|  |
| --- |
| **國家科學及技術委員會補助專題研究計畫報告** |
|

**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**

報告類別：成果報告

計畫類別：個別型計畫

計畫編號：MOST 112-2221-E-468-009-

執行期間：112 年 08 月 01 日 至 113 年 12 月 31 日

執行機構及系所：亞洲大學資訊工程學系

計畫主持人：陳良弼

共同主持人：翁嘉遜

|  |
| --- |
| 本研究具有政策應用參考價值： □否 ■是，建議提供機關衛生福利部  (勾選「是」者，請列舉建議可提供施政參考之業務主管機關)  本研究具影響公共利益之重大發現：■否 □是 |

中 華 民 國 114 年 3 月 31 日

中文摘要: 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，有助於家長早日暸解相關訊息，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。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。在這份進展報告中，我們展示了今年取得的三項研究成果，包括：1) 從中文筆跡的分析探討自閉症兒童的書寫特徵，2) 從漢字和注音分析自閉症兒童的書寫特徵，3) 使用自然語言處理從兒童圖畫書的敘述中進行自閉症傾向之分析。其中，第二項研究是第一項研究的延續。

中文關鍵詞: 自閉症、決策系統、多模式資料分析

英文摘要: 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. In this progress report, three research results we achieved in this year are presented, including 1) identifying Chinese handwriting characteristics for detecting children with autism, 2) analyzing handwriting characteristics of children with autism by Chinese characters and Mandarin Phonetic Symbols I, 3) using natural language processing to analyze autistic tendencies from children's picture book narratives, with the second research being the successor of the first.

英文關鍵詞: Autism Spectrum Disorder, Decision Support System, Multi-modal Data Analysis

**科技部補助專題研究計畫成果報告**

**（□期中進度報告 / ■期末報告）**

**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**

**Research on Behavioral Features and Learning Assistance for ASD Children Based on Their Oral Expression and Handwritten Text**

計畫類別：■ 個別型計畫　　□ 整合型計畫

計畫編號：112-2221-E-468-009-

執行期間：2023年08月01日至2024年12月31日

執行機構及系所：亞洲大學資訊工程學系

計畫主持人：陳良弼

計畫參與人員：

本計畫除繳交成果報告外，另含下列出國報告，共 \_0\_ 份：

□ 執行國際合作與移地研究心得報告

□ 出席國際學術會議心得報告

□ 出國參訪及考察心得報告

中 華 民 國　　114 　年　　3　　月 　 31　　 日

**中文摘要**

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，有助於家長早日暸解相關訊息，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。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。在這份進展報告中，我們展示了今年取得的三項研究成果，包括：1) 從中文筆跡的分析探討自閉症兒童的書寫特徵，2) 從漢字和注音分析自閉症兒童的書寫特徵，3) 使用自然語言處理從兒童圖畫書的敘述中進行自閉症傾向之分析。其中，第二項研究是第一項研究的延續。

**Abstract**

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. In this progress report, three research results we achieved in this year are presented, including 1) identifying Chinese handwriting characteristics for detecting children with autism, 2) analyzing handwriting characteristics of children with autism by Chinese characters and Mandarin Phonetic Symbols I, 3) using natural language processing to analyze autistic tendencies from children's picture book narratives, with the second research being the successor of the first.

**一、前言**

自閉症譜系障礙（Autism Spectrum Disorder, ASD）是一種複雜的神經發育障礙，主要特徵為在社交互動和溝通方面的挑戰，並伴隨著限制性、重複性的行為模式、興趣或活動 [1]。這是一種終身的障礙，通常從幼年就開始影響個體在各個功能領域的表現。「譜系」一詞指的是自閉症譜系障礙中症狀、能力和特徵的廣泛變化，這些特徵在不同自閉症患者之間差異很大。

根據自閉症和發展障礙監測（Autism and Developmental Disabilities Monitoring, ADDM）報告中顯示，2020年美國8歲兒童中每千人有27.6例被診斷為自閉症，大約每36名兒童中就有一名被診斷為自閉症。並且此研究顯示自閉症患者性別差異顯著，男性的自閉症發生率是女性的約3.8倍 [2]。2023年，台灣最新的自閉症人數為19,078人，其中74.6%被認定為輕度自閉症。大多數輕度自閉症兒童通常在進入小學後才被發現並診斷。這些自閉症兒童可能會面臨各種學習和社交挑戰，並需要個別的教育支持。因此，幫助學校教師發現具有自閉症特徵的兒童，可能會加快提供適當教育資源的進程。

診斷自閉症的過程漫長且耗時。其中一個原因是因為自閉症的定義主要依賴行為，而非基因上的特徵或物理生物標記 [3]。自閉症的診斷過程通常涉及多方面的評估。其主要分為兩個階段：篩查和綜合診斷評估。典型的自閉症診斷過程包括多學科的合作，並收集來自各種來源的信息，包括但不限於：(1) 與父母或照護者的訪談，(2) 幼兒園或學校教師的教育日誌或行為觀察，(3) 標準化的行為評估和體格檢查 [4]。整個診斷過程通常需要數月的時間，並伴隨著多次的醫院訪問，這對於許多家庭而言可能是巨大的時間和資源負擔。

自閉症個體的一個顯著特徵是他們在不同的社交情境中，經常面臨社交溝通和互動的挑戰。在不同語言中，研究一再表明，自閉症個體在理解和使用語言方面存在缺陷 [5] [6] [7]。自閉症兒童講故事時的敘事能力是在語言使用方面最常見的問題 [8]。研究發現自閉症兒童的敘事往往缺乏連貫性和因果聯繫，並可能包含無關或不符合的內容 [9]。此外，與同齡典型發展的兒童相比，自閉症兒童在講故事時的語句數量較少，詞彙多樣性也較低 [10]。自閉症兒童無法描述角色的思想和情感，其原因可能是他們無法理解角色行為背後的動機。綜合以上研究與自閉症兒童的敘事特徵，我們可以通過兒童的敘事來識別具有自閉症特徵的兒童。

另一方面，自閉症兒童在整合性動作上可能也會遇到困難，進而對他們的日常生活帶來挫折。其中文字書寫為代表性的動作之一。中文字符與英文字母之間的差異涉及多個方面，其中一個顯著的區別在於它們的字形結構 [11]。英文字母的結構相對簡單，通常由少量的曲線和直線組成；相比之下，中文字符則包含豐富的筆劃和複雜的結構，各種子結構和組織模式，深刻表現字符的含義和語境。另一方面，英文字母中常見的曲線和圓形在中文字符中相對較少見，中文字符的主要元素是直線和橫筆劃。這種區別也會影響手寫過程中的運動計劃和協調，對學習者，尤其是自閉症個體來說，可能構成挑戰。因此，研究自閉症兒童在中文書寫中的具體表現，是一項具有挑戰性但意義深遠的課題。

