

教育部教學實踐研究計畫成果報告
Project Report for MOE Teaching Practice Research Program

計畫編號/Project Number：PGE1110468

學門專案分類/Division：通識(含體育)

計畫年度：☒111 年度一年期 ☐110 年度多年期

執行期間/Funding Period：2022.08.01 – 2023.07.31

資料科學探索與探究：非資訊領域學生對人工智慧概念的意義建構與賦予
人工智慧導論

計畫主持人(Principal Investigator)：鄭年亨

協同主持人(Co-Principal Investigator)：無

執行機構及系所(Institution/Department/Program)：臺北醫學大學通識教育中心

成果報告公開日期：☐立即公開 ☒延後公開（統一於 2025 年 7 月 31 日公開）

繳交報告日期(Report Submission Date)：2023 年 09 月 20 日

資料科學探索與探究：非資訊領域學生對人工智慧概念的意義建構與賦予

一. 本文 Content

人工智慧過去是實驗室裡的技術，但在過去一年來市面上出現了許多人工智慧的新興產品，諸如 ChatGPT 的對話機器人或 Midjourney 的人工智慧繪圖等有趣的應用。人工智慧自 50 年代被定義出來後，一直都是資訊科學家的夢想；人工智慧歷經七十幾年的研發，遇過兩次人工智慧的寒冬，終於在這個世紀開花結果。這也代表了人工智慧已經開始進入學生的生活中。學生對人工智慧的想像不再現於電影裡的描繪，而是有了實際的體驗。學生可以使用人工智慧來簡化學習過程、解答問題、甚至創建藝術品。這些應用的簡單性和實用性使更多人能夠輕鬆地接觸和使用人工智慧技術。

借用鴻溝理論來解釋人工智慧在社會中的採納過程：在早期採納階段，通常只有少數人會主動採用新技術，像是人工智慧的使用者過去僅有研究者或程式設計師；但在早期大眾階段，人們開始看到新技術對他們的日常生活和工作有實際價值，就會開始積極採用它。通常這兩個階段中間有著巨大的鴻溝，現在人工智慧的技術已經成熟，也開始有許多易於使用的界面和應用，便能跨越鴻溝。雖然在撰寫計畫書時，人工智慧還未如現在被大眾所討論，但既然已經跨越鴻溝，無疑的是接下來就是人工智慧的時代。

另一方面，本校也預見這個趨勢，已於 108 學年起將「人工智慧導論」納入通識核心必修課程中。這是由於本校為醫學大學，未來的醫學與研究環境勢必有許多人工智慧的檢測或診療技術，讓醫學領域學生也了解人工智慧的原理，有助於妥善使用人工智慧產品，甚至與資訊專家合作，共同研發人工智慧運用於醫學領域的下一代應用。本研究的場域即為臺北醫學大學的通識必修課「人工智慧導論」。本課程主要介紹兩個近年來盛行的人工智慧技術，即機器學習與深度學習，期望學生可以了解相關概念、原理與運作方式，藉此明白人工智慧的技術限制與倫理議題。除此之外，本課程也導入兩個機器學習的重要應用，讓學生透過專題的方式，合作設計影像理解與語言理解的未來智慧健康服務，幫助學生連結本課程的人工智慧知識與專業醫學領域的問題。

1. 研究動機與目的 Research Motive and Purpose

(1) 研究動機

筆者於 109-2 學期起任教於臺北醫學大學，擔任「人工智慧導論」校定通識必修課程的主授老師。在實際教學的過程中，筆者發現醫學領域的學生對人工智慧的概念理解存在一些困難，這些困難主要源於兩方面的因素—非切身相關性與科技抽象性。

首先，**非切身相關性**是指學生未必認為人工智慧對其未來職業發展有實際幫助。醫學領域學生往往專注於醫療與護理領域，未必對科技抱持興趣興趣，也難以想像人工智慧如何與他們的專業有關。而本校在人工智慧尚未進入大眾生活前，率先將「人工智慧導論」訂為通識必修課，主要原因是預見學生的工作職場或研究可能會開始運用各種人工智慧技術或產品。然而，學生不一定能夠這麼快意識到人工智慧對其專業的重要性。儘管在課程的第一週中已經介紹了人工智慧對醫療領域的實例，但學生可能仍感到冷漠，表現出學習動力不足的樣態。這樣的問題其實難以使用單一學習活動（例如遊戲）來吸引注意力；即使能提升課堂參與度，也無法解決切身相關性的挑戰。因此，面對非資訊領域的學生，我們需要思考如何建立課程和個人目標之間的聯繫，以提升他們對人工智慧的興趣和認識。

