數據包含未標註或少量標註的文本，透過數據清理將文本中空白標題的範例去除。同時，將超出BERT模型中預設序列長度的範本去除，並以0將小於序列長度的向量補0，以符合預訓練的文本讀入。

2. 將原始文本轉換成BERT相容的輸入格式：

文本進行預處理過程中對句子開頭向量位置加入分類符[CLS]，並以[SEP]以0/1區分第一句與第二句。再以中文BERT對文本進行斷詞，如圖5。

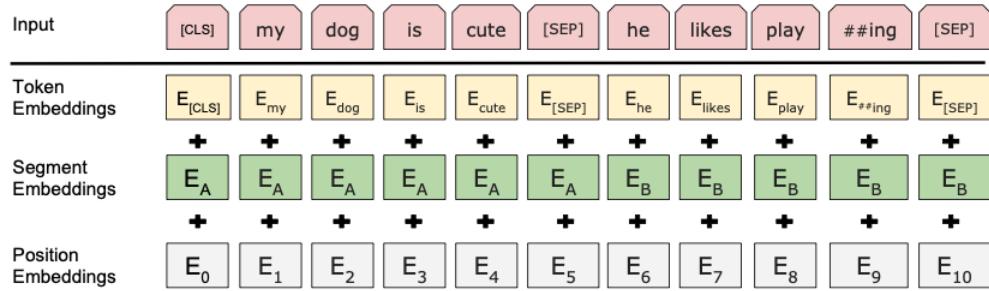


圖 5, BERT 成對句子編碼示意圖，來源：BERT 原始論文

3. 在BERT之上加入新的Layer進行微調成為下游任務模型：

對BERT模型進行微調的部分包含利用下游任務的目標函式從頭訓練分類器並微調BERT參數，以訓練完的BERT加上線性分類器最大化當前下游任務的目標，如圖6。

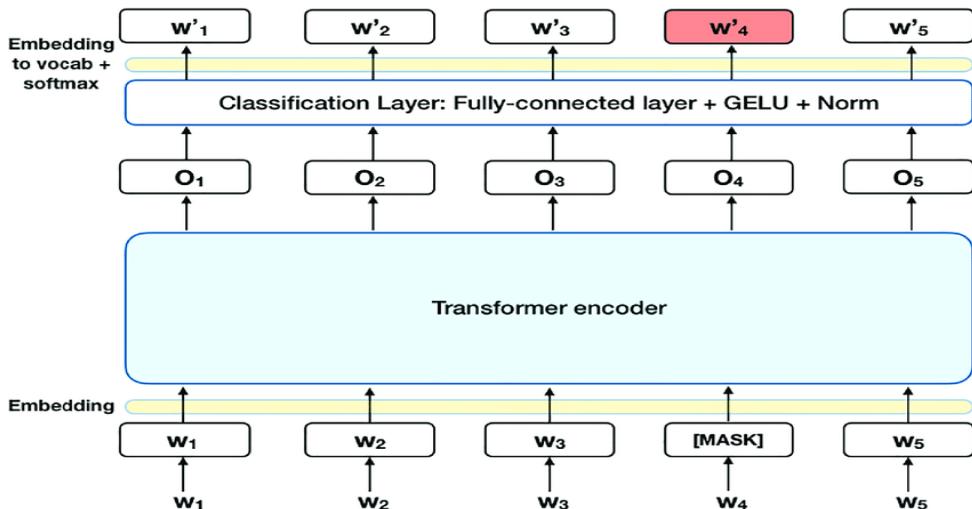


圖 6, BERT分類層示意圖，來源：Faiza Khattak

透過遷移學習，新增的分類器由於大多數的參數都來自已經預訓練的BERT，實際上需要從頭訓練的參數量很少。

因此，在微調的過程中，需依照不同下游任務加入新的線性分類器。

◆ 以 SHA-RNN 實作注意力機制

將 BERT 針對不同下游任務進行微調後的模型依照不同注意力產生預測的字詞放入成為 SHA-RNN 的輸入向量。

SHA-RNN 運作過程包含解碼過程的注意力分配和前饋層的向量運算，其中主要包含兩個核心結構，基於指針的注意力(Pointer Based Attention)和作者改造過的前饋層(Boom Layer)。

1. 基於指針的注意力機制 (Pointer Based Attention):

