

國家科學及技術委員會專題研究計畫申請書

申請條碼：112WFD0810193

一、基本資料：



計畫類別(單選)		一般研究計畫				
研究型別		個別型				
計畫歸屬		工程處				
申請機構/系所(單位)		亞洲大學資訊工程學系				
本計畫主持人姓名		陳良弼	職稱	講座教授	身分證號碼	Q10069****
本計畫名稱	中文	以口語表達與手寫表現探討自閉症兒童的行為特徵與學習輔助				
	英文	Research on Behavioral Features and Learning Assistance for ASD Children Based on Their Oral Expression and Handwritten Text				
整合型總計畫名稱						
整合型總計畫主持人					身分證號碼	
全程執行期限		自民國 112 年 08 月 01 日起至民國 113 年 07 月 31 日				
研究學門	學門代碼		學門名稱			
	E4101		資料庫與資料探勘			
<p>【請考量己身負荷，申請適量計畫】</p> <p>本年度申請主持本會各類研究計畫(含預核案)共 <u>2</u> 件。(共同主持之計畫不予計入)</p> <p>本計畫是否同時有其他單位提供補助項目：<input checked="" type="checkbox"/> 否； <input type="checkbox"/> 是，請務必填寫表CM05*。</p> <p>近三年內是否有執行非國科會補助之其他(含國內外、大陸地區及港澳)計畫：<input checked="" type="checkbox"/> 否； <input type="checkbox"/> 是，請務必填寫表CM14-1。</p> <p>本計畫是否為國際合作研究：<input checked="" type="checkbox"/> 否； <input type="checkbox"/> 是，請加填表IM01~IM03</p> <p>本計畫是否申請海洋研究船：<input checked="" type="checkbox"/> 否； <input type="checkbox"/> 是，請務必填寫表CM15。</p> <p>本計畫是否申請高效能計算資源：<input checked="" type="checkbox"/> 否； <input type="checkbox"/> 是，請另於國網中心網站進行申請(https://rac.nchc.org.tw)。</p> <p>1. 本計畫是否有進行下列實驗/研究：(勾選下列任一項，須附相關實驗/研究同意文件) <input type="checkbox"/> 人體試驗/人體檢體 <input type="checkbox"/> 人類胚胎/人類胚胎幹細胞 <input type="checkbox"/> 基因重組實驗 <input type="checkbox"/> 基因轉殖田間試驗 <input type="checkbox"/> 第二級以上感染性生物材料 <input type="checkbox"/> 動物實驗(須同時加附動物實驗倫理3R說明)</p> <p>2. 本計畫是否為人文處行為科學研究計畫：<input type="checkbox"/> 是(請檢附已送研究倫理審查之證明文件)； <input checked="" type="checkbox"/> 否</p> <p>3. 本計畫是否為臨床試驗研究計畫：<input type="checkbox"/> 是(請增填性別分析檢核表CM16)； <input checked="" type="checkbox"/> 否</p>						
計畫連絡人		姓名： <u>陳良弼</u> 電話：(公) <u>04-23323456#1831</u> (宅/手機) <u>0973818363</u>				
通訊地址		台中市霧峰區柳豐路500號亞洲大學資訊工程系				
傳真號碼		04-2332-0718	E-MAIL	arbee@asia.edu.tw		

計畫主持人簽章：_____

日期：_____

二、研究計畫中英文摘要：請就本計畫要點作一概述，並依本計畫性質自訂關鍵詞。

計畫中文關鍵詞	自閉症；決策系統；多模式資料分析
計畫英文關鍵詞	Autism Spectrum Disorder, Decision Support System, Multi-model Data Analysis
計畫中文摘要	<p>自閉症是一種個體差異極大的病症，其症狀會導致自閉症患者在社交、學習上遭遇困難，需要額外的幫助。目前自閉症的診斷須經專業醫師透過臨床觀察、輔助診斷工具後才能確診，面臨人為因素、耗時、且不易擴展的問題。隨著AI技術蓬勃發展，透過AI的輔助，能及早判斷兒童是否有自閉症傾向，有助於家長早日瞭解相關訊息，避免因自閉症兒童不同於一般人的行為時，不適當的回應造成孩子心靈的創傷。此外，自閉症孩童的輔助學習將讓自閉症兒童更容易被社會接納、更健康的成長。</p> <p>著眼於此，本研究計畫以多元資料的角度切入自閉症研究，以一年為期，與第一線特教人員合作，透過分析受試者口語、文字表達資料，偵測自閉症傾向與輔助自閉症孩童學習，最終能夠協助第一線教育人員、自閉症孩童與其家長，降低孩童融入社會的門檻。本計畫預期將為未來自閉症輔助決策系統提供可能的應用模式及相關的技術，而本計畫所研發的相關技術也將引領相關研究朝更多元應用層面進行。</p>
計畫英文摘要	<p>Autistic Spectrum Disorder (ASD) is a disease with great individual differences. The symptoms of ASD may cause children with ASD to encounter difficulties in social life and learning process. However, the diagnosis of ASD needs to be confirmed by professional physicians through a serial of rigorous examinations. With the rapid development of AI technology, it is possible to use the assistance of AI to judge whether there is a tendency to ASD early. It is helpful for parents having ASD children to understand relevant information at an early stage. In addition, assisting children with ASD to learn makes them grow up healthier. Motivated by this, we focus on ASD and cooperate with the special education professors and teachers in this one-year project. We take into account two angles in the analysis, that is, the oral expression and the handwritten text. The main goal of this project is to develop ASD assistance services to help the front-line educators, children with ASD, and their parents. The developed techniques can also serve as a foundation to build medical decision support systems for other diseases.</p>
計畫概述	<p>請概述執行本計畫之目的及可能產生對人文、社會、經濟、學術發展等面向的預期影響性(三百字以內)。 ※此部分內容於獲核定補助後將逕予公開</p> <p>孩童是國家未來的主人翁，而自閉症越早發現越能提早提供相應的治療，幫助自閉症孩童更容易融入社會，本研究計畫透過分析孩童的口語表達及手寫表現檢測潛在的自閉症孩童，並開發APP幫助自閉症孩童學習改進與家長老師對自閉症孩童的指引。所開發的APP可以廣泛應用於教育場所，作為一種學習能力評斷與加強的工具。基於我們過去對於各式疾病包括憂鬱症的預測分析成果與經驗，透過本計畫的執行，可望在自閉症之偵測、瞭解與行為改進上作出成果，並引領相關研究朝更多元的應用層面進行。</p>

三、研究計畫內容：

(一) 研究計畫之背景與目的

泛自閉症障礙(Autistic Spectrum Disorder, ASD)是一種神經發育障礙，會影響患者人際溝通和社會互動的能力，並具有重複性做特定舉動的行為模式(World Health Organization, 2021)。自閉症患者的臨床表現會因人而異。以認知能力來說，有 IQ 極高的天才，也有智能不足的患者(Goldstein & Ozonoff, 2018)。據估計，自閉症的全球患病率為 1%(Lai, M. C., Lombardo, M. V., & Baron-Cohen, S., 2014)。自 2000 年以來，泛自閉症障礙的患病率增加了約 176%，使其成為一個緊迫的公共衛生問題(Sampaio et al., 2021; Wallace et al., 2012)。ASD 症狀會持續患者的一生，並影響個人、家庭、教育和職業經歷。自閉症患者的交流、互動、行為和學習與大多數非自閉症族群不同，這導致自閉症患者中有許多人在日常活動會需要外來的協助(Bal, V. H., Kim, S. H., Cheong, D., & Lord, C., 2015)。自閉症患者在社會語境中使用語言的能力相較於同年齡者，表現明顯有差異(Parsons, L., Cordier, R., Munro, N., Joosten, A., & Speyer, R., 2017)，而其差異在兒童時期更為顯著。雖然可以在 5-30% 的自閉症患者中識別出致病的遺傳變異(Schaaf et al., 2020)，但自閉症的診斷評估仍須通過觀察患者所表現出的行為跡象。

目前自閉症的診斷經由專業醫師透過臨床觀察、輔助診斷工具後才能確診，其中自閉症診斷觀察量表第二版(ADOS-2)為該領域的黃金輔助診斷標準。然而現今評量自閉症的方式有依賴人為因素、耗時、且不易廣泛應用的問題。過去 20 年間，隨著大眾不再諱疾忌醫，自閉症的診斷率大幅提升，成指數倍增加(Russell et al., 2022)。自閉症的治療越早進行越好，要如何快速且低成本的在孩童階段識別出是否患有自閉症就很重要。與此同時，也要幫助自閉症兒童更容易被社會接納，輔助第一線接觸孩童的家長或教育人員，讓孩童能在成長的道路上快樂且自信。

在本計畫中，我們將基於過去在資料分析研究上的豐富經驗，與第一線特教人員合作，從多元資料的角度切入，探討運用多元資料於自閉症的偵測與輔助。此計畫研究主軸有二：口語表達分析與手寫分析。並由此兩個部分向外延伸擴散至五項重點研究項目，包含自閉症兒童口語表達研究、自閉症兒童對話語音分析、自閉症兒童手寫資料庫建立與寫作風格分析、手寫文字評分、與輔助自閉症孩童 APP 實作。

以下就各研究角度之背景、目的與重要性分述：

壹、口語表達分析

根據研究指出，自閉症語言障礙主要的特徵為口語表達與語音(Simmons, & Baltaxe, 1975)。在口語表達上，自閉症患者在社會語境中使用語言的能力相較於同年齡者，表現明顯有差異(Parsons et al., 2017)，觀察到的社會溝通缺陷之一是在不同語言類型中較差的敘述(即說故事)技巧(Baixaui, I., Colomer, C., Roselló, B., & Miranda, A., 2016)。自閉症患者會在傳達故事的要點方面遇到困難，並且會不適當地使用指稱代詞。他們敘述的故事缺乏連貫性和因果關係，同時包含不適當或無關的詞彙。敘述的結構成分也會受到影響：自閉症患者的敘述比典型發展同儕的詞數和發言數少，詞彙多樣性也較少。

另一方面，就語音而言，自閉症兒童在尾音上有不自然的延長(Grossman, Bemis, Skwerer, & Tager-Flusberg, 2010)，且音高範圍和音高變化，在測試中均高於典型發展兒童(Diehl & Paul, 2013; Fusaroli, Lambrechts, Bang, Bowler, & Gaigg, 2017)。除了音高之外，共振峰值頻率與能量，也存在明顯的差異(Siam et al., 2019; Lyakso, Frolova, & Grigorev, 2017)。除此之外，在母音缺少一些顯著的變化，且在特定母音上有發音困難(Mohanta & Mittal, 2019)。但由於具有主觀性的問題，此等語音韻律特徵，通常被排除於儀器診斷之外(Bone, Black, Ramakrishna, Grossman, & Narayanan 2015)。

隨著深度學習技術的發展，特別是自然語言處理，提供了與心理測試類似的工具，為臨床醫師的決策提供支援。同時，採用深度學習模型來分析語音特徵，提供客觀數值化的結果

果，同樣的可以作為診斷依據的參考。此類自動化方法的優點包括具有競爭力的準確性、重覆性、速度和操作便利，然而，由於診斷問題需考慮多維度資訊，自動分析可能只能起到補充或支援的作用(Wawer & Chojnicka, 2022)。在我們的研究裡，我們同時對口語表達以及語音進行分析，盡可能的獲得更多資訊，完善分析結果。

