

人工智慧預測腦波相對應之人格特質：以 DISC 人格特質為例

李瑞元

實踐大學資訊科技與管理學系
教授

maria.lee@g2.usc.edu.tw

賴淳靖

實踐大學資訊科技與管理學系
研究生

M0661007@g2.usc.edu.tw

摘要

21 世紀是腦科學世紀，腦機介面(Brain Computer Interface, BCI)正以飛快的步伐蓬勃發展。透過觀察腦波所傳遞的訊息，能夠客觀且快速的獲取大腦的生理資訊。藉由腦波分析人格特質，可以協助訪談法，避免產生個人偏見的問題。本研究目的是，利用具客觀性、即時性的腦波特徵資料，輔助人格特質的預測與分析。本研究透過非監督式機器學習 K-means 對人格特質進行預處理，將受測者分為四群(I 型偏 S、DC 型偏 S、單 D 型、單 I 型)。再利用監督式機器學習 K 最近鄰居法，以腦波特徵資料(如：Delta、Theta 等)預測人格特質。最後以監督式機器學習 C5.0 決策樹，建立腦波特徵與人格特質的關係。本研究發現，Attention、Delta、Theta、High Alpha、Low Beta 是預測 DISC 人格特質的重要特徵。使用重要特徵(平均值)進行 K 最近鄰居法預測，能夠達到 70.8% 的正確率。本研究以 C5.0 決策樹，建立腦波特徵資料(平均值)模型發現，「I 型偏 S」專注力較低，「DC 型偏 S」選擇性注意力較高；建立腦波特徵資料(標準差)模型發現，「I 型偏 S」精神較為不好、焦慮，「DC 型偏 S」睡眠品質較低、比較不焦慮。後續若能將預測模型，導入行動裝置，可以提供業界較具客觀性與即時性之人格特質分析。

關鍵字：腦機介面、人格特質、機器學習、EEG、DISC

一、導論

21 世紀是腦科學世紀(Wang, 2017)。在過去，腦科學研究一直受到量測儀器的限制，僅能藉由侵入大腦皮質層的方式進行。因此腦科學相關研究，總是侷限在醫學與生物學上。近年來，科技日新月異，腦科學的研究限制，逐漸的受到腦機介面技術的成熟所改變，現在僅需要接觸頭皮就可以取得大腦的生理資訊。

2016 年人工智慧 AlphaGO 打敗南韓世界棋王，人工智慧的技術在各行各業中不斷發酵，企業紛紛轉型，從數位時代轉型成智慧時代(經濟部技術處, 2018)。人工智慧技術的成就建立演算法、硬體技術的成長，其中以機器學習的發展最為突出。因為機器學習著重於實際應用層面，以解決實際問題為主要目的(周志華, 2007)。技術上，機器學習可以依照輸入的資料型態區分為兩種，監督式機器學習與非監督式機器學習(Gentleman & Carey, 2008)。監督式學習主要是讓機器自行分類(Classification)資料。最大的特色是，訓練具有標籤的資料，建立具有預測能力的學習模型，常見的監督式學習有 K 最近鄰居(李銘峰, 2016)、C5.0 決策樹(Quinlan, 1997)。非監督式學習則是讓機器將資料分群(Cluster)。與監督式學習的差異在，訓練資料並不需要標籤。非監督式學習能夠在資料當中探索資訊，找出潛在的規則與關聯，常見的非監督式學習為 K-means(MacQueen, 1967)。

近年來，企業為因應台灣人才外流的現況，開始轉變徵才條件的考量(蘇麗美, 2017)。大型企業為了提升員工的工作效率以及有效的管理團隊，紛紛引進科

學化管理進行人力才管理(Sullivan, 2018)。透過人格特質(Personality Trait)評量，能夠讓企業進行有效的人力資源管理(陳憶菁, 2018)。目前國內外許多大型企業，都曾利用 DISC(Dominance、Influence、Steadiness、Compliance)人格特質評量進行人才的招募、培訓(中華民國職工福利發展協會, 2018)。由於其應用面廣泛，且能夠簡單的反映出人格的多面向，所以深受企業們的喜愛。陳彰儀、張裕隆、王榮春與李文銓(2001)認為人格特質評量具有客觀性、低成本等優點，十分適合當作初步篩選人事的工具，但實際應用時，會因為施測者對測驗本身的認知不足，導致對評測結果造成誤解。段美玉(2006)指出國外引進、翻譯的人格特質評量，容易產生文化差異與翻譯不精確等情形。Harris and Brown(2010)透過問卷調查法與訪談法，將資料一致性的比對，能夠彌補人為導致的資料缺失。王貳瑞(2005)所出版的《學術論文寫作》一書中提到，訪談法雖然可以避免受測者的錯誤解讀。但訪談法成本過高，容易受到施測者影響。