在運算過程中只保留一個頭，其中唯一的矩陣乘法只出現於 Query，經過矩陣相乘及層級標準化，如式(1)及式(2)，其中 h^{t-1} 為 $t-1$ 時刻的隱藏層狀態，和 t 時刻的輸入數據 x_t 。

再進行縮放點乘注意力(Scaled Dot-Product Attention)，如式(3)。

$$\mathbf{a}^t = W_{hh} h^{t-1} + W_{xh} \mathbf{x}^t \quad (1)$$

$$\mathbf{h}^t = f\left(\frac{\mathbf{g}}{\sqrt{(\sigma^t)^2 + \epsilon}} \odot (\mathbf{a}^t - \mu^t) + \mathbf{b}\right) \quad \mu^t = \frac{1}{H} \sum_{i=1}^H a_i^t \quad \sigma^t = \sqrt{\frac{1}{H} \sum_{i=1}^H (a_i^t - \mu^t)^2} \quad (2)$$

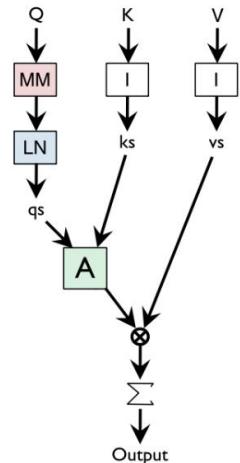
$$\text{Attention}(Q, K, V) = \text{softmax}\left(\frac{QK^T}{\sqrt{d_k}}\right)V \quad (3)$$

◆ 改造後的前饋層(Boom Layer):

類似於 Transformer 中改造的前饋層，使用一個 $v \in \mathbb{R}^H$ 向量，透過以激勵函數 GeLU 的矩陣乘法， $u \in \mathbb{R}^{N \times H}$ 之後將 u 拆成 N 個向量，再加總得到 $w \in \mathbb{R}^H$ 。

$$v \in \mathbb{R}^H \longrightarrow u \in \mathbb{R}^{N \times H} \longrightarrow w \in \mathbb{R}^H$$

圖 7, 向量維度變化示意圖



◆ 解碼輸出

透過將 Transformer 中的編碼器部分以 BERT 進行預訓練和監督式微調，並將 BERT 輸出向量做為 SHA-RNN 的輸入向量。再透過 SHA-RNN 進行解碼輸出，即完成本研究所有的研究步驟。