研究目的與重要性

圖畫書口語表達任務

根據調查，七成的自閉症兒童首次被認知到罹患自閉症是因為語言障礙(Manohar, Chandrasekaran, & Kandasamy, 2019)，可見語言障礙為早期認定自閉症的一項重要特徵。如果能通過自動化的觀察與分析，可以即早發現可能存在的語言問題，提早進行治療。我們的研究針對自閉症兒童和典型發展兒童，收集孩童在圖畫書口語表達任務上的表現的資料，利用 AI 等方式找出自閉症口語表達上的特徵，並藉由這些特徵來預測孩童是否有自閉症跡象，以開發一個初步且快速的檢測工具。通過分析口語表達內容，基於語言範疇模型 Linguistic Category Model (LCM) 的情感和語言抽象分析來定量表徵孩童的敘事表現，讓家長及老師可以確切的知道孩童口語表達的不足之處。

自閉症兒童對話語音分析

本研究使用的資料為前項圖畫書口語表達任務取得的語音資料，該資料包含自閉症兒童與研究員對話的音訊紀錄，並包含噪音、沉默等雜訊。本語音分析研究有兩個主要的目標：1、自動化的分割不同種類的音訊並標示語音資料，2、透過語音資料辨識自閉症跡象。在分割的過程中，我們會分析並研究自閉症兒童對話的結構，如發出聲音的頻率等資訊，並且分析此類資訊是否對判斷自閉症有幫助。在此之後，我們會訓練一個深度學習模型，透過上述資訊來辨識該兒童是否有自閉症。過往的研究中，語音分析只專注於辨識自閉症兒童，而本研究針對各式特徵，進一步分析何種語音特徵為深度學習辨識自閉症的依據。

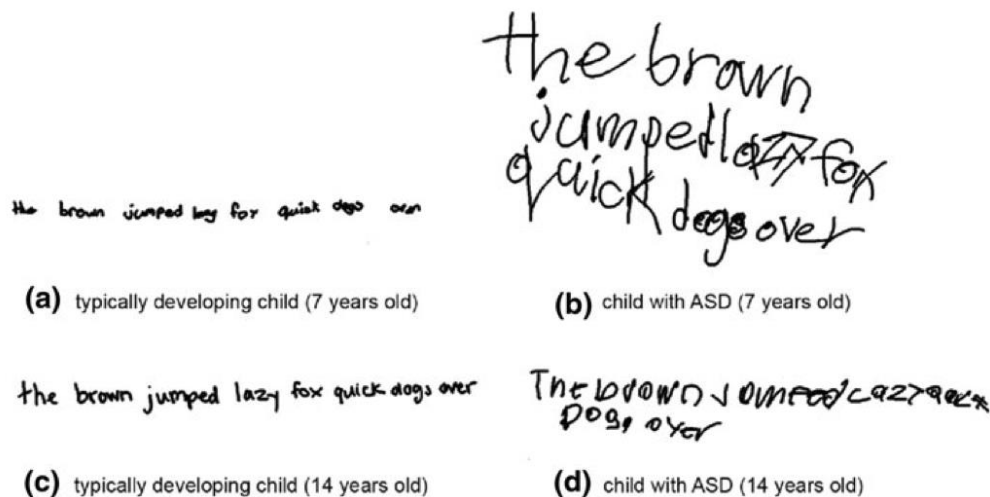
自閉症的診斷需要大量的紀錄以及各種情形下的表現(Zeleke, Hughes, & Drozda, 2019)，然而醫師僅能通過兒童在醫院的表現，以及家長口述在家中的表現，無法完整的呈現兒童平時的語言狀況。本研究的目的，是希望能將自閉症相關的語音特徵保留下來，作為醫師診斷的輔助。另一方面，在日常生活中，難免會有一些家長無法顧及的地方，也可以藉由錄音裝置紀錄分析兒童的語言特徵，提供更多元的管道來瞭解自閉症兒童。

貳、手寫分析

近年來，隨著網路科技急速進步，大量資料數位化，書寫行為多被轉化成基於各種按鍵的點擊。然而，文字書寫依然是教育中必不可少的重要環節，漢字作為一種文字，其形態及書寫等多層意義上的文化豐富性，都是其他文字遠不能及的(李藝, 姜傑, & 鄧紅靜, 2015)。因此，能夠書寫正確、工整的文字，是教育中一項重要目標。

而自閉症除了常見的社交困難與重複受限的行為(American Psychiatric Association, 2013)外，在書寫上的表現也有差異，且在兒童時期就可以看出明顯的差異，如圖一(Fuentes, Mostofsky, & Bastian, 2009)。一般兒童在小學低年級的階段，就會被教導如何根據生字本上的範例練習寫字，諸如「用」字中間的豎筆劃要對齊垂直虛線、字寫八分滿等，這些技巧同時也是教師們批改生字本的標準之一。在漢字書寫方面，第一筆畫就能決定該字的大小、位置等特徵，因此，動作計畫(Stoit, van Schie, Slaats-Willemse, & Buitelaar, 2013)的能力對於書寫漢字是非常重要的。然而過往研究(Cossu et al., 2012)指出自閉症兒童在動作計畫方面的能力是有缺陷的，這可能就是自閉症兒童與一般兒童手寫表現出現差異的原因。

本研究擬利用手寫表現的差異，透過手寫筆跡來開發出快速且簡易的自閉症檢測工具。當家長們面對自家孩童有無自閉症疑慮時，可過此工具做初步的判斷，有助於家長早日瞭解並因應孩童需要的關注。



圖一、自閉症與非自閉症書寫比較

研究目的與重要性

自閉症兒童手寫資料庫建立與寫作風格分析

根據調查，國外雖然有許多手寫相關的資料庫，但結合自閉症、兒童與繁體中文的公開資料庫並不存在。其中原因包括涉及兒童相關資料的隱私性，以及語言文字的不同。除此之外，英文、簡體中文和繁體中文字的手寫習慣也不相同，不適用於國內自閉症兒童的手寫分析。另外，資料也不包含時間這一資訊，像是同一位寫作者過往的筆跡與現在的筆跡的異同。因此，透過建立一個適用於國內自閉症兒童的手寫資料庫，可以有效地幫助研究者們，針對國內自閉症兒童的手寫能力做研究、分析與探討。資料庫的建立，除了資料的豐富性外，也必須妥善的分類並建立方便的索引方式。我們的研究將參照 HCL2000(Zhang, Guo, Chen, & Li, 2009)的架構，利用「字的類別」以及「寫作者」兩個面向，將資料根據這兩個面向做分類，使得未來的研究者可以有效地使用本研究項目建立的自閉症兒童手寫資料庫。

此外，寫作風格辨識任務(writer identification)，常應用於法醫學以及偽證辨識等相關任務(Nguyen, Nguyen, Ino, Indurkha, & Nakagawa, 2019)。我們將藉由字跡中隱藏的手寫特徵，來辨識出字跡的寫作者。預計透過自閉症兒童手寫資料庫和寫作風格辨識中常用的電腦視覺 CNN 模型(He, Zhang, Ren, & Sun, 2016; Fiel & Sablatnig, 2015)以及其他特徵萃取技術(Bulacu, Schomaker, & Vuurpijl, 2003; Bulacu & Schomaker, 2007)，來開發出快速且簡易的自閉症跡象檢測工具。

手寫文字評分

現有的手寫文字評分模型，多止步於評分階段(Wang & Lv, 2022; Zhao et al., 2022; 莊子明, 2019)，其目的是代替專業教師、書法家等人工評分，由模型自動給分。但光憑分數高低，沒有具體的建議，對於練字的幫助相當有限。因此，本研究項目除了手寫文字的評分外，還會輸出模型關注的重點區域，以此為參考，讓使用者更瞭解模型的給分依據，並分析自閉症兒童及一般兒童的文字在評分和模型關注區域上的差異，希望能找出自閉症兒童特有的手寫特徵。

輔助自閉症孩童 APP 實作

我們也將利用數位教學資源，來提升自閉症兒童的學習成效。目前醫學上認知的自閉症，並沒有一種固定的症狀表現，不能只透過歸類少數幾種規則來建構教材的推薦系統。我們將透過使用者觀看影片後的回饋，學習使用者的偏好，提取影片的特徵來推薦合適的教材(Zhaoxing, 2005)，藉此達成因材施教的目的。

我們還將建置家長輔助手冊，當面對自閉症孩子不同於一般人的行為時，給予建議，盡可能做出最好的回應，而非在看似犯錯時，一味地給予懲罰或是責罵，無形中造成孩子的心靈創傷。我們將收集網路上的相關文獻，以及醫師或是老師的經驗分享整理成一資料庫，作為通用建議來提供方案。另外藉由評估自閉症孩子的輕重症程度、語言表達能力以及情境狀況 (Song et al., 2021)，在資料庫裡選擇最相近的結果輸出，期望給予家長最好的支援。

國內外相關研究

以下分別介紹與計畫相關的國內外研究近況：

口語表達

(Parish-Morris et al., 2016)構建了用來探索自閉症的語言資源 Autism Diagnostic Observation Schedule(ADOS)。這是一種用於診斷和評估自閉症的標準化診斷測試，它被認為是診斷自閉症的「黃金標準」。

(Wawer & Chojnicka, 2022)使用了兩種文本編譯器：Embeddings from Language Models (ELMo)(Peters et al., 2018)和 Universal Sentence Encoder(USE)(Yang et al., 2019)，以及三種分類算法 XGBoost (Chen & Guestrin, 2016)，支持向量機(Pedregosa et al., 2011)和神經網絡層 (Abadi et al., 2015)。基於自閉症診斷觀察表（第二版）(ADOS-2)中的圖畫書任務，將 25 名自閉症參與者和 25 名典型發展參與者分類。結論得出：基於模型的表現比評分員具有更高的靈敏度、特異度，但低於兩種標準化工具：ADOS-2 和社會溝通問卷(SCQ)。

(Chojnicka & Wawer, 2022)提出了情感和語言抽象的計算分析，定量描述敘事表現。(Wawer et al., 2022)探討了自閉症與思覺失調症的單一和交叉障礙檢測，選定最先進的深度學習方法應用於文本表示和推理，並試驗了遷移和零樣本學習。還探索了專用於低數據量場景的少樣本方法，這是臨床環境中的一個典型問題。

語音分析

在早期，即有針對自閉症幼兒哭泣聲與語言學習階段的聲音做韻律特徵分析(Santos et al., 2013)，但隨著兒童聲帶發展，在較寬的年齡範圍，做聲韻的分析會更具挑戰性。(Kiss, Santen, Prud'Hommeaux, & black, 2012)研究在 CSLU ADOS 資料庫中，進行 ADOS 問診的語音。該研究將頻率的峰值作為特徵，使用貝氏分類器，有 74%的準確度。(Bone et al., 2015)以說特定故事為語音資料，該研究的結果顯示以音調與語速為主要特徵，預測的結果最佳。

近幾年的研究則有(Beccaria, Gagliardi, & Kokkinakis, 2022; Chi et al., 2022; Cho et al., 2019; Mohanta & Mittal, 2020; Mohanta & Mittal, 2022; Makhnytkina, Grigorev, & Nikolaev, 2021)，其中(Cho et al., 2019)實驗參與的兒童年齡為 6-12 歲；分析的資料為非結構化的對話，相較於前述之結構化的語音，非結構化的語音更貼近日常使用的可能。實驗方法則是提取多種語音特徵後，利用統計方法計算特徵分佈的差異，最後使用 PCA 降維來避免過度擬合。(Beccaria et al., 2022)則是在義大利地區進行相同的實驗，並且使用語音判別自閉症在傳統 SVM 上有 63%的準確度，顯示了在非英語上也有相同的特性。該研究還進一步使用 eGeMAPS 作為額外的資料來源，作為資料不足時的參考。(Mohanta & Mittal, 2020)分析聲道濾波器特徵共振峰 (F1 至 F5) 和聲音主頻率的變化，透過 KNN 與 SVM 作為分類器來判斷自閉症也取得良好的成果。(Mohanta & Mittal, 2022)在前述研究的基礎上，對英語母音的上下文做分析，作線性預測倒譜係數與梅爾倒譜係數處理，並改為深度學習的架構做分類預測。(Chi et al., 2022)使用 CNN 與 transformer 架構，著重於特徵之間的關係，也就遷移式學習的技術進行實驗。(Makhnytkina et al., 2021)主要分析語言特徵，如單詞數、單詞重複次數、句子數、停頓數，合併至傳統模型來探討何種特徵對於自閉症的判別較為重要。