其次，**科技抽象性**是指教材內容受限於數學與程式等特性，難以讓學生深入理解。儘管課程旨在傳授人工智慧相關知識和應用，以便讓學生瞭解跨領域的重要概念並思考醫療應用的可能性，但先前教學經驗顯示，學生往往未能真正理解這些概念。他們可能為了應付考試而死記這些科技技術，而在需要將這些概念應用於期末報告時，卻顯得淺薄和不夠深入，無

法達到真正的理解。這可能是因為人工智慧的核心是基於數學模型，對於非理工科領域的學習者來說，這些概念既抽象又難以想像。雖然該課程不涉及數學公式的介紹，也不要求學生編寫程式碼，但當醫學和護理領域的學生希望深入探討人工智慧的運作原理時，他們可能面臨許多困難，包括理解艱澀的科技術語以及將靜態概念應用於動態過程的挑戰。因此，除了激發學生對人工智慧的好奇心外，我們還需要思考如何幫助他們克服「科技抽象性」，深化對人工智慧的理解，並將其內化為自己的知識。

(2) 研究目的

網路上關於人工智慧的開放學習資源可以大致分為兩類：技術導向和應用導向。技術導向的課程主要針對資訊領域的學生，通常不太適合非理工領域的學生。相對的，應用導向的課程旨在普及化，作為一般大眾的科普教材非常適合。然而，應用導向課程通常止於介紹當前人工智慧的應用產品和成果，雖然可以激發學生的好奇心，但由於缺乏深入探討核心概念的內容，學生可能無法真正理解人工智慧的運作原理，也難以建立與進一步學習相關主題的連結。面對非資訊背景的學生，我們應尋求這兩類課程之間的平衡，如下圖所示。

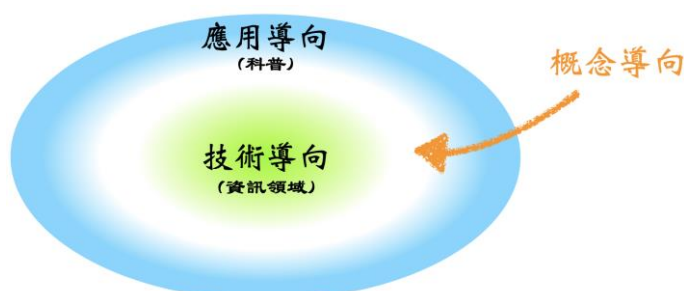


圖 1、研究缺口

本計畫旨在填補這兩種課程之間的差距，設計和發展一個以概念為導向的人工智慧通識課程。這個課程的目標是幫助學生理解並解釋人工智慧的核心原理，從而更全面地掌握這一領域的知識。因此，本計畫擬重構「人工智慧導論」通識課程，使課程由原本講授式教學，轉型為「模型探索」與「問題探究」的學習活動，達到意義建構與賦予的效果。在本課程中，學生將透過視覺化互動工具來模擬人工智慧模型訓練，以彌補他們對數學知識的不足。通過與模型的互動，學生能夠深入了解人工智慧的機制和原則，並建構有關人工智慧的概念。除此之外，學生還需要學習運用問題探究工具，如同資料科學家般收集資料，設計自己的人工智慧服務，藉此幫助學生連結科技與醫學專業，從中產生個人意義，進而深化議題討論。

2. 研究問題 Research Question

本計畫於人工智慧導論通識課程推動「模型探索」和「問題探究」兩個學習活動，幫助學生建構概念與連結意義。本計畫第一個研究問題為：**模型探索與問題探究活動是否有助於非資訊領域學生理解人工智慧概念與深化期末專題？**本計畫假設，如果學生能夠建構人工智慧的概念，能夠連結人工智慧概念與其專業，那麼他們在專題討論中將能夠更深入、更全面，並且更具有實際意義，不再泛泛而談。

本計畫第二個研究問題為：**模型探索與問題探究活動是否有助於提高自我調整學習？**本研究假設，科學探究活動仰賴自主學習，也能提高學習興趣，學生可能因此帶動學生的自我調整學習，包括設定良好目標、提升任務價值與自我效能。