本計畫旨在發現自閉症手寫和敘事中的潛在特徵，分別反映出前述的兩項發現。我們完成了名為「從中文筆跡的分析探討自閉症兒童的書寫特徵」、「從漢字和注音分析自閉症兒童的書寫特徵」、「使用自然語言處理從兒童圖畫書的敘述中進行自閉症傾向之分析」的研究。方法和結論將在後續部分中介紹。

**國內外相關研究**

1. **自閉症診斷觀察量表第二版(ADOS-2)**

Autism Diagnostic Observation Schedule, Second Edition (ADOS-2)是一種標準化評估工具，用於幫助診斷從12個月到成年的自閉症譜系障礙 [12]。ADOS-2由半結構化的活動（例如遊戲和訪談）組成，為評估者提供觀察相關行為與診斷的機會。根據個體的年齡和溝通能力，評估者可以從五個不同模組中選擇合適的模組。一次的評估時長大約為40至60分鐘。

其中模組3的故事講述活動中，兒童需根據指定無字繪本《Tuesday》 [13]講述其故事。這項任務評估兒童理解、運用所提供的視覺線索來講述繪本故事的能力。也評估了兒童理解故事順序的能力，與我們的研究方向相符。

**2、使用深度學習偵測自閉症**

目前已經有許多先前的研究應用深度學習來檢測自閉症，包含了各式不同類型數據的使用。例如， [14]使用了眼動追蹤圖像，而 [15] 則使用了語音頻譜圖。大多數研究集中於利用自閉症的腦成像數據，包括 [16]、 [17]以及 [18]，他們的研究都取得了高的準確率。

在手寫數據方面， [19] 是第一個應用深度學習來檢測自閉症的研究者。 [19]收集了104名參與者的數據，其中51名為自閉症患者，53名為非自閉症患者。每位參與者完成了18項手寫任務，其中12項為文字書寫，6項為圖形繪製。經過數據處理後，這些手寫數據被輸入到深度學習模型中進行分類，最佳準確率達到90.48%。

**3、自閉症兒童的書寫特徵**

書寫技能的評估是同時基於書寫成品和書寫過程兩者。其中書寫成品的評估標準包括字母形狀、大小、傾斜度、間距和線條的直線度，這些標準是基於 [20]、 [21]開發的書寫分析量表所達成的共識。

Fuentus等人 [22] 結合了明尼蘇達書寫評估 [23]，發現自閉症兒童在測試的可讀性部分得分顯著低於同齡典型發展（TD）兒童。Beversdorf等人 [24]評估了自閉症成人與非自閉症成人的書寫樣本，發現自閉症組寫的字母顯著大於控制組。Johnson等人發現，在自閉症兒童的書寫中有較差的空間排列。自閉症兒童的書寫動作也表現出顯著的不穩定性 [25]、 [26]。

然而，這些任務是專門設計來評估書寫技能的，未必能反映兒童在學校中遇到的真實情境。據我們所知，尚無研究利用來自日常學校環境的兒童書寫數據。通過利用此環境中的書寫數據，我們不僅能更方便地獲取數據(使用現有的書寫練習本，所以參與者無需進行額外的書寫實驗)，還可以觀察與日常環境更密切相關的書寫特徵。這種方法確保了書寫樣本能夠反映兒童在常規學校環境中自然且真實的書寫行為，從而提供更貼近現實情境的書寫特徵表現。

**4、用於分析敘事資料的模型**

先前針對兒童敘事能力的研究主要使用手動分析來探討不同發展階段和不同語言能力的群體中的語言特徵。只有少數研究使用自然語言處理(Natural Language Processing, NLP)工具或神經網路來調查自閉症個體與典型發展（TD）同齡人之間的敘事表現差異。

為了量化描述自閉症個體的敘事表現， [27]採用了基於語言類別模型（Linguistic Category Model）的情感與語言抽象分析。實驗包括50名講波蘭語的兒童（25名自閉症個體和25名典型發展對照組，年齡範圍7至25歲）。語言樣本來自ADOS-2的兩項標準化任務：「根據書本講故事」和「描述圖片」。結果顯示，情感和語言抽象分析是有價值的工具、自閉症個體的語言抽象能力水平低於典型發展個體，並且在表達情感方面表現出困難。

在 [27]的研究中，他們收集了50名講波蘭語個體的敘事樣本（25名自閉症參與者和25名典型發展對照組，年齡範圍7至25歲），目的是識別自閉症個體所產生的敘事。研究使用了兩個文本編碼器：語言模型嵌入（ELMo）和通用句子編碼器（USE），以及三種分類算法：XGBoost、支持向量機和密集神經網路 [27]。實驗表明，使用深度神經網路模型的分析相較人工評分具有更高的敏感度、特異度、陽性預測值和陰性預測值。然而，這些值低於目前的兩個標準化工具：ADOS-2和社交溝通問卷（SCQ） [28]。其中SCQ包含40個問題，由熟悉受測者的父母、照護者或教師回答。這些問題涵蓋了社交溝通的各個方面，例如社交互動、語言與非語言溝通、以及與自閉症相關的限制性和重複性行為。SCQ中的每個項目根據是否存在與自閉症相關的特定行為來評分，總分可顯示個體可能患有自閉症的可能性，分數越高表明該情況的可能性越大。

**二、研究方法、進行步驟及執行進度報告**

我們擬探討深度學習技術於自閉症偵測之開發，並著重於兩大資料型態：『口語表達』與『手寫特徵』。成果報告如下所示:

**成果報告：從中文筆跡的分析探討自閉症兒童的書寫特徵**

**研究目的**

我們的目標是識別能夠幫助檢測自閉症譜系障礙（ASD）的獨特或共同的書寫特徵。我們使用了多種機器學習模型來對自閉症兒童和典型發展（TD）兒童的書寫進行分類。在分類過程中，模型會嘗試識別書寫特徵作為依據，區分書寫者是自閉症兒童或典型發展兒童。接著，我們研究自閉症兒童在書寫中文和英文時的書寫特徵，以確定這兩種書寫系統之間是否存在相似性或差異性。

然而，據我們所知，目前尚無同時具有自閉症譜系障礙、兒童及繁體中文三個標籤的書寫資料集，因此數據的收集是我們首先要解決的問題。我們與當地的小學合作，收集學生在課堂上使用的生字本。最終機器學習模型的目標是一個二元分類任務：確定一個漢字書寫圖像是由自閉症兒童還是典型發展兒童書寫的。