其他自閉症語音相關的研究有(Moon, Ke & Sokolij, 2020; Sukumaran & Govardhanan, 2021)，前者為結合影片判斷自閉症青少年的情緒狀態，後者為分析自閉症兒童的語音變化，兩者的實驗在架構上都類似於前述研究的實驗。

手寫文字資料庫

在現有的中文手寫資料集上，在 2000 年後以 HCL2000(Zhang et al., 2009)以及 CASIA handwriting databases(Liu, Yin, Wang, & Wang, 2011)最為代表。這些資料集所涵蓋的年齡層從小學至成人皆有，無法有效用在兒童相關的研究上，更和自閉症兒童無關。在語言方面，目前並沒有一個利用繁體中文的兒童手寫資料庫。因此，一個結合自閉症、兒童手寫和繁體中文手寫筆跡的資料庫是迫切需要的。

在寫者風格的辨識上，有鑒於大量的筆跡資料庫的建立以及個性簽名收集的困難(Nguyen et al., 2019)，該任務利用電腦視覺的技術，先將字跡的特徵萃取出來，再經訓練完的全連階層分類器，有效地判斷該字跡的作者。

手寫文字資料運用

在手寫文字資料上的運用，大部分都集中在手寫字元識別(handwritten character recognition)，其中也不乏手寫漢字識別(handwritten Chinese character recognition)，這類研究與其他人工智慧相關研究一樣，需要大量資料作為研究基礎。漢字相關的資料集則是在西元 2000 年後開始陸續出現，比如 HCL2000(Zhang et al., 2009)以及 CASIA handwriting databases(Liu et al., 2011)。

這些資料集都不包括書寫質量、美感或者工整性相關的資訊，因此，如果要對手寫文字進行評分或評價，就必須如(李藝 et al., 2015)的作法一樣，自定義一套標準並將其自動化，以達到自動評分、評價的效果；或者手動評分，比如(莊子明, 2019)，就請了 20 位語文老師來給文字評分，後者的作法雖然受限於人力，無法對大型資料庫做標註，但可以給出更具實務意義上的評分，也更適合應用現今的人工智慧技術進行自動化並分析潛在特徵。

參考文獻

- [1] American Psychiatric Association. (2013). Diagnostic and Statistical Manual of Mental Disorders (5th ed.). American Psychiatric Association.
- [2] Abadi, M., Barham, P., Chen, J., Chen, Z., Davis, A., Dean, J., ... Zheng, X. (2016). TensorFlow: a system for Large-Scale machine learning. In 12th USENIX symposium on operating systems design and implementation (OSDI 16) (pp. 265-283).
- [3] Beukeboom, C. J. (2009). When words feel right: How affective expressions of listeners change a speaker's language use. *European Journal of Social Psychology*, 39(5), 747-756.
- [4] Bone, D., Black, M. P., Ramakrishna, A., Grossman, R. B., & Narayanan, S. S. (2015). Acoustic-prosodic correlates of 'awkward' prosody in story retellings from adolescents with autism. In *Interspeech* (pp. 1616-1620).
- [5] Baixauli, I., Colomer, C., Roselló, B., and Miranda, A. (2016). Narratives of children with high-functioning autism spectrum disorder: A meta-analysis. *Research in Developmental Disabilities*, 59, 234-254.
- [6] Beccaria, F., Gagliardi, G., & Kokkinakis, D. (2022, June). Extraction and Classification of Acoustic Features from Italian Speaking Children with Autism Spectrum Disorders. In *Proceedings of the RaPID Workshop-Resources and Processing of linguistic, para-linguistic and extra-linguistic Data from people with various forms of cognitive/psychiatric/developmental impairments-within the 13th Language Resources and Evaluation Conference* (pp. 22-30).
- [7] Bal, V. H., Kim, S. H., Cheong, D., and Lord, C. (2015). Daily living skills in individuals with autism spectrum disorder from 2 to 21 years of age. *Autism*, 19(7), 774-784.
- [8] Bulacu, M., & Schomaker, L. (2007). Text-independent writer identification and verification using textural and allographic features. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 29(4), 701-717.
- [9] Bulacu, M., Schomaker, L., & Vuurpijl, L. (2003). Writer identification using edge-based directional features. *writer*, 1, 1.
- [10] Cossu, G., Boria, S., Copioli, C., Bracceschi, R., Giuberti, V., Santelli, E., and Gallese, V. (2012). Motor representation of actions in children with autism.

- [11] Chen, T., & Guestrin, C. (2016, August). Xgboost: A scalable tree boosting system. In Proceedings of the 22nd acm sigkdd international conference on knowledge discovery and data mining (pp. 785-794).
- [12] Cho, S., Liberman, M., Ryant, N., Cola, M., Schultz, R. T., & Parish-Morris, J. (2019, September). Automatic Detection of Autism Spectrum Disorder in Children Using Acoustic and Text Features from Brief Natural Conversations. In Interspeech (pp. 2513-2517).
- [13] Chojnicka, I., & Wawer, A. (2020). Social language in autism spectrum disorder: A computational analysis of sentiment and linguistic abstraction. *PLoS One*, 15(3), e0229985.
- [14] Chi, N. A., Washington, P., Kline, A., Husic, A., Hou, C., He, C., ... Wall, D. (2022). Classifying Autism from Crowdsourced Semi-Structured Speech Recordings: A Machine Learning Approach. arXiv preprint arXiv:2201.00927.
- [15] Diehl, J. J., & Paul, R. (2013). Acoustic and perceptual measurements of prosody production on the profiling elements of prosodic systems in children by children with autism spectrum disorders. *Applied Psycholinguistics*, 34(1), 135-161.
- [16] Dawson, M., Soulières, I., Ann Gernsbacher, M., and Mottron, L. (2007). The level and nature of autistic intelligence. *Psychological science*, 18(8), 657-662.
- [17] Eyben, F., Wenginger, F., Gross, F., and Schuller, B. (2013, October). Recent developments in opensmile, the munich open-source multimedia feature extractor. In Proceedings of the 21st ACM international conference on Multimedia (pp. 835-838).
- [18] Fusaroli, R., Lambrechts, A., Bang, D., Bowler, D. M., & Gaigg, S. B. (2017). Is voice a marker for Autism spectrum disorder? A systematic review and meta-analysis. *Autism Research*, 10(3), 384-407.
- [19] Fuentes, C. T., Mostofsky, S. H., & Bastian, A. J. (2009). Children with autism show specific handwriting impairments. *Neurology*, 73(19), 1532-1537.
- [20] Fiel, S., & Sablatnig, R. (2015, September). Writer identification and retrieval using a convolutional neural network. In International Conference on Computer Analysis of Images and Patterns (pp. 26-37). Springer, Cham.
- [21] Grossman, R. B., Bemis, R. H., Skwerer, D. P., & Tager-Flusberg, H. (2010). Lexical and affective prosody in children with high-functioning autism.
- [22] Goldstein, S., and Ozonoff, S. (Eds.). (2018). *Assessment of autism spectrum disorder*. Guilford Publications.
- [23] He, K., Zhang, X., Ren, S., & Sun, J. (2016). Deep residual learning for image recognition. In Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition (pp. 770-778).
- [24] Kim, S. H., and Lord, C. (2012). Combining information from multiple sources for the diagnosis of autism spectrum disorders for toddlers and young preschoolers from 12 to 47 months of age. *Journal of Child Psychology and Psychiatry*, 53(2), 143-151.
- [25] Kiss, G., Santen, J. P. V., Prud'Hommeaux, E., and Black, L. M. (2012). Quantitative analysis of pitch in speech of children with neurodevelopmental disorders. In Thirteenth Annual Conference of the International Speech Communication Association.
- [26] Lyakso, E., Frolova, O., & Grigorev, A. (2017, September). Perception and acoustic features of speech of children with autism spectrum disorders. In International Conference on Speech and Computer (pp. 602-612). Springer, Cham.
- [27] Lai, M. C., Lombardo, M. V., and Baron-Cohen, S. (2014). vol. 383, issue 9920. *Autism Lancet*, 896-910.
- [28] Li, Z., Liu, F., Yang, W., Peng, S., and Zhou, J. (2021). A survey of convolutional neural networks: analysis, applications, and prospects. *IEEE transactions on neural networks and learning systems*.
- [29] Liu, C. L., Yin, F., Wang, D. H., & Wang, Q. F. (2011, September). CASIA online and offline Chinese handwriting databases. In 2011 International Conference on Document Analysis and Recognition (pp. 37-41). IEEE.

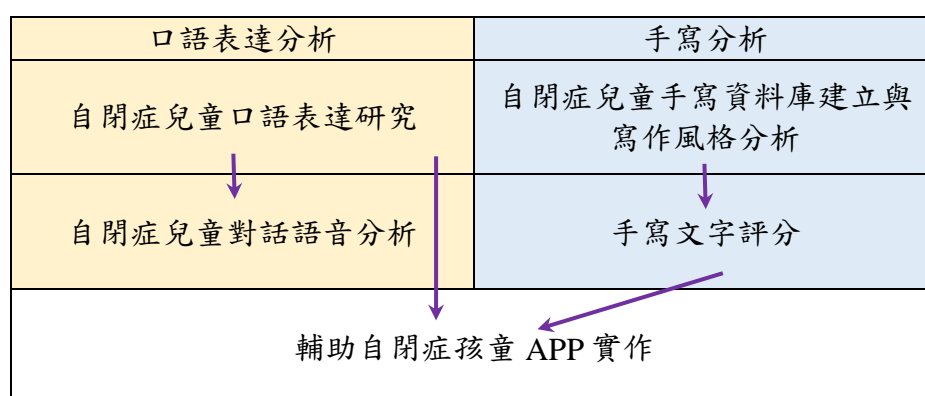
- [30] Makhnytkina, O., Grigorev, A., and Nikolaev, A. (2021, September). Analysis of Dialogues of Typically Developing Children, Children with Down Syndrome and ASD Using Machine Learning Methods. In International Conference on Speech and Computer (pp. 397-406). Springer, Cham.
- [31] Manohar, H., Kandasamy, P., Chandrasekaran, V., & Rajkumar, R. P. (2019). Early diagnosis and intervention for autism spectrum disorder: Need for pediatrician-child psychiatrist liaison. *Indian Journal of Psychological Medicine*, 41(1), 87-90.
- [32] Moon, J., Ke, F., & Sokolikj, Z. (2020). Automatic assessment of cognitive and emotional states in virtual reality-based flexibility training for four adolescents with autism. *British Journal of Educational Technology*, 51(5), 1766-1784.
- [33] Murray, D., Lesser, M., and Lawson, W. (2005). Attention, monotropism and the diagnostic criteria for autism. *Autism*, 9(2), 139-156.
- [34] Mohanta, A., & Mittal, V. K. (2019, December). Autism speech analysis using acoustic features. In Proceedings of the 16th International Conference on Natural Language Processing (pp. 85-94).
- [35] Mohanta, A., & Mittal, V. K. (2020, February). Classifying speech of ASD affected and normal children using acoustic features. In 2020 national conference on communications (NCC) (pp. 1-6).
- [36] Mohanta, A., & Mittal, V. K. (2022). Analysis and classification of speech sounds of children with autism spectrum disorder using acoustic features. *Computer Speech & Language*, 72, 101287.
- [37] Nguyen, H. T., Nguyen, C. T., Ino, T., Indurkha, B., & Nakagawa, M. (2019). Text-independent writer identification using convolutional neural network. *Pattern Recognition Letters*, 121, 104-112.5.
- [38] O'Shea, K., and Nash, R. (2015). An introduction to convolutional neural networks. arXiv preprint arXiv:1511.08458.
- [39] Oller, D. K., Niyogi, P., Gray, S., Richards, J. A., Gilkerson, J., Xu, D., ... Warren, S. F. (2010). Automated vocal analysis of naturalistic recordings from children with autism, language delay, and typical development. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 107(30), 13354-13359.
- [40] Parish-Morris, J., Cieri, C., Liberman, M., Bateman, L., Ferguson, E., & Schultz, R. T. (2016, May). Building language resources for exploring autism spectrum disorders. In LREC... International Conference on Language Resources & Evaluation:[proceedings]. International Conference on Language Resources and Evaluation (Vol. 2016, p. 2100). NIH Public Access.
- [41] Parsons, L., Cordier, R., Munro, N., Joosten, A., and Speyer, R. (2017). A systematic review of pragmatic language interventions for children with autism spectrum disorder. *PloS one*, 12(4), e0172242.
- [42] Peters, M. E., Neumann, M., Iyyer, M., Gardner, M., Clark, C., Lee, K., and Zettlemoyer, L. (2018). Deep contextualized word representations. arXiv, v2, March 22. Accessed 2019-10-14.
- [43] Pedregosa, F., Varoquaux, G., Gramfort, A., Michel, V., Thirion, B., Grisel, O., ... Duchesnay, E. (2011). Scikit-learn: Machine learning in Python. *the Journal of machine Learning research*, 12, 2825-2830.
- [44] Rutter, M. (1968). Concepts of autism: a review of research. *Child Psychology & Psychiatry & Allied Disciplines*.
- [45] Russell, G., Stapley, S., Newlove-Delgado, T., Salmon, A., White, R., Warren, F., ... Ford, T. (2022). Time trends in autism diagnosis over 20 years: a UK population-based cohort study. *Journal of Child Psychology and Psychiatry*, 63(6), 674-682.
- [46] Simmons, J. Q., & Baltaxe, C. (1975). Language patterns of adolescent autistics. *Journal of autism and childhood schizophrenia*, 5(4), 333-351.
- [47] Santos, J. F., Brosh, N., Falk, T. H., Zwaigenbaum, L., Bryson, S. E., Roberts, W., ... Brian, J. A. (2013, May). Very early detection of autism spectrum disorders based on acoustic analysis