透過非侵入式 BCI 能準確且即時的紀錄腦波當下的特徵資料，具有客觀性、即時性且便利性等優點。經由腦波特徵資料，能輔助以訪談法所衍生的主觀性問題。國外(Abdul Rashid et al., 2013)與國內(梁直青、郭文甄與蔡佩舒, 2016)都有使用腦波技術進行人格特質的相關研究。有鑑於此，本研究將透過腦波特徵(包含：Attention、Meditation、Delta、Theta、Low Alpha、High Alpha、Low Beta、High Beta、Low Gamma、High Gamma)，幫助預測 DISC 人格特質(例如：Dominance、Influence、Steadiness、Compliance)傾向。本研究目的是，提供較為客觀、即時的腦波特徵資料，以利人格特質的預測和分析。本研究共邀請 30 位自願者參與實驗，並於實驗前簽署知情同意書。藉由非侵入式 BCI(Felzer & Freisleben, 2002)，進行大腦腦波特徵的紀錄。再結合 DISC 人格特質評量進行人格特質的分析。本研究透過人工智慧技術—機器學習，「K-means」、「K 最近鄰居法」以及「C5.0 決策樹」，以大腦腦波特徵為基礎，對人格特質進行預測與分析。藉此輔助企業人才管理所需，為主要目標進行研究與探討。

二、文獻探討

2.1 人工智慧技術

人工智慧(Artificial Intelligence, AI)技術，是由人工智慧先驅 Turing 所開啟(Turing, 1950)。Turing 最富盛名的實驗，就是模仿遊戲。透過模仿遊戲，可以觀察到機器是否具備學習、創新的能力(葉欣睿, 2019)。1956 年，達特茅斯會議上(McCarthy, Minsky, Rochester, & Shannon, 2006)，McCarthy 首次提出人工智慧這個概念性名詞，一直沿用至現在。人工智慧是門概括性研究的總稱，涵蓋的研究範圍有：推論與推薦(Reasoning and Recommendation)、電腦語音(Computer Voice)、自然語言處理(Natural Language Processing)、電腦視覺(Computer Vision)、移動控制(Motion and Manipulation)及機器學習(Machine Learning)等(經濟部技術處, 2018)。普遍會將人工智慧按照技術的分野，劃為三個時期，推論探索時期(1950 年代)、專家系統時期(1980 年代)以及流行至今的機器學習時期(1990 年代至今)。

2.2 機器學習

機器學習(Machine Learning)，近年來人工智慧技術最為重要的一門分支。主要以線性代數與統計學為主要的理論基礎(葉欣睿, 2019)。機器學習研究者對學習的定義大致上有兩派：一派主張，讓電腦在大量的數據當中汲取所需要的知識

即是學習(丁崇峯, 2006; 蘇立珩, 2018); 一派主張出, 藉由不斷對電腦輸入資料即是學習(何宗武, 2018)。綜合上述文獻, 可以推論機器學習, 是讓電腦自行從蒐集的數據中進行歸納、分析建立規則, 並不斷累積學習經驗, 建立出最佳決策模型的技術。機器學習按照輸入資料的型態, 可以分為監督式學習(Supervised Learning)與非監督式學習(Unsupervised learning)兩種(Gentleman, 2008)。監督式學習主要是讓機器自行分類(Classification)資料。最大的特色是, 訓練具有標籤的資料, 建立具有預測能力的學習模型, 常見的監督式學習有 K 最近鄰居(李銘峰, 2016)、C5.0 決策樹(Quinlan, 1997)。非監督式學習則是讓機器將資料分群(Cluster)。與監督式學習的差異在, 訓練資料並不需要標籤。非監督式學習能夠在資料當中探索資訊, 找出潛在的規則與關聯, 常見的非監督式學習為 K-means(MacQueen, 1967)。

2.3 人格特質

人格(Personality), 是一種存在於個體的內在結構, 這個結構包含著許多的特質(李思慧, 2018)。最具代表性的人格定義, 出自於心理學家 Allport(1937), 指出人格是一種, 個體要適應外在社會環境時, 所產生內部獨有的動態結構。換句話說, 人格就像是許多特徵的集合體, 而這些特徵通常是為了順應外來的刺激, 所做出的本能反應, 例如: 行動、思想等。Philip Thomas Udo-Imeh(2015)將主流人格理論分為六種: 心理動力學理論、特質理論、行為理論、生物學理論、人文理論以及社會認知理論。其中特質理論強調, 人格是由相對穩定的特徵所組織而成, 且可以藉由測驗的方式, 來對人格進行評量(McLeod, 2017)。通常會將評量所得到的這些特徵, 稱作人格特質(Personality Trait)。Jones & Hartley(2013)指出, 學界時常使用五因素模型(Five factor Model)在教學, 業界時常使用 DISC(Dominance、Influence、Steadiness、Compliance)在職場, 且兩者的結果具有關聯性。段美玉(2006)的研究中, 台灣市面販售用於人事甄選的人格特質評量當中, DISC 相較其它人格特質評量簡單、複雜性較低, 僅需 Dominance、Influence、Steadiness、Compliance, 4 個維度作為評量指標。