本計畫第三個研究問題為：**非資訊領域學生在實體或遠距形式的模型探索與問題探究活動中，何者表現較較好？**就過去的經驗與文獻而言，遠距形式通常會減損學習效果，這是因為遠距學習缺乏社會存在感（social presence）與社群感（sense of community）（Kruger-Ross & Waters, 2013）。本計畫使用各種人工智慧線上工具，授課形式是否影響教學效果也值得探究。

3. 文獻探討 Literature Review

在中文文獻中，意義建構 (sense making) 與意義賦予 (meaning making) 常常有著近似的翻譯，由於 sense 和 meaning 在中文都譯為「意義」，甚至在不同的理論脈絡中，這兩者皆被譯為「意義建構」。為了清楚傳達本計畫的理念，在整理相關文獻後，本計畫保留「意義建構」作為 sense making 的翻譯，而 meaning making 將譯為「意義賦予」。

(1) 意義建構 (sense making)

意義建構的研究在不同領域各有獨特的詮釋角度，用以說明人如何吸收不理解的資訊，理清思緒，使該資訊在腦中產生合理的想法。在資訊科學領域，意義建構的研究焦點是針對大量或複雜的資訊，重新組織資訊的結構、形式或內容，將資訊再現的過程，使資訊接收者能夠理解這些資訊 (Russell & Pirolli, 2009)。意義建構的研究也促進了資料視覺化、問題解決與決策制定的研究發展。在 STEM 教育上，意義建構是指概念的理解 (在本計畫中係指人工智慧概念的理解)，為此可讓學生參與解釋性 (interpretive) 學習任務 (Lemke, 1990)。有助於意義建構的學習活動，主要有兩個設計原則。

A. **互動式視覺化 (interactive visualization)**：先前提到科技抽象性可能使學生不意理解概念。對於這些科技概念，學者建議可以採用互動式視覺化工具；互動式視覺化常用於各 STEM 教育中，例如數學 (Alkhateeb, & Al-Duwairi, 2019；黃秋霞、楊志強，2020；周保男、薛曉琳，2017)、物理 (Lontschar, Pietroszek, Humer, & Eckhardt, 2020)、化學 (Fatimah, Rasool, & Habib, 2020) 等領域。透過互動式視覺化，學生除了有更多的控制權，也能更主動的探索環境；學生可以用試誤法不斷嘗試，也能善用策略找出最佳的解決方法。在探索的過程中，學生也能更理解科學概念。即使失敗的探索，學生仍然可以建構意義 (Kapur, 2014)。人工智慧的概念常常涉及數學公式，若要避免解說數學原理，非資訊領域學生很難理解其功效。而互動式視覺化工具能夠作為數學原理的替代方案，讓學生透過參數的調整，直接觀察模型的效果，十分適合非資訊領域的學生。因此，本計畫將運用人工智慧的互動式視覺化工具，輔助學生理解人工智慧概念。

B. **引導式探索**：探索是科學探究前最基礎的活動 (Lederman, 2009)，探索活動能夠讓學生連結已知，並發現已知與未知情境的缺口，激發好奇心，進而產生學習的動力。雖然互動式視覺化工具能夠促進主動探索，但是對於新手而言，過大的自由度可能反而增加的外在認知負荷。先前研究指出在正式教學前提供具體步驟的示範，以及步驟間關係的解釋，能夠降低認知負荷，降低學生失敗可能性，進而減少負面學習經驗 (參見 Sinh, & Kapur, 2021; van Gog, & Rummel, 2010)。如果將視覺化模擬視為一種真實環境的簡化，那麼探索視覺化工具的行為就有如玩一場遊戲；而在教師引導下進行探索，可以在教學目標與樂趣之間取得平衡 (Weisberg, Hirsh-Pasek, & Golinkoff, 2013)。除此之外，資訊與科學教育的學者們也建議可以將活動設計成引導式的問題探究，能夠更有效的鷹架學生學習資訊概念 (Glazewski, & Hmelo-Silver, 2019; Kuhlthau, Maniotes, & Caspari, 2015)。研究顯示鷹架探究步驟能夠幫助學生理解更困難的科學概念 (Husnaini, & Chen, 2019)。近年的研究進一步發現，配合解釋，學習成效才會有顯著提升 (Cairns, 2019) 科學解釋除了幫助學生整合概念，也有助於批判性思維的培養 (Ruzaman, 2020)。因此，對於探究人工智慧概念，除了事前的微教學，本研究也將透過學習單，幫助學生注意到探究過程重要的事項，並引導學生解釋自己的發現。