- of pre-verbal vocalizations of 18-month old toddlers. In 2013 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (pp. 7567-7571).
- [48] Schaaf, C. P., Betancur, C., Yuen, R. K., Parr, J. R., Skuse, D. H., Gallagher, L., ... Vorstman, J. A. (2020). A framework for an evidence-based gene list relevant to autism spectrum disorder. *Nature Reviews Genetics*, 21(6), 367-376.
 - [49] Siam, A. I., El-khobby, H. A., Elnaby, M. M. A., Abdelkader, H. S., & El-Samie, F. E. A. (2019). A novel speech enhancement method using Fourier series decomposition and spectral subtraction for robust speaker identification. *Wireless Personal Communications*, 108(2), 1055-1068.
 - [50] Sampaio, F., Feldman, I., Lavelle, T. A., and Skokauskas, N. (2022). The cost-effectiveness of treatments for attention deficit-hyperactivity disorder and autism spectrum disorder in children and adolescents: a systematic review. *European Child & Adolescent Psychiatry*, 31(11), 1655-1670.
 - [51] Schmid, J., Fiedler, K., Semin, G., and Englich, B. (2017). Measuring implicit causality: The linguistic category model.
 - [52] Sukumaran, P., & Govardhanan, K. (2021). Towards voice based prediction and analysis of emotions in ASD children. *Journal of Intelligent & Fuzzy Systems*, 41(5), 5317-5326.
 - [53] Scheuffgen, K., Happeè, F., Anderson, M., and Frith, U. (2000). High “intelligence,” low “IQ”? Speed of processing and measured IQ in children with autism. *Development and psychopathology*, 12(1), 83-90.
 - [54] Stoit, A., van Schie, H. T., Slaats-Willemse, D. I., and Buitelaar, J. K. (2013). Grasping motor impairments in autism: not action planning but movement execution is deficient. *Journal of autism and developmental disorders*, 43(12), 2793-2806.
 - [55] Song, K., Zeng, X., Zhang, Y., De Jonckheere, J., Yuan, X., and Koehl, L. (2021). An interpretable knowledge-based decision support system and its applications in pregnancy diagnosis. *Knowledge-Based Systems*, 221, 106835.
 - [56] World Health Organization. (2021). International Statistical Classification of Diseases and Related Health Problems. <https://icd.who.int/browse11/l-m/enofsubordinatedocument>.
 - [57] Wang, K., An, N., Li, B. N., Zhang, Y., and Li, L. (2015). Speech emotion recognition using Fourier parameters. *IEEE Transactions on affective computing*, 6(1), 69-75.
 - [58] Wawer, A., and Chojnicka, I. (2022). Detecting autism from picture book narratives using deep neural utterance embeddings. *International Journal of Language & Communication Disorders*.
 - [59] Wawer, A., Chojnicka, I., Okruszek, L., & Sarzynska-Wawer, J. (2022). Single and cross-disorder detection for autism and schizophrenia. *Cognitive Computation*, 14(1), 461-473.
 - [60] Wallace, S., Fein, D., Rosanoff, M., Dawson, G., Hossain, S., Brennan, L., ... Shih, A. (2012). A global public health strategy for autism spectrum disorders. *Autism Research*, 5(3), 211-217.
 - [61] Wang, Z., and Lv, R. (2022). Design of Calligraphy Aesthetic Evaluation Model Based on Deep Learning and Writing Action. In *International Conference on Computing, Control and Industrial Engineering* (pp. 620-628). Springer, Singapore.
 - [62] Wu, X., Lv, S., Zang, L., Han, J., and Hu, S. (2019, June). Conditional bert contextual augmentation. In *International conference on computational science* (pp. 84-95). Springer, Cham.
 - [63] Wijesinghe, A., Samarasinghe, P., Seneviratne, S., Yogarajah, P., & Pulasinghe, K. (2019, October). Machine learning based automated speech dialog analysis of autistic children. In *2019 11th International Conference on Knowledge and Systems Engineering (KSE)* (pp. 1-5). IEEE.
 - [64] Wei, J., and Zou, K. (2019). Eda: Easy data augmentation techniques for boosting performance on text classification tasks. *arXiv preprint arXiv:1901.11196*.
 - [65] Yang, Y., Cer, D., Ahmad, A., Guo, M., Law, J., Constant, N., ... Kurzweil, R. (2019). Multilingual universal sentence encoder for semantic retrieval. *arXiv preprint arXiv:1907.04307*.

- [66] Zhaoxing, Li. (2022). Building an Intelligent Video Deduplication System Powered by Vector Similarity Search
- [67] Zeiler, M. D., and Fergus, R. (2014, September). Visualizing and understanding convolutional networks. In European conference on computer vision (pp. 818-833). Springer, Cham.
- [68] Zhang, H., Guo, J., Chen, G., & Li, C. (2009, July). HCL2000-A large-scale handwritten Chinese character database for handwritten character recognition. In 2009 10th International Conference on Document Analysis and Recognition (pp. 286-290). IEEE.
- [69] Zeleke, W. A., Hughes, T. L., & Drozda, N. (2019). Disparities in diagnosis and service access for minority children with ASD in the United States. Journal of autism and developmental disorders, 49(10), 4320-4331.
- [70] Zhao, Y., Zhang, X., Fu, B., Zhan, Z., Sun, H., Li, L., and Zhang, G. (2022). Evaluation and Recognition of Handwritten Chinese Characters Based on Similarities. Applied Sciences, 12(17), 8521.
- [71] 莊子明(2019)。基於深度學習的手寫漢字識別與美感評分。北京郵電大學碩士論文。
- [72] 李藝，姜傑，鄧紅靜(2015)。硬筆漢字書寫特徵的理解，描述，計算實現和應用介紹。電化教育研究，36(4)，62-69。

(二) 研究方法、進行步驟及執行進度

本計畫以一年為期，擬與第一線特教人員合作，透過問卷、受試者、公開資料、語音、文字圖形等多元資料，以自閉症的輔助與偵測為應用考量，發展資料分析核心技術，各研究項目間之關係如圖二所示。我們的研究主軸包含口語表達分析與手寫分析，並實作 APP 輔助自閉症孩童與其家長(監護人)，使家長(監護人)有信任的資料可供參閱，讓孩童能更友善的成長。在此計畫中透過與第一線特教人員合作，為自閉症孩童學習與症狀改善提供更寬闊的視野。



圖二、計畫架構圖

首先我們招募受試者收集口語表達資料。同時，透過第一線特教人員收集孩童的書寫文字紀錄，將其製成資料庫。接著，我們會將口語表達資料進一步處理，建立預測模型。此外，孩童的書寫資料也會進一步優化處理，讓孩童輸入文字後，可以有相應的文字評分，確認自閉症孩童的書寫傾向。最後將資訊整合，實作一個 APP，此 APP 能夠提供第一線教育人員、自閉症孩童與其家長使用，輔助自閉症孩童的學習與改善症狀，也能提供家長在面對自閉症孩童的各式問題上，提供相關資訊供家長參考。

以下將各個研究項目的研究方法與進行步驟分別列述：

一、自閉症兒童口語表達研究

步驟一：招募受試者

1. 招募方式：

透過新竹市竹蓮國小資源組老師代為宣導及發放家長同意書、計畫研究人員面對面向參與新竹市自閉症協會主辦的自閉症兒童課程的兒童及家長進行口頭招募、新竹市自閉症協會人員向協會成員透過 Line 群組及官網張貼海報宣導。

2. 招募研究對象之納入/排除條件、預計收案人數：

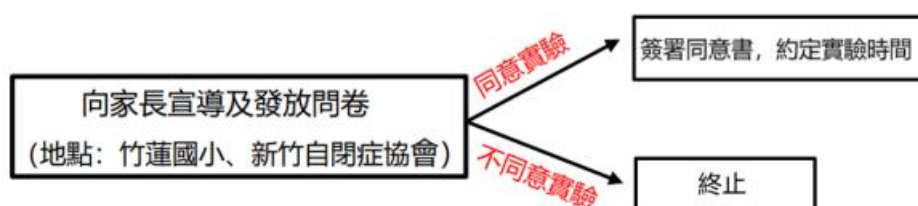
2.1 自閉症兒童（ASD）：

- 年齡：6-12 歲（國小 1-6 年級）
- 人數：30 位
- 資格：具有經診斷之泛自閉症障礙，視力、聽力正常，具有說話的能力

2.2 典型發展兒童（TD）：

- 年齡：6-12 歲（國小 1-6 年級）
- 人數：30 位
- 資格：無泛自閉症障礙，視力、聽力正常，具有說話的能力

3. 取得研究對象同意之地點及流程，請參閱圖三。



圖三、取得研究對象同意之地點及流程

4. 執行研究場所：新竹市自閉症協進會、新竹市竹蓮國小資源組教室

步驟二：實驗設計及內容

1. 實驗內容：兒童閱讀圖畫書後通過口語表達進行故事內容敘述。

2. 實驗設計：實驗開始前會確認兒童口語表達能力，預計進行約 1 分鐘。

研究分為兩部分，分別為：

第一部分：讓小朋友閱讀圖畫書後自行口述所看到的內容，預計進行 10 分鐘。

第二部分：實驗人員會向小朋友提出幾個與圖畫書內容有關的問題，來引導小朋友進行故事內容敘述，預計進行 10 分鐘。總計約 20 分鐘。（需視兒童當天狀況進行調整）

步驟三：資料預處理

1. 轉錄：

收集來的錄音檔將轉換為純文字檔，進行之後的分析。對於轉錄中出現歧義的文字將採納專業人員的意見。

2. 數據增強：

對收集到的錄音檔做初步分析，提取受試者說話時間、閱讀時間、思考時間等資訊。

對於可能出現的數據較少、不均勻等問題，將後續使用數據增強等方式進行調整優化。

數據增強操作來自於計算機視覺常用操作，我們測試並發現其有助於訓練更佳模型。對於訓練集中給定的句子，隨機選擇並執行以下操作之一：Synonym Replacement(SR)、Random Insertion(RI)、Random Swap(RS)、Random Deletion(RD)(Wei & Zou 2019)。或是使用條件 BERT 上下文增強(Wu, X., Lv, S., Zang, L., Han, J., & Hu, S., 2019)。