2.4 腦波研究

腦波(Brainwave), 最早於 1874 年, Carton 在發表的研究中提到, 將不可極化的電極應用於兔子與猴子的大腦上, 可以發現顯著電流。不過最早的人類腦波研究, 出自於(Berger, 1929), Berger 在 1924 年成功的紀錄下史上第一張人類腦電圖, 也因此 Berger 被奉為「腦波之父」(林芳瑜, 2018; 陳永祥, 2010; 陳憶菁, 2018)。腦波是將電極接上大腦, 測量大腦皮質傳遞神經傳導物質時, 突觸(Synapse)間產生的電磁訊號。而根據 BCI 取得腦波訊號的方式大致至可以分為 Intracortical Method、Electrocorticographic(ECoG)、Electroencephalographic(EEG)三種(黃俊淦, 2018; Wolpaw et al., 2006)。其中 Intracortical Method、ECoG 屬於侵入式的腦波測量方式, EEG 屬於非侵入式的腦波測量方式, 最為便利、安全。常見的 EEG 有兩種, 濕電極與乾電極。乾電極比較輕便、成本低, 並且不需要的冗長的準備時間及事後的清理, 適合作為穿戴式裝置使用, 但乾電極的信號品質較弱, 資料需要預處理過才適合使用(吳映君, 2017)。

三、研究方法

3.1 K 最近鄰居法

K 最近鄰居分類法與決策樹一樣是十分廣泛運用在分類研究上的監督式機器學習方法。屬於非參數分類演算法，由於其不需要針對目標函數進行假設，所以十分適合使用在識別線性不可分的多樣性類別(李銘峰, 2016)。K 最近鄰居分類法的核心概念主要是藉由相同類別標籤的資料，映射在空間座標上的特徵有很大的機率會是相似、相近的，並以此去預測未知或新資料所屬的類別標籤(李毅信, 2019)。

3.2 C5.0 決策樹

完整的決策樹模型就像是一個具有許多節點的樹狀結構流程圖，模型的最頂端稱作為根節點(Root Node)，裡面存放著建構決策樹的所有資料的特徵(Patterns)及目標(Goal)，而根節點之下連接著許多的由葉節點(Leaf nodes)以及決策節點(Decision nodes)組成的分枝(Branches)節點，而決策節點又稱為測試節點，每個決策節點都具有著屬性(Attribute)，代表著所接收到的資料進行分類後的特徵，葉節點則代表著資料無法再更加的分類或是已經達到最佳分類時結果的呈現

3.3 K-means

K 平均分群法的核心概念與 K 最近鄰居分類法十分相似，都是認為映射在空間座標上的特徵有很大的機率會是相似、相近的，但是在作法與目標上卻有很大的不同。K 平均分群法的目的在於將沒有標籤的資料進行分群，然後可以藉由專家的觀察去了解資料分群結果與特徵具有什麼關聯，從而解釋分群意義。

3.4 腦波擷取

本研究為了取得較具客觀性和即時性之腦波特徵資料，將透過腦機介面 Brain Link Pro 擷取 EEG 腦波特徵資料。Brain Link Pro 具有測量腦波特徵及透過藍芽傳輸腦波特徵資料之功能，唯腦波特徵資料需要紀錄，本研究使用宏智力所開發的 APP—「基礎檢測」(Macrotellect, 2019)，用來紀錄受測者的腦波特徵資料。基礎檢測 APP，每秒紀錄一組腦波特徵資料(16 個特徵)。本研究記錄了受測者 16 種腦波特徵。比對本研究所收集文獻(林芳瑜, 2018)，本研究決定採用的腦波特徵：Delta、Theta、Low Alpha、High Alpha、Low Beta、High Beta、Low Gamma、High Gamma，以及 eSense 專利演算法所計算出的腦波特徵：Attention、Meditation。張苑珍、蔡俊明與葉榮木(2009)等人的研究當中發現，藉由算數任務可以刺激大腦進行思考、認知活動，同時腦波會做出相對的反應。故本研究藉由國立中央大學數學系國小數學題目自動化研究室，林永鴻(2018)設計的子由小學堂系統。利用該系統自動產生的數學題目，給予受測進行作答。

