

國立臺灣大學管理學院資訊管理學系



碩士論文

Department of Information Management

College of Management

National Taiwan University

Master Thesis

利用深度學習探討虛擬團隊情緒和滿

意度

Exploring virtual team emotions and satisfaction  
using deep learning

蔡鈞

Chun Tsai

指導教授：陳鴻基 博士

Advisor: Houn-Gee Chen, Ph.D.

中華民國 108 年 6 月

June 2019

## 致謝



論文的完成為臺大資管所兩年的時光畫上句點，而在完成論文的過程中也很幸運的獲得許多貴人的幫助，從碩一入學到現在這兩年的時間，不管是計畫亦或是論文上都要感謝鴻基老師的指點，每次遇到瓶頸的時候老師總會不厭其煩的給予方向及建議，老師總是耐心的傾聽以及包容學生的錯誤，同時也要感謝老師在計畫方面總是盡自己所能的給予學生最大的支持。此外老師在專業上的知識以及對研究執著及嚴謹的態度也深刻的影響了我，碩士班的這段日子裡真的很幸運能遇到老師並成為老師的學生。

接著要感謝臺灣科技大學的宇倩老師以及東海大學的伊婷老師在口試時所給的建議，也點出許多沒有想到的盲點，使本論文得以更臻完善以及 Lab 315 的大家跟助理采容，則宇以及政堂在論文上給了許多建議，而玠恒在因為跟了老師多年在一起合作的計畫上也給了很多幫忙，彥銘、宣筑跟明冠雖然比較少出現在實驗室，但總是帶給大家歡樂，尚儒、俊凱雖然碩二才認識但也很慶幸可以在完成論文時一同努力，最後要謝謝采容常常不厭其煩的幫我們處理資料。最後要感謝我最敬愛的家人，因為你們的鼓勵我才能夠順利考取臺大資管所，並讓我在求學階段衣食無憂，謝謝爸爸媽媽以及弟弟這段時間在背後的支持。

雖然碩士畢業後大家都各奔東西，有的選擇投入教育界，有的選擇投入業界，有的到選擇到國外繼續進修，但畢業並不代表結束，而是一個全新的開始，相信未來大家都能夠在各自所選得領域得到一番成就！

# 論文摘要

論文主題：利用深度學習探討虛擬團隊情緒和滿意度

作者:蔡鈞

指導教授：陳鴻基 博士



本研究的目的是在探討線上協作平台中，領導者人格特質、會議情感、以及會議後使用者滿意度之交互影響，用以了解當團隊領導者人格特質在哪些向度會對會後滿意度產生影響，以及會議中的情感表現是否真的會影響會議後之使用者滿意度。本研究以 WordPress 公司線上協作團隊之會議資料作為探討對象，透過不同資料集建立三塊預測模型:第一塊將短文本進行人格特質分類，用以分析專案團隊領導者之歷史言論紀錄，藉此找出團隊領導者 MBTI 人格特質;第二塊將短文本進行情感分類，用以分類會議中語句之情感;第三塊將預測短文本滿意度，用以對會後使用者滿意度進行評估。

本研究由上述三塊分類模型對團隊協作平台文本資料進行分析，結果顯示：(1)領導者人格特質在 Social Interaction 偏向 Introvert 向度之領導者會對團隊帶來較高的會後滿意度而偏向 Extrovert 的人格特質之領導者則會相對的會造成較低的滿意度。(2)會議中開心的情緒受到領導者人格特質中 Social Interaction 以及 Information Gathering 向度之影響 (3) 僅僅只有快樂以及悲傷兩者對會後使用者滿意度有著顯著的關聯、而憎恨以及生氣對會後的使用者滿意度皆無顯著的關係。並在最後探討會議情緒是否以中介變數之形式對會議造成影響，並且根據研究結果做出建議，當組建專案團隊時，除了考量成員的技術能力，也需考量領導者人格特質對團隊之影響。

關鍵字：使用者滿意度、人格特質、機器學習、深度學習、文本分析

# ABSTRACT

Exploring virtual team emotions and satisfaction using deep learning



MASTER DEGREE OF BUSINESS ADMINISTRATION

DEPARTMENT OF INFORMATION MANAGEMENT

NATIONAL TAIWAN UNIVERSITY

JUNE 2019

ADVISOR: DR. Houn-Gee Chen

The purpose of this study is to explore the interactive effects of leader personality traits, meeting emotions, and post-meeting user satisfaction in an online collaboration platform to understand the impact of the team leader's personality traits on post-meeting satisfaction, and whether the emotional performance of the meeting will really affect the user satisfaction after the meeting.

This study uses WordPress online collaborative dialogue materials as an analysis object and establishes three prediction models: The first part classifier for personality traits; The second part classifier the for meeting emotion; The third part classifier for post-meeting user satisfaction.

The results show that: (1) Leaders' personality traits in Social Interaction biased toward Introvert leaders will bring high post-meeting satisfaction to the team. Leaders who favor Extrovert's personality traits will be relatively less satisfied. (2) The happy mood in the meeting is influenced by the Social Interaction and Information Gathering of the leader's personality traits. (3) Only happiness and sadness have a significant correlation with the user satisfaction after the meeting, and hate and angry There was no significant relationship between user satisfaction after the meeting. Finally, we discuss whether the emotions of the meeting affect

the meeting in the form of mediation variables, and make recommendations based on the research results. When setting up the project team, in addition to considering the technical ability of the members, we also need to consider the influence of the leader's personality traits on the team.

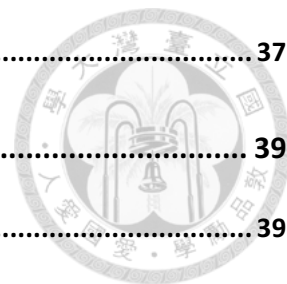
**Keywords: User Satisfaction, Personality Traits, Machine Learning, Deep Learning, Text Analysis**

# 目錄



致謝.....	i
論文摘要.....	ii
ABSTRACT.....	iii
目錄.....	v
圖目錄.....	vii
表目錄.....	viii
第一章 緒論.....	1
第一節 研究背景與動機.....	1
第二節 研究目的.....	2
第三節 研究流程.....	3
第二章 文獻探討.....	5
第一節 情感對決策之影響.....	5
第二節 情感分析.....	9
第三節 人格特質之研究.....	12
第四節 深度學習模型建立.....	14
第五節 小結.....	21
第三章 研究架構與方法.....	23
第一節 研究架構.....	23
第二節 研究方法.....	24

第三節 研究樣本.....	37
第四章 研究結果與討論.....	39
第一節 會議樣本描述 .....	39
第二節 專案領導者 MBTI 人格分析.....	40
第三節 會議情緒分析結果 .....	42
第四節 會後成員滿意分析 .....	43
第五節 探討 .....	46
第五章 結論與建議.....	49
第一節 研究結論 .....	49
第二節 研究限制與未來建議 .....	52
參考文獻.....	54



## 圖目錄



圖 1-1 研究架構 .....	4
圖 2-1 MBTI 人格特質訓練資料集分佈 .....	18
圖 2-2 Bidirectional Recurrent Neural Networks .....	20
圖 3-1 研究架構 .....	23
圖 3-2 研究流程 .....	25
圖 3-3 pre-trained Glove vector accuracy .....	26
圖 3-4 BalanceNet (Embedding Layer) .....	27
圖 3-5 BalanceNet(LSTM-CNN) .....	28
圖 3-6 BalanceNet(CNN- LSTM) .....	30
圖 3-7 BalanceNet 架構 .....	32
圖 3-8 BalanceNet 情緒 accuracy & loss .....	33
圖 3-9 BalanceNet 情感類別 Confusion Matrix .....	33
圖 6-1 領導者人格特質對會後滿意度之影響 .....	47
圖 6-2 領導者人格特質對會議情緒之影響 .....	47
圖 6-3 會議情緒對會後滿意度之影響 .....	48



## 表目錄



表 2-1 Appraisal-tendency framework.....	8
表 2-2 Appraisal-tendency framework.....	11
表 2-3 MBTI 各向度關係 .....	13
表 2-4 過去研究情感語句所用之模型訓練資料集 .....	15
表 2-5 MBTI 人格特質訓練資料集分佈 .....	17
表 2-6 MBTI 兩向度人格特質訓練資料集分佈 .....	18
表 3-1 BalanceNet 情緒類別 Precision & Recall .....	34
表 3-2 WordPress 會議資訊 .....	37
表 4-1 團隊會議基本資料 .....	39
表 4-2 團隊領導者 MBTI 人格特質向度 .....	41
表 4-3 MBTI 人格特質向度語句範例 .....	41
表 4-4 會議發言情緒比重 .....	42
表 4-5 會議樣本中的分類 .....	43
表 4-6 會議後之討論滿意度 .....	44
表 4-7 會後討論滿意度範例語句 .....	45
表 4-8 模型預測結果 .....	46
表 5-1 人格特質及會議情緒對會後滿意度之影響 .....	51



# 第一章 緒論

## 第一節 研究背景與動機

隨著科技的進步現在的會議形式從過去的實體會議已經擺脫地域性的限制，會議進行的方式也從過去面對面的溝通討論轉變為視訊或是純文字的方式進行，團隊的組成漸漸虛擬化，讓團隊間的討論也越來越多傾向於在線上協作平台進行文字討論，許多線上協作平台也逐漸崛起例如 Slack[1]，這樣的改變雖然讓會議進行的方式擺脫了地域性限制，但也同時在管理層面以技術層面延伸出了許多問題，以技術層面而言文字有時候無法適當的表達情緒，以管理層面而言可能會因為不明確的角色任務分配導致協調上問題[2]，過去的研究也證實單純使用文字進行訊息傳遞相比於傳統面對面的資訊傳遞容易產生更多的衝突[3]，而對虛擬團隊而言溝通以及情感的表達更為重要[4]，像是社交遊蕩[5]，或是團隊間的信息表達抑制[6]等等皆是文獻中所提及虛擬團隊所衍生出的問題，而這些影響都將直接或間接的造成會議的進行受到干擾，進而導致虛擬團隊間的效果不如預期[7]。

而對於團隊而言領導者對團隊產生的影響尤為重要[4]，過去已經有許多研究指出團隊領導者的人格特質在實體團隊時會對使用者滿意度之影響(Jennifer S. Lerner, 2014)[8]，然而卻少有研究探討其在虛擬團隊的影響，本研究的觀點認為不管在虛擬團隊或是實體團隊都不可忽視其領導者所產生的影響，文獻中較多是探討領導者對使用者滿意度間的直接關係，然而一般的認知下影響使用者滿意度的變數不勝枚舉，包含會議中的情感表現、會議中成員發言的頻率等等，然而在情感表達的研究往往將情感分為正反兩維度探討其影響，但是在 2000 年的論文中也指出只使用二維模型不足以描述所有的情感體驗[9]，Lerner & Keltner 的論文中提出了評價傾向框架(Appraisal-Tendency Framework，

ATF)，評價傾向框架中也再度證明了若是指將情感分成正負兩維度表示，即便是相同維度的情緒也往往會有不同的行動傾向[10]。

而綜合上述的文獻可以得知領導者人格特質對滿意度產生的影響是肯定的，然而領導者人格特質跟滿意度中間的影響因子卻較少被探討，同時過去的研究環境通常限制在實體團隊的傳統會議，較缺乏對虛擬團隊線上協作當作背景的研究探討，因此本研究從專案團隊的領導者人格特質以及會議中的情緒變化的部分作為切入點，將研究背景限制在線上的虛擬團隊協作，欲從專案領導者人格特質以及團隊會議中的情緒表現兩部分探討對線上虛擬團隊所造成的影響，而為了符合研究對象限制因此分析資料部分使用線上協作平台 Slack 中的團隊會議資料，並針對平台中的使用者對話資料以機器學習的方式進行分類，從 Slack 各團隊的會議文字紀錄中以機器學習的方式進行領導者人格特質的預測、以及會議中語句的情緒及會後的成員滿意度，並在分析完成後探討領導人格特質、會議情緒以及滿意度之交互影響。

## 第二節 研究目的

本研究將使用會議文字進行分析預測，然而過去在短文本分類的研究中，大多都是處理二元分類問題，少有將文本資料進行多類別的分類之研究，除了 Bouazizi & Ohtsuki, 2017 [11] 所提出的研究外很少有研究將短文本分類超過三個類別(正向/負向/中立)，而過去在情緒的相關研究中也提只使用正反兩面的情感進行分類無法有效的區分情感，將情感細分到多個類別才能更精確的區分差異並推估其偏好的行動傾向[12]，然而會議中的情感也受到會議領導者人格特質所影響[13]，因此本研究想要探討領導者人格特質以會議情感對會後滿意度所造成的影響，本研究參照 Timothy Liu, 2017 所提出的分類模型架構作為基礎進行修改，並利用該模型架構預測專案團隊的線上會議討論，而語句的分類將參考心理學所提出的情緒面向進行分類，利用現有網路上的公開測試資

料當作訓練資料集對分類模型進行訓練，最後依序預測每次會議中情感所佔之比例、同時也對會議領導者進行人格特質之分類以及使用者在會後滿意度進行評估，而這些分類以及預測都僅使用線上的資料進行，研究目的在於探討不同向度人格特質的領導者在會議中的情緒表現所造成的影響，以及不同向度人格特質的領導對會後使用者滿意度的影響，最後探討領導者人格特質、團隊會議情感以及會後使用者滿意度三者間的交互影響。

### 第三節 研究流程

本研究之研究流程如圖 1-1 所示，首先由第一章緒論點出研究的動機，並將研究對象聚焦到團隊領導者以及團隊的滿意度影響；第二章節將整理過去學者所提出情感的表現相關文獻，以及人格特質對團隊的影響，經由相關文獻探討，建立研究架構並定義研究變數；第三章將講述分析資料來源以及選用該資料作為分析樣本之理由、以及分類模型的架構、模型訓練資料選擇之原因；第四章則利用預測模型對會議資料進行分析預測；並在最後第五章進行講述研究發現、結論與建議，如下圖 1-1。

下圖為研究架構：

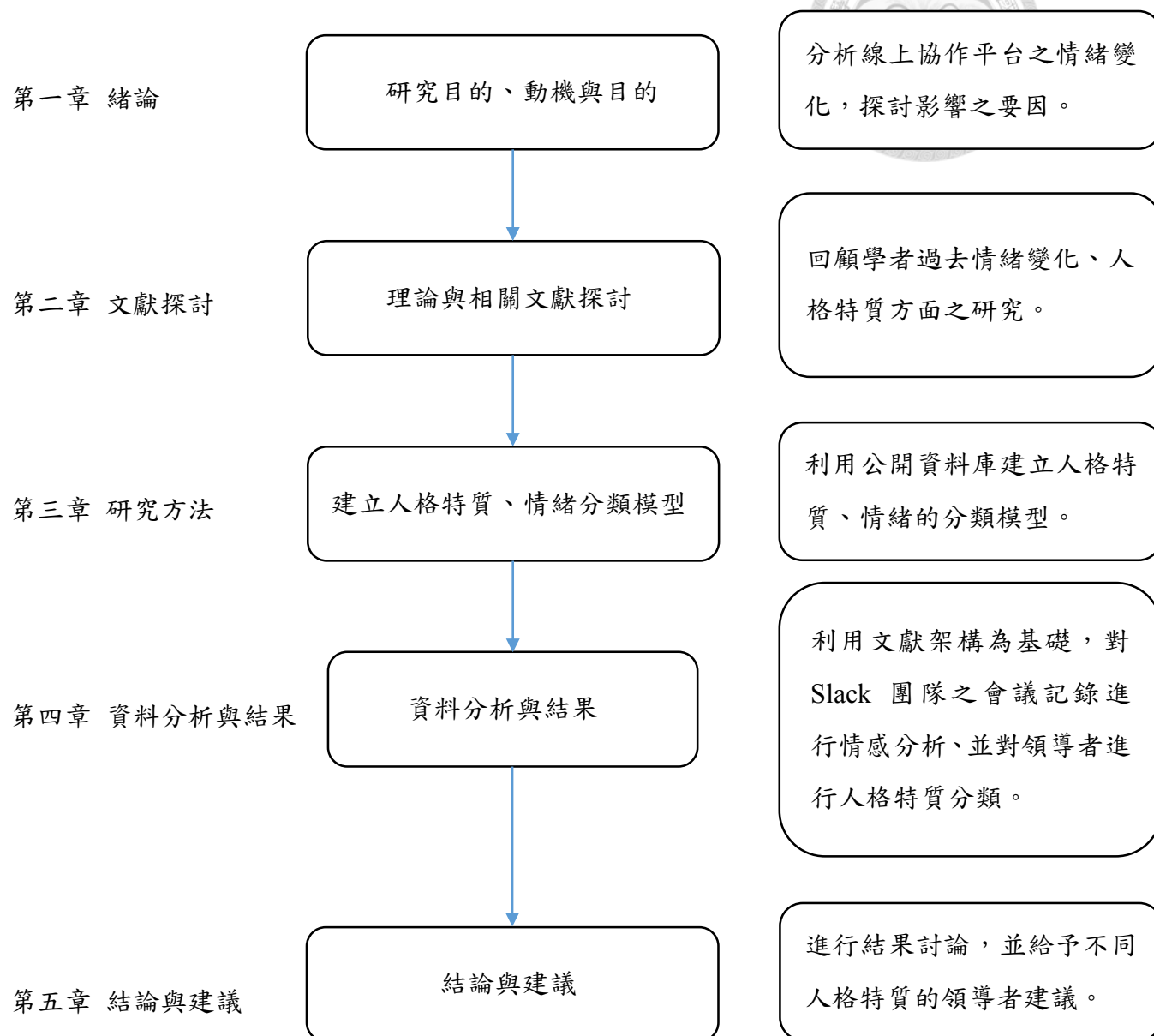


圖 1-1 研究架構

## 第二章 文獻探討



本章節共分為三個部分，第一部分是先探討探討情緒對決策的影響；第二部分為近年來學者對於情緒的理解以及所提出的相關研究，參照過去學者提出之方式作為本研究的基礎；第三部分探討有關人格特質過去研究；第四部份則是建立機器學習分類模型所需要的文獻，修改過去學者提出的分類模型架構，建立文字情感分類模型作為此次文本分類使用。本章節的主要目的是希望融會先前的文獻，並利用過去文獻所提出之架構建立分類模型，進而對會議中語句進行分類，而供第四章文本分析時使用分析使用。