當前有不少資訊領域研究者與工程師開發各種人工智慧的互動式視覺化工具，例如集群 (Fuchs, et al., 2019)、分類 (Zhou, et al, 2020) 等演算法。然而，在教育研究上，這些工具還未與教學方法有緊密的搭配，而這也是本計畫努力的方向。此外，在工具選擇上，本計畫將採用免費線上資源「機器學習遊樂場」和「Google TensorFlow 遊樂場」兩個機器學習與深度學習的互動式視覺化工具，提供學生主動探索人工智慧概念的安全環境。

(2) 意義賦予 (meaning making)

意義賦予被定義為個人連結先前經驗後所做的詮釋 (interpretation)，藉此產生個人的意義 (personal significance) (Bell, Lewenstein, Shouse & Feder, 2009)。為此應該學生讓認識情境、發現需求與找到目標，才能產生意義性，產生情感上的連結 (Lemke, 2015)。有助於意義賦予的學習活動，主要有兩個設計原則。

A. **真實問題探究**：在探究式學習中，學生動手並參與問題解決活動，從中發現新概念與發展新的理解。科學探究的過程通常包含設定目標、啟動先備知識、建構實驗問題與變量、計畫、實驗與評估、分析與解釋結果，以及規劃新的實踐等步驟。學者們也建議問題的設計應強調真實、開放與跨域 (Shahali, et al., 2017)，能夠讓學習者更認同問題，對於問題解決更有使命感，並且學習真實科學家的思考方式。所謂真實性 (authenticity) 是指文化中有意義、有目標的日常生活實踐 (Brown, Collins & Duguid, 1989)，放於此處即指學生即使不是人工智慧專家，也應該如同資料科學家般的思考。數位學習研究者曾經建議，如果無法提供或建立真實環境，可以在教室中提供真實問題 (Herrington & Oliver, 2000)。真實問題讓學生嘗試探究與解決情境化的學習任務，因此學生能在現實生活中運用與反思知識 (Maina, 2004)。例如黃國禎老師等人 (Hwang, Chiu, & Chen, 2015) 曾設計一個情境式教育遊戲，雖然遊戲是虛擬的，但學生在遊戲中進行了一系列的真實社會議題相關的探究。因此，本研究將透過學生自己準備感興趣的資料，藉此使學生能夠對人工智慧產生個人意義。

B. **啟動先備經驗**：在科學教育中，即使學生沒有學過相關概念，也都可能已經在生活中觀察到某種現象；而時至今日，人工智慧不再是實驗室的研究，而是已形成產品，或者已經在各種影視作品中被描繪。教育家們提出各種能夠輔助科學探究，啟動先備經驗的教學方法，這些方法皆已驗證有效且廣泛使用於教育現場，例如 KWL 法、心智圖、腦力激盪等。KWL 法是一個後設認知策略，讓學習者在活動前思考已知與欲知，活動後思考收穫，有助於鷹架自我調節學習 (de Silva, 2019)；心智圖則著重發散思維與創意認知，能夠幫助學習者連結個人經驗，產生更豐富的想法 (Sun, Wang, Wegerif, & Peng, 2021)；腦力激盪同樣也屬於創意思考，但更適合用於分組環境，與更困難的討論題目，讓學生們集思廣益 (Hidayanti, Rochintaniawati, & Agustin, 2018)。本計畫將於期初作業讓學生書寫自己已知的人工智慧概念，除了讓學生察覺自己的已知，老師也能夠藉此了解學生；除此之外，期末專題討論將運用 Jamboard 線上討論工具，幫助學生分析題目、規劃流程並探討人工智慧的限制。