**研究方法**

我們收集了參與者以往和目前使用的生字本。生字本如圖1所示，這是台灣小學生用來練習書寫漢字的練習簿。為了確保模型不受外部因素影響，我們引入了一個「髒亂」標籤來區分「乾淨」與「髒亂」的書寫。0表示乾淨的書寫，沒有額外標記；相反，1表示有糾正字跡（如紅筆標記）或鄰格超出字格並進入該格範圍的書寫。A table of numbers and symbols

Description automatically generated with medium confidence

圖1、生字本範例

表1顯示了參與者的統計數據。本研究包括5名自閉症兒童和17名典型發展兒童，共22名兒童參與。自閉症兒童的平均年齡為11.1歲，而典型發展兒童的平均年齡為8.67歲。性別比方面，典型發展兒童相對均衡，有8名男孩和9名女孩；然而所有自閉症兒童均為男孩。我們收集了共39本生字本，32本來自典型發展兒童、7本來自閉症兒童。

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| 類別 | 性別(男:女) | 年齡(平均) |
| ASD(n=5) | 5:0 | 11.1 |
| TD(n=17) | 8:9 | 8.67 |

表1、參與者數據

由於本研究中自閉症和典型發展兒童的數據不平衡問題，我們採用了下採樣(down sampling)技術來處理這一問題。

我們建立了四個資料集：全資料集（Dataset1）、去除「髒亂」書寫的資料集（Dataset2）、平衡資料集（Dataset3，為採用下採樣的資料集）和去除「髒亂」書寫的平衡資料集（Dataset4）。表2展示了這四個資料集的統計數據。

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| 平衡處理 | 去除  「髒亂」 | 資料集 | TD  字數 | ASD字數 |
|  |  | Dataset1 | 14180 | 3873 |
|  | v | Dataset2 | 11640 | 1945 |
| v |  | Dataset3 | 3732 | 3873 |
| v | v | Dataset4 | 1945 | 1945 |

表2、資料集數據

我們採用了支持向量機（SVM）模型 [29]，以及兩個神經網路模型，即LeNet [30]和ResNet-18 [31]來進行分類。

SVM是一種廣泛使用的機器學習演算法，常用於分類和迴歸任務。SVM的主要概念是在高維特徵空間中找到能夠將不同類別數據點分開的最佳超平面。SVM提供了一種成熟且可解釋的二元分類方法，並能有效處理小資料集，從而實現良好的泛用性能。

LeNet是一種卷積神經網路（CNN） [32]，是深度學習領域的先驅模型之一，最初設計用於識別手寫數字。LeNet模型包含多層結構，包括卷積層、池化層和全連接層。輸入圖像依次經過卷積層提取相關特徵，經過池化層降低空間維度，最終通過全連接層進行分類。LeNet在手寫字符識別方面的任務表現優異，因此我們選擇其作為模型之一。

ResNet-18是另一種深度卷積神經網路，廣泛應用於圖像分類、物體檢測和語義分割等任務。其深層結構和有效的殘差連接使其能夠捕捉細節，並在多個基準資料集中具有領先其他模型的表現。在本研究中，我們選擇ResNet-18作為分析和分類手寫圖像的模型，因其深度架構能有效處理手寫任務的複雜性。

轉移學習(transfer learning)是一種強大的技術，能夠將知識從一個任務轉移到另一個任務，特別適用於數據有限或需要大量計算資源的任務。圖2所示，我們通過微調預訓練於大規模資料集（如ImageNet [33]）的ResNet-18模型來有效提取手寫資料集相關的特徵。這種方法不僅幫助我們克服資料集小的限制，還能從大型預訓練資料集中繼承豐富的通用知識。

A diagram of a data processing process

Description automatically generated

圖2、使用ResNet18進行轉移學習

類別激活映射（Class Activation Map, CAM） [34]是一種常用於可視化和解釋深度學習模型（尤其是CNN）的技術。CAM的主要目的是識別輸入圖像中對CNN模型分類決策貢獻最大的區域。通過不同顏色顯示對模型預測有影響的重要區域，CAM為我們提供了更深入的見解，幫助我們理解自閉症兒童書寫特徵的區別。

**實驗結果**

各模型在不同處理方式資料集上的表現如表3所示。從「SVM-Dataset1」與「SVM-Dataset2」比較中可以看出移除不乾淨的書寫導致F1分數下降。但在另一組中，移除不乾淨的書寫卻導致F1分數上升。從「SVM-Dataset1」與「SVM-Dataset3」的比較與「SVM-Dataset2」與「SVM-Dataset4」的比較中可以看出，使用下採樣導致F1分數下降。

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 平衡處理 | 去除「髒亂」 | 模型與資料集 | 精確率 | 召回率 | F1分數 |
|  |  | SVM-Dataset1 | 0.905 | 0.939 | 0.922 |
|  | v | SVM-Dataset2 | 0.876 | 0.910 | 0.893 |
| v |  | SVM-Dataset3 | 0.582 | 0.992 | 0.734 |
| v | v | SVM-Dataset4 | 0.773 | 0.955 | 0.855 |
|  |  | LeNet-Dataset1 | 0.922 | 0.677 | 0.781 |
|  | v | LeNet-Dataset2 | 0.671 | 0.990 | 0.8 |
| v |  | LeNet-Dataset3 | 0.802 | 0.618 | 0.698 |
| v | v | LeNet-Dataset4 | 0.591 | 0.87 | 0.704 |
|  |  | ResNet18-Dataset1 | 0.993 | 0.774 | 0.871 |
|  | v | ResNet18-Dataset2 | 0.977 | 0.757 | 0.853 |
| v |  | ResNet18-Dataset3 | 0.934 | 0.975 | 0.954 |
| v | v | ResNet18-Dataset4 | 0.955 | 0.947 | 0.951 |

A collage of images of numbers

Description automatically generatedLeNet模型的表現與前面的分析類似，我們從「髒亂書寫」和「平衡」的角度分析模型的表現。我們觀察到，移除不乾淨的書寫後F1分數提高，這表明沒有修改痕跡或其他額外書寫痕跡的書寫能帶來更準確的模型預測。使用下採樣平衡過後則使F1分數降低。

圖3、CAM結果範例

表3、不同模型在不同資料集上之表現

從ResNet-18模型的表現我們觀察到，當移除不乾淨的書寫時，F1分數略有下降。但在「平衡」方面，不論是否移除不乾淨的書寫，平衡資料集的性能顯著優於未平衡資料集的性能。這是因為平衡資料集後，召回率增加，表明模型更可能預測出由自閉症兒童書寫的字跡。這與我們的預期一致，平衡資料集來改善資料及不平衡的問題。