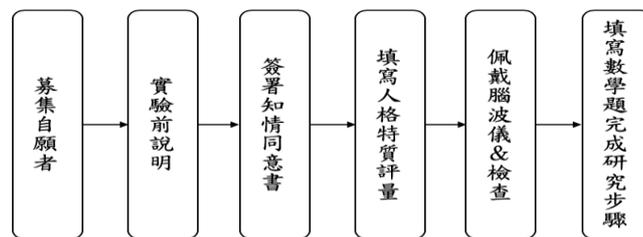
3.5 人格特質評量

本研究以 Google 表單作為人格特質評量的收集方式。DISC 人格特質是心理學家(Marston, 1928)在《Emotions of Normal People》當中提出。DISC 人格特質評量以 Dominance、Influence、Steadiness、Compliance 四種人格特質為基礎構面。蔡緯昱 (2019)所出版的著作當中，DISC 人格特質評量共有 10 道單選題，且每題的選項皆分別對應 Dominance、Influence、Steadiness、Compliance 人格特質。本研究將原有的 10 道單選題，修改成 40 題人格特質評量，並以心理研究普遍使用的李克特量表(Likert Scale)進行問卷設計(張瀚文, 2012)。本研究採用「非常不同意」為 1 分、「不同意」為 2 分、「普通」為 3 分、「同意」為 4 分、「非常同意」

為 5 分，作為衡量標準。經加總過後得出最高分的構面，即為該人格特質，例如：測驗結果加總，分別為 Dominance(44 分)、Influence(34 分)、Steadiness(31 分)、Compliance(30 分)時，則該受測者顯著人格特質為 Dominance(D)型人格，以此類推；但人格特質出現複數最高分時，則視為多顯著人格特質，例如：測驗結果加總，分別為 Dominance(44 分)、Influence(44 分)、Steadiness(31 分)、Compliance(31 分)時，則該受測者顯著人格特質為 Dominance Influence(DI)型人格，以此類推。

3.6 實驗流程

本研究採用國立成功大學人類研究倫理審查委員會(2016)公開之《腦波(EEG)/事件相關腦電位(ERP)研究參與同意書範例》，經修改成適合本研究之腦波研究同意書，於進行實驗前給予受測者填寫。以下為本研究設計之實驗流程圖(圖一)：



圖一 實驗流程圖

四、資料預處理

4.1 正規化

本研究一共收集 30 位受測者的腦波及人格特徵資料，每位受測者約有 180(秒)*16(特徵)個腦波特徵值。本研究為了降低數據的複雜程度、節省運算時間，將對資料進行預處理，透過標準化、正規化，將腦波特徵資料、人格特質資料整理成適合機器學習的資料型態。根據吳育呈(2018)的研究提出，對腦波特徵資料進行平均值的計算，可以降低數據的複雜性，故本研究將時間(180 秒)內的腦波特徵值 x_i 進行平均值的計算：

$$E = \frac{\sum_{i=1}^n x_i}{n} \quad (1)$$

同時，本研究為了反應腦波特徵資料的變化，故對腦波特徵資料進行標準差的計算：

$$E = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}{n} \quad (2)$$

不同腦波特徵資料(如：Delta、High Alpha)間的數字比例過於懸殊，容易影響結果機器學習選擇特徵結果，故本研究透過 Min Max Normalization(Jain & Bhandare, 2011)，將腦波特徵資料等比例縮放到[0,1]區間中。

$$E_{nom} = \frac{E - E_{min}}{E_{max} - E_{min}} \quad (3)$$

4.2 標準化

根據蔡緯昱(2019)在《DISC 識人溝通學跟誰都能合得來的人際經營術》書中提到，DISC 人格特質具有組合性。所謂的組合性，代表每個人身上都具有 Dominance、Influence、Steadiness、Compliance 四種人格特質，只是組合的比例不同。本研究為了更方便觀察、理解人格特質數據所代表的意義，故本研究將人格特質得分轉換成比值的形式如下表一所示。

表一：人格特質量分數轉換

ID	Dominance	Influence	Steadiness	Compliance
A4	0.27	0.25	0.26	0.23
B2	0.24	0.25	0.26	0.25
B4	0.24	0.24	0.26	0.25
C5	0.20	0.29	0.26	0.25
D1	0.28	0.23	0.23	0.27

4.3 分群法

本研究從人格特質資料中發現，儘管經加總過後得出最高分的構面，即為該人格特質，但並不是每個受測者的人格特質都能夠明顯的區分出來，舉例來說：如果測驗結果加總，分別為 Dominance(34 分)、Influence(35 分)、Steadiness(36 分)、Compliance(35 分)時，雖然該受測者顯著人格特質為 Steadiness(S)型人格，但實際上四種構面的差距十分的小，無法明顯的劃分出人格特質。由於 DISC 人格特質評量是以 4 個構面為基準，故本研究以 K-means 的 K 值取 4，將人格特質進行分群，並觀察其結果。本研究將以群集一—「I 型偏 S」、群集二—「單 I 型」、群集三—「DC 型偏 S」、群集四—「單 D 型」作為受測者的人格特質結果。