### 第一節 情感對決策之影響

本節整理過去研究中提出之情感對決策之影響，在文獻中大多認為情緒在理性的決策中時常扮演著負面的角色[14]，但仍有部分的研究指出情緒可以對決策帶來有利的影響，David Hume 便指出若將情緒主導的影響視為次要的影響因素是較不合理的行為，同時指出相較於理性的決策而言，情感佔據著極大的影響因素，而這樣的理論在科學的研究中也得到證明，前額腹內皮層（vmPFC）為情感控制之關鍵腦區，前額腹內皮層受損的人會產生情感障礙無法有效的感知情緒，過去研究中曾經讓 vmPFC 受損之參賽者作為實驗組而 vmPFC 正常之參賽者作為對照組，讓實驗組與對照進行風險投資的遊戲，而實驗組的參與者在實驗中眾多的金融選項中紛紛選擇高風險高報酬的選項，導致最終破產，然而對照組中則多有較好的遊戲表現，在肌電訊號觀測中可以發現正常的決策者會因為高風險產生恐懼，然而受傷的患者在肌電訊號並無此現象，此研究也證實了情感在決策中的影響[15]，而本研究參考以前文獻整理了過去學者對情感的研究。而在這部分的文獻中將會細說說整合情緒(Integral Emotions)以及偶然情緒(Incidental Emotions)兩種情緒，同時參照對過去學者所提出之結論作為本研究的理論背景支持。



## 1. 整合情緒對決策的影響

整合情緒代表著透過事件本身所產生的情緒，此種情緒強烈且通常有效的影響決策的情緒類型[15] [16]。一個擔憂潛在風險支出的人，可能會選擇相對安全的低風險報酬投資，而一個對母校抱持感激的人則可能會決定捐款給母校，儘管會降低自身的可支配所得，而這類的影響決策的情緒皆為事件本身所造成，並作用於意識以及潛意識水平。整合情緒不只能幫助決策同時也有機會對決策造成負面的影響，研究中指出即便人們選則乘車代替飛機即便知道搭乘飛機的失事率會低於乘車的失事率[17]，一旦整合情緒產生則會強烈的影響使用者對事件的決策並且難以分離[18]，而整合情緒的產生往往造成不合理的判斷，即便在有數據作為佐證的情況下，在進行決策時也往往受到整合情緒的影響。

## 2. 偶然情緒對決策的影響

上述所提及的情緒為事件相關所產成的情緒，然而過去研究也指出情緒除了由事件本身所造成，有部分的情緒則是由事件以外的其他因素所造成[12] [14]，而若情緒是由上一個情景所延續，則稱為偶然情緒的延滯[19] [20]。

早期關於情緒延滯的研究多使用正負兩維度表現的方式，將情緒分為正向以及負向兩部分，並且假設相同維度的情緒會產生相似的影響效果，例如心情好的人會作出樂觀判斷，而心情不好的人會做出悲觀的判斷[12] [21] [22]，其中過去一項研究將實驗的群體分為兩群，並分別給予兩群實驗人員閱讀悲觀的報導以及樂觀的報導，並且讓這兩組人分別預估事件的死亡率（如心臟病），而研究結果顯示閱讀悲觀報導的參與者相較於閱讀樂觀報導的參與者，給出了更高的預估死亡率[23]，而偶然情緒的影響的研究還包括了天氣晴朗的日子中人們會對生活產生更高的滿意度[23]，研究中也提及股票的交易量跟陽光量有正向相關，即使兩

件事情本質上毫無關聯[24]，國家世界杯即將被淘汰的國家其股票市場會下跌[25]。而這些研究也說明了影響決策的情緒不僅僅來自事件本身之整合情緒影響，也同時受到既定的情緒或是其他事件所產生的遺留情緒所影響。

### 3. 情感價無法完全表示情緒，其只是決策中的一個影響因素

過去多數的決策模型(Judgment And Decision Making , JDM)模型都採用兩維度的方式描述情感，將情感分為正負兩面向探討，並說明正負情緒所造成之影響[26]，然而近代的學者則認為這樣的方式並不足以描述所有的情緒所造成的影響，其解釋能力也有限，因為並沒有考慮到擁有相同面向的情緒本質上具有不同的意義，舉例來說憤怒和悲傷雖然都屬於負面情緒，然而過去的研究指出此兩種情緒有著不同的思考深度[27]，面部表情[28]，對事物的反應[29]，以及中樞神經系統活動等等[30]，而最早在 Mellers 的研究中也指出需要更詳細的方法來理解情感以及當中的關係[31]，而非只使用價效的方式給予其解釋。

較新的研究取而代之使用評價傾向框架 (Appraisal tendency framework, ATF) [12]，評價傾向框架將特定情緒相關的評估過程與不同的判斷結果進行歸納，並主張即便相同維度下的不同情緒可能對選擇和判斷產生相反的影響，而相反的不同維度的情緒也有可能產生相似的影響，與以往使用二維度正負面的方式不同。而評價傾向模型主張如下：具體的情感會帶有特定的行動傾向，例如憤怒的情感會產生攻擊的想法，恐懼的情感會產生逃避的想法[32]，研究中也指出情緒會產生不同的因果歸因影響，舉例而言憤怒和悲傷都是負面的價向，然而憤怒會將結果歸因於人為控制的疏失，而悲傷的情緒則會將結果歸因於環境的因素導致[33]，而在後續的研究中學者誘導參與者觸發偶然的憤怒和悲傷的情緒也得到一樣的行為模式[34]，而評價傾向模型也與後續也許多實驗產生一致的結果進一步支持



了其理論之正確性[35]，DeSteno 之研究也再度證明悲傷和憤怒在可能性的判斷產生不同的看法[36]。而歸因以及行動傾向如下表 2-1[10]。

表 2-1 Appraisal-tendency framework

Cognitive appraisal dimensions	Illustrations: negative emotions		Illustrations: positive emotions	
	Anger	Fear	Pride	Surprise
Certainty	High	Low	High	Low
Pleasantness	Low	Low	High	High
Attentional activity	Medium	Medium	High	Medium
Anticipated effort	High	High	Low	Low
Individual control	High	Low	High	Medium
Others' responsibility	High	Medium	Low	High
Appraisal tendency	Perceive negative events as predictable, under human control, and brought about by others	Perceive negative events as unpredictable and under situational control	Perceive positive events as brought about by self	Perceive positive events as unpredictable and brought about by others
Influence on relevant outcome	Influence on risk perception		Influence on attribution	
	Perceive low risk	Perceive high risk	Perceive self as responsible	Perceive others as responsible

來源：Lerner & Keltner (2000, 2001)

從表 2-1 中可以得知，即便是相同價向的情緒在認知評價維度上也會有不同的表現，同時也有著不同的評價傾向，最後對結果的影響程度也不同，包括對風險強度的認知、以及對結果的歸因的認知都不同(Influence on relevant outcome 欄位)。

#### 4. 情緒影響思考內容形成決策

表 2 - 1 比較了兩對相同維度的情緒，並將每一種情緒利用 Smith & Ellsworth 1985 提出之六種情緒評價維度進行評估：確定性、愉快、注意活動、控制、預期努力、個人控制、其他人的責任[37]，表格中的倒數第二行講述不同離散情感間的評價傾向，並在最後一行說明了評價傾向框架中特定情感對風險的認知、以及對歸因的影響(在上一小節中探討過)，實驗中讓第一群讀者讀取病菌所造成的死傷報導，進而引起恐懼，而讓第二群讀者讀取阿拉伯讚頌恐怖攻擊的報導引起憤怒的情緒，並分別針對兩群讀者訪問政策偏好問題[38]，實驗組閱讀恐怖主義相關(讚揚阿拉伯人恐怖攻擊)的新聞誘發憤怒的情緒，對照組閱讀攻擊無關的病毒感染新聞誘發

恐懼的情緒，被誘發恐懼的參與者認為世界存在更大的風險，而憤怒的參與者則相對感覺到較低的風險，同時被誘發憤怒情感的參與者支持更嚴厲的政策，而被誘發恐懼的參與者則沒有這樣的傾向。



## 5. 情緒影響思考深度形成決策


除了影響思想內容外，情緒也會影響與決策相關的訊息處理深度，研究中曾提到積極的情緒狀態會認為環境相對可以控制，更高程度的接受啟發性的線索影響，而相反消極的情緒則認為環境較不可控，較不易受到啟發性的線索影響，而是偏好於系統化且保守的方式處理[39]，然而系統化的處理不一定較佳，在的研究中顯示，悲傷的參與者在許多決策的正確性降低是由於過多的審慎處理所造成[40]，煩躁不安的人在進行決策時會產生過多的沈思現象[41]。因此學者也在評價傾向框架中引入了情緒對深度思考的影響[42]，類似的研究還有憤怒的參與者在政策福利的分配上選擇較低的福利分配，而悲傷的參與者則願意分配更多[43]。

## 6. 情緒會受到目標影響形成決策

而也有研究提出情緒會產生適應的協調作用，觸發一連串的生理、行為、經驗、溝通 等反應，使個人能夠快速的解決遇到的問題[44]，Zeelenberg 所提出的 Feeling for doing 框架也支持著同樣論點，說明行為取決於當前目標的影響[45]。

# 第二節 情感分析

情感分析 (Sentiment Analysis ) 是繼文字探勘(Text Mining )之後近年常常被學者們所討論的議題 [46]，過去利用單詞字典(lexicon-based)方式，給予句子的每一詞彙正負面詞彙，並且利用公式計算其與語句中的正負面情緒，進行詞彙的情感分析[47]，然而



若需要使用此方法必須要有人工標注的詞彙以及詞彙分數字典作為輔助，在英文方面有情緒辭典 SentiWordNet，而中文方面的輔助詞典則有台灣大學情感辭典 NTUSD (National Taiwan University Sentiment Dictionary)。在文字方面的研究又以情感分析以及意見挖掘(Option Mining)都是近年來較常被關注的議題，因為資訊技術的普及，使得許多文字都得以被保留，資訊量也日漸增大，同時因為逐漸電子化使得資料的取得也越來越容易，而早在 2000 年，情感分析就成為自然語言處理 (Nature Language Processing, NLP) 中較活躍的研究議題，從原本的電算機領域，擴展到管理學、社會學、心理學、傳播學甚至是歷史學，由於情感是影響行為的重要因素[48]，而同時我們對現實的感知、以及所做之決策，有很大程度也依賴於別人對於事件的評價同時也會受到別人情緒一定程度的影響。

而實作情感分析以及文本分類的方式，近年來又以機器學習分類的方式為大宗，首先建立分類模型架構，並且利用人工標記之資料對模型進行訓練並調整其模型節點權重，這類有人工標注的資料輔助的分類方式屬監督式學習(Supervised learning)，而若沒有預測前的訓練則屬於非監督式學習(Unsupervised learning)，在進行分類問題時監督式學習是最常被使用的方式，其困難處在於訓練資料的搜集，若是使用恰當的訓練資料則會效果會比非監督式學習來的好，而由於本研究在事先搜集到分類模型所需要的訓練資料因此本次研究所使用分類模型的建立方式采監督式學習之方式，而在文字情感分類問題中因為文字資料前後順序會有一定的影響程度，需要捕捉長時間的關聯性，而多半使用擁有短期記憶之遞歸神經網路 (recurrent neural networks, RNN)、以及為了解決長期記憶問題的長短期記憶模型 (long short-term memory, LSTM) 等類神經網路模型來預測情感[49]。

上述兩種情感分析方式（詞彙字典分析、機器學習）都被普遍使用，然而詞彙字典分析因為利用詞彙權重的方式計算與句的情感，其只能進行正反兩面的分類，並不適用

於多類別之分類問題，同時無法考量到語句順序性之問題，而過去的研究也指出在情感分類問題上機器學習的方式分類準度較為突出[50][51]，實驗中也比較了機器學習以及詞彙字典分析在情感分類上的準度，最後字典法之對於給定數據集，分類正確佔總樣本之比例（Accuracy）為 64.25%、F1-Score(精確度和召回率調和值，越高模型越穩健，該值介於 0-1 之間( $2 \cdot \text{Precision} \cdot \text{Recall} / (\text{Precision} + \text{Recall})$ ) 為 0.64，而機器學習法之 Accuracy 分類正確佔總樣本之比例（Accuracy）為 71%、F1-Score(精確度和召回率調和值，越高模型越穩健)為 0.71，而下表 2-2 中之右側 Positives、Negatives 代表該筆資料對於某類別而言實際上是否應該選取，而上側之 Predicted Positives、Predicted Negatives 則代表模型預測在此類別下選擇選取與否，舉例而言 TP 為實際上應該選取且模型選取、FN 為實際上應該選取但模型並未選取，而在經由 TP、FN、FP、TN 四個指標我們可以在計算出 Precision、Recall、F1 其中 Precision 代表正確被檢測之結果佔所有實際被檢測到之結果的比例; Recall 代表正確被檢測之結果佔所有應該要被檢測之結果的比例，最後 F1 代表調和 Precision 以及 Recall 指標。

表 2-2 Appraisal-tendency framework

	Predicted Positives	Predicted Negatives
Positives	<i>TP (True Positives)</i>	<i>FN (False Negatives)</i>
Negatives	<i>FP (False Positives)</i>	<i>TN (True Negatives)</i>

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP + FN} = \frac{TP}{P}$$

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP + FP}$$

$$F1 = \frac{2TP}{2TP + FN + FP} = \frac{2 \cdot \text{Precision} \cdot \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}}$$

本研究經過評估將最終採用機器學習的方式進行語句情感的分類。

### 第三節 人格特質之研究

隨著經濟、策略、技術等的快速變革，企業已從原先的個人作戰方式轉變成團隊作戰[52]，全球化的競爭、創新都會對企業帶來壓力，而在這些壓力下驅使企業需要更有彈性、快速、適應力更高的團隊來應對現今的環境[53]；早期的團隊研究中多以社會心理學為中心進行[54]，而近年來學者逐漸轉往組織心理學與組織行為學進行研究。

而在組織心理學的角度來看，團隊的組成以及領導者的風格一直有著很大的影響[53]，過去研究在探討影響團隊的因素時大多著重在團隊成員的年齡、性別、人格特質、知識、基本能力等等[55]，而當中人格特質也是常常被學者所提出進行探討的面向，人格特質可反映出個人的想法、感受、行為等特性，不僅僅會影響到個人對團隊的貢獻，同時也會影響到團隊內的互動[55]，而在 Kozlowski 的研究中也提及成員的組成對團隊績效的影響[53]，若要組成一個好的團隊，其團隊成員以及團隊領導者的人格特質相對重要[56]。

人格特質量表最早在 1937 年提出，用以衡量人格特質，而後也有許多學者相繼提出不同的人格特質量表，例如社會科學領域中的五大人格特質量表[57]，其中透過五大屬性來區分人格特質，包括經驗開放性（Openness to experience）、盡責性（Conscientiousness）、外向性（Extraversion）、親和性（Agreeableness）、情緒不穩定性（Neuroticism），等五大格特質屬性；而後還有 Keirsey 所提出的 Keirsey 量表（Keirsey Temperament Sorter）將結果分為 Artisans、Guardians、Rationals、和 Idealists 四大類，以及 Myers 所提出的 Myers-Briggs Type Indicator（MBTI）量表（Myers, 1962）當中將以四個向度區分人格特質，而每一個向度皆區分為兩種，最終總共會產生 16 種組合，包含 Extrovert 與 Introvert、Sensing 與 Intuitive、Thinking 與 Feeling、Judging 與 Perceiving 等，如下表 2-3。

表 2-3 MBTI 各向度關係



人格特質向度	特徵(一)	特徵(二)
Social Interaction	Extrovert (E) 偏向專注於外在的人和事，傾向將能量向外釋放，通常受到外在激勵。	Introverts (I) 偏向於內在的想法，通常受到自身想法、點子、概念的激勵。
Information Gathering	Sensing (S) 理性型，傾向於參考事實、既定的狀況表格或是細節。	Intuition (N) 直覺型，注重於可能性以及預感，從淺意識的即事物關聯來理解世界。
Decision Making	Feeling (F) 比起邏輯性更注重於人的感受。	Thinking (T) 比起人的感受更重視事情的邏輯性。
Dealing with the External World	Judging (J) 傾向以結構化的方式認識世界，組織規劃生活，有條理的進行選擇。	Perceiving (P) 傾向於以非結構的方式認識世界，彈性的生活，進行選擇上也沒有一定的標準。