在三個模型中，LeNet因其架構較為簡單，在所有資料集上的表現最差。在Dataset1和Dataset2上，SVM分別比ResNet-18高出5%和4%。然而在Dataset3和Dataset4上，ResNet-18顯著優於SVM模型，分別超過22%和10%。這可以歸因於ResNet-18利用了預訓練權重，能夠從大型資料集中借鑒知識。ResNet-18的架構也適合捕捉複雜的書寫特徵，從而實現更準確的預測。

CAM（類激活映射）的結果如圖3所示。我們觀察到，當模型預測字跡由自閉症兒童書寫時，它往往依賴於特定的已識別特徵（如圖中用紅圈標記的部分）。當模型預測字跡由典型發展兒童書寫時，它則傾向於考慮整體字跡，而不是集中在某個部分。除此之外，我們識別出兩個自閉症兒童書寫的關鍵特徵。第一，自閉症兒童在寫方向突然變化的筆畫時往往會遇到困難。第二，自閉症兒童的線條通常比較無法對齊。

實驗結果顯示，我們的模型能夠有效區分自閉症兒童與典型發展兒童的字跡。我們的模型達到的最佳F1分數為93.6%，這表明其在識別自閉症兒童獨特書寫特徵方面具有很高的準確性。

**成果報告：從漢字和注音分析自閉症兒童的書寫特徵**

**研究目的**

此研究是第一篇研究的延伸。

寫字是兒童語言學習中的重要環節，而書寫中文字對手眼協調和動作控制要求高。由於在第一個研究中未使用注音符號數據，我們的第一個目標是將注音符號數據納入研究，探討加入注音符號後是否能提升模型對自閉症和典型發展（TD）兒童分類的表現。

第二個目標是設計工整度標籤，用來區分漢字是否書寫工整。這是透過手動標註的二元標籤。使用僅包含整潔書寫的漢字來訓練分類模型是一項更具挑戰性的任務。在所有漢字都書寫工整的情況下，要區分自閉症與典型發展兒童的書寫特徵更加困難。該方法的目的是進一步評估模型在僅考慮工整書寫的情況下，辨別自閉症兒童與典型發展兒童書寫風格的能力。

**研究方法**

本研究使用了第一項研究中收集的相同資料集。中文字資料集包含17,950個字，其中14,173個來自典型發展兒童，3,777個來自自閉症兒童。我們根據相關文獻和與小學教師的討論，制定了書寫工整度的標準。該標準分為筆劃和部件兩個層級，並考慮位置、大小和正確性三個因素。若單字符合五項或以上標準，則標記為「工整」(1)；若符合四項或以下，則標記為「不工整」(0)。最終，共有14,840個字被標記為工整（1），3,110個字被標記為不工整（0）。卡方檢驗結果顯示典型發展兒童比自閉症兒童更常寫出工整的字。

為了評估注音符號對分類的影響，我們建立了僅包含注音符號的資料集，共18,833張圖片，其中14,943張來自典型發展兒童，3,890張來自自閉症兒童。最終形成三類數據：中文字數據、注音符號數據、以及中文字加注音符號數據。詳細數據見表4。三類資料的數目有所不同的原因為部分的練習簿格內只需練習注音或中文字。圖4為其範例。

我們的資料集分為Ch\_All、Ch\_Neat、Ch\_Mild、Ph\_All和Ch+Ph，其定義見表5。模型架構分為兩種：採用5折交叉驗證來評估模型效能的架構、使用Grad-CAM技術來探討書寫特徵的架構(圖5)。

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| 資料類別 | TD | ASD | 總和 |
| 中文字  數據 | 14,173 | 3,777 | 17,950 |
| 注音符號數據 | 14,943 | 3,890 | 18,833 |
| 中文字加注音符號數據 | 13,687 | 3,439 | 17,126 |

表4、中文字與注音符號數量統計數據

|  |  |
| --- | --- |
| 資料集 | 定義 |
| Ch\_All | 所有中文字數據 |
| Ch\_Neat | 中文字數據中所有「工整」的數據 |
| Ch\_Mild | 中文字數據中來自輕度自閉症的數據 |
| Ph\_All | 所有注音符號數據 |
| Ch+Ph | 所有中文字加注音符號數據 |

表5、各資料集之定義

A couple of black characters

Description automatically generated with medium confidence

圖4、只需練習注音或中文字的範例

A diagram of a model

Description automatically generatedA diagram of a diagram

Description automatically generated

(b) Grad-CAM與探討特徵之架構

1. 5折交叉驗證之架構

圖5、本研究之模型架構

為了解決數據不平衡問題，我們在訓練集中採用了上採樣和下採樣技術。使用的模型包括支持向量機（SVM）、決策樹（DT）、K近鄰（KNN）、邏輯回歸（LR）以及ResNet-18。

**實驗結果**

在工整度分類實驗中，我們組合了SVM、DT、KNN、LR和ResNet-18模型與三種處理數據不平衡的方法：下採樣、上採樣和無平衡處理（X）。結果顯示，ResNet-18搭配上採樣的效果最佳，F1-score達到0.7997。結果呈現於表6。

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| 模型 | 平衡  處理 | 精準率 | 召回率 | F1  分數 |
| SVM | X | 0.6637 | 0.6948 | 0.6787 |
| DT | 上  採樣 | 0.7378 | 0.7314 | 0.7346 |
| KNN | X | 0.6138 | 0.7683 | 0.6823 |
| LR | X | 0.8438 | 0.6714 | 0.7476 |
| ResNet-18 | 上  採樣 | **0.8281** | **0.7799** | **0.7997** |

表6、各模型於工整度分類的表現

在ASD/TD分類中，使用Ch\_All資料集的結果顯示，上採樣超越了先前研究中的最佳表現，成為我們後續分析的基準。此外，僅使用工整書寫的資料集Ch\_Neat雖然數據量減少，但仍達到與Ch\_All相似的結果，說明使用工整字體進行分類的可行性。

對於Ch\_Mild資料集，下採樣效果最佳，而上採樣則因自閉症兒童數據較少，導致過擬合。在Ph\_All資料集中，僅使用注音符號的模型表現則不如使用中文字數據。  
以上數據皆在表7中。

在領域適應實驗中，當訓練和測試集皆包含中文字數據時，模型表現較佳；但如果訓練與測試集注音符號數據，效果顯著下降，這是因為中文字比注音符號更具複雜性，更能提供特徵資訊。數據可見表8。

手寫特徵分析實驗中，為解決CAM分析過度主觀的問題，我們將圖像分為16區塊，再透過CAM的顏色做二分。

CAM分析的結論為，模型判斷典型發展兒童的字跡時，多半會注意在周圍的12區塊；並且判斷自閉症兒童的字跡時，會傾向注意在中間的4個區塊。另外，模型在分類典型發展和自閉症兒童的字跡時，對典型發展兒童的重點集中在字的左上角，而對