下圖左側為原始 Transformer 架構圖，右側為本研究提出改造後的新架構，如圖 8。

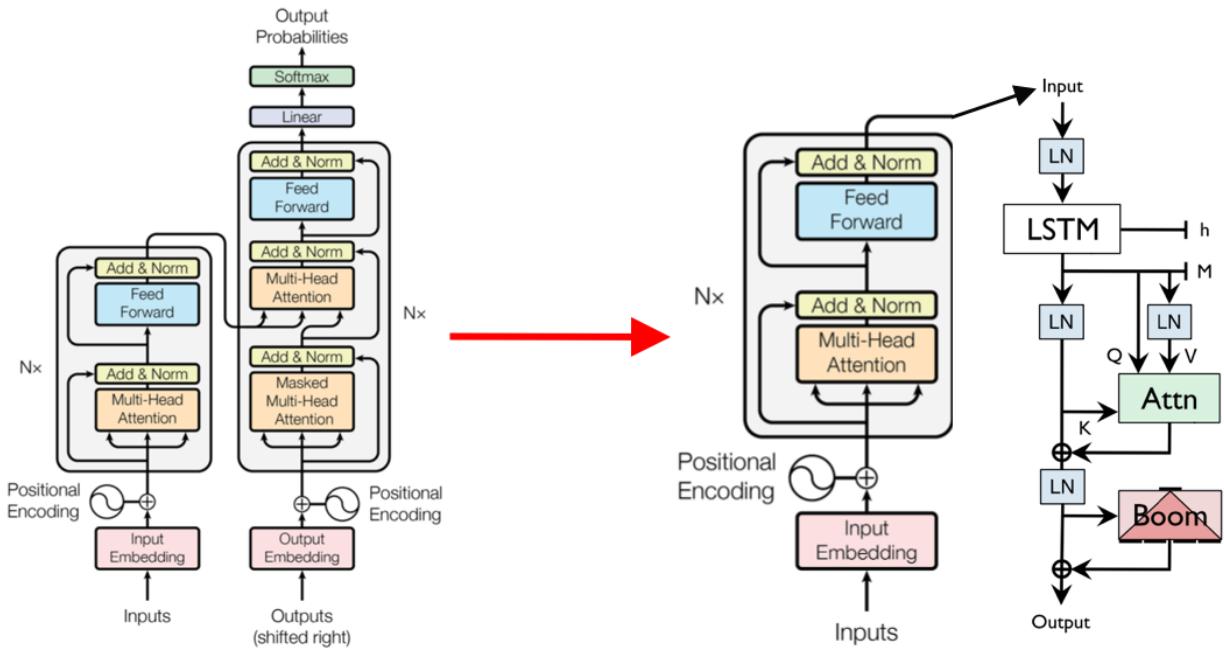


圖 8, 研究架構圖

(五)預期結果

經由此研究步驟，本計畫預期可獲得由原始文本經由 BERT 進行預訓練及監督式微調的結果，透過 BERT 編碼器的輸出並以 SHA-RNN 以單頭注意力完成解碼器的前饋層及注意力機制，最後得出比原始 Transformer 詞義分析輸出更精準的預測結果，並彌補 Transformer 注意力機制導致編解碼過程無序的缺失以及其衍生出的弱於捕獲文本中的短期依賴的問題。最後將應用於社交網路分析、情感機器人及商品評價分析及後續其他自然語言情感分析任務。

(六)參考文獻

1. Jacob Devlin, Ming-Wei Chang, Kenton Lee and Kristina Toutanova. BERT: Pre-training of Deep Bidirectional Transformers for Language Understanding. arXiv: 1810.04805v2, 2019.
2. Ashish Vaswani, Noam Shazeer, Niki Parmar, Jacob Uszkoreit, Llion Jones, Aidan N.Gomez, Lukasz Kaiser and Illia Polosukhin. Attention Is All You Need. arXiv: 1706.03762v5, 2017.
3. Yoav Goldberg. Assessing BERT's Syntactic Abilities. arXiv: 1901.05287v1, 2019.
4. Richard Socher, Alex Perelygin, Jean Y. Wu, Jason Chuang, Christopher D. Manning, Andrew Y. Ng and Christopher Potts. Recursive Deep Models for Semantic Compositionality Over a Sentiment Treebank, 2013.
5. Stephen Merity. Single Headed Attention RNN: Stop Thinking With Your Head. arXiv: 1911.11423v2, 2019.
6. Ilya Sutskever, Oriol Vinyals and Quo V.Le. Sequence to Sequence Learning with Neural Networks. arXiv: 1409.3215v3, 2014.
7. Nikita Kitaev, Lukasz Kaiser and Anselm Levskaya. Reformer: The Efficient Transformer. arXiv: 2001.04451v2, 2020.
8. Yonghui Wu, Mike Schuster, Zhifeng Chen, Quoc V.Le and Mohammad Norozui. Google's Neural Machine Translation System: Bridging the Gap between Human and Machine Translation. arXiv: 1609.08144v2, 2016.
9. Stephen Merity, Caiming Xiong, James Bradbury and Richard Socher. Pointer Sentinel Mixture Models. arXiv: 1609.07843v1, 2016.
10. Lajanugen Logeswaran and Honglak Lee. An Efficient Framework for Learning Sentence Representation. arXiv: 1803.02893v1, 2018.