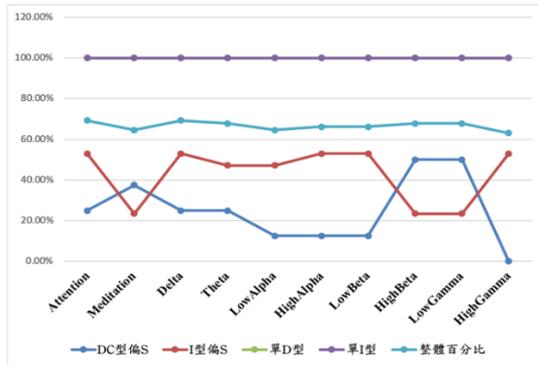
4.4 樣本平衡

本研究發現「I 型偏 S」、「單 I 型」、「DC 型偏 S」、「單 D 型」四個群集間，在數量上有明顯的落差，分別為「I 型偏 S」17 人、「單 I 型」1 人、「DC 型偏 S」8 人、「單 D 型」4 人。林良憲(2016)指出，這種樣本數落差的現象很容易導致，後續建立機器學習模型時，產生不平衡資料集(Imbalanced Data Set)。故本研究以 IBM SPSS Modeler 資料列處理節點—「平衡」，將各個人格特質進行虛擬樣本的因數調整。

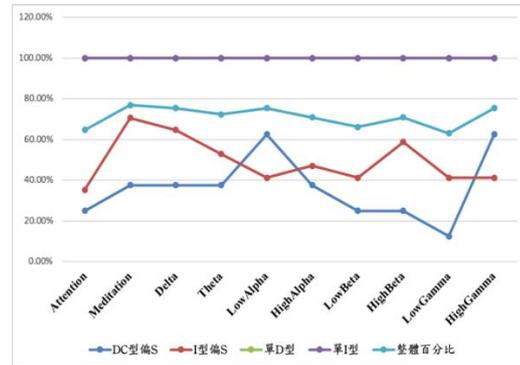
五、研究結果與分析

5.1 人格特質預測

本研究基於腦波特徵資料 Delta、Theta、Low Alpha、High Alpha、Low Beta、High Beta、Low Gamma、High Gamma、Attention、Meditation，使用 K 最近鄰居法預測人格特質「I 型偏 S」、「單 I 型」、「DC 型偏 S」、「單 D 型」。圖三為腦波特徵平均值正確率比較、圖四為腦波特徵標準差正確率比較，其中「單 D 型」與「單 I 型」重疊，準確率皆為 100%。



圖三 各腦波平均值預測正確率



圖四 各腦波標準差預測正確率

本研究發現，不論是平均值、標準差的預測結果，原始人數僅有 4 人的「單 D 型」與僅有 1 人的「單 I 型」兩個群集的預測值，正確百分比都是 100%。可以推論是因為「平衡」節點，將人格特質進行虛擬樣本的因數調整後，產生機器學習模型過度凝和(Over Fitting)的現象(Pedro M Domingos, 2012)，「DC 型偏 S」與「I 型偏 S」在不同的腦波下，會產生不同的正確率。從圖三與圖四中可以發現，剔除過凝合的「單 D 型」、「單 I 型」以後，普遍腦波特徵資料對「I 型偏 S」的預測正確率，高於「DC 型偏 S」的預測正確率平均值如表二，標準差如表三所示，紅色表示正確率較低，藍色表示正確率較高。

表二 人格特質 I 型偏 S 與 DC 型偏 S(平均值)正確率(%)比較表

	Attention	Meditation	Delta	Theta	Low Alpha	High Alpha	Low Beta	High Beta	Low Gamma	High Gamma
I 型偏 S	52.9	23.5	52.9	47.1	47.1	52.9	52.9	23.5	23.5	52.9
DC 型偏 S	25.0	37.5	25.0	25.0	12.5	12.5	12.5	50.0	50.0	0.00

表三 人格特質 I 型偏 S 與 DC 型偏 S(標準差)正確率(%)比較表

	Attention	Meditation	Delta	Theta	Low Alpha	High Alpha	Low Beta	High Beta	Low Gamma	High Gamma
I 型偏 S	35.3	70.6	64.7	52.9	41.2	47.1	41.2	58.8	41.2	41.2
DC 型偏 S	25.0	37.5	37.5	37.5	62.5	37.5	25.0	25.0	12.5	62.5

本研究發現，腦波特徵資料 Attention、Delta、Theta、High Alpha、Low Beta，不論是平均值或標準差，對「I 型偏 S」人格特質預測的正確率都大於「DC 型偏 S」。以實際成員數來觀察會發現，「I 型偏 S」有 17 人，「DC 型偏 S」僅有 8 人，而「DC 型偏 S」在先前也是有經過「平衡」節點，進行虛擬樣本的因數調整。就原先「單 D 型」、「單 I 型」的狀況來看，「DC 型偏 S」容易發生過度凝合的現象，正確率，理論上應該比「I 型偏 S」高，本研究推論腦波特徵資料 Attention、Delta、Theta、High Alpha、Low Beta 能夠對於 DISC 人格特徵進行預測，只不過「單 D 型」、「單 I 型」、「I 型偏 S」的數量過少，難以更進一步推論。故本研究將所有腦波特徵資料(ALL)預測的結果，與僅使用 Attention、Delta、Theta、High Alpha、Low Beta(ADTHL)五種腦波特徵資料預測的結果進行比較，如表四。