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| 平衡處理 | 資料集 | Precision | Recall | F1-score |
| 上採樣 | Ch\_All | 0.9807 | 0.9637 | 0.9720 |
| 上採樣 | Ch\_Neat | 0.9739 | 0.9584 | 0.9658 |
| 下採樣 | Ch\_Mild | 0.9690 | 0.8992 | 0.9318 |
| 上採樣 | Ph\_All | 0.9250 | 0.9658 | 0.9424 |
| 上採樣 | Ch+Ph | 0.9624 | 0.9714 | 0.9663 |

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| 訓練集 | 測試集 | 精準率 | 召回率 | F1分數 |
| Ch\_All | Ch+Ph | 0.9642 | 0.9782 | 0.9711 |
| Ch\_All | Ph\_All | 0.8239 | 0.6039 | 0.6969 |
| Ch+Ph | Ch\_All | 0.9817 | 0.9332 | 0.9568 |
| Ch+Ph | Ph\_All | 0.8650 | 0.4877 | 0.6238 |
| Ph\_All | Ch\_All | 0.3392 | 0.9479 | 0.4996 |
| Ph\_All | Ch+Ph | 0.3757 | 0.9666 | 0.5411 |

自閉症兒童則集中在右下角。加上中文字由上至下、由左至右的書寫習慣，可反映自閉症兒童在動作啟動上的困難。(圖6)

表8、領域適應實驗之結果

表7、各資料集最佳表現之平衡處理及表現

A collage of images of writing

Description automatically generated

A collage of different colored symbols

Description automatically generated

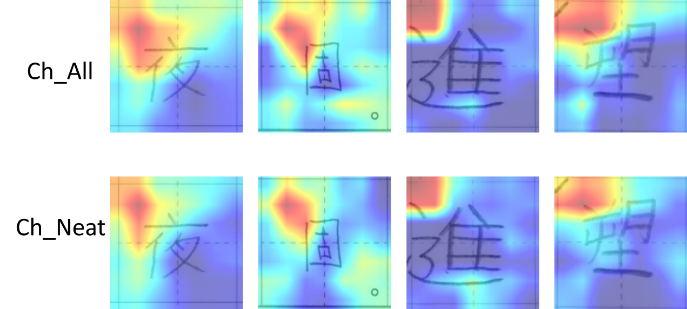
(c)TD中文字使模型注意在左上角的區域

圖6、領域適應實驗之結果

(d)ASD中文字使模型注意在右下角的區域

(a)TD中文字使模型注意在周圍的區域

(b)ASD中文字使模型注意在中央的區域



A collage of images of letters

Description automatically generated

結論是，我們使用上採樣技術提升了ASD/TD分類的表現，並達到0.9720的F1-score。即使僅使用工整書寫，F1-score仍達到0.9658。添加注音符號並無法有效提升模型表現。最終，CAM結果揭示了典型發展與自閉症書寫特徵的差異。

**成果報告：使用自然語言處理從兒童圖畫書的敘述中進行自閉症傾向之分析**

**研究目的**

即使現行已有完善的標準化測量方法來評估自閉症特徵，但檢測和診斷自閉症的過程依然很耗時。以自閉症的敘述特徵出發，我們可以通過分析兒童的敘述來識別具有自閉症特徵的兒童。我們的目標是：（1）通過自動文本分析的自然語言處理（NLP）模型區分自閉症兒童與典型發展的同齡人，（2）探索這兩類人群的語言特徵，並（3）

通過添加語言特徵的外部知識來提升模型的能力。

**研究方法**

資料收集部分，共有23名學齡兒童參與研究，其中7名為自閉症兒童，16名為年齡相符的典型發展對照組（見表9）。主要照護者的教育背景多集中在普通/職業高中或大學。研究程序經由中國醫藥大學中區研究倫理委員會審核批准（IRB 編號：CRREC-112-002）。研究人員聯繫了潛在參與者，包括社團法人新竹市自閉症協進會與新竹市東區竹蓮國民小學。招募自閉症 兒童的納入條件為：（1）年齡介於6至12 歲，(2) 以中文為主要語言，（3）無聽覺或視覺障礙，（4）具有語言表達能力，且（5）已獲得自閉症的醫學診斷或身心障礙鑑定。典型發展組的排除條件為：（1）無自閉症個人或家族史，（2）無發展障礙病史，且（3）無神經或精神疾病，或疑似基因綜合徵及發展問題。自閉症組的所有兒童均在有效期內獲得自閉症診斷（ICD 9 編碼 299，ICD 10 編碼 F84）。

表9、資料收集之統計數據

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  | | |
| 類別 | 年齡平均 (標準差)  範圍 | 性別  (男:女) |
| ASD (*n*=7) | 10.5 (0.85)  9.3-12 | 7:0 \*\* |
| TD (*n*=16) | 10.28 (1.37)  7.6-12 | 5:11 |
| ASD: 自閉症; TD: 典型發展.  \*\**p*<.01. | | |

為避免單一故事書的限制，我們使用了兩本風格與文化背景不同的故事書來收集語言樣本。本研究選擇了ADOS-2模組3中的《Tuesday》 [13]與《子兒，吐吐》 [35]。根據《華語語言樣本分析》 [36]的指導，我們在一間燈光充足且安靜的教室裡，只有測試者與受試兒童在場，錄下兒童的講述。在正式收集數據前，測試者會與兒童互動兩分鐘，以減輕兒童的恐懼或不適，並建立共同的注意焦點。當兒童開始閱讀故事書時，測試者讓兒童自己選擇先讀哪一本書，錄音無時間限制，但原則上每本故事書的最大錄音時間為20分鐘。如果兒童不做回應或回應較少，測試者可能會提供引導性幫助以鼓勵兒童多分享，例如問「發生了什麼事？」

我們比較了自閉症與典型發展兒童的敘事技巧。如表10所示，我們通過計算語句數、字數和詞數來檢查兒童的「語言產出」(Verbal Productivity)。在語句層面，我們計算了語句中的平均句長（MLU）及最長五句的平均句長（MLU5）。並通過計算詞彙多樣性（VOCD）來衡量兒童敘述中的詞彙多樣性。結果顯示，自閉症兒童在講述時傾向於使用有限的字詞，但矛盾的是，他們表現出較高的詞彙多樣性。