(七)需要指導教授指導內容

- 一、請老師指導文獻蒐集的要領。
- 二、請老師指導論文研讀與整理的要領。
- 三、請老師指導如何進行實驗設計。

- 四、請老師指導如何提供有效的特徵，以及擷取特徵的技巧。
- 五、請老師指導撰寫程式的技巧。
- 六、請老師指導研究報告撰寫的寫作要領。

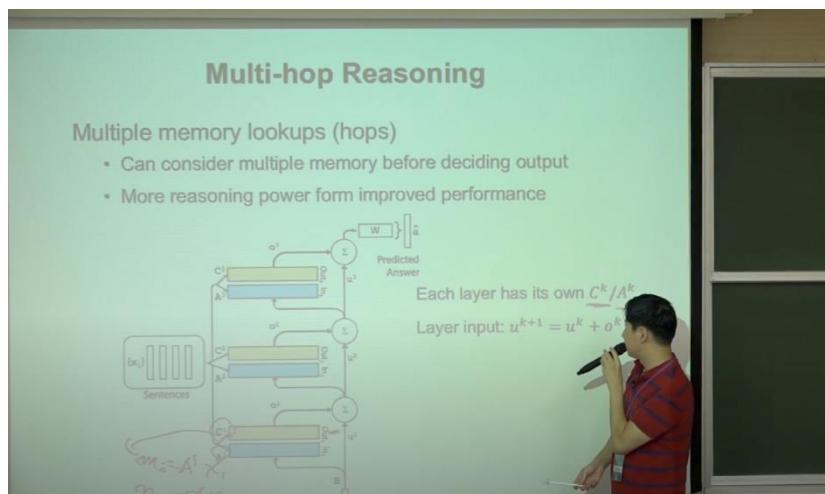
伍、學術活動

5.1 科技部 AI 辦公室：

電腦視覺與深度學習暑期研習

5.1 電腦視覺與深度學習暑期研習

參與研習的過程中，由五天來自台灣和國外優秀教授講解神經網路和用於電腦視覺遷移學習方面的知識。其中最感興趣的是神經網路和語義分析的部分，從模型以數學原理拆解和語言類的理解過程奠定日後對於研究方向-自然語言處理的基本知識。研習過程中，我也把握時間向以英文向老師詢問上課過程不了解的地方，在研習的過程中也不斷把握機會把不懂的原理記下來並盡量問清楚。



國立清華大學
資訊工程學系碩士班

陸、社團活動

6.1 社團參與 & 班級幹部

6.2 英文能力證明

6.1 社團參與 & 班級幹部

擔任系上副班代的過程中，且是大學的第一學期，與同學相處良好，老師也很放心交代我事務，成為學校與同學之間溝通的橋樑，並透過處理班上的事務提升與人溝通和相處的能力。

參與「中山醫安寧志工社」一年的過程中，關懷服務安寧病房患者，在談話的過程中也更拓展自己的視野，學到更多人生經驗。也讓我對於人生目標更確立也了解到很多事從不同的角度思考可以有更多作法。



6.2 英文能力

高中時期通過全民英檢中級初試及複試，在大學期間有規劃要研讀國際論文和參與國際研討會，因此在大學階段持續努力精進英文能力。

除了自主修習英文相關課程和書籍之外，大二進實驗室後每周研讀專題相關國際論文，把握機會利用暑期參與由國外教授授課的深度學習，也在全英授課的管理相關課程有不錯的成績。

大學英文相關課程	
科目	成績
英文（外國語）	98
全英授課	
管理學	93
醫務管理概論	92
醫療資訊管理	88
管理資訊系統	75



國立清華大學
資訊工程學系碩士班

柒、附件

附件一、實習成果報告：

IoT 平台整合 ESP8266 解決在醫院內人潮眾多時出現的溫溼度控管問題
(Arduino、MySQL、OpenCV、PowerBI、HTML、CSS)

附件二、課程成果報告

大學生睡眠品質及其相關因素之研究 (SPSS)

附件三、合著人證明

(科技部研究計畫、論文、專題研究)

附件一、實習成果報告：物聯網專案

IOT平台整合ESP8266解決 在醫院內人潮眾多時出現的 溫溼度控管問題

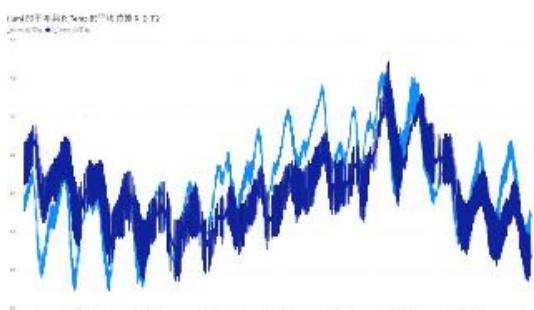


INTRODUCTION

我們以ESP8266 Arduino開發版感測蒐集各定點溫溼度、二氧化碳數據，透過資料庫內分析和Power BI以可視化圖表呈現人數增加過程的室內溫度變化曲線。再者，藉由IoT平台結合攝像機的深度學習技術：以攝像機數人頭。最後，結合醫院內部空調系統和除濕設備控制以維持醫院內溫濕度的恆定並維持室內空氣換氣率的恆定標準。能夠大幅省下醫院內空氣流通的人力控制並維持環境品質的成本。