在課室操作上，如果問題較複雜或者涉及不同觀點，科學教育學者們建議採用合作探究 (例如張堯婷、陳宏銘、吳致娟、楊明仁, 2017)，學生們透過定義問題、觀察現象、提出假設、設計探究方式，到最後數據分析與解釋，不僅可以培養科學素養，也能培養團隊合作的關鍵能力。為了促進意義賦予，本計畫將運用兩個相對較成熟的產品，一個是「Google 可教式機器」與「Google Dialogflow」。前者學生可以使用網路攝影機或上傳資料，提供照片、音訊、影片等資料，讓電腦試著學習分類的規則；後者為專業對話機器人開發平台，學生可以不使用寫程式的功能，直接輸入文字資料，訓練文字識別模型。

4. 教學設計與規劃 Teaching Planning

(1) 課程目標

本課程有以下三個目標：

- 一、醫學領域學生能夠理解人工智慧的概念、原理與限制；
- 二、醫學領域學生能夠全面評估人工智慧的優缺點；
- 三、醫學領域學生能夠運用人工智慧的探究自己感興趣的議題。

(2) 教學設計

本計畫重新設計了人工智慧導論通識課程，在原本機器學習與深度學習兩個人工智慧核心主題上，縮減講授式教學的時間，成為微教學，藉此有更充裕的時間實施「模型探索」與「問題探究」的兩個學習活動，希望能促進非資訊領域學生對人工智慧概念的意義建構與賦予。新版課程設計如下圖所示。



圖 2、課程設計

首先，課程由應用實例著手，在學期初獲每個新單元的開始介紹相關的人工智慧案例，讓學生知道人工智慧在醫學或生活的實際應用，即讓學生連結其生活經驗或未來目標，藉此引發學生的興趣。此即「意義賦予」的第一個層次，讓非資訊領域學生能夠了解人工智慧對其未來的重要性。

在機器學習與深度學習兩個單元中，實施模型探索活動，讓學生操作互動式視覺化（interactive visualization）工具，並引導學生探索人工智慧的數學模型。學生無需編寫程式或瞭解數學定理，透過資料輸入與參數設定，觀察模型的效果，藉此了解機器學習與深度學習的概念。此為「意義建構」層次，期望學生在活動中能夠了解人工智慧的原理與限制。

在期末專題也實施問題探究活動，讓學生能從課堂所學試著提案解決自己感興趣的真實問題。除提案外，學生也需要操作人工智慧工具，如同資料科學家般收集實際資料來訓練模型，藉此解決問題。此即「意義賦予」的第二個層次，讓學生運用所學，將學到的概念內化並融入議題中。

(3) 課程規劃

本學年課程規劃如下表所示。期初主要運用應用實例來帶領同學初探人工智慧與機器學習的概念。在人工智慧的單元，讓學生操作兩個較成熟的免費對話機器人 Cleverbot 和 ChatGPT，請學生比較兩者使用上的差異，讓學生體驗人工智慧的技術與效果。在機器學習的單元，運用 Google Teachable Machine 請學生收集貓與狗的照片，在課堂上立即建立照片分類器的機器學習模型，並引導學生思考正確率可能受到那些因素的影響，藉此回顧機器學習的基本概念——資料、特徵、標註、訓練集與測試集。

期中的核心課程開始引入視覺化互動工具，引導學生探索模型。在機器學習演算法的單元，運用 Machine Learning Playground 讓學生理解不同的機器學習分類演算法，引導學生探索資料與模型超參數對分類效果的視覺化影響。在深度學習的單元，除了 Machine Learning Playground 之外，導入 Google Tensorflow Playground 讓學生觀察深度學習模型中各神經元與權重如何在訓練過程中動態變化。這兩個平台可以幫助學生進一步理解機器學習與深度學習模型的超參數，例如深度學習的學習率、支持向量機的核轉換技巧、決策樹的深度等。

期末專題要求學生分組發想「未來的智慧健康服務」，每組專題內容必須包括目的、對象、服務流程、資料來源與潛在風險與危機；除此之外，每組必須使用 Google Teachable Machine 和／或 Google Dialogflow Essentials 來實現「影像理解」與「語言理解」兩種功能。影像理解

可以使用 Google Teachable Machine 的照片辨識或人體姿態辨識來實現，語言理解可使用 Google Teachable Machine 進行聲音辨識或實作出 Google Dialogflow Essentials 的對話機器人。由於本學期專題多了這兩個問題探究平台，將可以促使學生思考得更實際，也帶來更進一步的挑戰。