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| 語言產出 | 自閉症 | 典型發展 |
| 平均 (標準差) | 平均 (標準差) |
| 發聲次數 | 69.29 (44.48) | 83.94 (25.67) |
| 總字數 | 452.43 (354.76) | 643 (235.68) |
| 總詞數 | 277.71 (220.28) | 409.13 (149.38) |
| MLU-c | 5.69 (2.57)\* | 7.47 (1.17) |
| MLU5-c | 12.11 (7.27)\* | 17.16 (3.27) |
| VOCD-c | 47.01 (29.43)\* | 66.92 (14) |
| MLU-w | 3.54 (1.62)\* | 4.75 (0.82) |
| MLU5-w | 7.43 (4.46)\* | 11.09 (2.29) |
| VOCD-w | 69.14 (58.05) | 115.06 (49.55) |
| 故事書  偏好 | 3:4 | 5:11 |
| MLU-c: mean length of utterance-characters; MLU5-c: mean length of the five longest utterances-characters; VOCD-c: vocabulary diversity-characters; MLU-w: mean length of utterance-words; MLU5-w: mean length of the five longest utterances-words; VOCD-w: vocabulary diversity-words; 故事書偏好: Which book do children prefer? (*Tuesday*:*子兒，吐吐*).  \**p*< .05; \*\**p*< .01. | | |

表10、語言產出分析數據

图示

描述已自动生成除了宏觀的統計，我們還對詞彙進行了更詳細的統計分析，稱「詞彙分析」。我們將所有轉錄的詞彙分為兩大類：實義詞（包括名詞、動詞、形容詞、數詞、量詞、代詞和副詞）和虛詞（包括介詞、連詞、助詞和感嘆詞）。表11顯示了實義詞和虛詞的分析結果。數據顯示自閉症兒童傾向於使用較多實義詞、較少虛詞，但他們使用的形容詞比典型發展兒童更多。

圖7、本研究資料收集流程圖

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| 詞性 | 自閉症 | 典型發展 |
| 平均 (標準差) | 平均 (標準差) |
| 名詞 | 34.52% (0.23) | 22.64% (0.06) |
| 動詞 | 19.80% (0.07) | 20.62% (0.03) |
| 形容詞 | 9% (0.09)\* | 4.04% (0.01) |
| 數詞 | 2% (0.02) | 2% (0.01) |
| 量詞 | 2% (0.02)\*\* | 3.93% (0.01) |
| 代詞 | 9% (0.07) | 11.35% (0.03) |
| 副詞 | 9.62% (0.07) | 13.67% (0.03) |
| 實義詞 | 85% (0.1)\* | 78.65% (0.03) |
| 介詞 | 3% (0.02) | 4.91% (0.02) |
| 連詞 | 7% (0.05) | 7% (0.04) |
| 助詞 | 4% (0.03)\*\* | 7.72% (0.02) |
| 感嘆詞 | 0% (0) | 1% (0.01) |
| 虛義詞 | 14% (0.1)\* | 20.82% (0.03) |
| \**p*< .05; \*\**p*< .01. | | |

表11、詞彙分析數據

模型架構部分，如圖7所示，整個實驗分為5個步驟：通過錄音收集語言樣本，將錄音轉錄為文本，語言產與詞彙分析，特徵提取與分類，最後預測結果。為了增加數據量，我們使用簡單數據增強 [37]技術進行數據增強。對於訓練集中的每個句子，我們隨機選擇並執行簡單數據增強其中之一的操作。為了平衡自閉症與典型發展兒童之間的數據量，我們分別將自閉症兒童的數據增強5、10、15、20倍，典型發展兒童的數據增強2、4、6、8倍，並比對各倍數的效果。

第一個架構使用了 TF-IDF [38]與 SVM [39]來預測自閉症。TF-IDF 用於從增強的數據中提取文本特徵，並使用 SVM 演算法來分類生成的特徵向量。最後採用 5 折交叉驗證來評估分類模型的性能（圖 8）。

第二個架構使用了 BERT [40]。BERT 是基於 Transformer 架構的開創性語言表示模型，在 NLP 領域取得了重大進展。BERT 的主要創新在於能夠通過考慮詞語的上下文來捕捉語境信息。在我們的實驗中，我們使用了 TinyBERT 模型 [41]，它是 BERT 的精簡高效版本，適合我們的小資料集任務。數據可以在輕量化的網路中快速訓練，並取得良好表現。除了單純使用 TinyBERT 訓練兒童敘述，我們還添加了語言產出與詞彙分析數據作為額外信息，以增強模型的學習能力。圖 9是使用 Transformer 類神經網路如 TinyBERT 進行編碼和分類的簡化示意圖。

A diagram of a software process

Description automatically generated

圖8、TF-IDF與SVM架構

图示

描述已自动生成

圖9、使用TinyBERT進行分類的模型架構

我們將收集的資料分為 6 個不同的資料集進行實驗：

- Combine：7 名自閉症和 16 名典型發展參與者的兩本故事書敘述，其中同一人之敘述合併，視為同一筆數據。共 23 篇文檔。

- Separate：7 名自閉症和16 名典型發展參與者的兩本故事書敘述，一人共有2筆數據，共 46 篇文檔。

- Combine\_DA：經數據增強後的Combine數據。

- Book 1\_DA：經數據增強後的《Tuesday》故事書數據。

- Book 2\_DA：經數據增強後的《子兒，吐吐》故事書數據。

- Separate\_DA：經數據增強後的Separate數據。

**實驗結果**

在 TF-IDF 與 SVM 架構中，在四個不同資料集上進行的實驗表明，隨著數據擴增因子的增加，模型的準確性呈現上升趨勢，約在擴增15倍時準確率達到最高。針對 TinyBERT 架構，則在擴增因子設為 10 倍時，準確性達到了峰值。

為了排除單一訓練集導致的特殊性，我們使用兩本故事書互相作為訓練集，並對另一本故事書的資料進行測試。我們首先使用故事書 1 的資料集作為訓練數據，故事書 2 的資料集作為測試數據，然後進行反向實驗，以故事書2的數據做訓練、故事書1的數據做測試。兩者均在所有數據增強因子下進行實驗。實驗結果顯示，TF-IDF 與 SVM 和 TinyBERT在足夠的數據擴增下均能達到相似的準確率，但 SVM 模型在數據量較少的情況下較無法正常發揮。其原因可歸咎於BERT採用預訓練，擁有比較豐富的先備知識。因此比較不受資料集大小限制。

我們還利用了語言產出與詞彙分析數據作為外部知識，進一步提升準確度。結果如表 12 所示。

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
|  | 敏感性 | 特異性 | 準確率 |
| [42] | 0.72 | 0.68 | 0.7 |
| TFIDF-SVM | 0.79 | 0.84 | 0.78 |
| TinyBERT | 0.86 | 0.89 | 0.84 |
| TinyBERT 加入語言產出與  詞彙分析 | **0.93** | **0.91** | **0.92** |