THE STATISTICS

Power BI是一種數據分析及分享data Insight的工具。Power BI的優點在於，用戶可以簡易地將數據轉成圖表，亦可以將分析結果的Dashboard分享給其他用戶，簡化了以往拼圖拼報告的時間，讓用戶能夠投放更多時間於分析中。不單止能把數據上載，更可以連接其他數據庫，直接抽取數據進行分析並完成數據分析流程中的資料獲取與清理、資料建模與資料視覺化，Power BI就是由這3大模組結合而成的商業智慧軟體。



IMPLEMENT

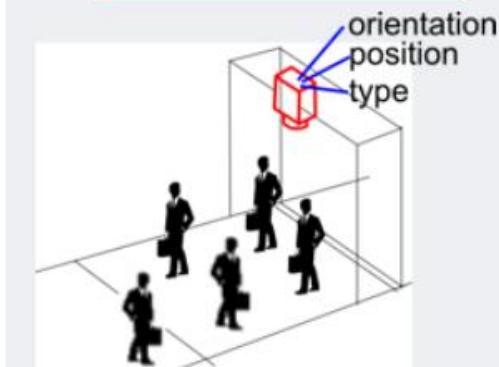
人頭計數

+

OpenCV

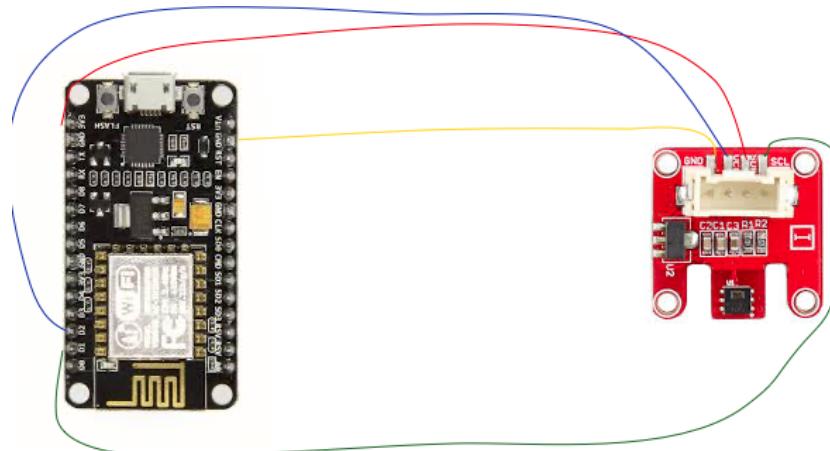
+

深度學習



◆ 專案內容

在醫院實習的過程中，透過和主任以及單位廠商洽談，也在醫院月會期間發現醫院在溫溼度控制長期仰賴藍芽通訊技術回傳數據到護理站，在過程中也因為廠商系統維護問題，導致數據的可視化無法得知，電子數據也無法應用。在實習的過程中，利用過去自學的物聯網 Arduino 開發版以 MQTT 傳輸數據回資料庫，並以 PowerBI 完成溫溼度對應時間軸的分布曲線。此外，為了有效利用數據，利用深度學習 OpenCV 的人頭計數技術，結合機器學習，觀測到在特定時間人潮數量影響溫溼度的變化。最後結合溫溼度空調設備，達成能源控管的最佳化。



以 ESP8266 結合 HTU21D 和 MH-Z19 測量溫溼度和二氧化碳濃度，並將資料以 MQTT 通訊協定送回 MySQL 資料庫。初步，以 PowerBI 以時間軸方式呈現不同時間下的溫溼度和二氧化碳濃度變化。再者，找出溫溼度和二氧化碳濃度明顯超出需求值的時間戳記點以了解空間中何時會因為第三方因素產生溫濕度和二氧化碳的調整需求。此外，醫院內主要造成溫濕度和二氧化碳變化原因為病患人數多寡，因此我們以 OpenCV 深度學習技術在

各時間點計算人數，並與各時間點當下的溫濕度和二氧化碳濃度變化做關聯性分析和機器學習技術，以找出控制院內溫濕度和換氣系統的最佳化方式。在全自動端，不僅能夠以機器學習技術結合數據完成溫溼度和換氣系統的自動化，相關人員亦能及時取得以 PowerBI 呈現的可視化圖表和曲線。