而 MBTI 過去的作法多採用辭典法的方式去對句子進行權重的標註，然而在近期的研究中針對不同分類模型在 MBTI 人格特質分類的表現上以顯示相較於過去傳統字典法的分類方式，使用機器學習的方式可以得到更好的準度，而本研究也將參考文獻中的作法建立領導者人格特質之分類模型[58]。

在軟體工程相關的研究中，最常採用 MBTI 量表來衡量人格特質[59]，而 Curz 的研究中針對 19000 篇論文進行分類指出有 48% 採用 MBTI 量表，19% 使用 FFM，而只有 9% 使用 Keirsey Temperament Sorter [60]，而也有研究指出 FFM 人格特質都是正面的特質，因此自評者不願給自己低分，而造成結果的影響，相較於 MBTI 量表較無特定的好壞，較能得到全面性的評估[61]，本研究所進行研究的對象為 WordPress 的團隊會議協作，屬於軟體工程相關產業，因此在多方考量下本研究最終選用 MBTI 量表如

下進行人格特質的分類。



#### 第四節 深度學習模型建立

隨著電腦運算能力的提升以及物聯網的發展，近幾年人工智慧成為最熱門的議題之一，許多公司將繼續發展人工智慧的應用，從生活上的應用到科學領域各自賦予其不同的應用場景，包括 Apple 利用 CNN( convolution neural network )進行圖像識別辨識分類相片、NASA( 美國太空總署 ) 利用機器學習從大量數據中推斷恆星的運作模式，並找出亮度較低未被發現的恆星、Google 所開源的 Tensorflow 更是使得實作深度學習時更加容易，科學家借助機器學習上能發現第二個太陽系、下能預測餘震位置，雖然在影像分類、股票預測等多方面都有所突破，然而對於短文本的分類問題仍然是個相對不常見的研究課題，而在文字分類問題中較常使用的方式為人工標注、詞彙模型(Bag-of-words)、機器學習方式等三種方式進行短文字分類，而由於會議中的字句較多所以不考慮人工標注、在比較詞彙模型以及機器學習的方式後，因為考慮到短文本中的序列性，因為本研究最後選用機器學習的方式進行短文本分類，而利用機器學習進行短文本的分類也是近年來最常被使用的短文本分類方法,在 ACM、IEEE、Springer、Elsevier 等期刊中有關短文本分類的問題有將近 86%的論文都是以機器學習方式進行[62]，因此本研究經過評估後，將該方式應用於本次的研究已處理文本的分類問題。

深度學習本質上是一種以人工類神經網路為架構，對資料進行表徵學習的演算法。而本研究將用此方式進行資料的分類。深度學習的模型建立方式分成監督式學習以及非監督式學習[63]，當中的差異在於進行預測時是否有預先提供的資料讓類神經網路進行預測前的模型權重調整及模型訓練，而應用場景也大為不同，監督式學習多用在類別分類問題以及迴歸分析，無監督式則多用在群集分析、關聯規則以及維度縮減問題，同時監督式學習所得的資料較好掌控，而非監督式學習則需要事先定義要分成的群數，並針對每一群去做詳細探討，而監督式學習在進行分類時則是輸出預先定義好的類別，監督

式學習其預測之結果為離散之值則屬於分類問題，若預測之結果為連續則屬於迴歸預測問題，本研究主要有三塊部分需要進行預測，分別為領導者中的人格特質、會議中的語句情感、會後的使用者滿意度，而這三塊中前兩塊因為要預測值為離散之類別皆是分類問題，最後一塊預測滿意度為連續型之數值因此屬於迴歸問題，因此本研究皆以監督式學習之方式建立機器學習預測模型。

在進行監督式模型建立時，必須針對要預測之類別選擇模型的訓練資料，訓練資料的屬性與要預測的資料屬性要盡量相似，舉例而言，若是訓練資料為政治屬性，而預測的資料為體育屬性，則預測的準度會比利用運動屬性資料做訓練的模型低，而原因為資料集存在大量的差異，則會導致模型在預測分類時所看到的資料會有很大部分未出現在訓練資料中，導致在預測階段產生誤差。對情感進行分類，必須使用情感分類的訓練資料集，相關的資料整理如下表 2-4：

表 2-4 過去研究情感語句所用之模型訓練資料集

Dataset	Author	Year	License	Description	Size	Emotion categories
affectivetext	Strapparava & Mihalcea	2007		Classification of emotions in news headlines	250 headlines	anger,disgust, fear,joy,sadness, surprise
crowdflower_data	CrowdFlower	2016	available to download	Annotated dataset of tweets via crowdsourcing.	40k tweets	anger, enthusiasm, fun, happiness, hate, neutral, sadness, surprise, worry, love, boredom, worry, relief, empty
dailydialog	Li Yanrand et al	2017	available to download	Manually labelled conversations dataset with topics and emotions	13k sents	anger, disgust, fear, joy, sadness, surprise



emotion-cause	Diman Ghazi&Diana Inkpen&Stan Szpakowicz	2015	research only	Automatically built dataset annotated with emotion and the stimulus using FrameNet's emotions-directed frame	820 sents + 1594 sents	anger, sad, happy, surprise, fear, disgust
EmoBank	Sven Buechel	2017	redistributable CC-BY 4.0	Large-scale corpus annotated with emotion according to VAD scheme	10k	VAD
emotiondata-aman	Saima Aman&Stan Szpakowicz	2007	obtainable upon request	Manually annotated corpus with emotion categories. The agreement on emotion categories was ~0.66.	~15k sents	joy, neutral, disgust, sadness, surprise, fear, anger
fb-valence-arousal-annon	Preotiu Petro	2016	available to download	description	2.8k posts	VA
grounded_emotions	Liu, V.&Banea, C.&Mihalcea	2017	available to download	They look into whether the effect of weather, news events, relates to the tweet sentiment	2.5k tweets	joy, sadness
isear	Klaus R. Scherer and Harald Wallbott	1990	available to download	reported situations in which emotions were experienced	3000 docs	joy, fear, anger, sadness, disgust, shame, guilt
tales-emotions	Cecilia Ovesdotter Alm	2005	gplv3	Dataset of manually annotated tales used in a document classification task	15k sents	angry, disgusted, fearful, happy, sad, surprised, mood (positive, negative)

而本研究屬於團隊日常對話，因此選用了相近的訓練資料集 dailydialog 以及

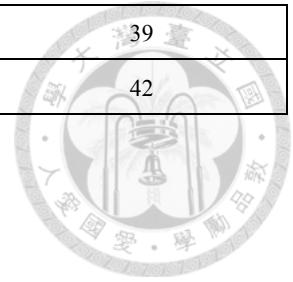
crowdfunder\_data，作為訓練資料，而由於資料集的組成為日常對話的資料集，而選用此資料集主因為以下幾點考量，訓練集資料來源為英語學習者相關網站，其語法相比於 Twitter Dialog Corpus (Ritter et al., 2011)和 Chinese Weibo dataset (Wang et al., 2013)更加規範嚴謹，同時主題較於集中同時年代也較近，資料量跟其他資料集相比也較為充足，然而最重要的是該資料集不但有多類別的情感的標注，在情感的分類上 DailyDialog 之作者 Li (2017) 作者遵循 Wang (2013)的方法進行分類，資料集中共有 13000 輪對話，並且最後清除了重複語句，並刪除資料量較低的類別，最後總計 47200 筆訓練資料，並將情感類別限縮至 5 類: neutral , happy , sad , anger , hate，在建立模型時使用 90%的資料當作分類模型建立時使用之訓練資料，而 10% 的資料作為驗證資料集用以驗證模型的分類好壞。

而第二部分為人格特質之預測模型建立部分，同文獻所提及我們使用 MBTI 做為領導者人格特質之分類依據，資料集的部分採用 (MBTI) Myers-Briggs Personality Type Dataset，MBTI 部分利用 8675 位使用者的社群貼文，而當中每位使用者有接近 70 筆的公開貼文，總計近 62 萬筆測資所建立 MBTI 人格特質分類器，將以四個向度區分人格特質，而每一個向度皆區分為兩種，最終總共會產生 16 種組合，表 2-5 為各種組合之資料筆數，包含 Extrovert 與 Introvert、Sensing 與 Intuitive、Thinking 與 Feeling、Judging 與 Perceiving 等，而後續將以英文字首代表其類別，如下表 2-5。

表 2-5 MBTI 人格特質訓練資料集分佈

MBTI 種類	該人格用戶數量	MBTI 種類	該人格用戶數量
INFJ	1470	ISFP	271
ENTP	685	ISTP	337
INTP	1304	ISFJ	166
INTJ	1091	ISTJ	205
ENTJ	231	ESTP	89
ENFJ	190	ESFP	48

INFP	1832	ESTJ	39
ENFP	675	ESFJ	42



人格特質訓練集資料分佈，如下圖 2-1：

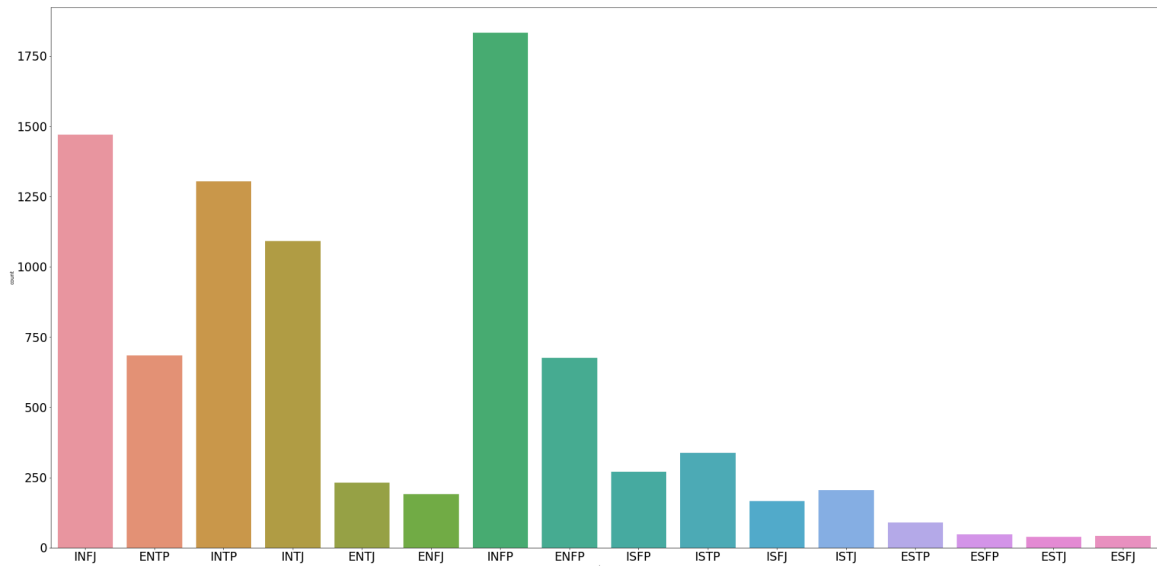


圖 2-1 MBTI 人格特質訓練資料集分佈

圖 2-1 人格特質訓練資料中可以看出類別分佈非常的不平均，若直接將人格特質分類到十六種人格特質的其中一種類別，則模型會因為最小化目標函數，分類會趨向數量較多的類別即 INFP 以及 INFJ，為了解決這樣的問題且更精確的預測分類，將此問題轉換為四個二元分類問題，將每個向度轉換為二元分類問題以此方式平衡訓練數據集。

轉換後訓練數據集如下表 2-6:

表 2-6 MBTI 兩向度人格特質訓練資料集分佈

人格特質向度	特徵(一) 數量	訓練資料量	特徵(二) 數量	訓練資料量
Social Interaction	Extrovert (E)	81857	Introverts (I)	80262
	1999		6676	
Information Gathering	Sensing (S)	42130	Intuition (N)	43154
	1197		7478	
Decision Making	Feeling (F)	171204	Thinking (T)	170357
	4694		3981	
Dealing with the External	Judging (J)	144556	Perceiving (P)	144938

World	3434		5241	
-------	------	--	------	--

而模型分類模型建立方式與文字情緒分類方式雷同，移除掉特出符號以及 stop word 後，在進行 Lemmatization 正規化，並將句子的最大長度設定為四十個字詞，最後將其利用 texts to sequences 將句子中的字詞替換為 index 表示，最後利用此處理過後的語句作為輸入，輸出則分別為四個向度對應的 Label 作為預測標籤，同第一部分在建立模型時使用 90% 的資料當作分類模型建立時使用之訓練資料，而 10% 的資料作為驗證資料集用以驗證模型的分類好壞。

而第三部分則為會後使用者滿意度之預測部分，使用 Sentiment140 資料集作為訓練資料，當中包含 1,600,000 筆 twitter 之資料，當中正反面的語句比例皆相等，並且在每一筆資料皆有其正反標籤，我們利用此資料集來建立滿意度預估模型，預測使用者之短文本滿意度。

上述皆為在建立模型時所需要使用之模型訓練資料而模型的具體架構將在此段落進行介紹，在具有序列關係的資料中，例如股價、文字的分類問題往往都會使用遞歸神經網亦或是長短期神經網路進行模型的建立[64]，從過往的前饋神經網路(Feed- forward neural net, FNN)、遞歸神經網路(Recurrent Neural Network, RNN)、到現在的長短期記憶神經網路(Long short-term memory, LSTM)，遞歸神經網路架構在近年來被快速的發展，相較於前饋神經網路的單方向傳遞，遞歸神經網路多了雙向傳遞，相較於遞歸神經網路，長短期記憶神經網路利用 Input gate、output gate、forget gate 透過三個閘解決了遞歸神經網路在長期記憶上面的問題，而本研究之資料皆屬於文字類，因此順序的影響至關重要，所以將採用 LSTM (Bidirectional LSTM) 於預測模型中，同時使用正反兩向的輸出，而這樣做的好處是可以同時利用雙向的詞彙當作關聯，讓前後的詞彙都具有個自權重的影響。

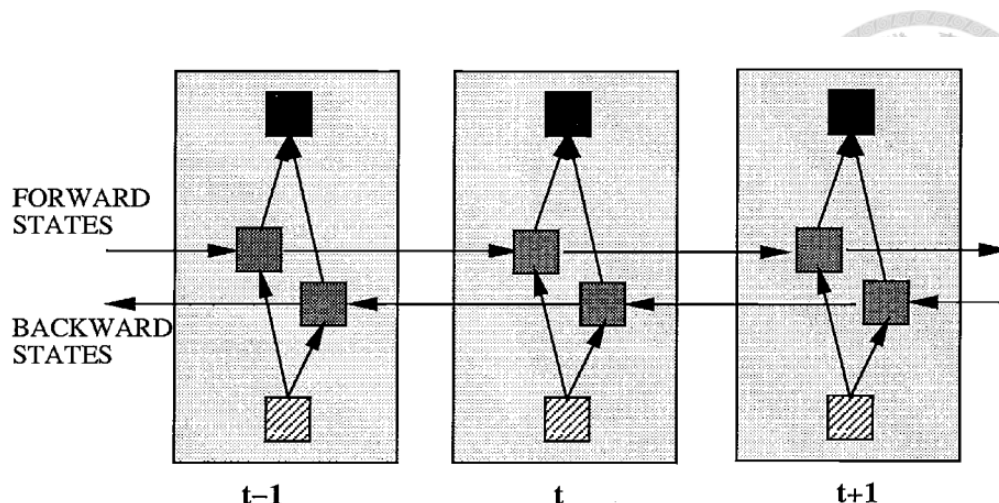


圖 2-2 Bidirectional Recurrent Neural Networks

圖片來源: Mike Schuster, 1997

建立類神經網路我們參照文獻中所提及的流程進行[65]，在類神經網路中預測模型的輸入資料必須為數值化資料，我們首先將文字轉為序列化資料時，首先會先將所有詞彙轉換為數字編號而後轉換為高維度向量表示，將詞彙轉換到高維度的向量空間中其好處就是可以讓在實質意義上接近的詞彙可以在高維度空間中更接近[66]，而詞向量通常會使用預先訓練好之預先訓練詞向量，已得到較好的模型預測準度，而預先訓練好的詞向量通常有兩種選則，分別為史丹佛研究團隊提出之 Glove: Global Vectors for Word Representation [67]以及 Google 所提出之 word2vec[68]兩種，而在過去學者論文中也驗證了 GloVe: Global Vectors for Word Representation 其表現優於 word2vec 的方法[67]，因此本研究經過評估後將使用 Glove 預先訓練詞彙向量，史丹佛研究團隊利用使用了 20 億則 Twitter 貼文對該詞彙向量進行訓練，並將每個詞彙以 200 維度的向量作表示，向量的表示方式不但解決了矩陣稀疏的問題，同時也利用高維空間代表詞彙之間的關聯性。

Sosa(2017)研究中提出同時使用長短期記憶網路(LSTM)串連卷積神經網路(CNN)的預測準度表現會比單純使用卷積神經網路或者單純使用長短期記憶網路要來的好[69]，同時準度會隨著不同類別而有所變化，而由於要進行分類的對話較短，我們希望