步驟四：建立預測模型

蒐集受試者個人資訊及對每本圖畫書的口語表達，包括編號、性別、年齡、年級、嚴重程度、是否患有其他精神疾病、說話時間、閱讀時間、思考時間及對應轉錄內容。

將轉錄內容通過 Jieba 分詞後輸入 BERT 進行訓練，得出自閉症傾向結果，同時與其他機器學習或神經網路訓練結果作比較（如 ELMo (Peters et al., 2018) 搭配 SVM(Pedregosa et al., 2011) 或 USE(Yang et al., 2019) 搭配 Dense(Abadi et al., 2015)）。

步驟五：評估與分析

我們的模型不僅會輸出自閉症傾向結果，還會基於語言範疇模型 LCM 的情感和語言抽象分析來定量表徵自閉症患者的敘事表現。

與 TD 兒童相比，ASD 患者的敘述詞和話語數量較少，詞彙多樣性(不同詞彙的數量)也較低。在情感分析上，使用自然語言處理將文本分類為積極的、中性的或消極的，以確定文本承載的情感基調。語言抽象的程度可以有兩種形式：具體的描述與主觀的解釋，具體的描述呈現行為動作或者故事細節；主觀的解釋包括主觀的感覺和想法。LCM 是基於對動詞的分類，反映語言的抽象等級。其中提到了三個動詞類別：Descriptive Action Verbs (DAVs)、Interpretative Action Verbs (IAVs)和 State Verbs (SVs)，賦予它們不同的分數並根據它們在語句中出現的次數，來對語句進行抽象程度的計算。

預期成果

藉由建立自閉症傾向分類模型，判斷受試者是否具有自閉症傾向，並開發一個初步且快速的檢測工具；通過對其口語的語言特徵分析，找出自閉症兒童與典型發展兒童之語言特徵差異，最後給出敘事表現結果。

二、自閉症兒童對話語音分析

參考(Wijesinghe, Samarasinghe, Seneviratne, Yogarajah, & Pulasinghe, 2019)所提出的架構，將整個實驗分為以下四個步驟：

步驟一：資料蒐集

初期蒐集之資料將採用圖畫書任務中取得的語音資料，該語音資料包含了兒童的說話聲、成人說話聲、兒童發出的雜音、噪音等，而參與者的年齡為 6 至 12 歲。另外，作為訓練樣本的補充，也將使用開放資料庫 TalkBank 中的 ASDBank 資料集。該資料集包括自閉症兒童和青少年的語言發展數據，可藉由此數據做為初步分析的資料，亦可作為遷移式學習的資料集。

步驟二：資料前處理

取得的資料音訊檔案將包含各種聲音，必須將音訊檔案，透過現有的演算法，以及能量大小，分割為數個片段。過長的分割可能會提升雜訊帶來的干擾，我們預計片段長度不得大於 2 秒鐘，且一般來說一至二個音節的語音所需時間平均為 600 毫秒(Oller et al., 2010)，所以將語音片段的長度設定為大於 600 毫秒。

由於聲音在取樣時是紀錄能量大小，而人耳在辨識聲音時主要是依據音色，也就是頻率的不同做判斷。在此透過梅爾頻率倒譜將所取得的音訊從能量域轉換為頻率域。另外也會採用 openSMILE(Eyben, Weninger, Gross, & Schuller, 2013)提供的特徵處理方法來取得其他低階語音特徵，如諧噪比、頻率峰值、基頻等特徵。參考既有實驗，會將低階語音特徵經過計算，取得一階導數差，並計算平均值、中位數、標準差、四分位差，用以增加特徵。

步驟三：語音類別分析

將前處理後的音訊辨識為七個類別，分別為

1. 兒童發出的有意義的詞
2. 兒童發出的無意義的詞
3. 兒童發出之植物性的聲音
4. 成人發出之聲音
5. 噪音
6. 沉默
7. 其他(屬於一個以上類別)

由於目前比較缺乏包含自閉症兒童的語音分析模型，並且自閉症兒童在說話的音調與一般兒童確實存在差異，所以將透過深度學習實作一個分類器，該分類器會將分割後的語音片段判斷屬於哪種類別。同時也會同現有的演算法或模型做比較，並且分析自閉症兒童與一般

步驟四：自閉症分類器

預期成果

三、自閉症兒童手寫資料庫建立與寫作風格分析

生字本的特性如下：

- [illegible]

本研究項目將與新竹市自閉症協會以及新竹市竹蓮國小資源組合作。透過老師幫忙收集孩童過往及目前正在使用的生字本，並標註書寫時間。利用掃描機掃描後，根據孩童的資訊建檔，其中會利用去識別化的技術，保護孩童的個人資料。原始資料成功建立後，研究步驟如下：

原始資料為一整頁的生字本，生字本上面除了孩童的手寫筆跡外，還會有老師的批改痕跡，像是紅筆的打勾等。這些額外的資訊會影響到後續實驗的準確性，因此須先去除這些額外的批改紀錄。接著，沿著文字框的邊緣，就每一個字切割下來，形成樣本。樣本為資料庫以及進入模型的最小單位元，每一個樣本除了包含字跡資訊（筆跡與文字框）外，還包含了時間資訊（該字跡為何時所寫的）以及該字的類別資訊（該字跡是在寫哪種字）。

表 CM03

- 「字的類別」的面向是指將每一種字視為一種類別，再將樣本根據其類別分類。
- 「寫作者」的面向是根據每個樣本的寫作者資訊來進行分類。

分類完成後，會透過這兩種面向實現兩大功能：「呈現不同作者們對於同種字的寫作表現」以及「呈現同一作者對於不同字的寫作表現」。透過這些功能，讓研究者可以方便地瀏覽不同寫作者們對於同一種字的表現樣本以及同一個寫作者對於不同種字的表現樣本。

步驟三：訓練寫作風格辨識模型

在寫作風格辨識任務中，除了傳統的特徵萃取外(Bulacu et al., 2003; Bulacu & Schomaker, 2007)，也可透過卷積神經網路中(convolution neural network)的卷基層(convolution layer)，將筆跡樣本通過一層層的卷積(convolution)與最大池化(max pooling)，最後得到該資料的特徵圖(feature map)(Nguyen et al., 2019; He et al., 2016; Fiel & Sablatnig, 2015)。透過後續的全連階層預測出該筆跡樣本屬於哪位寫作者。

步驟四：手寫能力分析




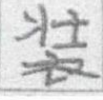


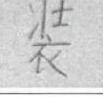
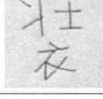

除了風格辨識外，也將更進一步分析每位孩童的手寫能力。手寫能力被分成三個級別：低年級、中年級以及高年級。根據不同年級的孩童，老師的著重點也不同，像是在低年級時，老師就會著重在字的空間分佈上，而在高年級時則著重在字的識別上。因此，將分析自閉症兒童和典型發展兒童的手寫能力，是否符合其年齡該有的手寫能力，並透過分析其過往與現在的筆跡，去評估孩童手寫能力的成長。

預期成果

可獲得適用於國內的自閉症兒童手寫資料庫以及寫作風格辨識模型。此模型可以有效地區分自閉症兒童以及典型發展兒童的手寫筆跡，並利用此模型的結果來開發快速且簡易的自閉症跡象檢測工具，有助於家長早日瞭解並因應孩童需要的關注。

四、手寫文字評分

本研究項目採用自閉症兒童手寫文字資料庫中的資料，並與清華大學特殊教育學系的專家討論出一套評分標準，依此標準進行評分標籤的標註工作。最終可獲得文字評分的標籤，如圖五(莊子明, 2019)，研究進行步驟如下：

3 分			
2 分			
1 分			

圖五、文字評分的標籤

步驟一：資料前處理

為了讓每張圖片具有相同大小，會進行圖片尺寸的調整，背景上的雜訊，比如教師批改的紅筆痕跡、格子內的虛線等，也會進行去除。另外，參考(莊子明, 2019)的實驗結果，也會嘗試二值化處理。

步驟二：特徵選取

文字評分的相關成果大多選用傳統特徵(李藝 et al., 2015)，少數使用神經網路來提取特徵(莊子明, 2019)。近年來，手寫文字辨識相關的成果與技術發展較為成熟，考量到文字辨識亦須提取文字形態特徵，在本研究中會使用現有的文字辨識任務中提取特徵的做法，並結合傳統特徵作為評分依據，此部分需要嘗試多種組合來篩選出用於下個步驟的特徵。

步驟三：訓練評分模型

通過上個步驟找出特徵，設計神經網路，進行訓練及微調，最終訓練出一個根據特徵給出評分結果的多元分類器。

步驟四：輸出模型關注區域

運用模型解釋技術中基於遮擋的方法(Zeiler & Fergus, 2014)，透過指定特定大小的方塊，滑動遮擋整張原始圖片，就可以計算出哪個區域對模型較為重要。

步驟五：差異性分析

可以將自閉症兒童與一般兒童的手寫文字都進行上述步驟的處理，獲得兩者的關注區域，透過比較雙方關注區域的差異，來分析自閉症兒童是否有特殊的手寫表現。

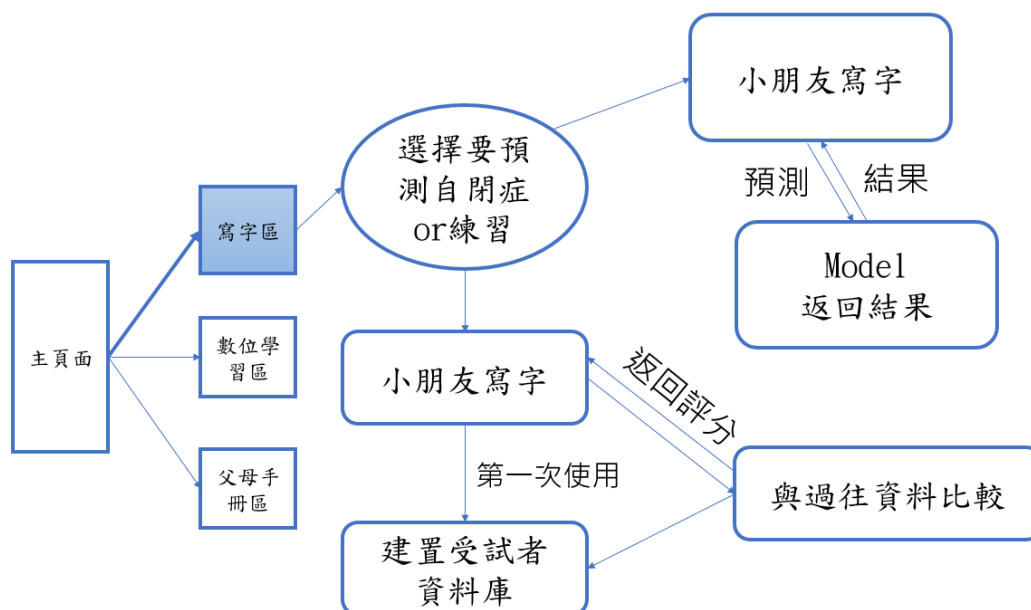
預期成果

可獲得具有文字評分標籤的手寫文字資料集，以及自動評分模型，此模型不只限於自閉症，亦可應用於其他領域進行手寫文字的評分。另外，將利用文字評分標籤及模型輸出的關注區域進行分析，預期可找出自閉症特有的手寫特徵，能在醫療實務上提供實質上的輔助，或提供未來自閉症診斷準則(American Psychiatric Association, 2013)改版的一些參考。