表四 腦波特徵資料(ALL)與腦波特徵資料(ADTHL)正確率比較表

	ALL (平均值)	ALL (標準差)	ADTHL (平均值)	ADTHL (標準差)
DC 型偏 S	37.5%	25.0%	50.0%	25.0%
I 型偏 S	29.4%	41.2%	35.3%	23.5%
單 D 型	100.0%	100.0%	100.0%	100.0%
單 I 型	100.0%	100.0%	100.0%	100.0%
整體百分比	66.2%	66.2%	70.8%	61.5%

本研究發現，經過篩選過的腦波特徵資料 ADTHL(平均值)，預測結果約為 70.8% 的正確率，比起 ALL(平均值)的 66.2%、ALL(標準差)的 66.2、ADTHL(標準差)的 61.5 還要高。本研究認為，腦波特徵資料 Attention、Delta、Theta、High Alpha、Low Beta，是預測 DISC 人格特質的重要特徵。

5.2 腦波規則分析

本研究基於腦波特徵資料 Delta、Theta、Low Alpha、High Alpha、Low Beta、High Beta、Low Gamma、High Gamma、Attention、Meditation，使用 C5.0 決策樹，分析腦波與人格特質「I 型偏 S」、「單 I 型」、「DC 型偏 S」、「單 D 型」的關聯。本研究將人數較少，容易過度凝合的「單 I 型」、「單 D 型」排除。觀察「I 型偏 S」、「DC 型偏 S」與腦波特徵資料的關聯。腦波特徵資料(平均值)規則依據以 Delta、Attention、High Gamma 為主。其中 Delta 與睡眠的品質有關、High Gamma 顯示受測者的選擇性注意力、Attention 則為 eSense 專利演算法所計算出的專注力指數。「I 型偏 S」、「DC 型偏 S」規則，與相應腦波特徵資料整理如下表五所示：

表五 相應腦波特徵資料整理(平均值)

	Delta	Attention	High Gamma
I 型偏 S	$0.897 \geq \text{Delta} > 0.155$	$\text{Attention} \leq 0.078$	
	睡眠的品質	專注力指數	選擇性注意力
DC 型偏 S	$0.897 \geq \text{Delta} > 0.734$	$\text{Attention} \leq 0.862$ $\text{Attention} > 0.078$	$\text{High Gamma} > 0.419$
	睡眠的品質	專注力指數	選擇性注意力

腦波特徵資料(標準差)規則依據以 Delta、Low Alpha、Low Beta 為主。根據文獻探討中可以知道，Delta 與睡眠的品質有關、Low Alpha 在精神不濟的時候最為明顯、Low Beta 在警覺狀態以及由焦慮引起的個人期望時較為明顯。「I 型偏 S」、「DC 型偏 S」規則，與相應腦波特徵資料整理如下表六所示：

表六 相應腦波特徵資料整理(標準差)

	Delta	Low Alpha	Low Beta
I 型偏 S	$0.412 < \text{Delta} \leq 0.786$	$\text{Low Alpha} \leq 0.029$ $\text{Low Alpha} \leq 0.041$	$\text{Low Beta} > 0.004$
	睡眠的品質	精神不濟	警覺、焦慮

DC 型偏 S	Delta \leq 0.362 0.412 < Delta \leq 0.786	Low Alpha \leq 0.029 Low Alpha > 0.029	Low Beta \leq 0.004
	睡眠的品質	精神不濟	警覺、焦慮

六、結論與建議

6.1 研究發現

本研究共邀請 30 位自願者參與實驗，並於實驗前簽署知情同意書以符合研究倫理。以機器學習 K 最近鄰居法，將腦波特徵資料 Attention、Meditation、Delta、Theta、Low Alpha、High Alpha、Low Beta、High Beta、Low Gamma、High Gamma 用來預測，K-means 分群出來的 DISC 人格特質，如：I 型偏 S、單 I 型、DC 型偏 S、單 D 型。再利用 C5.0 決策樹建立腦波特徵資料與人格特質的關聯。本研究經過不同腦波特徵資料比較後，發現腦波特徵資料 ADTHL(Attention、Delta、Theta、High Alpha、Low Beta)，是預測 DISC 人格特質的重要特徵。腦波特徵資料 ADTHL(平均值)使用 K 最近鄰居法進行預測，能夠達到 70.8% 的正確率。本研究以 C5.0 決策樹，使用腦波特徵資料(平均值)建立模型時，「I 型偏 S」專注力較低，「DC 型偏 S」選擇性注意力較高；使用腦波特徵資料(標準差)建立模型時，「I 型偏 S」精神較為不好、焦慮，「DC 型偏 S」睡眠品質較低、比較不焦慮。