能在長度很短的對話中獲取更多的規則，因此模型將同時交錯使用 LSTM-CNN 以及 CNN- LSTM，而本研究所使用之預測模型架構參考 Balancenet (Timothy Liu, 2018)。

本研究主要探討領導者人格特質、會議情感、會議後成員滿意度，雖然皆是將短文輸入，但由於三模型之預測輸出不同，因此必須同時建立三個分類模型分別用以領導者預測人格特質、會議情感、以及滿意度，人格特質部分我們使用 Myers-Briggs Personality Type Dataset、會議後成員滿意度部分使用 sentiment140，而在會議情感部分則如上述綜合 crowdflower\_data 以及 dailydialog 兩資料集。

## 第五節 小結

而過去不論是情感亦或是人格特質之研究其研究對象都是限制在面對面的實體環境進行，然而如緒論所述現今的團隊協作有很大部分都改成線上進行，而本研究也將研究的對象設定為線上的團隊協作會議，在第二小節的文獻中我們回顧了情感的種類以及影響，然而在情感方面由於本研究中的分析資料僅僅只有會議的文字資料，無法得知偶然情緒對領導者、會議成員所造成之影響，因此本研究不考慮偶然情緒所造成之影響，而如文獻所提若只將情緒分為正負兩個維度並不足以表示所有的情緒表現，對應在線上的協同合作的情境下，本研究也將採用多維度的離散情緒分類對會議對話進行分類，第三小節中我們回顧了過去學者提出人格特質對團隊績效會帶來影響研究[53]，而團隊的情緒也會受到團隊領導者人格特質所影響[13]，本研究建立在此理論基礎上假設領導者本身所具備之人特質會影響會議中情緒，進而影響到會後的成員滿意度。最後本研究將會對會議中的討論進行情感分類，並且探討領導者人格特質、會議中情感表現以及會議後使用者滿意度之間的交互關係。

此章節我們回顧了過去學者所提出有關情感以及人格特質相關的文獻，並且參考過去論文所提出的方法進行人格特質及情緒的分類，而綜合文獻我們得出了以下幾點總結：



1.在情緒部分的文獻探討中了解到過去往往使用兩維度的效價去進行情感的研究，然而文獻中提及若只使用兩效價進行情感的研究往往是不夠的，評價傾向模型說明了即便是相同的價向的情緒也會有不同的行為表現，因此本研究將比照心理學的文獻將情緒分為多個構面進行探討。2.研究中提及在處理文字分類的問題時使用遞歸神經網路(RNN)搭配卷積神經網路(CNN)的架構同時配合預先訓練好的詞彙向量模型，進行模型的建構會得到較好的預測準度表現，本研究將參考過去學者研究所提出的架構進行模型的建立短文本情緒分類模型。3.在人格特質部分過去有多種分類方式，而過去學者所提出的文獻中也證明 MBTI 的分類方式相較於其他的分類方式較不容易產生偏差，因此本研究最終採用 MBTI 的分類方式進行領導者人格特質的分類。

### 第三章 研究架構與方法



本章節共分為三個部分，第一部分講述研究架構，即是整個研究的主要流程進行方式；第二部分講述領導者人格特質分類模型、團隊整體情感分類模型與會後滿意度預測模型的架構，以及分類模型訓練時所用的資料來源以及屬性；第三部分講述各次會議所討論的議題以及專案團隊的屬性。

#### 第一節 研究架構

Slack 是專為團隊溝通建造的軟體，它有其他「即時通訊軟體」所無法比擬的訊息搜索、權限管理、留言釘選、頻道分流功能，據 IT 網路公司 Spiceworks 最新問卷調查顯示擁有 15 % 之市佔率超過 50 萬家企業用戶，每日活躍用戶為 8 百萬人，本研究之探討對象為 WordPress 公司，從 Slack 線上會議協作平台中抓取 WordPress 各團隊會議紀錄文字資料進行分析討論，本研究主要想探討不同向度的領導者人格特質、團隊會議中整體情感對會議後使用者滿意度之影響，這邊所提到的領導者人格特質為文獻探討中 MBTI 各向度之人格特質、整體情感為文獻探討中的五個情感 Neutral , Happy , Sad , Anger , Hate 在會議中所佔之比例，而會後使用者滿意度則為每場會議後之使用者滿意度表現。找出其中關連，並提出管理上的建議，供未來組建大型虛擬資訊專案團隊者參考。

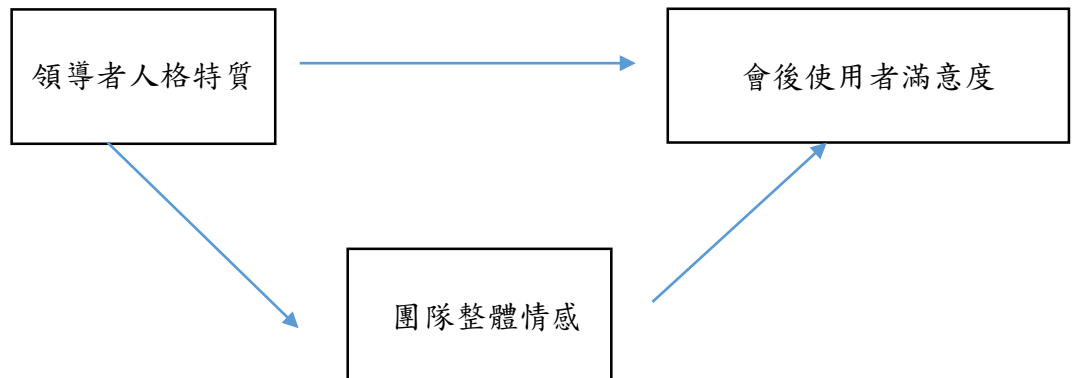


圖 3-1 研究架構



本研究篩選 WordPress 團隊會議記錄中情感用詞較豐富之團隊，針對情感較豐富的專案團隊進行會議紀錄分析，接著參考學者所提出的專案團隊人格特質及情感分類，並檢視在 MBTI 各向度的團隊領導者以及會議中情感分配比重探討其是否會影響到會後使用者滿意度。

## 第二節 研究方法

本研究依照上述的研究架構，提出研究流程如下圖 3-2，步驟分別有會議紀錄爬取，依照會議時間點進行對話切割，缺失資料補齊假設發言者有遺漏情況，程式斷詞，詞彙正規化(Lemmatization)，利用建立好的分類模型架構進行 1.團隊領導者 MBTI 各向度人格特質進行分類 2.團隊領導者會議中的語句進行情緒分類 3.會後成員的滿意度，並分別針對領導者人格特質、會議情感比重、會後滿意度進行探討。

以下說明研究處理步驟：

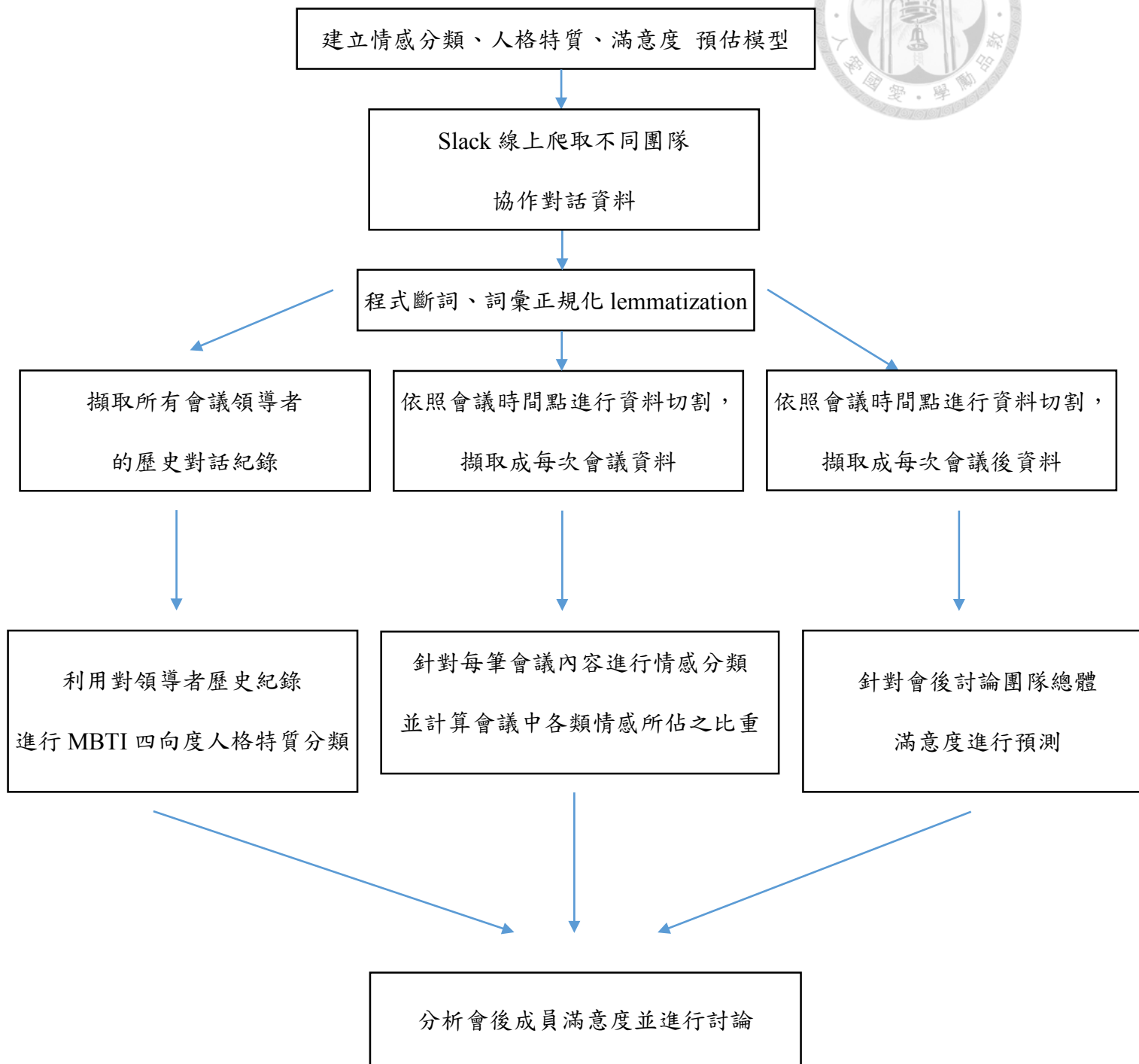


圖 3-2 研究流程

而主要的處理步驟說明如下：

預測模型建立、會議資料爬取、資料前處理、缺失資料補齊、按時間點進行會議切

割、程式斷詞、正規化、會議文字預測、資料視覺化、分析討論。



## 1. 預測模型建立

文獻中提及使用預先訓練詞向量會得到較高的準度在此次研究實驗中得到證明，而本研究也使用比較使用預先訓練詞向量以及不使用預先訓練詞向量如下圖 3-3，其縱軸為模型預測準度，橫軸為訓練回合數，再經過 100 次訓練後可以看出有使用預先訓練詞彙向量之模型準度在驗證資料集的表現較約為 75% 而未使用預先訓練詞彙向量之準度則落在 40% 左右，文獻中所提及的方式結合卷積神經網路 (CNN)以及長短期記憶網路 (LSTM)建立 Balancenet 預測模型，並且使用 crowdflower\_data 為主以及其他輔助資料訓練集作為作為訓練資料進行訓練，首先將訓練資料集的資料進行正規劃處理，讓其資料變成一句話一標籤的形式，而後對每一個句子中的詞彙進行 Lemmatization 正規劃，已縮減詞彙的變化例如：將 drove, driving 皆會被正規化為 drive，並將每一個詞彙給予數字編號，並利用 Keras 中的 text\_to\_sequence 以及 pad\_sequence 方式將句子中的長度一律縮減或補齊至長度為 40 的整數型態陣列表示，最後利用文獻中所提及的 Stanford 所提出之預先訓練詞彙向量 Glove Pre-Trained Word Vector 進行類神經網路第一層 Embedding Layer 層的建立，將相對應的字詞利用 Glove 中 200 維度的向量表示，而若不存在於 Pre-Trained Word Vector 中的字詞則以 200 維度隨機向量表示，上述步驟及完成了先前的準備步驟，而後開始建立訓練模型。

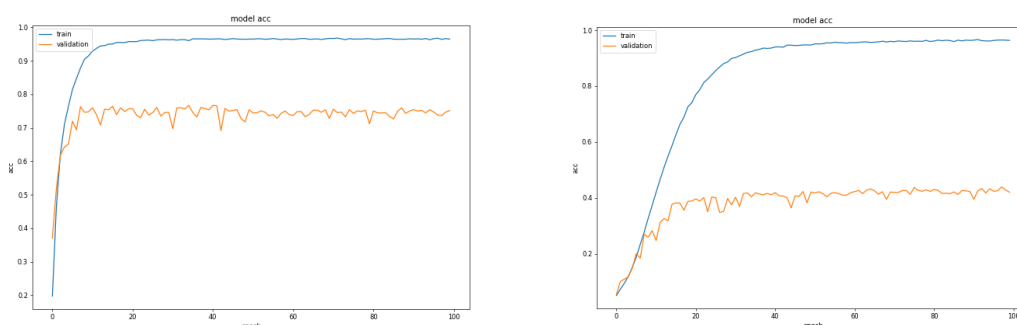


圖 3-3 pre-trained Glove vector accuracy

(左圖為使用 pre-trained vector、右圖未使用 pre-trained vector)

資料來源: 本研究實驗結果

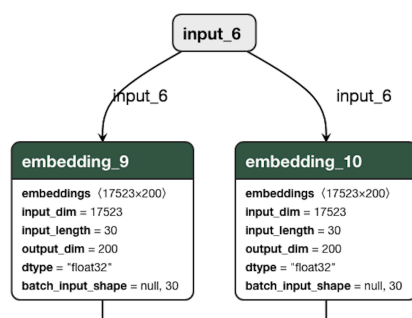


圖 3-4 BalanceNet (Embedding Layer)

圖片來源：本研究繪製，架構參考 (Timothy Liu, 2017)

架構中可以看出一開始的輸入層如圖 3-4 所示，而後接了兩層 Embedding Layer，而此層為上述所提及的 Glove Pre trained word vector，而 Embedding Layer 的建立參考 [66] 中所提及若將 Embedding Layer 的權重固定可以得到較好的表現，然而這邊除了靜態(不可訓練)權重 Embedding Layer，另外再加上一層動態(可訓練)權重的 Embedding Layer，以此達到可以根據模型進行微調，而這樣做的好處在於有些字詞在初始化時並未出現在 Pre trained vector 中，可以由此模型利用動態訓練的方式調整其權重。整個分類模型 Balancenet 有兩部分的架構組成，分別為第一部分的(LSTM-CNN)如下圖 3-5 以及第二部分的(CNN-LSTM)如下圖 3-6，將在下文中對模型架構進行介紹。

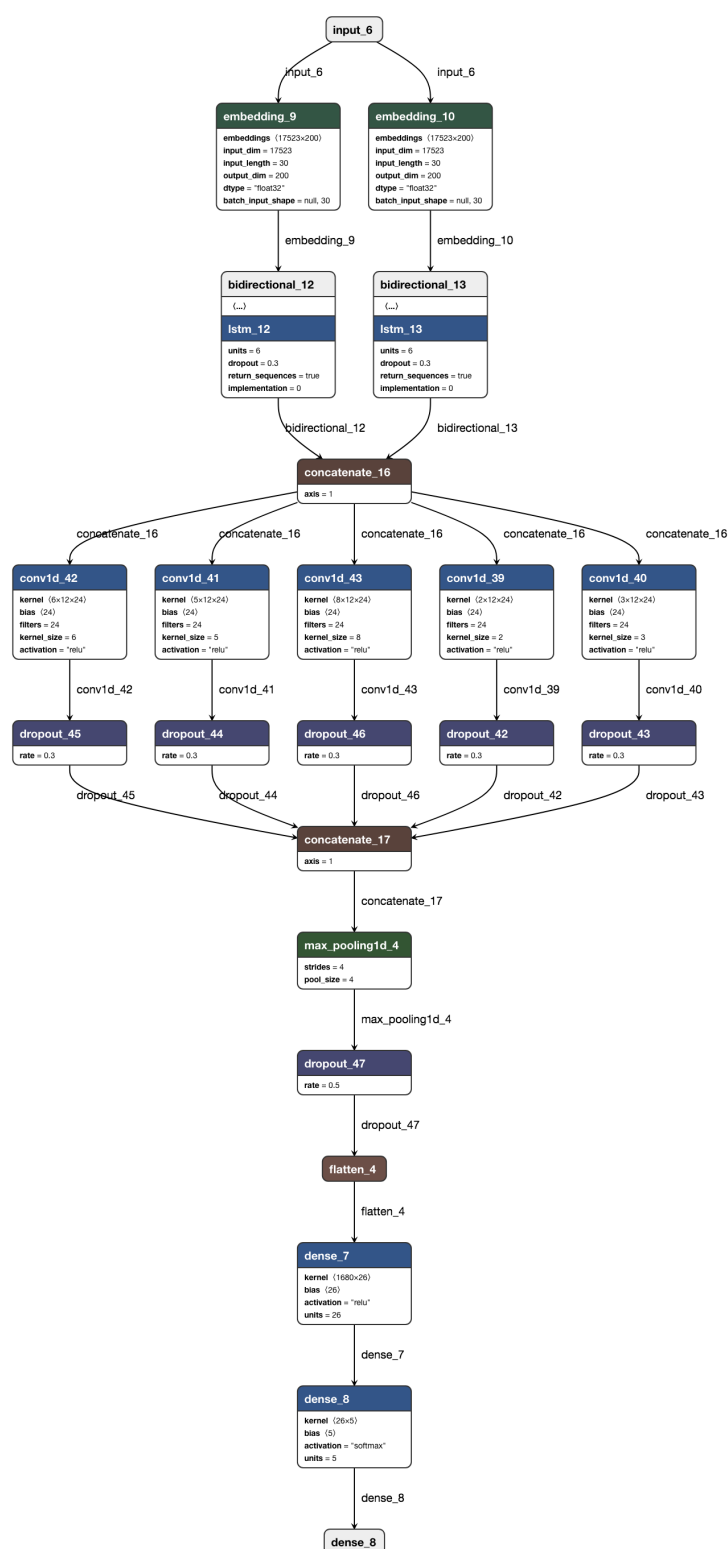


圖 3-5 BalanceNet(LSTM-CNN)