五、輔助自閉症孩童 APP 實作

在本研究項目中，我們規劃實作一個 APP 以輔助自閉症孩童的學習，其中包含三個部分「手寫文字預測自閉症傾向、寫字練習」、「數位學習」、「家長手冊」，以下一一說明每一個部分。

功能一：手寫文字系統功能

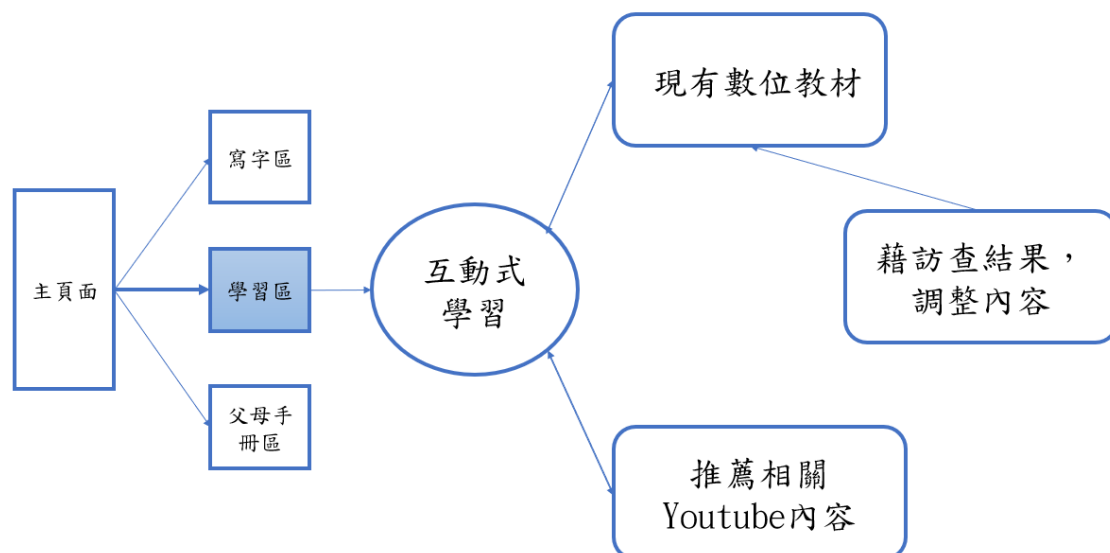


圖六、手寫字系統功能圖

首先，需要使用字型判別功能的使用者，可點選預測功能，通過寫出題目要求的中文字，經由模型判讀之後回傳比較結果，判斷的標準是基於研究項目「手寫文字評分」所設定的標準來達成。

而選擇寫字練習的使用者，系統會先判別使用者是否為第一次使用本系統，若是，則會先要求寫入一連串中文字（不特定的字，使用者可以隨意書寫中文），通過模型與資料庫內的資料給當前的手寫水準做評分，而評分依據參照前項任務中的「手寫文字風格」所訂定的標準來達成，並且將該次紀錄輸入資料庫中，爾後同一使用者再次使用該功能時，會根據過往的資料，來判別使用者進步與否，並給予正面評價或是改正的建議。

功能二：數位學習系統



圖七、數位學習系統功能圖

分為兩個方向建置互動式學習資料庫。

第一階段根據訪問的書面資料、專家與老師的建議，初步搜尋能夠吸引自閉症兒童興趣的教材，導入我們的資料庫。

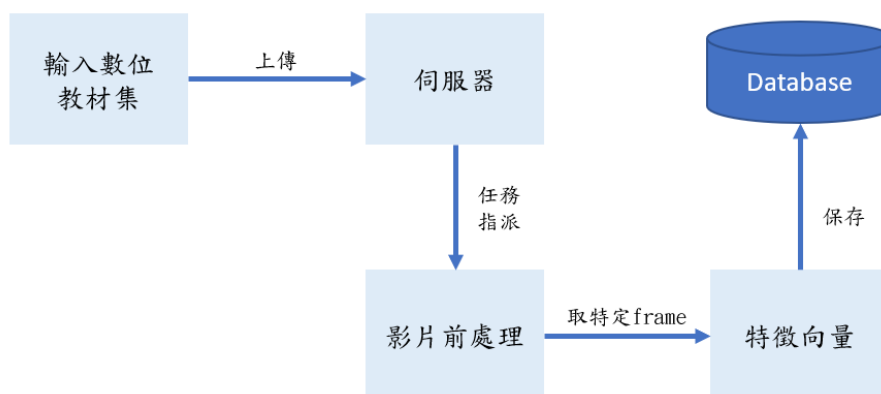
第二階段透過孩童點擊影片的偏好，使系統學習每位個案的偏好，從而嘗試在各大網站搜尋類似教學影片，藉此更新首頁的推薦內容，進而達成量身訂做的效果，幫助兒童有效率的學習。

為了達成上述的功能，我們在此嘗試透過使用者的意見反饋，來建置一個動態調整推薦內容權重的模型，並為實現此功能定義了以下五個任務。

1. 收集使用者的意見轉換為權重：

會透過在觀看完畢後的幾個小問題，並且提供選項供給使用者選擇，藉由問題結果序列 $[a_1, a_2, a_3, \dots, a_n], n \geq 1$ ，搭配相應權重序列 $[w_1, w_2, w_3, \dots, w_n], n \geq 1$ 計算最終權重結果 $\sum_{x=1}^n a_x w_x$ ， w 權重可以透過人為定義，亦可透過機器學習方式來定。

2. 將當前影片畫面轉換為特徵向量



圖八、影片儲存流程圖

將影片轉為特徵向量儲存進資料庫的流程，如圖八所示。其中特徵向量取得方式可以透過卷積神經網路(O'Shea & Nash, 2015)。

3. 將當前影片聲音轉換為特徵向量

取得聲音特徵，需先將聲音做正規化以防外在因素影響相似度，最後透過快速傅立葉轉換(Fast Fourier Transform, FFT)將訊號由時域轉換到頻域上(Wang, An, Li, Zhang, & Li, 2015)，再來比較波型，這是由於同類型的影片通常開頭片段常會非常相似甚至有固定格式，因此聲音特徵作為輔助判斷可以達到更高準確度。

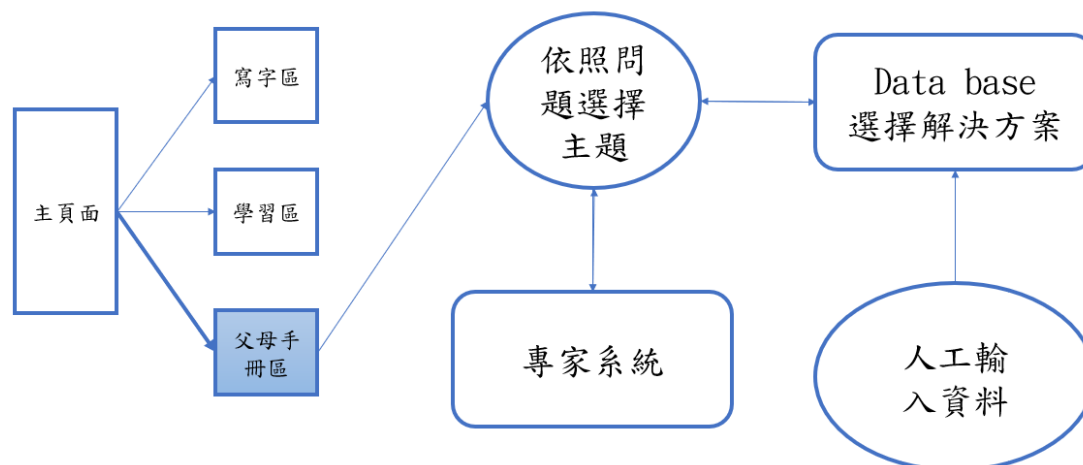
4. 透過相似度比對搜尋其他影片

向量之間的相似度比較有很多種選擇，預期使用的歐式距離公式，將每一個 frame 的特徵算完後取平均即可得到兩部影片間的相似度。

5. 進入 APP 推薦資料庫

取得最相似的影片後，可以透過 APP 與後端資料庫的溝通取得該部影片的位址，將它在程式介面中播放。

功能三：父母手冊區



圖九、父母手冊系統架構圖

透過書籍，例如：「自閉症孩子希望你能瞭解的十件事」、「自閉症兒童情緒管理」等情緒應對相關手冊，通過統整問題的種類後建置一個 MySQL 資料庫，當家長碰到問題時，可以依照問題的類型選擇主題，這些主題內會有預先整理好的標準解決方法，使用的技術即為資料庫查詢。如果使用的結果有用，使用者可以反饋給系統，當下次查詢的時候藉由反饋的標準調整解決辦法的推薦選項。此即為建置「專家系統」的效用，至於專家系統是一種早期人工智慧的分支，可以將它看作一類具有該領域專業知識和經驗的人工「專家」，透過模型訓練，能夠推理出本來不在資料庫中的問題其匹配的答案，例如：當資料庫中有 A、B、C 三個問題，且有 a、b、c 三個答案，若今天使用者給定了問題 D 則因為傳統資料庫系統沒有 D 問題，而無法給出答案，但是專家系統透過問題分類，也許能夠發現問題 D 其實是由問題 A+B 衍伸而來，從而給出一個可能性的解答。這個推理的過程在現今有很多種方式可以來達成，例如資料分析常用的 XGboost 模型、或是 LSTM、BERT 模型都非常適合用來做自然語言處理，也在相關領域取得十分優秀的成績。

除了上述的內容，本研究項目中實現的專家系統是透過給定幾種條件，例如孩子的診斷結果等級(Song et al., 2021)、語言能力、年齡等定義為題目的 Criteria 表示為

$$C = \{c_1, c_2, \dots, c_n\}, \quad n \geq 2$$

其中每個項目的權重以 $W = \{w_1, w_2, \dots, w_n\}, n > 2$ 表示，且 $w_i \leq 1, \sum_{x=1}^n w_x = 1$ 。

最後案例相似度比較可以通過公式 $S = \sqrt{(w_1c_1)^2 + (w_2c_2)^2 + \dots + (w_nc_n)^2}$ 取得。

預期成果

在手寫文字系統中能夠預測孩童的自閉症傾向，且有學習記錄軌跡，協助輔導者查看孩童的手寫文字進步足跡。在數位學習系統中透過系統量身打造每位孩童適宜的學習教材，提高孩童學習效率。在父母手冊區中，使用專家系統，讓每位父母面對自閉症孩童有更完善的處理建議，降低因不瞭解自閉症相關訊息而產生的親子衝突。

(三) 預期完成之工作項目及成果

進度執行規劃

工作項目	月次	第1月	第2月	第3月	第4月	第5月	第6月	第7月	第8月	第9月	第10月	第11月	第12月	備註
一、自閉症兒童口語表達研究														
招募受試者														
實驗設計及內容														
資料預處理														
建立預測模型														
評估與分析														
二、自閉症類群障礙症兒童手寫資料庫建立與寫作風格分析														
原始資料預處理														
自閉症類群障礙症兒童手寫資料庫建立														
訓練寫作風格辨識模型														
手寫能力分析														