表12、各模型表現之比較

此研究最終結果是通過 TinyBERT 結合語言產出與詞彙分析數據獲得的，準確度達到了 0.92。這些外部知識有效提升了分類性能。除此之外，我們還探討了兒童語言敘述特徵。自閉症兒童的詞彙和語句產出較少，且語言多樣性較弱，與先前研究發現一致。然而，在我們的統計中，我們發現自閉症兒童在使用形容詞方面具有較強的能力，這一點在先前的研究中並未被注意到。

**三、成果自評**

在此計畫的一年期間，我們已經完成「從中文筆跡的分析探討自閉症兒童的書寫特徵」、「從漢字和注音分析自閉症兒童的書寫特徵」、「使用自然語言處理從兒童圖畫書的敘述中進行自閉症傾向之分析」共三篇研究。成果包含研究論文3篇。

在這一年間，我們深刻體會到資料收集的艱辛，這項工作不僅需要各方的積極配合，更需要多次的聯繫與協調才能順利完成。在此，我們特別感謝與我們合作的各機構與協會，包括社團法人新竹市自閉症協進會和新竹市東區竹蓮國民小學。正因有了他們的協助，我們才能按照計畫順利收集到足夠的數據，成為支撐我們研究理論的重要基石。成果方面，我們提出了準確率高的預測模型，並且完成了完善且多方面的自閉症特徵分析，已經達到預期的研究成果。我們深信，這些研究在未來自閉症診斷及相關領域的發展中，將為建立更完善的理論框架做出貢獻。

**已接受、發表之論文**

**碩士畢業論文**

嚴翎愷 et al. “從中文筆跡的分析探討自閉症兒童的書寫特徵 = Identification of Chinese handwriting characteristics of children with autism.” 國立清華大學, 2023. Print.

李昀叡 et al. “從漢字和注音分析自閉症兒童的書寫特徵 = Analyzing Handwriting Characteristics of Children with Autism by Chinese Characters and Mandarin Phonetic Symbols I.” 國立清華大學, 2024. Print.

孫睿菡 et al. “使用自然語言處理從兒童圖畫書的敘述中進行自閉症傾向之分析 = Using Natural Language Processing to Analyze Autistic Tendencies from Children’s Picture Book Narratives.” 國立清華大學, 2023. Print.