圖片來源：本研究繪製，架構參考 (Timothy Liu, 2017)

圖 3-5 為第一部分(LSTM-CNN)的模型架構，可以看到最上方的 Embedding Layer 已經在上文中進行介紹，其 embedding Layer 的輸出分別進入圖中 bidirectional\_12 以及 bidirectional\_13 雙向長短記憶神經網路層 (bidirectional LSTM)，而將兩神經網路的輸出串連圖中 concatenate\_16 分別進入五組卷積神經網路層圖中 cnn1d\_39、cnn1d\_40、cnn1d\_41、cnn1d\_42、cnn1d\_43，為了避免模型過度擬合某些特定特徵，在每一組卷積神經網路層後面都各自接上 dropout 層，藉由每次忽略一部分之隱藏節點，以此避免模型過度擬合，並將 cnn1d\_39、cnn1d\_40、cnn1d\_41、cnn1d\_42、cnn1d\_43 的輸出串接 (圖中 concatenate\_17)，而後進入 max\_pooling 層及 dropout 同樣是避免過度擬合，最後將結果進行 flatten\_4 將結果轉換為一維度之數值，最後連接兩層 fully connected layer (圖中 dense\_7、dense\_8) 等，而最後的輸出及為最後要預測的類別，上圖 3-5 為第一部分之架構，而下圖 3-6 進行第二部分架構之介紹。

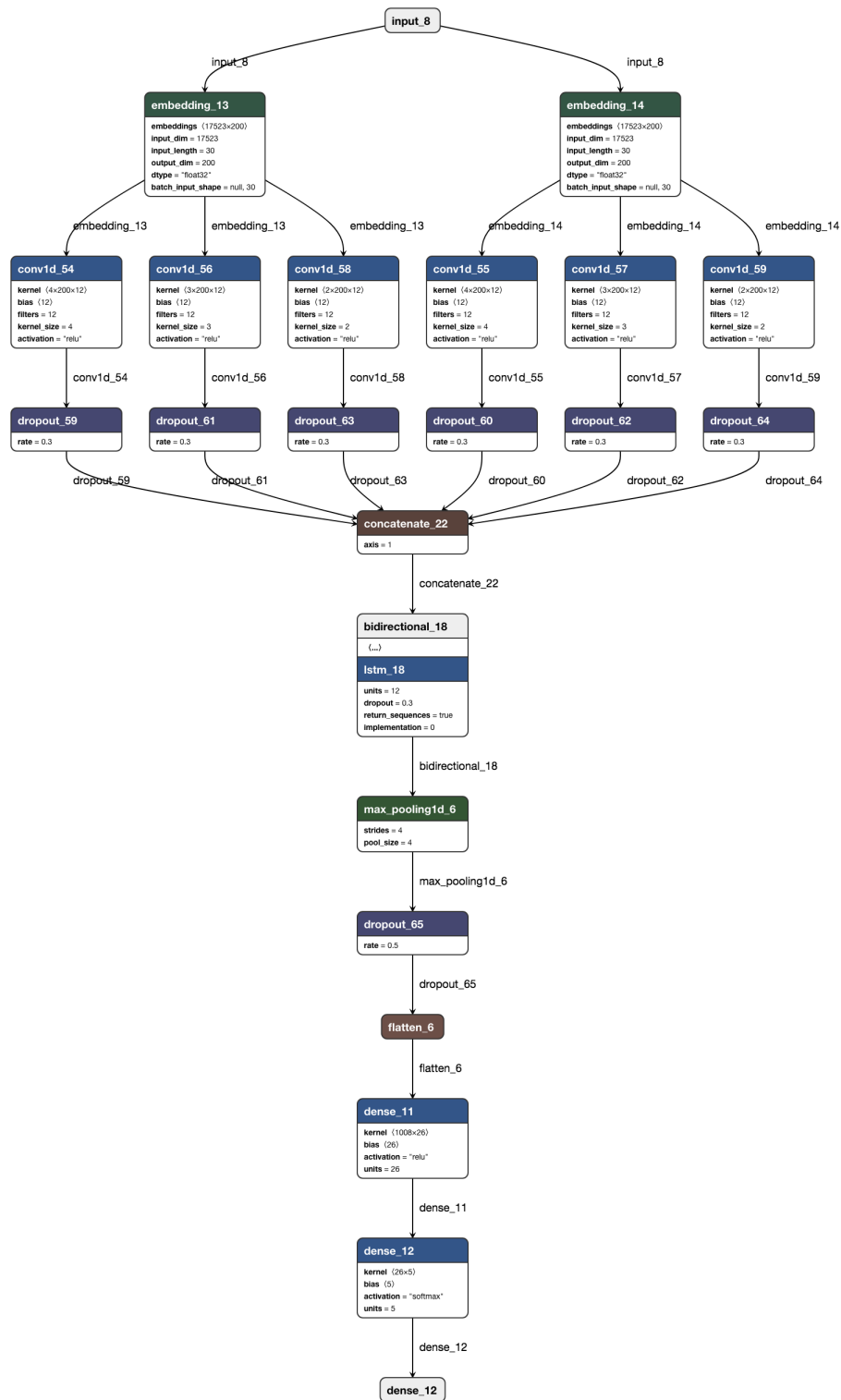


圖 3-6 BalanceNet(CNN- LSTM)

圖片來源：本研究繪製，架構參考 (Timothy Liu, 2017)

圖 3-6 為 Balancenet 的第二部分之架構，第二部分之架構與第一部分非常相似，其差異僅在於調換雙向長短記憶神經網路層 (bidirectional LSTM) 以及卷積網路層 (CNN) 之順序，不同於第一部分之架構，第二部分兩個 embedding layer 之輸出分別各自進入三個卷積網路層，並將所有卷積網路層之輸出串連，最後進入雙向長短記憶神經網路層 (bidirectional LSTM)，而後進入 max\_pooling 層及 dropout 同樣是避免過度擬合，最後將結果進行 flatten\_6 將結果轉換為一維度之數值，最後連接兩層 fully connected layer (圖中 dense\_11、dense\_12) 等，而最後的輸出及為最後要預測的類別，過去學者所提出的研究 Sosa (2017) 中表明了 LSTM 後串接 CNN 相比只用 LSTM 或是只用 CNN 能有更好的準度 (圖 3-4)，然而實際上的準度其實非常相近，而本實驗的目的是希望能在有限的序列中竭盡所能的獲取更多的特徵，因此參考了 Sosa (2017) 所提的方法，同時使用上述的第一部分 LSTM + CNN 以及上述第二部分 CNN + LSTM 兩種架構 (圖 3-5) (圖 3-6) (Timothy Liu, 2017)，而為了避免模型過度擬合訓練數據之問題，在每一組的 CNN 後都接上了 Dropout 層，讓固定比率的神經節點不進行運算，最後將兩組架構串連，並且接上一層 Maxpooling 層以及兩層全連結層，最後輸出為相對應數量的類別，上述即為所有的模型架構，而結合兩部分之架構即為本研究所使用之架構，如下圖 (3-7) 所示。



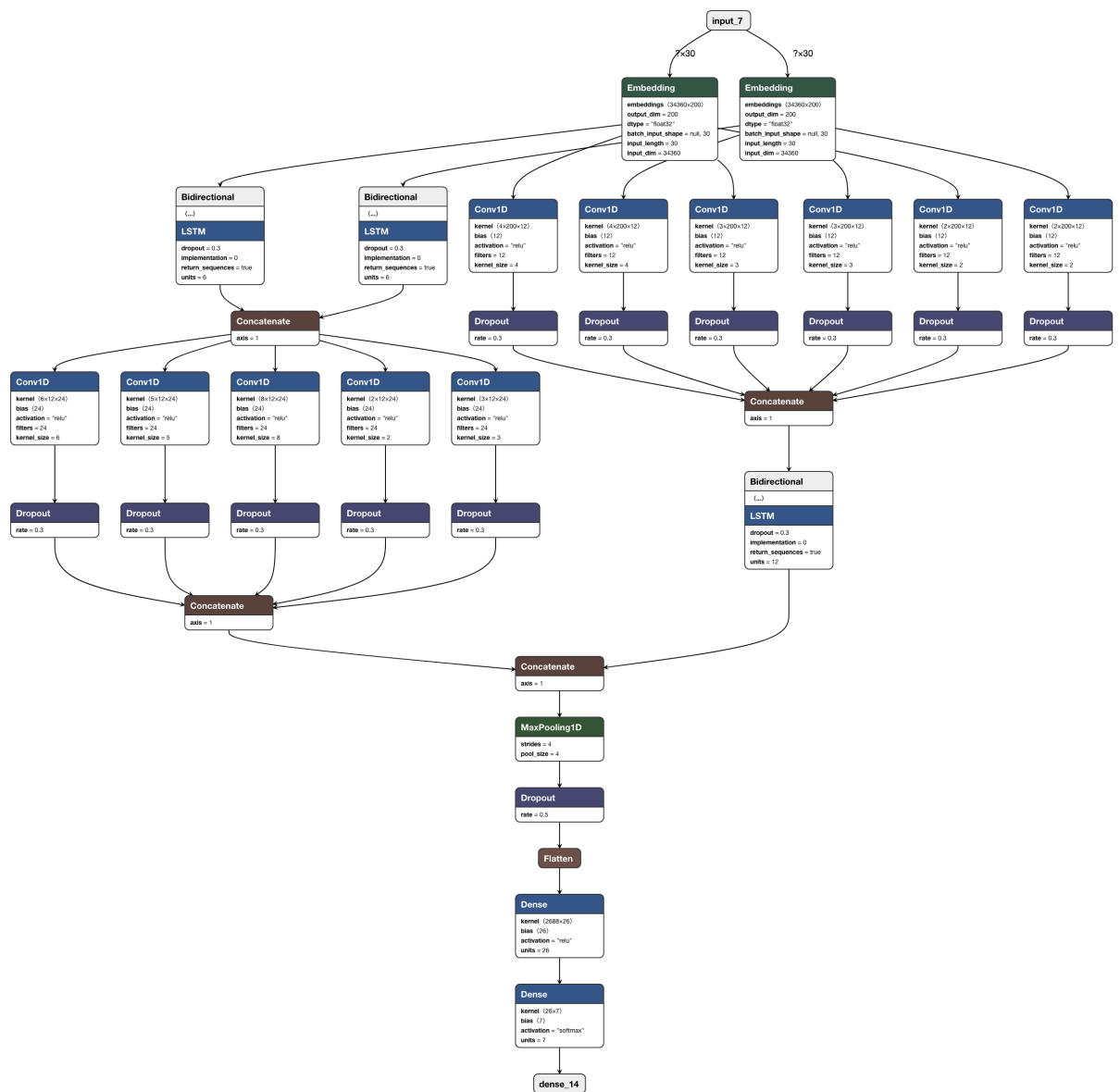


圖 3-7 BalanceNet 架構

圖片來源：本研究繪製，架構參考 (Timothy Liu, 2017)

而下圖 3-8 為模型經過 150 次訓練後，預測驗證資料集在五類別情緒下的分類準度表現以及 loss，由圖表可知由於神經網路的架構較大參數也相對較多，大約在經過 100 次訓練後模型才較為預測模型才逐漸穩定：

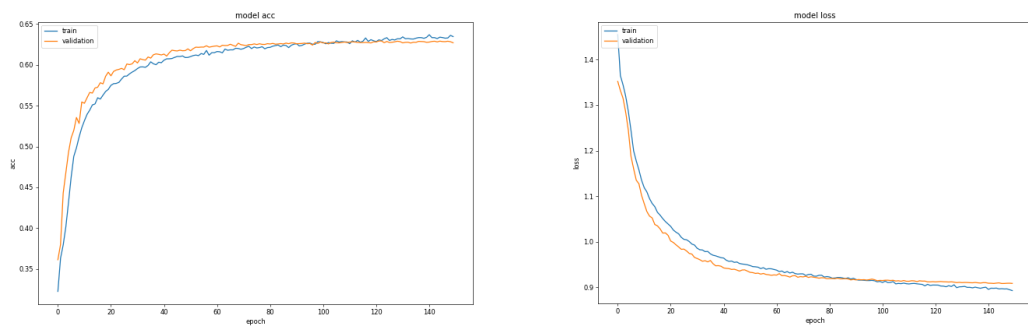


圖 3-8 BalanceNet 情緒 accuracy & loss

圖片來源：本研究繪製

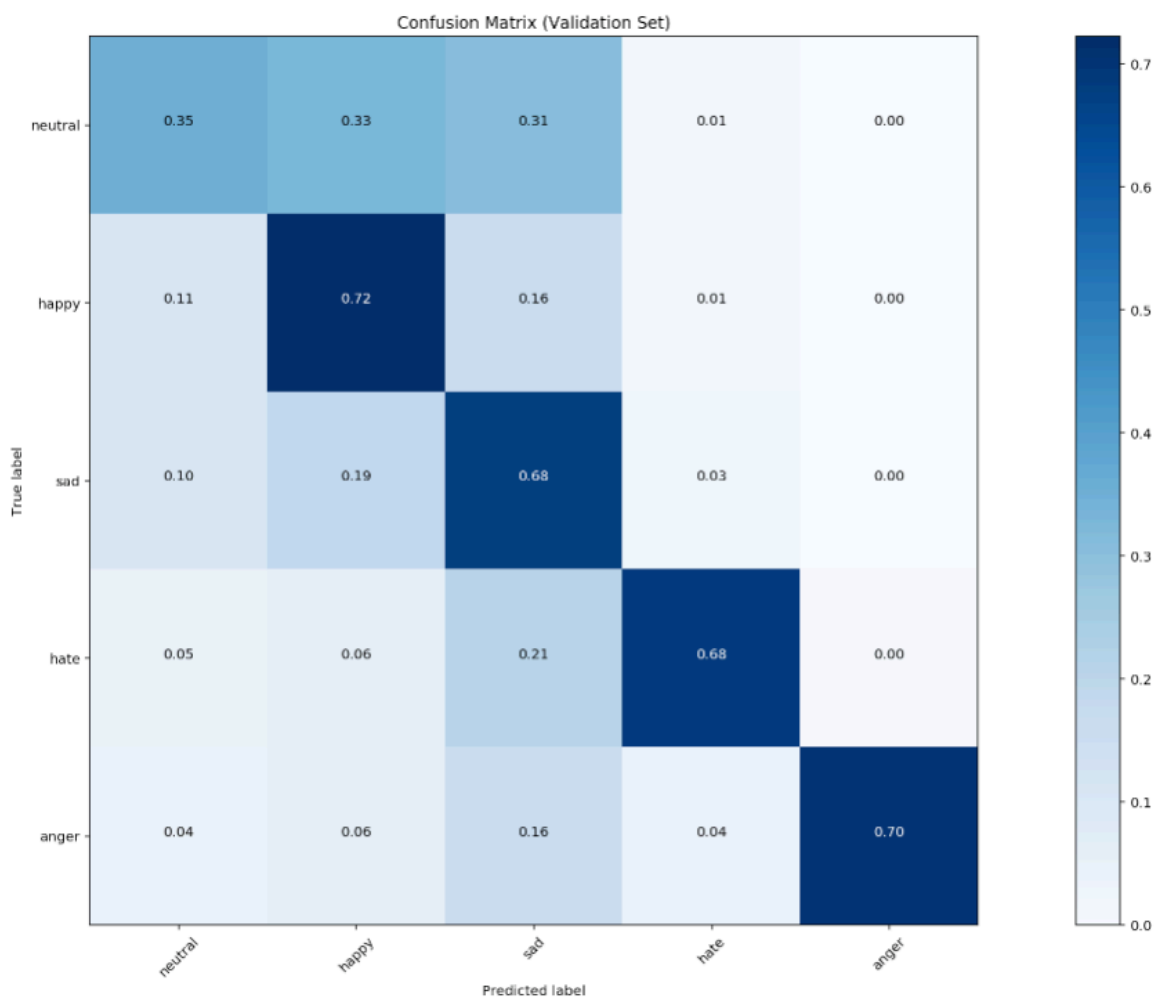


圖 3-9 BalanceNet 情感類別 Confusion Matrix

圖片來源：本研究繪製

從圖 3-9 情感類別 Confusion Matrix 可以看出模型在 happy 72%以及 anger70%的情感類別中有較高的準度，然而分類最差的是 neutral 類別，僅有 35 % 的準確率，時常將 neutral 類別判為 happy 或是 sad 這兩類，因此在後續分析討論中本研究僅會使用 happy、sad、hate 以及 anger 四個類別進行。而下表為預測模型在 precision、recall、f1-score 的表現：