表 1、課程規劃

週次	週	主題	教學設計				教學工具
			應用 實例	視覺 互動	引導 探索	問題 探究	
1-3	3	人工智慧	●				Cleverbot vs. ChatGPT
4-5	2	機器學習	●				Google Teachable Machine
6-7	2	機器學習演算法		●	●		Machine Learning Playground
8-9	2	深度學習	●	●	●		Google Quick, Draw! Google Tensorflow Playground
10-11	2	期中考					N/A
12-13	2	專題教學				●	Google Teachable Machine Google Dialogflow
14-17	4	專題工作坊				●	

(4) 學習工具

A. 模型探索平台

Machine Learning Playground (<https://ml-playground.com/>) 為一個免費線上學習資源。該資源由工程師 Joseph Chuang 所研發，目前提供五種常見的分類演算法：K 最近鄰近、感知器、支持向量機、類神經網路、決策樹。無論學生選擇哪種方法，都可以透過滑鼠點擊左邊資料區來輸入橘色與紫色的訓練資料，每個資料的特徵由其 X 軸和 Y 軸座標決定。學生也可以增加誤差資料，來測試哪個人工智慧演算法更穩健。此外，每個演算法都有不同的參數可供調整，學生也可以試著調整參數來試著提高分類效果。

Google Tensorflow Playground (<https://playground.tensorflow.org/>)。此平台使用視覺化的方式展現深度學習的內部結構，讓學生決定資料特徵與網路結構，訓練電腦分類陽性資料（藍色）與陰性資料（橘色）。雖然不如機器學習遊樂場那樣可以自行輸入數據，但有趣的是，學生能夠藉由視覺化模擬，觀察網路結構中每個神經元與權重的作用，藉此調整下一次的訓練方式。其中最困難的資料集是雙螺旋樣式，學生需要嘗試多次才有可能找到最有效率的訓練方式。

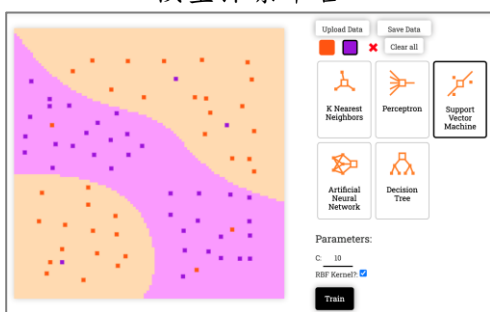
B. 問題探究平台

Google Teachable Machine (<https://teachablemachine.withgoogle.com/>) 為 Google 所研發的機器學習體驗平台，目前平台提供三種應用影像、聲音與姿態識別。考量到課堂實施狀況，第一次上課時介紹影像識別，但期末專題開放讓同學選擇所有功能。教師首次上課時帶領同學收集貓與狗的照片，再訓練一個貓狗照片的分類器。在期末專題中，學生可以自行決定識別的內容，使用手機或網路攝影機，準備相應的影像資料。學生也可以觀察訓練後的成果，探究哪些原因影響影像識別的準確率。而老師也可以利用這個探究工具，用真實的影像資料，示範課程裡的重要概念。

Google Dialogflow Essentials (<https://dialogflow.cloud.google.com/#/login>) 為 Google 所研發的自然語言理解服務，主要用於對話機器人的研發。學生無需編寫程式，只要規劃意圖，輸入文字訓練模型，就可以打造一個簡單的對話機器人。意圖代表了用戶可能提出的不同問題或目的，也是學生應該要在專題與同學討論的重點。此外，此平台也提供網頁模擬器，可