附件二、課程成果報告：

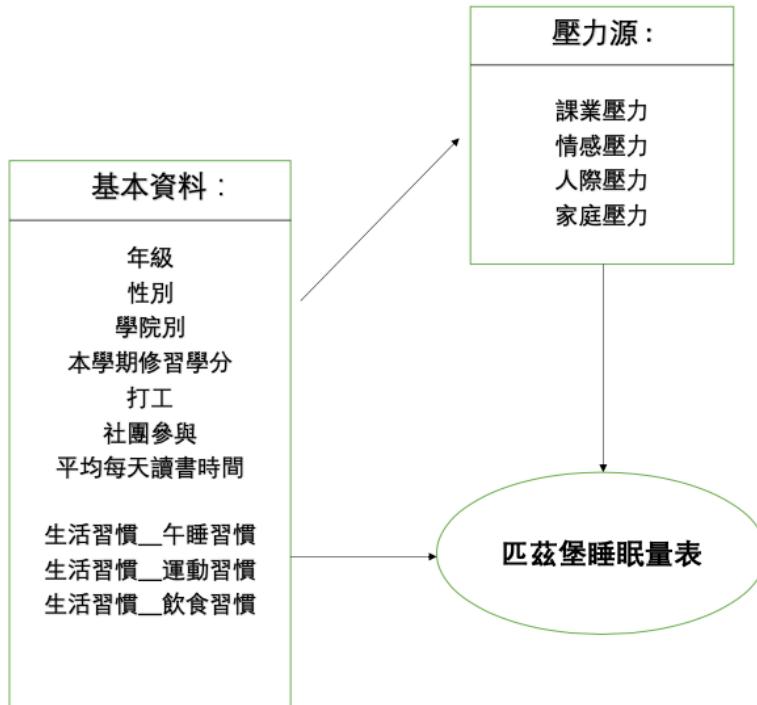
大學生睡眠品質及其相關因素之研究 (SPSS)

本研究採問卷調查法進行，研究工具為匹茲堡睡眠品質量表 (Buysse 等，1989)與自編式的問卷包含個人資料、生活壓力、生活習慣、睡眠品質。

		課業壓力	情感壓力	人際壓力	家庭壓力	Global PSQI
課業壓力	相關係數	1	0.196*	0.386**	0.373**	0.324**
	P 值		0.030	0	0	0
情感壓力	相關係數		0.196*	1	0.402**	0.389**
	P 值		0.030		0	0.095
人際壓力	相關係數		0.386**	0.402**	1	0.453**
	P 值		0	0		0.176
家庭壓力	相關係數		0.373**	0.389**	0.453**	1
	P 值		0	0	0	0.080
Global PSQI	相關係數		0.324**	0.152	0.123	0.080
	P 值		0	0.095	0.176	0.381

依變數：PSQI	B 估計值	標準誤差	t	P 值
(常數)	8.855	1.582	5.599	
本學期修習學分	-1.114	0.620	-1.796	0.075
平均每天讀書時間	-0.168	0.586	-0.287	0.774
睡午覺習慣	-1.615	0.601	-2.688	0.008
課業壓力	0.920	0.363	2.537	0.013
情感壓力	0.207	0.308	0.670	0.504
人際壓力	-0.092	0.353	-0.261	0.794

皮爾森積差相關分析的結果顯示：在四項壓力源中，「課業壓力」、「情感壓力」、「人際壓力」皆和「睡眠品質 PSQI」呈現正相關。顯示以上 3 種壓力都會造成睡眠品質不佳。



結果：

獨立樣本 t 檢定的結果顯示：在七項個人因素中，僅「本學期修習學分」對「睡眠品質 PSQI」達到顯著差異水準且「本學期修習學分 ≤ 19 」的組別睡眠品質較「本學期修習學分 > 20 」的組別差。

學習心得：

從自學的 Python 機器學習課程中學到很多算法，包括多元線性回歸分析、SVM、決策樹、隨機森林等算法。從實習單位分析原物料價之外，也透過這堂課的實際操作，將已學得的知識融會貫通，