表 3-1 BalanceNet 情緒類別 Precision & Recall

	Precision	Recall	F1-score	Support
Neutral	0.49	0.35	0.41	1948
Happy	0.65	0.72	0.68	3272
Sad	0.61	0.68	0.65	3137
Hate	0.81	0.68	0.65	878
Anger	0.97	0.70	0.81	222
Micro avg	0.63	0.63	0.63	9457
Macro avg	0.71	0.63	0.66	9457
Weighted avg	0.63	0.63	0.62	9457

資料來源：實驗結果

表 3-1 說明了分類模型在訓練資料集中各情感分類的表現，Anger 為當中 Precision 最高的類別，對於分類到 Anger 的語句我們有對其分類結果有很高的信心，並且在 Recall 部分的表現也有將近 70 % 的召回率，對於大部分應該是該類別的語句也都有將其正確分類，在其他類別中我們也可以看出除了 Neutral 類別外其他四類別的分類表現都表現的不錯，而在所有類別下我們可以看到 Macro-avg（所有類別的每一個統計指標值的算數平均值）以及 Micro-avg（所有樣本統計指標值的算數平均值）都有不錯的表現，而若不看 Neutral 類別，單看另外四類別的表現其 Macro avg precision = 0.76 、 Macro avg recall = 0.70 、 Micro avg precision = 0.66 、 Micro avg recall = 0.70 計算公式如下。



$$P_{macro} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n P_i$$

$$R_{macro} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n R_i$$

$$F_{macro} = \frac{2 P_{macro} R_{macro}}{P_{macro} + R_{macro}}$$

$$P_{micro} = \frac{TP}{TP + FP} = \frac{\sum_{i=1}^n TP_i}{\sum_{i=1}^n TP_i + \sum_{i=1}^n FP_i}$$

$$R_{micro} = \frac{TP}{TP + FN} = \frac{\sum_{i=1}^n TP_i}{\sum_{i=1}^n TP_i + \sum_{i=1}^n FN_i}$$

$$F_{micro} = \frac{2 P_{micro} R_{micro}}{P_{micro} + R_{micro}}$$

## 2. 資料爬取

從 Slack 上各個 WordPress 團隊會議頻道中將對話資料爬取下來，每一團隊皆爬取時長三個月所有頻道內所有的對話資料，每個頻道因不同頻道活躍程度不同每個頻道爬取約 4000 -8000 筆的對話紀錄。

## 3. 資料前處理

資料爬取下來必須移除掉版本控制，issue 回報等輔助對話機器人自動提供的資訊，因為這些為例行性的資訊回報，同時內容為版本更新的資訊，並不會影響到團隊成員的討論。

## 4. 缺失資料處理

因為爬取資料時有時會遺失發言者姓名資料，而此種情況通常發生在連續發言時，

對於遺失之情況，利用前一筆資料的發言者將缺失資料補齊。



## 5.按照時間點進行會議切割

將所爬下來的文字資料根據時間點將會議切割為會議中討論以及會議後討論兩部分，以供後續分析使用，而由於每個團隊的會議時間皆不同，本研究依照 WordPress 官網上得知每個團隊的特定週議會時程，並依照個團隊舉行會議之時間切割會議資料 (<https://make.wordpress.org/meetings/>)。

## 6.程式斷詞

在信息檢索中，為節省存儲空間和提高搜索效率，在處理自然語言數據以及文本分析之前通常會將停用詞 stop word 例如'the'、'is'、'at'、'which'、'on' 等這類字詞移除，在此步驟將每句對話依照字詞根據空格切割成一有序的串列，並且利用 NLTK (Natural Language Toolkit)中的 stop word 字典將其對話文本中的 stopw word 移除。

## 7.正規化

經過上面程式斷詞的處理過後最後再利用詞形還原 Lemmatization 的方式將字詞的原形、過去式、進行式、過去分詞等等還原成原本的型態，例如 drove 以及 driving 皆還原成原本詞的型態 drive，詞形還原是為了避免為每個單字之不同型態要分別建立多個 key，以此將同樣的單詞歸併，降低資料量並且提升效能。

## 8.利用建立的模型進行預測

利用已建立的預測模型預測領導者在會議中的文字情感。

## 9.討論

進行完領導者所有歷史發言進行人格特質預測、會議中之發言情感進行會議內情感比例預測、以及利用會後之討論進行滿意度預測後，探討三塊資料之關聯。

### 第三節 研究樣本

資料來源為 WordPress 團隊內的 Slack 對話紀錄，內有 85 個專案團隊，專案團隊小則數十人大則兩萬多人不等，而每個專案團隊都有其會議頻道，當中有 33 個團隊討論頻道會定期舉辦會議，同時團隊討論頻道為開放的，所有人都可以加入討論，然而在會議期間只有團隊內部成員能夠發言，本研究為了更聚焦在會議上的討論而非一般性的聊天，而從 33 個團隊舉辦固定週會的內容進行分析，而其會議資料為個團隊間 2018 年 12 月至 2019 年 3 月之所有對話紀錄，並依照會議標籤將其切割成會議中討論、會議後討論、並利用發言人標籤爬取所有團隊領導者之歷史發言紀錄。

本研究經過篩選後發現相對於開發團隊，而在非開發導向的團隊討論中有著較高的情感變化，同時會後的滿意度表現也有較明顯得起伏，因此本研究將討論的樣本限縮到 #forums、#Accessibility、#Docs、#Polyglots、#Training 五個輔助團隊的討論，以下將簡短介紹每個 Team 主要負責的工作內容以及業務範圍。Support Team (#forums) 主要處理的業務範圍為幫忙協助處理論壇中使用者所遇到的問題; Support Team (#Accessibility) 則處理團隊內部專業知識的共享，並協助 WordPress 中核心資源的存取使用，包含公司內部的編碼標準等等; Support Team (#Docs) 負責產品文件的編寫，並且確保每個 WordPress 產品保持最新的內容，以及圖檔說明，包含內部文檔以及外部的文檔; Support Team (#Polyglots) 負責翻譯業務包含一般的網站更新釋出，狀態報告等等; Support Team (#Training) 負責團隊內的訓練課程，業務範圍包含編寫內部訓練課程，準備 Workshop 素材等等，以下為各團隊會議之基本資訊。團隊資訊如下表 3-2：

表 3-2 WordPress 會議資訊

Team	Name	Location
Polyglots	Polyglots Team Weekly Chat	#polyglots
Core	Editor Weekly Chat	#core-editor
Marketing	Marketing Team Weekly Chat	#marketing

Hosting	Hosting Team Weekly Chat	#hosting-community
Core	Core Privacy Weekly Chat	#core-privacy
Design	Design Team Weekly Chat	#design
Core	New Core Contributors Bimonthly Chat	#core
Core	Core Development Weekly Chat	#core
Meta	Meta Team Biweekly Chat	#meta
Support	Support Team Weekly Chat	#forums
TV	WordPress.tv Team Weekly Chat	#wptv
Core	REST API Weekly Chat	#core-restapi
Training	Training Team Weekly Chat	#training
Core	Media Team Weekly Chat	#core-media
Accessibility	Accessibility Team Weekly Chat	#accessibility
Accessibility	Accessibility Weekly Bug Scrub	#accessibility
Docs	HelpHub Weekly Chat	#docs
Core	Customize Component Weekly Chat	#core-customize
Core	PHP Weekly Chat	#core-php
Design	Design Ticket Triage	#design
Core	JavaScript Weekly Chat	#core-js
CLI	WP-CLI Weekly Chat	#cli
Core	Multisite Weekly Chat	#core-multisite
GlottPress	GlottPress Office Hours	#glotpress
Themes	Themes Team Biweekly Chat	#themereview
Docs	Gutenberg Docs	#docs
Meta	DevHub Weekly Chat	#meta-devhub
Meta	WordCamp.org Biweekly Ticket Scrub	#meta-wordcamp
Tide	Tide Weekly Chat	#tide
Polyglots	Polyglots Team Weekly Chat (Asia-Pacific)	#polyglots
Community	Community Team Bimonthly Chat	#community-team
Community	Community Team Bimonthly Chat (Americas)	#community-team
Docs	Docs Team Biweekly Chat	#docs

## 第四章 研究結果與討論



本章節將分為四部分進行，第一節介紹欲分析的團隊以及團隊內的會議樣本，包含每筆資料之會議人數、語句數、詞彙數、停用詞等等每次會議之基本的資料，第二節展示會議領導者的 MBTI 人格特質分類，第三節則展示所有會議的情緒分析結果，第四節則為介紹每場會議後的成員滿意度，並在第五節針對領導者人格特質、會議情感、以及會後成員滿意度進行討論。

### 第一節 會議樣本描述

表 4-1 團隊會議基本資料

會議編號	會議人數	Sentence	words	StopWords
Forums_1	4	94	1005	350
Forums_2	3	86	1176	444
Forums_3	3	140	1649	622
Forums_4	5	99	1095	386
Forums_5	4	203	1611	565
Forums_6	4	155	2010	726
Forums_7	3	174	1977	686
Accessibility_1	2	214	2869	920
Accessibility_2	3	119	1541	496
Accessibility_3	3	170	2072	647
Accessibility_4	2	133	2400	872
Accessibility_5	10	191	3096	997
Docs_1	13	192	2343	694
Docs_2	13	120	1775	546
Docs_3	13	228	3794	1193
Docs_4	11	53	712	194
Polyglots_1	2	56	898	228
Polyglots_2	4	59	782	211
Polyglots_3	3	80	1145	304



Polyglots _4	3	85	1135	314
Polyglots _5	2	65	793	225
Polyglots _6	3	190	2443	769
Polyglots _7	2	56	724	192
Polyglots _8	3	56	850	249
Polyglots _9	3	36	498	112
Training _1	2	144	1652	599
Training _2	2	122	1489	567
Training _3	3	43	450	132
Training _4	2	145	1892	720
Training _5	2	99	1426	555

## 第二節 專案領導者 MBTI 人格分析

文獻中，Gorla 與 Lam 曾經提出在一個專案團隊中，團隊成員的 MBTI 量表比較傾向於某些向度時，對團隊績效的表現會呈現正相關的關係，而後續的學者也提到，領導者的團隊角色若在 MBTI 量表中 Information Gathering 向度若是偏向 Intuition 則團隊績效可能會較好，而在 Decision Making 向度若是偏向 Feeling 則也會有較好的團隊績效，而在團隊成員的部分若是 Social Interaction 偏向於 Extrovert 也會有較好的團隊績效，而本研究將參考其結果，並探討線上協作平台之團隊領導者的人格特質在對團隊會議後滿意度的影響。

我們將各團對之領導者之歷史發言紀錄彙整，並將團隊領導者之所有語句分別對四個向度之人格特質進行分類，最後將算出該領導者在每個向度之發言比例如下表 4-2，在本個案中我們在 Information Gathering 以及 Dealing with the External World 兩個維度上較難看出差別，導致本研究愈探討在不同向度上差異的表現若在該情況下較難進行，因此本研究最後採用其每一領導者所有發表的言論在兩向度上所佔之比例用以進行更細部的探討。而我們也將 Social Interaction 作為範例挑出高信心水準之分類語句如下表

4-3。

表 4-2 團隊領導者 MBTI 人格特質向度

團隊領導者	accessibility		forums		docs		polyglots		training	
Social	I	E	I	E	I	E	I	E	I	E
Interaction	55%	45%	47%	53%	52%	47%	38%	62%	64%	36%
Information	N	S	N	S	N	S	N	S	N	S
Gathering	76%	24%	68%	32%	85%	15%	90%	10%	58%	42%
Decision	F	T	F	T	F	T	F	T	F	T
Making	49%	51%	43%	57%	71%	29%	58%	42%	42%	58%
Dealing with	P	J	P	J	P	J	P	J	P	J
the	42%	58%	44%	56%	32%	68%	16%	84%	37%	63%
External										
World										

高信心水準的預測語句以 Social Interaction 向度 Introverts / Extrovert 為例子：

表 4-3 MBTI 人格特質向度語句範例

MBTI 人格特質向度	Sigmoid 後機率	
Introverts	0.19300365	I'd say it's a perfect candidate to add to the "not a bug" section of the Master List
	0.26769915	sterndata if they're just being asses in many topics, warn them, if it's warranted flagtl them and let them know
	0.16734594	I consider it critical that the Getting Started info there be re-done by the time the Learn site is up and running.
Extrovert	0.7878637	Haha, yeah people think I'm crazy, but I've been sleeping like that since i was 12-ish, so once you get into that kind of pattern ㄟ( ˊ) ㄟ
	0.8082436	Super late agenda post going up, because Iv'e lost track of the days from travel!

	0.81026804	I think that's a really smart idea and I could definitely see it solving a lot of the larger communication gaps. Plus then you get the cross-pollination :bee: of projects when team members go back to their larger knowledge groups.
--	------------	--

### 第三節 會議情緒分析結果

這部分使用文獻中所提及的架構建立分類模型，並針對每場會議內容的所有發言進行情緒標籤的分類，下表為每場會議內容經過分類後的不同情緒所佔的個數。

會議記錄 情緒分析結果如下表 4-4，而範例與句可以見如下表 4-5：

表 4-4 會議發言情緒比重

會議編號	會議人數	Neutral	happy	sad	hate	anger
Forums_0	4	66	10	13	2	3
Forums_1	3	51	6	15	8	6
Forums_2	3	95	8	23	10	4
Forums_3	5	70	3	15	8	3
Forums_4	4	154	14	21	14	0
Forums_5	4	99	22	21	10	3
Forums_6	3	106	25	22	15	6
Accessibility_0	2	146	10	41	17	0
Accessibility_1	3	78	14	18	9	0
Accessibility_2	3	130	10	16	12	2
Accessibility_4	2	82	6	27	12	2
Accessibility_5	10	120	17	42	11	1
Docs_0	13	136	9	27	17	3
Docs_1	13	86	8	13	13	0
Docs_2	13	145	23	31	27	2
Docs_3	11	35	2	9	6	1
Polyglots_0	2	48	2	2	4	0
Polyglots_1	4	47	3	5	4	0
Polyglots_2	3	60	4	7	8	1

Polyglots _3	3	64	4	9	6	2
Polyglots _4	2	48	5	4	5	3
Polyglots _5	3	144	11	20	12	3
Polyglots _6	2	40	6	7	3	0
Polyglots _7	3	38	6	9	3	0
Polyglots _8	3	23	5	4	4	0
Training _0	2	107	17	18	1	1
Training _1	2	78	16	27	1	0
Training _2	3	26	10	6	1	0
Training _3	2	84	22	29	10	0
Training _4	2	69	7	21	2	0

表 4-5 會議樣本中的分類

Content	Class
let's run through that agenda:	Neutral
Nothing new in Health Check for that?	Neutral
It does look like we're pretty much done though, so with that I'll just end it for this week and thank you all for stopping by :wink	Happy
really, all feedback is super welcome and appreciated	Happy
(Seriously, it's a very negative space, and I'd much rather everyone spent their time on less soul-crushing behavior, it'll keep you out of the line of fire :slightly_smiling_face: )	Anger
that should be a standalone script though, if admin in failing if that's your suggestion	Hate
I don't think so, mostly because of the issue above, they don't know what they need, and we don't know what we need until we know the problem, it's not an easy task	Hate
wrong movie. sorry	Sad
It feels chaotic.	Sad

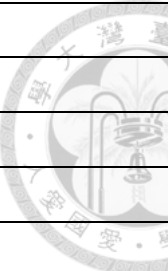
## 第四節 會後成員滿意分析

使用每場會議後的討論作為分析，藉此來推估會議後參與人員的滿意度，這部分同樣將其視作二元的分類問題，將其最後使用者的滿意度分正面及負面。訓練資料是利用

Twitter Dataset 當中有 160 萬筆由人工標註 Label 的訓練資料。而分類模型訓練完後在驗證資料集的表現為 82% 之精準度，而由於資料集中只有正負兩面向，而缺少中立的標籤，這方面不太符合團隊討論的情況，而由於是二元分類問題，模型將使用 Sigmoid function 作為輸出層的預測，預測出來的機率將介於 0 到 1 之間，0.5 作為判斷基準進行二用分類，而本研究將採用平均數除了使用二元分類標籤外，也計算會後每一言論經過 sigmoid 後機率平均值作為其使用者會後滿意程度衡量指標，如下表 4-6，範例樣本語句如下表 4-7。

表 4-6 會議後之討論滿意度

會議編號	negative	positive	Average Score
Forums_0	256	636	0.6765
Forums_1	188	544	0.7021
Forums_2	279	835	0.7127
Forums_3	367	1079	0.7073
Forums_4	329	858	0.6897
Forums_5	423	1046	0.6786
Forums_6	52	148	0.6991
Forums_All	5146	1894	0.6945
Accessibility_0	27	133	0.7777
Accessibility_1	30	152	0.7781
Accessibility_2	30	179	0.7936
Accessibility_4	7	50	0.8145
Accessibility_5	32	122	0.7400
Accessibility_All	126	636	0.7773
Docs_0	58	221	0.7469
Docs_1	48	186	0.7599
Docs_2	73	272	0.7492
Docs_3	5	5	0.4572
Docs_All	184	684	0.7480
Polyglots_0	111	241	0.6641
Polyglots_1	119	263	0.6366