**參考文獻**

|  |  |
| --- | --- |
| [1] | American Psychiatric Association, Diagnostic and statistical manual of mental disorders (5th ed.,text rev.), 2022. |
| [2] | M. J. Maenner, Z. Warren, A. R. Williams, E. Amoakohene, A. V. Bakian, D. A. Bilder and K. A. ... & Shaw, "Prevalence and characteristics of autism spectrum disorder among children aged 8 years—Autism and Developmental Disabilities Monitoring Network, 11 sites, United States, 2020.," *MMWR Surveillance Summaries,* pp. 72(2),1., 2023. |
| [3] | C. P. Schaaf, C. Betancur, R. K. Yuen, J. R. Parr, D. H. Skuse, L. Gallagher and J. A. ... & Vorstman, "A framework for an evidence-based gene list relevant to autism spectrum disorder.," *Nature Reviews Genetics,* pp. 21(6),367-376, 2020. |
| [4] | S. Goldstein and S. Ozonoff, Assessment of autism spectrum disorder, Guilford Publications, 2018, pp. 81, 83-92. |
| [5] | C. R. ENGBERG-PEDERSEN E, “Mental states and activities in Danish narratives: children with autism and children with language impairment,” *Journal of Child Language,* 2017. |
| [6] | W. H. &. T. P. C. Sah, “Narrative coherence of Mandarin-speaking children with high-functioning autism spectrum disorder: An investigation into causal relations.,” *First Language,* 2015. |
| [7] | L. L. S. L. E. M. I. E. H. &. K. S. Mäkinen, “Characteristics of narrative language in autism spectrum disorder: Evidence from the Finnish,” *Research in Autism Spectrum Disorders,* 2014. |
| [8] | I. Baixauli, C. Colomer, B. Roselló and A. Miranda, "Narratives of children with high-functioning autism spectrum disorder: a meta-analysis.," *Research in Developmental Disabilities,* pp. 59, 234-254, 2016. |
| [9] | J. J. Diehl, L. Bennetto and E. C. Young, "Story recall and narrative coherence of high-functioning children with autism spectrum disorders.," *Journal of abnormal child psychology,* pp. 34,83-98, 2006. |
| [10] | L. Capps, M. Losh and C. Thurber, "“The frog ate the bug and made his mouth sad”: Narrative competence in children with autism.," *Journal of abnormal child psychology,* pp. 28,193-204, 2000. |
| [11] | D. G. Peebles, “SCML: A Structural Representation for Chinese Characters,” *Dartmouth College Undergraduate Theses,* 2007. |
| [12] | C. Lord, M. Rutter, P. DiLavore, S. Risi, K. Gotham and S. Bishop, Autism diagnostic observation schedule–2nd edition (ADOS-2)., Los Angeles, CA: Western Psychological Corporation, 2012, pp. 35(10), 1745-1752. |
| [13] | D. Wiesner, Tuesday, New York, NY: Clarion Books, 1991, pp. 20(1), 1-13. |
| [14] | I. A. S. E. M. R. T. H. A. M. A. S. H. Ahmed, “Eye tracking-based diagnosis and early detection of autism spectrum disorder using machine learning and deep learning techniques,” *Electronics, 11,* 2022. |
| [15] | T. X. Y. Z. X. &. L. M. Zhou, “An automated assessment framework for speech abnormalities related to autism spectrum disorder,” *3rd International Workshop on Affective Social Multimedia Computing (ASMMC),* 2017. |
| [16] | A. S. F. A. R. C. R. C. B. A. &. M. F. Heinsfeld, “Identification of autism spectrum disorder using deep learning and the ABIDE dataset.,” *NeuroImage: Clinical, 17,* 2018. |
| [17] | H. &. K. R. Sewani, “ An autoencoder-based deep learning classifier for efficient diagnosis of autism,” *Children, 7,* 2020. |
| [18] | Y. G. J. X. Y. P. Y. W. J. &. L. J. Kong, “Classification of autism spectrum disorder by combining brain connectivity and deep neural network classifier,” *Neurocomputing, 324,* 2019. |
| [19] | A. O. U. &. E. K. M. Hendr, “Diagnosis of Autism Spectrum Disorder Using Convolutional Neural Networks,” *Electronics, 12,* 2023. |
| [20] | C. &. N. C. Bruinsma, “A new method for the evaluation of handwriting material,” *Development of graphic skills,* 1991. |
| [21] | S. W. P. L. &. P. S. Rosenblum, “Product and process evaluation of handwriting difficulties,” *Educational psychology review, 15,* 2003. |
| [22] | C. T. M. S. H. &. B. A. J. Fuentes, “Children with autism shows specific handwriting impairments,” *Neurology, 73,* 2009. |
| [23] | J. Reisman, “Minnesota handwriting assessment,” *Psychological Corporation,* 1999. |
| [24] | D. Q. A. J. M. M. S. E. A. S. L. N. R. E. F. G. J. &. B. M. L. Beversdorf, “Brief report: macrographia in high-functioning adults with autism spectrum disorder,” *Journal of Autism and developmental disorders, 31,* 2001. |
| [25] | B. P. P. N. F. J. T. B. P. J. Johnson, “A quantitative comparison of handwriting in children with high-functioning autism and attention deficit hyperactivity disorder,” *Research in autism spectrum disorders,* 2013. |
| [26] | B. P. P. J. G. P. N. F. J. T. Johnson, “Understanding macrographia in children with autism spectrum disorders,” *Research in Developmental Disabilities, 34,* 2013. |
| [27] | I. Chojnicka and A. Wawer, "Social language in autism spectrum disorder: A computational analysis of sentiment and linguistic abstraction.," *PLoS One,* pp. 15(3),e0229985, 2020. |
| [28] | M. Rutter, A. Bailey and C. Lord, The Social Communication Questionnaire, Los Angeles: Western: Psychological Services, 2003, pp. 55-60. |
| [29] | C. &. V. V. Cortes, “Support-vector networks,” *Machine Learning, 20,* 1995. |
| [30] | Y. B. L. B. Y. &. H. P. LeCun, “Gradient-based learning applied to document recognition,” *Proceedings of the IEEE, 86,* 1998. |
| [31] | K. Z. X. R. S. &. S. J. He, “Deep residual learning for image recognition,” *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition,* 2016. |
| [32] | Y. B. Y. &. H. G. LeCun, “Deep Learning,” *Nature, 521,* 2015. |
| [33] | J. D. W. S. R. L. L.-J. L. K. &. F.-F. L. Deng, “Imagenet: A large-scale hierarchical image database,” *2009 IEEE conference on computer vision and pattern recognition,* 2009. |
| [34] | R. R. C. M. D. A. V. R. P. D. &. Selvaraju, “Grad-cam: Visual explanations from deep networks via gradient-based localization,” *Proceedings of the IEEE international conference on computer vision,* 2017. |
| [35] | 李瑾倫, 子兒，吐吐, 1993. |
| [36] | 黃瑞珍、吳尚諭、蔡宜芳、黃慈芳、鄭子安, 華語語言樣本分析, 2016. |
| [37] | J. Wei and K. Zou, " Eda: Easy data augmentation techniques for boosting performance on text classification tasks.," *arXiv preprint arXiv:1901.11196.,* 2019. |
| [38] | K. S. Jones, "A statistical interpretation of term specificity and its application in retrieval.," *Journal of documentation,* pp. 28(1), 11-21., 1972. |
| [39] | F. Pedregosa, G. Varoquaux, A. Gramfort, V. Michel, B. Thirion, O. Grisel and E. ... Duchesnay, "Scikit-learn: Machine learning in Python.," *The Journal of machine Learning research,* pp. 12, 2825-2830., 2011. |
| [40] | J. Devlin, M. W. Chang, K. Lee and K. Toutanova, "Bert: Pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding," *arXiv preprint arXiv:1810.04805.,* 2018. |
| [41] | X. Jiao, Y. Yin, L. Shang, X. Jiang, X. Chen, L. Li and Q. ... Liu, "Tinybert: Distilling bert for natural language understanding," *arXiv preprint arXiv:1909.10351.,* 2019. |
| [42] | A. Wawer and I. Chojnicka, "Detecting autism from picture book narratives using deep neural utterance embeddings.," *International Journal of Language &Communication Disorders,* pp. 57, 948–962, 2022. |
| [43] | J. Zeidan, E. Fombonne, J. Scorah, A. Ibrahim, M. S. Durkin, S. Saxena and M. ...&Elsabbagh, "Global prevalence of autism: A systematic review update.," *Autism Research,* pp. 15(5),778-790, 2022. |
| [44] | 衛生福利部, "2023最新自閉症人數比例," 2023. [Online]. Available: https://www.fact.org.tw/contents/news\_ct?id=149. |
| [45] | S. Baron-Cohen, A. M. Leslie and U. Frith, "Does the autistic child have a “theory of mind”?," *Cognition,* pp. 21(1),37-46, 1985. |
| [46] | 李宜融, “自閉症類疾患兒童的診斷穩定度、自閉症狀變化與認知及適應功能關係之縱貫研究,” 2015. [線上]. Available: https://nccur.lib.nccu.edu.tw/bitstream/140.119/76221/1/019101.pdf. |
| [47] | B. MacWhinney and C. Snow, "The child language data exchange system: An update.," *Journal of child language,* pp. 17(2), 457-472., 1990. |

## 111年度專題研究計畫成果彙整表

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| **計畫主持人：**陳良弼 | | | **計畫編號：**112-2221-E-468-009- | | |
| **計畫名稱：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** | | | | | |
| 成果項目 | | | 量化 | 單位 | 質化  （說明：各成果項目請附佐證資料或細項說明，如期刊名稱、年份、卷期、起訖頁數、證號...等） |
| 國內 | 學術性論文 | 期刊論文 | 0 | 篇 |  |
| 研討會論文 | 0 |  |
| 專書 |  | 本 |  |
| 專書論文 | 0 | 章 |  |
| 技術報告 | 0 | 篇 |  |
| 其他 | 0 | 篇 |  |
| 國外 | 學術性論文 | 期刊論文 |  | 篇 |  |
| 研討會論文 | 0 |  |
| 專書 | 0 | 本 |  |
| 專書論文 | 0 | 章 |  |
| 技術報告 | 0 | 篇 |  |
| 其他 | 0 | 篇 |  |
| 參與計畫人力 | 本國籍 | 大專生 | 0 | 人次 |  |
| 碩士生 |  |  |
| 博士生 | 0 |  |
| 博士級研究人員 | 0 |  |
| 專任人員 | 0 |  |
| 非本國籍 | 大專生 | 0 |  |
| 碩士生 | 0 |  |
|  |  |  |
| 博士生 |  |  |
| 博士級研究人員 | 0 |  |
| 專任人員 | 0 |  |
| 其他成果  （無法以量化表達之成果如辦理學術活動  、獲得獎項、重要國際合作、研究成果國際影響力及其他協助產業技術發展之具體效益事項等，請以文字敘述填列。） | | |  | | |