三、自閉症兒童對話語音分析														
資料蒐集														
資料前處理														
語音類別分析														
自閉症分類器														
四、手寫文字評分														
資料前處理														
特徵選取														
訓練評分模型														
輸出模型關注區域														
差異性分析														
五、輔助自閉症孩童 APP 實作														
手寫文字系統功能														
數位學習系統														
父母(監護人)手冊區														
3、撰寫報告														
預定進度累積百分比	3 %	5 %	15 %	25 %	35 %	45 %	55 %	65 %	75 %	87 %	95 %	100 %		

預期完成之工作項目

一、自閉症兒童口語表達研究

- ◆ 招募受試者
- ◆ 實驗設計及內容

- ◆ 資料預處理
- ◆ 建立預測模型
- ◆ 評估與分析

二、自閉症類群障礙症兒童手寫資料庫建立與寫作風格分析

- ◆ 原始資料預處理
- ◆ 自閉症類群障礙症兒童手寫資料庫建立
- ◆ 訓練寫作風格辨識模型
- ◆ 手寫能力分析

三、自閉症兒童對話語音分析

- ◆ 資料蒐集
- ◆ 資料前處理
- ◆ 語音類別分析
- ◆ 自閉症分類器

四、手寫文字評分

- ◆ 資料前處理
- ◆ 特徵選取
- ◆ 訓練評分模型
- ◆ 輸出模型關注區域
- ◆ 差異性分析

五、輔助自閉症孩童 APP 實作

- ◆ 手寫文字系統功能
- ◆ 數位學習系統
- ◆ 父母(監護人)手冊區

對於參與之工作人員，預期可獲之訓練

透過本研究計畫的執行，不僅可訓練參與計畫之研究生整理相關文獻、論文研讀、程式實作與撰寫論文的能力，也讓參與計畫之助理能夠完成系統平臺的建置。由於本計畫為與第一線特教人員的跨領域合作，可讓參與計畫之研究生與助理都能有跨領域合作研究的經驗。此外，計畫分析資料涵蓋語音、文字圖示、公開資料等多元資料，能夠讓參與者瞭解自然語言處理、大數據分析與人工智慧相關處理技術與其近年來之發展情形，對於參與計畫人員不管將來在產業或是學界發展有助益。在爾後執行計畫的過程中，也可培養參與計畫之研究人員獨立思考、搜集資料、發現並解決問題及團隊合作之能力。

對於學術研究、國家發展及其他應用方面預期之貢獻

多元資料隨著我們面臨的問題越來越複雜，通過演繹的方式來研究問題也變得困難。這就使得數據歸納的方法變得越來越重要，數據的重要性也越發凸顯，我們可利用資料驅動方式從多元資料中推導出資料背後有用的法則。

孩童是國家未來的主人翁，而自閉症越早發現越能提早提供相應的治療，幫助自閉症孩童更容易融入社會，而本研究計畫不局限於已經被診斷為自閉症的患者，而是可以廣泛應用於教育場所，作為一種學習能力評斷工具，從而檢測出尚未被發現的潛在自閉症病患。

基於我們過去對於各式疾病包括憂鬱症的預測分析研究成果與相關經驗，透過本計畫之執行，可望在自閉症之偵測、瞭解與行為改進上作出成果，並引領相關研究朝更多元應用層面進行。

五、申請補助經費：

- (一) 請將本計畫申請書之第七項(表CM07)、第八項(表CM08)、第九項(表CM09)、第十項(表CM10)、第十一項(表CM11)、第十二項(表CM12\CM12-1)所列費用個別加總後，分別填入「研究人力費」、「耗材、物品、圖書及雜項費用」、「國外學者來臺費用」、「研究設備費」、「國外差旅費-執行國際合作與移地研究」及「國外差旅費-出席國際學術會議」等欄內。
- (二) 管理費為申請機構配合執行本計畫所需之費用，其計算方式係依本會規定核給補助管理費之項目費用總和及各申請機構管理費補助比例計算後直接產生，計畫主持人不須填寫「管理費」欄。
- (三) 依據本會「補助延攬客座科技人才作業要點」規定提出博士級研究人員申請，請依各年度申請之名額填入下表，如於申請時一併提出「補助延攬博士級研究人員員額/人才進用申請書」(表CIF2101、CIF2102)，若計畫核定僅核定名額者應於提出合適人選後，另向本會提出進用申請，經審查通過後，始得進用該名博士級研究人員。
- (四) 申請機構或其他單位(含國內外、大陸地區及港澳)補助項目，請檢附相關證明文件。

金額單位：新臺幣元

執行年次 補助項目		第一年 (112年8月 ~113年7月)	第二年	第三年	第四年	第五年
業 務 費		931,800				
研究人力費		768,000				
耗材、物品、圖書及雜項費用		163,800				
國外學者來臺費用		0				
研 究 設 備 費		262,500				
國 外 差 旅 費		150,000				
執行國際合作與移地研究		0				
出席國際學術會議		150,000				
管 理 費		179,145				
合 計		1,523,445				
博士級研究人員	國內、外 地 區	共 0 名	共 _____ 名	共 _____ 名	共 _____ 名	共 _____ 名
	大陸地區	共 0 名	共 _____ 名	共 _____ 名	共 _____ 名	共 _____ 名
申請機構或其他單位(含國內外、大陸地區及港澳)補助項目(無配合補助項目者免填)						
配合單位名稱	配合補助項目	配合補助金額	配合年次	證明文件		

六、主要研究人力：

(一) 請依照「主持人」、「共同主持人」、「協同研究人員」及「博士級研究人員」等類別之順序分別填寫。

類 別	姓 名	服務機構/系所	職 稱	在本研究計畫內擔任之具體工作性質、項目及範圍	*每週平均投入工作時數比率(%)
主持人	陳良弼	亞洲大學資訊工程學系	講座教授	計畫之推動與相關理論研究	30%
共同主持人	翁嘉遜	國立清華大學特殊教育學系	助理教授	自閉症相關專業之協助及諮詢	15%

※ 註：每週平均投入工作時數比率係填寫每人每週平均投入本計畫工作時數佔其每週全部工作時間之比率，以百分比表示（例如：50%即表示該研究人員每週投入本計畫研究工作之時數佔其每週全部工時之百分五十）。

(二) 如依據本會「補助延攬客座科技人才作業要點」規定申請博士級研究人員，請另填表CIF2101及CIF2102(若已有人選者，請務必填註人選姓名，並將其個人資料表(表C301～表C303)併同本計畫書送本會)。

七、研究人力費：

- (一) 凡執行計畫所需研究人力費用，均得依本會「補助專題研究計畫研究人力約用注意事項」規定，按所屬機構自訂敘薪標準及職銜，就預估專任、兼任人員或臨時工需求填寫，並請述明該研究人力在本計畫內擔任之具體內容、性質、項目及範圍，以利審查。專任人員不限學歷，包含博士級人員。
- (二) 約用專任人員，請依其於專題研究計畫負責之工作內容，所應具備之專業技能、獨立作業能力、預期績效表現及相關學經歷年資等條件，綜合考量敘薪，並檢附各機構自訂之薪資支給依據，以為本會核定聘用助理經費之參考。
- (三) 請分年列述。

第 1 年

金額單位：新臺幣元

類別	金額	請敘明在本計畫內擔任之具體內容、性質、項目及範圍 (如約用專任人員，請簡述其於計畫內所應具備之專業技能、獨立作業能力、預期績效表現及相關學經歷年資等條件)
兼任人員(碩士生-學習範疇)	360,000	1. 招募受試者以及蒐集兒童敘事錄音檔。 2. 錄音檔轉換為文字檔和預處理。 3. 兒童音檔的預處理。 4. 蒐集兒童手寫資料。 5. 自閉症類群障礙症兒童手寫資料庫建立。 6. 兒童手寫資料預處理。 7. 訓練寫作風格辨識模型。 8. 訓練手寫文字評分模型。 9. 建立結合手寫字系統及數位學習系統的APP。 10. 相關論文之研讀、以及相關預測模型架構之實作比較分析。 (月支費用 10000.00元 x 12.00月) x 3名
兼任人員(博士生-學習範疇)	408,000	1. 建立和訓練基於敘事文字檔的模型。 2. 建立和訓練基於音檔的語音分析模型。 3. 評估使用不同資料型態、不同神經網路模型之效能。 4. 相關理論之推導分析，以及計畫報告及論文之撰寫。 (月支費用 34000.00元 x 12.00月) x 1名
合計	768,000	

八、耗材、物品、圖書及雜項費用：

- (一) 凡執行研究計畫所需之耗材、物品(非屬研究設備者)、圖書及雜項費用，均可填入本表內。
- (二) 說明欄請就該項目之規格、用途等相關資料詳細填寫，以利審查。
- (三) 若申請單位有配合款，請於備註欄註明。
- (四) 請分年列述。

第 1 年

金額單位：新臺幣元

項 目 名 稱	說 明	單 位	數 量	單 價	金 額	備 註
電腦使用費	使用電腦及網路		1	15,000	15,000	
電腦使用費	維護電腦主機、磁碟及記憶體等		1	15,000	15,000	
消耗性器材	行動硬碟，用於儲存資料、備份系統等		3	2,000	6,000	
論文發表費	計畫相關成果發表用		1	50,000	50,000	
雜支	機房租用費，用來擺設伺服器		12	400	4,800	
雜支	影印費，用於資料影印輸出，包含印表機的碳粉夾		1	7,500	7,500	
雜支	印刷費，用於印刷報告、製作海報		1	4,000	4,000	
雜支	郵費，用於資料郵寄		1	8,000	8,000	
雜支	A4影印紙，用於影印程式及報告		8	750	6,000	
雜支	國內差旅費，用於搭公車、火車或高鐵等工具參加國內會議		1	12,000	12,000	
雜支	報名參加計畫相關研討會		1	12,000	12,000	
雜支	倫理審查審查費		1	16,000	16,000	
雜支	文具，用於收放資料、記錄開會筆記(包含筆、橡皮擦、立可帶、尺、資料夾等等)		1	7,500	7,500	
合 計					163,800	

十、研究設備費：

- (一) 凡執行研究計畫所需單價在新臺幣一萬元以上且使用年限在二年以上與研究計畫直接有關之各項設備屬之。各類研究設備金額請於金額欄內分別列出小計金額。
- (二) 購置設備單價在新臺幣二十萬元以上者，須檢附估價單。
- (三) 若申請機構及其他機構有提供配合款，請務必註明提供配合款之機構及金額。
- (四) 儀器設備單價超過新臺幣六十萬元(含)以上者，請詳述本項設備之規格與功能(諸如靈敏度、精確度…等)，其他重要特性與重要附件，以及申購本設備對計畫執行之必要性。本項設備若獲補助，主持人應負維護保養之責，並且在不妨礙個人研究計畫或研究群計畫之工作下，同意提供他人共同使用，以避免設備閒置。
- (五) 計畫主持人執行本項研究計畫，如欲申請購置單價新臺幣壹千萬元(含)以上之大型儀器，請填表CM10-1。該項設備若獲本會核定補助新臺幣壹千萬元(含)以上，則單獨核給一個規劃計畫，主持人須遵守本會大型儀器之管考規定。
- (六) 經本會補助之大型儀器，儀器資訊須公開於本會全球資訊網之跨部會服務平台「貴重儀器開放共同管理平台」(<https://www.nstc.gov.tw/folksonomy/instrument?l=ch>)。
- (七) 請分年列述。

第 1 年

金額單位：新臺幣元

類別	設備名稱 (中文/英文)	說明	數量	單價	金額	經費來源	
						本會補助 經費需求	提供配合款之機 構名稱及金額
儀器及資訊設備	顯示卡GPU與顯示卡電源組	研究開發加速設備	2	47,000	94,000	94,000	
儀器及資訊設備	HDMI液晶螢幕顯示器	研究平台之顯示裝置	2	18,800	37,600	37,600	
儀器及資訊設備	筆記型電腦i7 15吋	展現研究成果報告之裝置	1	50,900	50,900	50,900	
儀器及資訊設備	一般型電腦第八代(Core i7)	研究平台開發設備	2	40,000	80,000	80,000	
合 計					262,500	262,500	