增強基礎知識的認知。知道在不同變量不同環境的情況下如何找出影響結果的重要因素，也懂得如何透過統計的不同方法分析數據。

從專案和課程的研究報告中，我了解到大數據的應用很廣泛，可以藉由不同的感測器獲取數據，在研究方面也透過不同的統計方法作分析。因此，在專案和研究的過程中，也了解所學的基礎再往下延伸可以帶來更多應用。

附件三、合著人證明：

一、合著人證明：科技部研究計畫（考生獨立完成）

考生有利審查資料合著人證明			
類別(請勾選)	<input type="checkbox"/> 專題研究 <input type="checkbox"/> 競賽 <input type="checkbox"/> 論文 <input checked="" type="checkbox"/> 其他：科技部大專生研究計畫		
考生姓名	李昱廷		性別 <input checked="" type="checkbox"/> 男 <input type="checkbox"/> 女
就讀學校 系所	中山醫學大學 醫學資訊學系		
著作名稱	基於 Transformer 及遞歸神經網路的自然語言情感分析方法		
指導教授 姓名	張炎清 教授		
合著人 (或共同研究人) 簽章證明	1.	2.	3. 4.
考生完成部份 或貢獻及百分比	<input checked="" type="checkbox"/> 考生獨立完成。 <input type="checkbox"/> 考生完成部分或貢獻及百分比。 完成百分比： 完成部分或貢獻(請簡明扼要敘述)：		
合著人完成部份 或貢獻及百分比	(考生獨立完成者免填)		

註：請指導教授、考生、合著人簽章後，正本掃描上傳報名系統，謝謝。

指導教授：
張炎清

考生：
李昱廷

國立清華大學
資訊工程學系碩士班

二、合著人證明：論文（考生完成百分比：70%）

考生有利審查資料合著人證明			
類別(請勾選)	<input type="checkbox"/> 專題研究 <input type="checkbox"/> 競賽 <input checked="" type="checkbox"/> 論文 <input type="checkbox"/> 其他：		
考生姓名	李昱廷	性別	<input checked="" type="checkbox"/> 男 <input type="checkbox"/> 女
就讀學校 系所	中山醫學大學 醫學資訊學系		
著作名稱	A Sentiment Analysis Method based on a Transformer and a Recurrent Neural Network		
指導教授 姓名	張炎清 教授		
合著人 (或共同研究人)	1. 蔣翔	2. 曹仲尼	3.
簽章證明	4.	5.	6.
考生完成部份 或貢獻及百分 比	<input type="checkbox"/> 考生獨立完成。 <input checked="" type="checkbox"/> 考生完成部分或貢獻及百分比。 完成百分比： <u>70</u> % 完成部分或貢獻(請簡明扼要敘述)：		
合著人完成部 份或貢獻及百 分比	(考生獨立完成者免填) 蔣翔: 20% 曹仲尼 100%		

註：請指導教授、考生、合著人簽章後，正本掃描上傳報名系統，謝謝。

指導教授：張炎清

考生：李昱廷

國立清華大學
資訊工程學系碩士班

三、合著人證明：專題研究（考生完成百分比：70%）

考生有利審查資料合著人證明

類別(請勾選)	<input checked="" type="checkbox"/> 專題研究 <input type="checkbox"/> 競賽 <input type="checkbox"/> 論文 <input type="checkbox"/> 其他：		
考生姓名	李昱廷		性別 <input checked="" type="checkbox"/> 男 <input type="checkbox"/> 女
就讀學校 系所	中山醫學大學 醫學資訊學系		
著作名稱	以結合 Transformer 的遞歸神經網路進行多維度 自然語言情感分析		
指導教授 姓名	張炎清 教授		
合著人 (或共同研究人) 簽章證明	1. <u>隋軒</u>	2. <u>曹仲辰</u>	3.
	4.	5.	6.
考生完成部份 或貢獻及百分 比	<input type="checkbox"/> 考生獨立完成。 <input checked="" type="checkbox"/> 考生完成部分或貢獻及百分比。 完成百分比： <u>70</u> % 完成部分或貢獻(請簡明扼要敘述)：		
合著人完成部 份或貢獻及百 分比	(考生獨立完成者免填) <u>隋軒</u> : 20% <u>曹仲辰</u> : 10%		

主：請指導教授、考生、合著人簽章後，正本掃描上傳報名系統，謝謝。

指導教授：張炎清

考生：李昱廷

國立清華大學
資訊工程學系碩士班