6.2 研究限制

本研究是以限制 3 分鐘，計算數學題目的方式作為刺激大腦運作的任務，與實際運用人格測試場景可能會有所出入，故建議後續研究者如果有能力的話，可以進入企業或是有使用人格測驗的公司進行實地的數據蒐集可以做為預測準確度與真實性的比較。且建議將來如有相關人格與腦波的研究時，應該盡量蒐集更多的樣本去避免不平衡資料集的問題。本研究僅使用腦波特徵資料平均值、標準差進行人格特徵預測，但腦波的時間變化十分細微，僅用簡單的數值進行研究，容易產生結果上的偏差。將任務間所產生的各種腦波一起納入學習模型，這樣得到的結果才能夠更加貼近真實場景的結果。

6.3 未來發展

本研究認為，如果將預測模型導入行動裝置，進行科學管理的推廣，提供較具客觀性和即時性之腦波特徵資料，以利進行多元的人格特質預測和分析。舉例來說可以透過曹益維(2018)與薛光博(2015)等研究者，在遊戲的同時，讓大腦產生足以識別人格特質的腦波加以預測。近年來，深度學習已逐漸取代傳統機器學習。傳統機器學習需要進行特徵篩選過後，再將特徵加入學習模型當中進行最佳化。不過人為篩選，依然會錯過一些我們誤以為毫無關聯的特徵。深度學習則可以透過大量的樣本，彌補這個缺點，進行精準的預測。國外腦波研究，已經有人開始引進深度學習的方法。Putten, Olbrich, and Arns (2018)藉由研究團隊所搜集來的 1308 筆有效樣本，透過輸入深度學習卷積神經網路(Convolutional Neural Networks)模型，成功預測出樣本的生理性別，最佳準確率甚至可以達到 81%。如果透過深度學習建立起完整的人格特質與腦波的預測模型，將可以透過腦波去驗證更多的心理學研究是否具可靠性、真實性。

參考文獻

- 丁崇峯(2006),『機器學習演算法應用於地下水位與地層下陷量分析之研究』,博士論文,國立成功大學,台南市。
- 中華民國職工福利發展協會(2018),『美國 DISC 性格模式執行師—雙認證班』,取自 <http://vip.asia-learning.com/ewda/course/courseintro/98244/d/3#about>
- 王貳瑞(2005),『學術論文寫作(再版)』,東華書局,臺北市,頁 199-120。
- 何宗武(2018),『大數據決策分析盲點大突破 10 講:我分類故我在(第一版)』,五南文化事業,臺北市。
- 吳育呈(2018),『專注與放鬆腦波一致性辨別之研究』,碩士論文,國立臺北科技大學,台北市。
- 吳映君(2017),『穿戴式腦波儀日常應用持續使用意願之實證研究』,碩士論文,國立清華大學,新竹市。
- 李思慧(2018),『人格特質、工作價值觀與工作壓力之關係研究』,碩士論文,國立高雄應用科技大學,高雄市。
- 李銘峰(2016),『以資料探勘模式分析學習者情緒與色彩之關係架構』,博士論文,國立臺中教育大學,台中市。
- 李毅信(2019),『機器學習方法在蝴蝶辨識中之比較』,碩士論文,國立中央大學,桃園縣。
- 周志華(2007),『機器學習與數據挖掘』,中國計算機協會通訊。
- 林永鴻(2018),『子由數學小小學堂』,碩士論文,國立中央大學,桃園縣。
- 林良憲(2016),『應用虛擬樣本方法改善不平衡大數據分類性能』,『電腦與通訊』,166 期,頁 91-98。
- 林芳瑜(2018),『基於腦波的疲勞駕駛偵測系統』,碩士論文,國立中正大學,嘉義縣。
- 段美玉(2006),『台灣市面販售用於人事甄選之心理測驗的比較研究』,碩士論文,國立中山大學,高雄市。
- 國立成功大學人類研究倫理審查委員會(2016),『腦波 (EEG) / 事件相關腦電位 (ERP) 研究參與同意書 範例』,105 年 04 月 25 日版,取自 <https://reurl.cc/g5k7z>。
- 張苑珍、蔡俊明、葉榮木(2009)『“是非題”作答之腦電波辨識與“選擇題”作答之腦電波分析』,『科學與工程技術期刊』,第五卷,第三期,頁 29-42。
- 張瀚文(2012),『圖書館學與資訊科學大辭典:李克特量表』,取自 <http://terms.naer.edu.tw/detail/1678776/>。
- 曹益維(2018),『虛擬實境遊戲中的腦波應用對遊戲互動設計之研究』,碩士論文,世新大學,臺北市。