Polyglots _2	66	105	0.6236
Polyglots _3	36	112	0.7419
Polyglots _4	110	336	0.7186
Polyglots _5	37	108	0.7289
Polyglots _6	58	108	0.6805
Polyglots _7	45	120	0.7020
Polyglots _8	23	114	0.7740
Polyglots _All	605	1507	0.6886
Training_0	19	78	0.7227
Training_1	0	17	0.8539
Training_2	41	295	0.8240
Training_3	32	168	0.7749
Training_4	0	9	0.8186
Training _All	92	567	0.7949

表 4-7 會後討論滿意度範例語句

Score	Content
positive	
0.9993818	Thanks clorith, Hi to all :wave: :simple_smile:
0.9955994	Have a good fortnight all.
0.9970125	Wow, congrats!
0.99633753	on it, thanks clorith :wink:
0.99727976	thanks clorith :slightly_smiling_face:
negative	
0.03556136	damn
0.02826805	I did it mistakenly and not to violate any terms. Trust me :disappointed:
0.017961029	THAT'S NOT GOOD. BRB.
0.037744187	I feel bad about this, because I dunno but it seems like the poster is not that savvy
0.0065591666	omg clorith being our leader in core right now is making me tear up

## 第五節 探討

這一小節中我們將進行最後的探討，利用上述的領導者人格特質資料，會議中的情緒變化，會議後的滿意度進行探討，下表 4-8 為結合三塊模型之會議之分析結果。

表 4-8 模型預測結果

	Team Leader Personality Traits								Meeting emotion					satisfaction
	I	E	N	S	F	T	P	J	Neutral	Happy	Sad	hate	anger	score
Accessibility_1	0.55	0.45	0.76	0.24	0.49	0.51	0.42	0.58	0.68	0.04	0.19	0.07	0	0.7777
Accessibility_2	0.55	0.45	0.76	0.24	0.49	0.51	0.42	0.58	0.65	0.11	0.15	0.07	0	0.7781
Accessibility_3	0.55	0.45	0.76	0.24	0.49	0.51	0.42	0.58	0.76	0.11	0.15	0.07	0.01	0.7936
Accessibility_4	0.55	0.45	0.76	0.24	0.49	0.51	0.42	0.58	0.61	0.04	0.20	0.12	0.007	0.8145
Accessibility_5	0.55	0.45	0.76	0.24	0.49	0.51	0.42	0.58	0.63	0.09	0.22	0.06	0.01	0.7400
Forums_1	0.47	0.53	0.68	0.32	0.43	0.57	0.44	0.46	0.70	0.11	0.14	0.02	0.03	0.6765
Forums_2	0.47	0.53	0.68	0.32	0.43	0.57	0.44	0.46	0.59	0.07	0.17	0.09	0.07	0.7021
Forums_3	0.47	0.53	0.68	0.32	0.43	0.57	0.44	0.46	0.68	0.06	0.16	0.07	0.03	0.7127
Forums_4	0.47	0.53	0.68	0.32	0.43	0.57	0.44	0.46	0.71	0.03	0.15	0.08	0.03	0.7073
Forums_5	0.47	0.53	0.68	0.32	0.43	0.57	0.44	0.46	0.76	0.07	0.10	0.07	0	0.6897
Forums_6	0.47	0.53	0.68	0.32	0.43	0.57	0.44	0.46	0.64	0.14	0.14	0.06	0.02	0.6786
Forums_7	0.47	0.53	0.68	0.32	0.43	0.57	0.44	0.46	0.61	0.09	0.14	0.13	0.03	0.6991
Docs_1	0.53	0.47	0.85	0.15	0.71	0.29	0.32	0.68	0.71	0.05	0.14	0.09	0.02	0.7469
Docs_2	0.53	0.47	0.85	0.15	0.71	0.29	0.32	0.68	0.72	0.07	0.11	0.11	0	0.7599
Docs_3	0.53	0.47	0.85	0.15	0.71	0.29	0.32	0.68	0.64	0.1	0.14	0.12	0.01	0.7492
Docs_4	0.53	0.47	0.85	0.15	0.71	0.29	0.32	0.68	0.66	0.04	0.17	0.11	0.02	0.4572
Polyglots_1	0.38	0.62	0.90	0.10	0.58	0.42	0.16	0.84	0.86	0.04	0.04	0.07	0	0.6641
Polyglots_2	0.38	0.62	0.90	0.10	0.58	0.42	0.16	0.84	0.8	0.05	0.08	0.07	0	0.6366
Polyglots_3	0.38	0.62	0.90	0.10	0.58	0.42	0.16	0.84	0.75	0.05	0.09	0.1	0.01	0.6236
Polyglots_4	0.38	0.62	0.90	0.10	0.58	0.42	0.16	0.84	0.75	0.05	0.11	0.07	0.02	0.7419
Polyglots_5	0.38	0.62	0.90	0.10	0.58	0.42	0.16	0.84	0.74	0.08	0.06	0.08	0.05	0.7186
Polyglots_6	0.38	0.62	0.90	0.10	0.58	0.42	0.16	0.84	0.76	0.06	0.11	0.06	0.02	0.7289
Polyglots_7	0.38	0.62	0.90	0.10	0.58	0.42	0.16	0.84	0.71	0.11	0.12	0.05	0	0.6805
Polyglots_8	0.38	0.62	0.90	0.10	0.58	0.42	0.16	0.84	0.68	0.11	0.16	0.05	0	0.7020
Polyglots_9	0.38	0.62	0.90	0.10	0.58	0.42	0.16	0.84	0.64	0.14	0.11	0.11	0	0.7440

Training_1	0.64	0.32	0.58	0.42	0.42	0.58	0.37	0.63	0.74	0.12	0.12	0.01	0.01	0.7227
Training_2	0.64	0.32	0.58	0.42	0.42	0.58	0.37	0.63	0.64	0.13	0.22	0.01	0	0.8539
Training_3	0.64	0.32	0.58	0.42	0.42	0.58	0.37	0.63	0.6	0.23	0.14	0.02	0	0.8240
Training_4	0.64	0.32	0.58	0.42	0.42	0.58	0.37	0.63	0.58	0.15	0.2	0.07	0	0.7749
Training_5	0.64	0.32	0.58	0.42	0.42	0.58	0.37	0.63	0.7	0.07	0.21	0.02	0	0.8186

視覺化後之圖表：

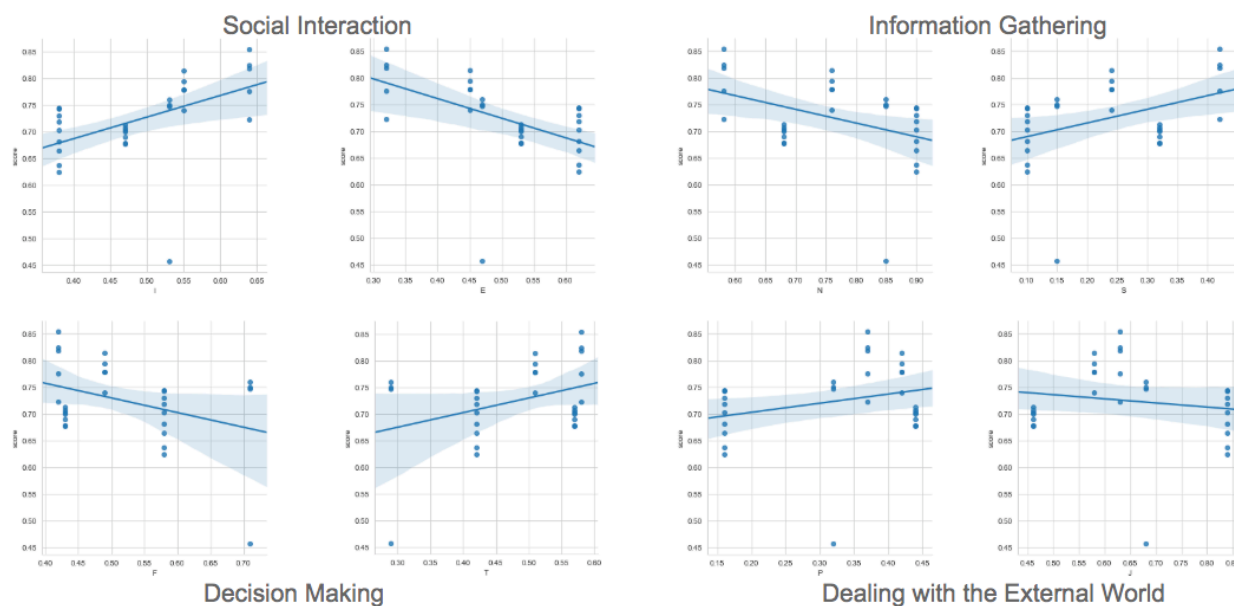


圖 6-1 領導者人格特質對會後滿意度之影響

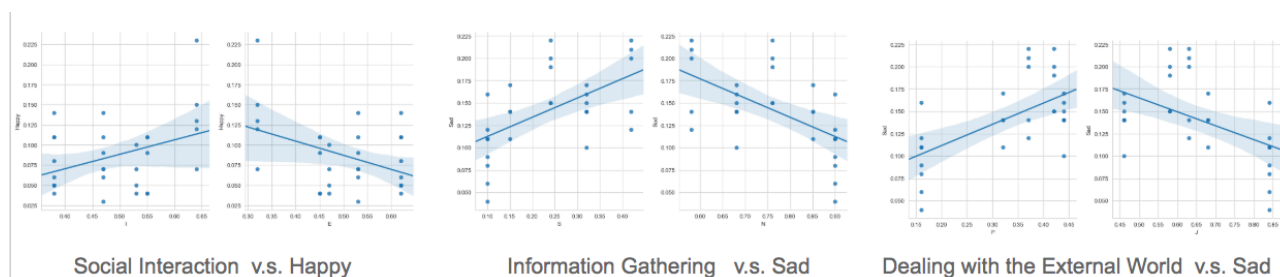


圖 6-2 領導者人格特質對會議情緒之影響



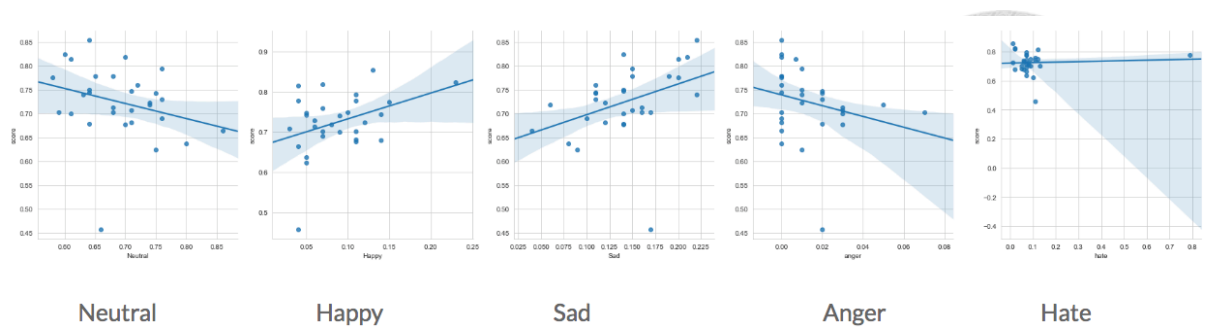


圖 6-3 會議情緒對會後滿意度之影響

## 第五章 結論與建議



### 第一節 研究結論

如同研究目的所述除了 Bouazizi & Ohtsuki, 2017 [11] 所提出的研究外很少有研究將短文本分類超過三個類別(正向/負向/中立)，本研究使用文字探勘及機器學習的方式作為出發點，將短文本分類為多種情感，並探討在線上協作平台中不同向度領導者人格特質對會議之影響，同時也探討會議中不同情緒對會後使用者滿意度之影響，最後探討三者之間的關係，並且以 WordPress 團隊作為研究對象，針對團隊領導者所有歷史言論進行人格特質分類，會議中語句進行情感分類及會議後之使用者滿意度三個部分進行探討，不同於過去人工標注或是問卷發放的分析方式，本研究利用相關資料建立預測模型，以此可以避免訪談或是問卷之偏頗，領導者 MBTI 人格特質之分類、會議內情感語句以及會後使用者皆透過模型分類預估，並探討最後分析之結果。

在文獻中 Gorla 與 Lam 曾提出在一個資訊專案團隊中，當團隊成員的 MBTI 量表比較屬於某些向度時，對團隊績效是有正相關的，而我們利用分析結果探討團隊領導者不同向度人格特質、團隊會議情緒以及會後滿意度之間的關係，透過模型預測會議資料之結果可以看出 MBTI 不同向度對於會議後滿意度之影響，我們假設領導者人格特質會對會議後滿意度造成影響，在此假設下 Social Interaction 向度、Information Gathering 向度以及 Decision Making 向度下之人格特質皆會對會議後的滿意度帶來影響，然而在 Dealing with the External World 的向度下似乎並沒有明顯的影響。在 Social Interaction 向度之領導者人格特質中 Introvert 向度的領導者會帶給較高的會後滿意度，而偏向 Extrovert 的人格特質之領導者則會相對的會造成較低的滿意度，在 Information Gathering 向度之領導者人格特質中偏向 Sensing 向度之理性型領導者會帶給較高的會後滿意度，而偏向 Intuition 之直覺型人格特質之領導者則會相對的會造成較低的滿意

度，在 Decision Making 向度中則以 偏向 Thinking 向度之領導者比起 Feeling 向度之領導者能帶來更高的會後使用者滿意度。

同時我們也認為 MBTI 不同向度之領導者會對會議內情緒成影響，從模型預測結果來看，會議中開心的情緒受到領導者人格特質中 Social Interaction 以及 Information Gathering 向度之影響，而 Decision Making 與 Dealing with the External World 向度之領導者人格特質皆何會議中開心情緒沒有顯著的關係，會議中悲傷的情緒則都和四個向度之領導者人格特質有顯著的關係，厭惡的情緒則受到 Decision Making 與 Dealing with the External World 之向度的領導者人格特質有關，而生氣的情緒和四個向度的領導者人格特質都沒有顯著的相關。

在會議情緒是否影響會後滿意度來看，在我們的語句分類中的快樂、悲傷、憎恨、生氣等四個情緒中，我們發現僅僅只有快樂以及悲傷兩者對會後使用者滿意度有著顯著的關聯、而憎恨以及生氣對會後的使用者滿意度皆無顯著的關係，然而特殊的是在本研究中單純使用文字分析的方式進行討論，發現在會議中不論是快樂抑或是悲傷的情緒，都會對會後的滿意度呈現正相關，此結果和過去的研究有著不同的結果也是有趣的部分。

最後要滿足中介變數之檢驗引自 Baron and Kenny (1986) 中所提出之檢驗方法，必須滿足三條件，(1) 自變項要能顯著預測依變項、(2) 自變項要能顯著預測中介變項、(3) 中介變項要能顯著預測依變項，然而因為領導者之樣本數關係，無法利用統計方法進行中介變項之檢驗，因此本研究謹採用預測結果數值方式進行中介變項之推論，本研究針透過領導者人格特質對會議後滿意度之影響、不同向度領導者人格特質對會議內情緒之影響、會議內情緒對會後使用者滿意度之影響，我們將人格特質當作自變數而將會後使用者滿意度當作依變數，並且最後利用不同的會議內情緒當作中介變數，而在所有的配對組合中我們僅僅發現 Social Interaction 之向度的領導者人格特質會藉由會議中的開心情緒作為中介變數對會後使用者滿意度產生影響，其餘中介變項皆沒有顯著之影

響，之間的影響因素可見下表 5-1。

表 5-1 人格特質及會議情緒對會後滿意度之影響

內容	正面影響	反面影響
MBTI 不同向度對於會議後滿意度之影響		
Social Interaction 向度對會後滿意度之影響	Introvert	Extrovert
Information Gathering 向度對會後滿意度之影響	Sensing	Intuition
Decision Making 向度對會後滿意度之影響	Thinking	Feeling
MBTI 不同向度對於會議內情緒之影響		
Social Interaction 向度對於會議內 快樂情緒 之影響	Introvert	Extrovert
Social Interaction 向度對於會議內 悲傷情緒 之影響	Introvert	Extrovert
Information Gathering 向度對於會議內 快樂情緒 之影響	Sensing	Intuition
Information Gathering 向度對於會議內 悲傷情緒 之影響	Sensing	Intuition
Information Gathering 向度對於會議內 憎恨情緒 之影響	Intuition	Sensing
Decision Making 向度對於會議內 悲傷情緒 之影響	Thinking	Feeling
Decision Making 向度對於會議內 憎恨情緒 之影響	Thinking	Feeling
Dealing with the External World 向度對於會議悲傷情緒之影響	Perceiving	Judging
會議內情緒對會後滿意度之影響		
會議內快樂情緒對會後滿意度之影響	正面影響	
會議內悲傷情緒對會後滿意度之影響	正面影響	
MBTI 各向度人格特質透過會議情緒對會議後滿意度之影響		
Social Interaction 向度藉由會議中快樂情緒影響會後滿意度	Introvert	Extrovert