十二、國外差旅費-出席國際學術會議：

- (一) 計畫主持人及參與研究計畫之相關人員參加國際學術會議得申請本項經費。
- (二) 請詳述預定參加國際學術會議之性質、預估經費、天數及地點。
- (三) 機票費、生活費及其他費用之標準，請依照行政院頒布之「國外出差旅費報支要點」規定填列（網址<https://law.dgbas.gov.tw/LawContent.aspx?id=FL017584>）。
- (四) 請詳述計畫主持人近三年參加國外舉辦之國際學術會議論文之發表情形。（包括會議名稱、時間、地點、發表之論文題目、補助機構，及後續收錄於期刊或專書之名稱、卷號、頁數、出版日期）
- (五) 請分年列述。

第 1 年

金額單位：新臺幣元

出席國際學術會議			
博士生人數	共 1 名	金 額	150,000
費用說明	提供計畫主持人、共同計畫主持人及博士班同學參與資料庫相關重要國際學術會議		
近三年論文發表情形	<p>2019</p> <p>1.Y.C. Huang, C.F. Chiang, A.L.P. Chen, Predicting depression tendency based on image, text and behavior data from Instagram, International Conference on Data Science, Technology and Applications, Czech Republic.</p> <p>2.P.H. Wu, J.L. Koh, A.L.P. Chen, Event detection for exploring emotional upheavals of depressive people (Best Paper Award), ACM/SIGAPP Symposium on Applied Computing, Cyprus.</p> <p>3.H. Yang, C.F. Chiang, A.L.P. Chen, Discovering high demanding bus routes using farecard data, IEEE International Conference on Big Data, USA.</p> <p>2021</p> <p>1.H. Wijayanto, S.A. Thamrin, A.L.P. Chen, Upgrading Products based on Existing Dominant Competitors, Hawaii International Conference on System Sciences, USA.</p> <p>2.H. Wijayanto, W. Wang, W.S. Ku, A.L.P. Chen, LShape Partitioning: Parallel Skyline Query Processing using MapReduce, IEEE International Conference on Data Engineering, Greece.</p> <p>2023</p> <p>1.S. Cao, S.A. Thamrin, A.L.P. Chen, Improving the Quality of Public Transportation by Dynamically Adjusting the Bus Departure Time, ACM/SIGAPP Symposium on Applied Computing, Estonia.</p>		

十四、近三年內執行本會之所有計畫

計畫名稱 (本會補助者請註明編號)	計畫內擔任之工作	起迄年月	補助或委託機構	執行情形	經費總額
基於多元資料及深度學習技術之醫療服務應用(109-2221-E-468-014-MY3)	主持人	2020/08/01~ 2023/07/31	國家科學及技術委員會	執行中	3,555,000
情緒疾患的神經心理功能調適情緒感知與壓力暨社群媒體使用之相關初探(109-2628-H-006-003-MY2)	共同主持人	2020/08/01~ 2022/12/31	國家科學及技術委員會	執行中	3,212,000
情緒疾患病程與社會認知、神經心理功能、生理訊號與社群媒體使用之相關初探與偵測(108-2410-H-468-009-)	共同主持人	2019/08/01~ 2021/03/31	國家科學及技術委員會	已結案	1,287,000
透過天際線與Top-k技術升級產品以獲取更多利潤(108-2221-E-468-014-)	主持人	2019/08/01~ 2020/10/31	國家科學及技術委員會	已結案	1,408,000
合 計					9,462,000

國家科學及技術委員會工程處專題計畫主持人近五年成果績效表

姓名：陳良弼	職稱：講座教授
服務單位：亞洲大學資訊工程學系	

一、近五年最具代表性之學理創新/實務成果、期刊論文/書籍發表、系統應用/技術突破之表現(至多五項)。

1. Y.S. Lin, L.K. Tai, and A.L.P. Chen (2022). The Detection of Mental Health Conditions by Incorporating External Knowledge. Journal of Intelligent Information Systems (Accepted). (SCI, Impact Factor: 2.504)

Mental health conditions have become a growing problem; it increases the likelihood of premature death for patients, and imposes a high economic burden on the world. However, some studies have shown that if patients are detected and treated early, the social impact and economic costs of mental illness can be reduced. With the popularity of social media, people are sharing their feelings on it, which allows data from social media to be used to study mental health conditions. However, past research had been limited to the optimization of the model or using different types of data available on social media, resulting in models that only rely on data to make decisions. Moreover, people judge things not only by the data collected, but also by background knowledge. Therefore, we considered the diagnostic process of doctors and combined the knowledge of psychological screening tools and diagnostic criteria into the model. In addition, we also tested the effect of combining general knowledge. We retrieve the top m most relevant knowledge segments for each user's post, and then put both into the prediction model. Experimental results show that our method outperforms previous studies, and the F1-score is increased more than 10% in some situations. Moreover, because the knowledge segments are automatically retrieved, our method does not require additional manual labeling, and the knowledge set can be freely adjusted. These show that our method can help detect mental health conditions and can be continuously optimized in practice.

2. J.C. Cheng, A.L.P. Chen (2022). Multimodal Time-Aware Attention Networks for Depression Detection. Journal of Intelligent Information Systems, 59, pp. 319–339. (SCI, Impact Factor: 2.504)

Depression is a common mental disorder, which may lead to suicide when the condition is severe. With the advancement of technology, there are billions of people who share their thoughts and feelings on social media at any time and from any location. Social media data has therefore become a valuable resource to study and detect the depression of the user. In our work, we use Instagram as the platform to study depression detection. We use hashtags to find users and label them as depressive or non-depressive according to their self-statement. Text, image, and posting time are used jointly to detect depression. Furthermore, the time interval between posts is important information when studying medical-related data. In this paper, we use time-aware LSTM to handle the irregularity of time intervals in social media data and use an attention mechanism to pay more attention to the posts that are important for detecting depression. Experiment results show that our model outperforms previous work with an F1-score of 95.6%. In addition to the good performance on Instagram, our model also outperforms state-of-the-art methods in detecting depression on Twitter with an F1-score of 90.8%. This indicates the potential of our model to be a reference for psychiatrists to assess the patient; or for users to know more about their mental health condition.

3. T.W. Chang, Y.C. Fan, and A.L.P. Chen (2022). Emotion-Cause Pair Extraction Based on Machine Reading Comprehension Model. Multimedia Tools and Applications, 81, pp. 40653–40673. (SCI, Impact Factor: 2.577)

In this paper, we propose a BERT-based framework for Emotion-Cause Pair Extraction (ECPE) task. Given a passage, the ECPE task aims to jointly extract (1) emotion-related clauses and (2) cause clauses (the clause which caused the emotion). Our framework is featured by the following two novel designs. First, we formulate the emotion and cause extraction task as a machine reading comprehension (MRC) task. The MRC task is to read a given text passage, and then answer questions by comprehending the article. In our formulation, we treat the ECPE passage as MRC input and pose questions like “Which clauses cause the emotions?” The idea is to leverage the power of MRC model based on recent pre-trained language model. Second, we formulate the emotion-cause pair detection as a contextual relatedness detection problem, which can be also effectively addressed by a pre-trained language model. The experiment results based on benchmarking datasets demonstrate the effectiveness of the proposed approach; we advance the state-of-the-art results from 61% to 65% in terms of the F1 scores.

4. Z. Zhang, A.L.P. Chen (2022). Biomedical Named Entity Recognition with the Combined Feature Attention and Fully-Shared Multi-Task Learning. BMC Bioinformatics, 23, 458. (SCI, Impact Factor: 3.328)

In this paper, we propose a novel fully-shared multi-task learning model based on the pre-trained language model in biomedical domain, namely BioBERT, with a new attention module to integrate the auto-processed syntactic information for the BioNER task. We have conducted numerous experiments on seven benchmark BioNER datasets. The proposed best multi-task model obtains F1 score improvements of 1.03% on BC2GM, 0.91% on NCBI-disease, 0.81% on Linnaeus, 1.26% on JNLPBA, 0.82% on BC5CDR-Chemical, 0.87% on BC5CDR-Disease, and 1.10% on Species-800 compared to the single-task BioBERT model.

5. C.Y. Chiu, H.Y. Lane, J.L. Koh, and A.L.P. Chen (2021). Multimodal Depression Detection on Instagram Considering Time Interval of Posts. Journal of Intelligent Information Systems, 56, pp. 25–47. (SCI, Impact Factor: 2.504)

Depression is a common and serious mental disorder that causes a person to have sad or hopeless feelings in his/her daily life. With the rapid development of social media, people tend to express their thoughts or emotions on the social platform. Different social platforms have various formats of data presentation, which makes huge and diverse data available for analysis by researchers. In our study, we aim to detect users with depressive tendency on Instagram. We create a depression dictionary for automatically collecting data of depressive and non-depressive users. In terms of the prediction model, we construct a multimodal system, which utilizes image, text and behavior features to predict the aggregated depression score of each post on Instagram. Considering the time interval between posts, we propose a two-stage detection mechanism for detecting depressive users. Experimental results demonstrate that our proposed methods can achieve up to 0.835 F1-score for detecting depressive users. It can therefore serve as an early depression detector for a timely treatment before it becomes severe.

二、近五年協助產業發展績效：

近五年以顧問及承接計畫之方式協助中國醫藥大學附設醫院，並將研究成果轉移給該單位。所執行的研究計畫包括「智慧醫療系統之研究」、「憂鬱症電子病歷資料分析與風險預測」及「結合數位病理平台與電子病歷進行腎臟病風險預測」，對於智慧醫療服務之提供有所貢獻。

三、近五年國內外之成就與榮譽(請註明名稱及日期)：

國際研討會邀請專題演講

1. “A Deep Learning Approach for Detecting Depression Tendency and Identifying Possible Causes,” Auburn University, USA, June 3, 2019 (科技部國際合作計畫)
2. “Opportunities and Challenges on Big Data Future Innovations: Experiences on Marketing, Healthcare and Election Applications,” Keynote Speech, International Conference on Data Mining, Communications and Information Technology, China, May 26, 2018
3. “Big Data Analytics on Marketing, Healthcare and Election Applications,” Keynote Speech, International Conference on Information Technology, Information Systems and Electrical Engineering, Indonesia, November 1, 2017
4. “Big Data Analytics: Profiling User Preferences via Mining Wi-Fi Logs,” Singapore Management University, Singapore, September 13, 2017
5. “A Deep Architecture for Depression Detection using Posting, Behavior, and Living Environment Data,” Hong Kong University of Science and Technology, Hong Kong, September 8, 2017
6. “Finding the Shortest Path with User Requirements,” Keynote Speech, International Conference on Data Mining, Communications and Information Technology, Thailand, May 26, 2017

國際研討會議程委員

1. 2021 IEEE International Conference on Data Mining (New Zealand)
2. 2020 IEEE International Conference on Data Mining (Italy)
2. 2018 International Conference on Very Large Databases (Brazil)
3. 2018 IEEE International Conference on Data Mining (Singapore)
4. 2017 IEEE International Conference on Data Mining (USA)

四、近五年在人才培育、研究團隊建立及服務方面的重要貢獻及成就：

獲得各類教學獎項；所指導之學生曾獲之獎項及特出之表現。

1. 近五年在清華大學指導畢業了 18 位碩士生；在亞洲大學指導畢業了兩位外籍生，包括一位博士生及一位碩士生。
2. 所指導之清華大學碩士生吳品樺獲得 Best Paper Award, the 34th ACM/SIGAPP Symposium on Applied Computing, 2019.