梁直青、郭文甄、蔡佩舒(2016),『腦波與排隊決策之探究』,《東吳經濟商學學報》(92),頁 1-36。

陳永祥(2010),『空間語音清晰度與大腦皮質上連續腦波之關連性研究』,碩士論文,朝陽科技大學,台中市。

陳彰儀、張裕隆、王榮春、李文銓(2001),『應用傳記式問卷預測駐派大陸員工之外派適應』,《應用心理研究》,第 10 期,頁 135-166。

陳憶菁(2018),『資深壽險人員之適性分析—職涯穩定性之探討』,碩士論文,國立成功大學,台南市。

黃俊淦(2018),『中和廣濟宮六十甲子籤與腦波求籤服務研究』,碩士論文,輔仁大學,新北市。

葉欣睿譯(2019),*Deep learning 深度學習必讀:Keras 大神帶你用 Python 實作(初版)*(原作者: François Chollet),旗標科技股份有限公司,台灣。

經濟部技術處(2018),『人工智慧應用發展及技術演進』,取自 https://www2.itis.org.tw/netreport/NetReport_Detail.aspx?rpno=42416619。

蔡緯昱(2019),*DISC 識人溝通學跟誰都能合得來的人際經營術(初版)*,墨刻出版:家庭傳媒城邦分公司發行,臺北市。

薛光博(2015),『透過腦波訊號分析觀察遊戲控制器對使用者經驗之研究—以賽車遊戲為例』,碩士論文,國立臺北教育大學,台北市。

蘇立珩(2018),『基於機器學習與影像之機械手臂抓取』,碩士論文,國立清華大學,新竹市。

蘇麗美(2017),『人才質量並升的解決之道』,104 人資學院專刊,2017 年 10 月。

Abdul Rashid, N., Taib, M., Lias, S., Sulaiman, N., Murat, Z., & Samsudin, K. (2013), Summative EEG-based assessment of the relations between learning styles and personality traits of openness. *Procedia-Social and Behavioral Sciences*, 97, 98-104.

Allport, G. W. (1937), *Personality: A psychological interpretation*.

Berger, H. (1929), *Über das elektrenkephalogramm des menschen*, *European archives of psychiatry and clinical neuroscience*, 87(1), pp 527-570.

Felzer, T., & Freisleben, B. (2002), *BRAINLINK: A software tool supporting the development of an EEG-based brain-computer interface*, Paper presented at the Proc. METMBS.

Gentleman, R., & Carey, V. (2008), *Unsupervised machine learning*, *In Bioconductor Case Studies*, pp 137-157.

Harris, L. R., & Brown, G. T. (2010), Mixing interview and questionnaire methods: Practical problems in aligning data.

Jain, Y. K., & Bhandare, S. K. (2011), Min max normalization based data perturbation method for privacy protection, *International Journal of Computer & Communication*

Technology, 2(8), pp 45-50.

Jones, C. S., & Hartley, N. T. (2013), Comparing correlations between four-quadrant and five-factor personality assessments, *American Journal of Business Education*, 6(4), pp 459-470.

MacQueen, J. (1967), Some methods for classification and analysis of multivariate observations, Paper presented at the Proceedings of the fifth Berkeley symposium on mathematical statistics and probability.

Macrotellect. (2019), 宏智力, Retrieved from <http://www.macrotellect.com/web/>.

Marston, W. M. (1928), *Emotions of normal people*.

McCarthy, J., Minsky, M. L., Rochester, N., & Shannon, C. E. J. A. m. (2006), A proposal for the dartmouth summer research project on artificial intelligence, august 31, 1955. 27(4), 12.

McLeod. (2017), *Theories of Personality*, Retrieved from <https://www.simplypsychology.org/personality-theories.html>

Philip Thomas Udo-Imeh, N. F. A., Eyo Emmanuel Essien,. (2015), Personality and Consumer Behaviour- A Review. *European Journal of Business and Management*, Vol.7.

Putten, M. J., Olbrich, S., & Arns, M. (2018), Predicting sex from brain rhythms with deep learning, *Scientific reports*, 8(1), 3069.

Quinlan, J. (1997), C5. 0 Data Mining Tool, *Rule Quest Research*, 63, 64.

Sullivan, D. J. (2018), On Becoming A Scientific HR Function – Learning From Amazon And Google. Retrieved from https://www.tlnt.com/on-becoming-a-scientific-hr-function-learning-from-amazon-and-google/?utm_campaign=SocialWarfare&utm_content=75786097&utm_medium=social&utm_source=linkedin.

TURING, A. (1950), COMPUTING MACHINERY AND INTELLIGENCE. *navigation*, 59(236), 433.

Wang, L. (2017), Mu-ming Poo: China Brain Project and the future of Chinese neuroscience, *National Science Review*, 4(2), 258-263.

Wolpaw, J. R., Loeb, G. E., Allison, B. Z., Donchin, E., do Nascimento, O. F., Heetderks, W. J., Turner, J. N. (2006), BCI meeting 2005-workshop on signals and recording methods. *IEEE Transactions on neural systems and rehabilitation engineering*, 14(2), pp 138-141.