過去學者曾經提及特定的人格特質領導者會對會後產生較高的滿意度[70]，而本研究之結果和過去所提出的研究結果相符在 Decision Making 向度若偏向 Thinking 會帶來較高的滿意度，而過去研究中領導者之 Social Interaction 對於會後滿意度並無明顯之影響，然而在本研究中發現 Social Interaction 向度若偏向 Introvert 會對會後的滿意度造成正向之影響，這是過去實體會議的研究中沒有被提及的發現，本研究認為在一般會議中大家可能普遍希望較外向的領導者，然而因為線上會議中少了肢體語言同時情感表達較困難，因此偏向 Extrovert 向度之領導者可能無法有效的帶動團隊氣氛，因此會議領

導者在 Social Interaction 才會得到這樣之結果，同時本研究也一併探討領導者人格特質對會議情緒的影響，越是偏向 Introvert 以及 Sensing 之領導者會使得會議中的情緒表現較為豐富，從結果中可以發現若是會議中存在著較高比例的快樂及悲傷的情緒則也會對會後滿意度有著正向的影響。

## 第二節 研究限制與未來建議

本研究的資料利用 WordPress 不同團隊在 Slack 協作平台上所爬取會議記錄資料，然而研究對象以同一公司內的不同團隊作為樣本，雖然團隊的會議的領導者相同，然而每一場會議所參與的成員並不完全相同，不同團隊間的會議人數雖接近但並不完全相同，雖然本研究盡可能的選用相同類型的團隊以及會議人數接近的團隊，然而即便是在這樣的情況下我們依舊無法忽略團隊人數的差異對會議所造成之額外的影響；再者如同文獻中所提到情緒的影響不單單只來源自於對事件本身所產生之影響，同時也源自於偶然情緒所造成的影響（Bodenhausen 1993，Loewenstein & Lerner 2003），然而本研究無法得知所有參與者在會議外所產生而伴隨的偶然情緒，所以偶然情緒之影響也不在該研究的討論範圍之內；最後雖然 WordPress 的組織相對扁平化，但本研究的討論範圍並不涉及中高階層人員的討論，僅有團隊的領導者為相對職位較高；最後再 MBTI 人格特質分類的部分如同文獻中所提及由於其比例本來在現實中的分佈就不平均難以做到非常高的準確率，即便是人工手動進行標注也難以突破七成的準確率，而以上三個所提及的問題為本研究所遇到較難克服的限制。

另外在此研究的研究對象皆來自同一公司內的團隊，並以其不同團隊之會議文字作為分析使用，而在文字的分析上仍有著許多的不足與限制，因此在後續的研究上建議可以考量到專案時長，會議內容所涵蓋的範圍以及利益關係人等等不同的因素所造成之影響，即便是一樣的團隊組成也有可能在進行不同專案時出現不同的狀況表現，未來可以將其範圍拓展，應能更深入並全面地了解領導者人格特質以及會議中成員的情緒對資訊

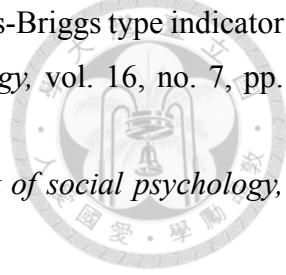
專案團隊的滿意度與成員所造成的影響。



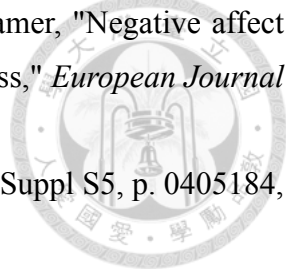
## 參考文獻



- [1] D. D. Håkonsson, B. Obel, J. K. Eskildsen, and R. M. Burton, "On Cooperative Behavior in Distributed Teams: The Influence of Organizational Design, Media Richness, Social Interaction, and Interaction Adaptation," (in eng), *Frontiers in psychology*, vol. 7, pp. 692-692, 2016.
- [2] G. Hertel, S. Geister, and U. Konradt, *Managing Virtual Teams: A Review of Current Empirical Research*. 2005, pp. 69-95.
- [3] R. A. Friedman and S. C. Currall, "Conflict escalation: Dispute exacerbating elements of e-mail communication," *Human relations*, vol. 56, no. 11, pp. 1325-1347, 2003.
- [4] E. Duygulu and N. Ciraklar, "Team effectiveness and leadership roles," 2008.
- [5] L. Chidambaram and L. L. Tung, "Is out of sight, out of mind? An empirical study of social loafing in technology-supported groups," *Information systems research*, vol. 16, no. 2, pp. 149-168, 2005.
- [6] J. Hedlund, D. R. Ilgen, and J. R. Hollenbeck, "Decision accuracy in computer-mediated versus face-to-face decision-making teams," *Organizational Behavior and Human Decision Processes*, vol. 76, no. 1, pp. 30-47, 1998.
- [7] O. Turel and Y. Zhang, "Does virtual team composition matter? Trait and problem-solving configuration effects on team performance," *Behaviour & Information Technology*, vol. 29, no. 4, pp. 363-375, 2010.
- [8] J. S. Lerner, Y. Li, P. Valdesolo, and K. S. Kassam, "Emotion and decision making," *Annual review of psychology*, vol. 66, pp. 799-823, 2015.
- [9] B. Mellers, A. Schwartz, and I. Ritov, "Emotion-based choice," *Journal of Experimental Psychology: General*, vol. 128, no. 3, p. 332, 1999.
- [10] J. S. Lerner and D. Keltner, "Beyond valence: Toward a model of emotion-specific influences on judgement and choice," *Cognition & Emotion*, vol. 14, no. 4, pp. 473-493, 2000.
- [11] M. Bouazizi and T. Ohtsuki, "A pattern-based approach for multi-class sentiment analysis in Twitter," *IEEE Access*, vol. 5, pp. 20617-20639, 2017.
- [12] S. Han, J. S. Lerner, and D. Keltner, "Feelings and consumer decision making: The appraisal-tendency framework," *Journal of consumer psychology*, vol. 17, no. 3, pp. 158-168, 2007.

- 
- [13] M. Higgs, "Is there a relationship between the Myers-Briggs type indicator and emotional intelligence?," *Journal of Managerial Psychology*, vol. 16, no. 7, pp. 509-533, 2001.
- [14] D. Keltner and J. S. Lerner, "Emotion," *Handbook of social psychology*, 2010.
- [15] E. Marg, "DESCARTES'ERROR: emotion, reason, and the human brain," *Optometry and Vision Science*, vol. 72, no. 11, pp. 847-848, 1995.
- [16] J. Greene and J. Haidt, "How (and where) does moral judgment work?," *Trends in cognitive sciences*, vol. 6, no. 12, pp. 517-523, 2002.
- [17] G. Gigerenzer, "Dread risk, September 11, and fatal traffic accidents," *Psychological science*, vol. 15, no. 4, pp. 286-287, 2004.
- [18] P. Rozin, L. Millman, and C. Nemeroff, "Operation of the laws of sympathetic magic in disgust and other domains," *Journal of personality and social psychology*, vol. 50, no. 4, p. 703, 1986.
- [19] G. V. Bodenhausen, "Emotions, arousal, and stereotypic judgments: A heuristic model of affect and stereotyping," in *Affect, cognition and stereotyping*: Elsevier, 1993, pp. 13-37.
- [20] G. Loewenstein, T. O'Donoghue, and M. Rabin, "Projection bias in predicting future utility," *the Quarterly Journal of economics*, vol. 118, no. 4, pp. 1209-1248, 2003.
- [21] E. J. Horberg, C. Oveis, and D. Keltner, "Emotions as moral amplifiers: An appraisal tendency approach to the influences of distinct emotions upon moral judgment," *Emotion Review*, vol. 3, no. 3, pp. 237-244, 2011.
- [22] G. Loewenstein and J. S. Lerner, "The role of affect in decision making," *Handbook of affective science*, vol. 619, no. 642, p. 3, 2003.
- [23] N. Schwarz and G. L. Clore, "Mood, misattribution, and judgments of well-being: informative and directive functions of affective states," *Journal of personality and social psychology*, vol. 45, no. 3, p. 513, 1983.
- [24] D. Hirshleifer and T. Shumway, "Good day sunshine: Stock returns and the weather," *The Journal of Finance*, vol. 58, no. 3, pp. 1009-1032, 2003.
- [25] A. Edmans, D. Garcia, and Ø. Norli, "Sports sentiment and stock returns," *The Journal of Finance*, vol. 62, no. 4, pp. 1967-1998, 2007.
- [26] M. L. Finucane, A. Alhakami, P. Slovic, and S. M. Johnson, "The affect heuristic in judgments of risks and benefits," *Journal of behavioral decision making*, vol. 13, no. 1, pp. 1-17, 2000.



- 
- [27] G. V. Bodenhausen, L. A. Sheppard, and G. P. Kramer, "Negative affect and social judgment: The differential impact of anger and sadness," *European Journal of social psychology*, vol. 24, no. 1, pp. 45-62, 1994.
- [28] P. Ekman, "Emotions revealed," *BMJ*, vol. 328, no. Suppl S5, p. 0405184, 2004.
- [29] R. W. Levenson, P. Ekman, and W. V. Friesen, "Voluntary facial action generates emotion-specific autonomic nervous system activity," *Psychophysiology*, vol. 27, no. 4, pp. 363-384, 1990.
- [30] E. A. Phelps, K. M. Lempert, and P. Sokol-Hessner, "Emotion and decision making: multiple modulatory neural circuits," *Annual review of neuroscience*, vol. 37, pp. 263-287, 2014.
- [31] B. A. Mellers, A. Schwartz, and A. D. Cooke, "Judgment and decision making," *Annual review of psychology*, vol. 49, no. 1, pp. 447-477, 1998.
- [32] N. H. Frijda, *The emotions*. Cambridge University Press, 1986.
- [33] D. Keltner, P. C. Ellsworth, and K. Edwards, "Beyond simple pessimism: effects of sadness and anger on social perception," *Journal of personality and social psychology*, vol. 64, no. 5, p. 740, 1993.
- [34] J. S. Lerner and D. Keltner, "Fear, anger, and risk," *Journal of personality and social psychology*, vol. 81, no. 1, p. 146, 2001.
- [35] V. Bagueux, T. Bollon, and C. Dantzer, "Do (un) certainty appraisal tendencies reverse the influence of emotions on risk taking in sequential tasks?," *Cognition & emotion*, vol. 26, no. 3, pp. 568-576, 2012.
- [36] D. DeSteno, R. E. Petty, D. T. Wegener, and D. D. Rucker, "Beyond valence in the perception of likelihood: The role of emotion specificity," *Journal of personality and social psychology*, vol. 78, no. 3, p. 397, 2000.
- [37] C. A. Smith and P. C. Ellsworth, "Patterns of cognitive appraisal in emotion," *Journal of personality and social psychology*, vol. 48, no. 4, p. 813, 1985.
- [38] P. Ekman, "Facial expression and emotion," *American psychologist*, vol. 48, no. 4, p. 384, 1993.
- [39] H. Bless, G. L. Clore, N. Schwarz, V. Golisano, C. Rabe, and M. Wölk, "Mood and the use of scripts: Does a happy mood really lead to mindlessness?," *Journal of personality and social psychology*, vol. 71, no. 4, p. 665, 1996.
- [40] N. Ambady and H. M. Gray, "On being sad and mistaken: Mood effects on the accuracy of thin-slice judgments," *Journal of personality and social psychology*, vol. 83, no. 4, p. 947, 2002.

- [41] S. Lyubomirsky and S. Nolen-Hoeksema, "Effects of self-focused rumination on negative thinking and interpersonal problem solving," *Journal of personality and social psychology*, vol. 69, no. 1, p. 176, 1995.
- [42] J. S. Lerner and L. Z. Tiedens, "Portrait of the angry decision maker: How appraisal tendencies shape anger's influence on cognition," *Journal of behavioral decision making*, vol. 19, no. 2, pp. 115-137, 2006.
- [43] D. A. Small and J. S. Lerner, "Emotional policy: Personal sadness and anger shape judgments about a welfare case," *Political Psychology*, vol. 29, no. 2, pp. 149-168, 2008.
- [44] K. Oatley, D. Keltner, and J. M. Jenkins, *Understanding emotions*. Blackwell publishing, 2006.
- [45] M. Zeelenberg, R. M. Nelissen, S. M. Breugelmans, and R. Pieters, "On emotion specificity in decision making: Why feeling is for doing," *Judgment and Decision making*, vol. 3, no. 1, p. 18, 2008.
- [46] B. Liu, "Sentiment analysis and opinion mining," *Synthesis lectures on human language technologies*, vol. 5, no. 1, pp. 1-167, 2012.
- [47] B. Ohana and B. Tierney, "Sentiment classification of reviews using SentiWordNet," 2009.
- [48] H. Mohamed, A. Ezzat, and M. Sami, "The road to emotion mining in social network," *International Journal of Computer Applications*, vol. 123, no. 18, pp. 41-47, 2015.
- [49] L. Zhang, S. Wang, and B. Liu, "Deep learning for sentiment analysis: A survey," *Wiley Interdisciplinary Reviews: Data Mining and Knowledge Discovery*, vol. 8, no. 4, p. e1253, 2018.
- [50] V. B. Vaghela, B. M. Jadav, and M. Scholar, "Analysis of various sentiment classification techniques," *International journal of Computer applications*, vol. 140, no. 3, pp. 0975-8887, 2016.
- [51] O. Kolchyna, T. T. Souza, P. Treleaven, and T. Aste, "Twitter sentiment analysis: Lexicon method, machine learning method and their combination," *arXiv preprint arXiv:1507.00955*, 2015.
- [52] E. E. Lawler, S. A. Mohrman, and G. E. Ledford, *Employee involvement and total quality management: Practices and results in Fortune 1000 companies*. Jossey-Bass Inc Pub, 1992.
- [53] S. W. Kozlowski and B. S. Bell, "Work groups and teams in organizations," *Handbook of psychology*, pp. 333-375, 2003.

- [54] J. E. McGrath, "Small group research, that once and future field: An interpretation of the past with an eye to the future," *Group dynamics: Theory, research, and practice*, vol. 1, no. 1, p. 7, 1997.
- [55] J. A. LePine, B. R. Buckman, E. R. Crawford, and J. R. Methot, "A review of research on personality in teams: Accounting for pathways spanning levels of theory and analysis," *Human Resource Management Review*, vol. 21, no. 4, pp. 311-330, 2011.
- [56] P. J. Guinan, J. G. Coopridge, and S. Faraj, "Enabling software development team performance during requirements definition: A behavioral versus technical approach," *Information systems research*, vol. 9, no. 2, pp. 101-125, 1998.
- [57] P. T. Costa Jr and R. R. McCrae, "Four ways five factors are basic," *Personality and individual differences*, vol. 13, no. 6, pp. 653-665, 1992.
- [58] N. Choudhary, R. Singh, I. Bindlish, and M. Shrivastava, "Sentiment analysis of code-mixed languages leveraging resource rich languages," *arXiv preprint arXiv:1804.00806*, 2018.
- [59] M. Wiesche and H. Krcmar, "The relationship of personality models and development tasks in software engineering," in *Proceedings of the 52nd ACM conference on Computers and people research*, 2014: ACM, pp. 149-161.
- [60] S. Cruz, F. Q. da Silva, and L. F. Capretz, "Forty years of research on personality in software engineering: A mapping study," *Computers in Human Behavior*, vol. 46, pp. 94-113, 2015.
- [61] M. Farhangian, M. Purvis, M. Purvis, and B. T. R. Savarimuthu, "Personalities and Software Development Team Performance, a Psycholinguistic Study."
- [62] R. Jindal, R. Malhotra, and A. Jain, "Techniques for text classification: Literature review and current trends," *webology*, vol. 12, no. 2, 2015.
- [63] R. Sathya and A. Abraham, "Comparison of supervised and unsupervised learning algorithms for pattern classification," *International Journal of Advanced Research in Artificial Intelligence*, vol. 2, no. 2, pp. 34-38, 2013.
- [64] S. Hochreiter and J. Schmidhuber, "Long short-term memory," *Neural computation*, vol. 9, no. 8, pp. 1735-1780, 1997.
- [65] J. Patterson and A. Gibson, *Deep learning: A practitioner's approach*. "O'Reilly Media, Inc.", 2017.
- [66] Y. J. Kim and J. Han, "Why smartphone advertising attracts customers: A model of Web advertising, flow, and personalization," *Computers in Human Behavior*, vol. 33, pp. 256-269, 2014.

[67] J. Pennington, R. Socher, and C. Manning, "Glove: Global vectors for word representation," in *Proceedings of the 2014 conference on empirical methods in natural language processing (EMNLP)*, 2014, pp. 1532-1543.

[68] T. Mikolov, I. Sutskever, K. Chen, G. S. Corrado, and J. Dean, "Distributed representations of words and phrases and their compositionality," in *Advances in neural information processing systems*, 2013, pp. 3111-3119.

[69] P. M. Sosa, "Twitter Sentiment Analysis Using Combined LSTM-CNN Models," 2017.

[70] N. Gorla and Y. W. Lam, "Who should work with whom?: building effective software project teams," *Communications of the ACM*, vol. 47, no. 6, pp. 79-82, 2004.