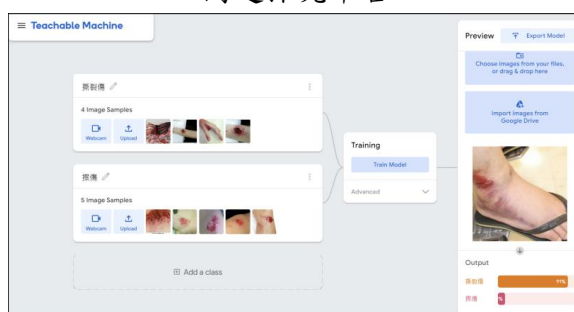
以讓學生即時測試和調整對話機器人的效果，以確保它能夠正確地回應使用者的輸入。

模型探索平台

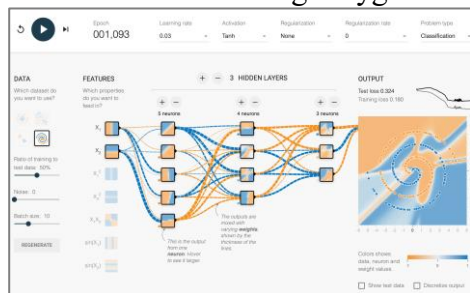


A1. Machine Learning Playground

問題探究平台



B1. Google Teachable Machine



A2. Google Tensorflow Playground



B2. Google Dialogflow Essentials

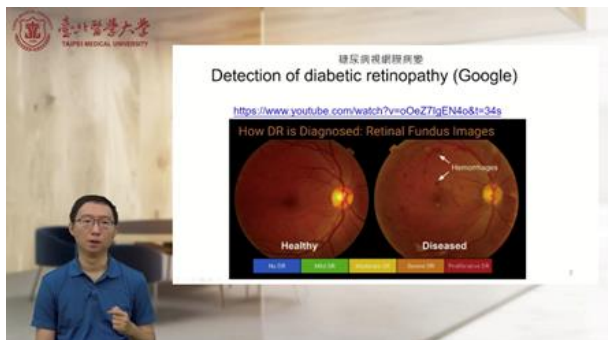
圖 3、教學工具

(5) 教材案例

A. 應用實例

深度學習應用於糖尿病視網膜病變：在深度學習的單元中，課程將介紹 Google 的醫學影像識別案例。該案例中提到將相同的視網膜影像案例給不同的眼科醫師判斷糖尿病視網膜病變的嚴重程度，結果眼科醫師在程度重度與輕度案例的判斷結果一致，但在中度病變的案例卻有歧異。因此程式設計師設計了一個影像識別系統，可以輔助醫師判斷病情。這個案例除了讓同學認識人工智慧的醫療應用，也可以用來說明評估模型的方式，包括 F1、ROC、AUC 等概念

人工智慧的倫理議題：在機器學習的電腦視覺單元中，課程將介紹一個人工智慧導致潛在歧視的著名案例。一名電腦科學家在測試一個影像識別系統，她發現正確率並沒有開發團隊宣稱得那麼高；由於該名科學家是黑人，當她戴上依據自己臉型打造的白色面具，該系統竟然能成功識別。由於美國警方當時正考慮採用該系統作為犯人識別工具，該科學家擔心系統若僅能正確分辨白種人，未來警方極有可能錯誤逮捕無辜的有色人種。藉由這個案例，引導同學思考機器學習所帶來的倫理問題，並回顧機器學習的資料收集與過度配適等問題。



A1. 深度學習應用於糖尿病視網膜病變



A2. 人工智慧的倫理議題



B1. 機器學習模型引導探索學習單



B2. 深度學習模型引導探索學習單

圖 4、應用實例與模型探索示範教材

B. 模型探索

機器學習模型引導探索學習單（參見上圖 B1 與附件 3）：在機器學習演算法的支持向量機（support vector machine）分類模型單元，使用前述 Machine Learning Playground 平台作為教學工具，搭配以下學習單操作，讓學生更有方向性。例如學習單除了指示學生輸入資料點外，也會引導學生加入噪音點，用來測試模型的穩健性，亦可回顧支持向量機的特性；除此之外，利用平台的核技巧超參數設定，讓學生實際觀察有無核技巧的分類效果差異。最後，由於機器學習的效果十分仰賴資料樣態，實務上的確發現有同學輸入的資料過於簡單，可使用線性分割而無法觀察出核技巧的效果，因此讓學生彼此分享自己的分類結果，從他人的結果中可以得到更全面的理解。

1. 資料輸入：繪製 30 個以上橘色點與紫色點作為已標註資料（labeled data），兩種顏色點之間需可分割（separable）；
2. 噪音輸入：在橘色區繪製 3 個紫色點作為 10% 以下的噪音資料（noises），並在紫色區繪製 3 個橘色噪音點；
3. 訓練模型：使用預設超參數訓練 SVM 模型，請問分類結果如何？
4. 重新訓練模型：使用預設超參數訓練模型，請問分類結果有何不同？
5. 調整超參數：將「RBF Kernel」超參數打勾後，請問分類結果有何不同？
6. 將結果分享給同學

深度學習模型引導探索學習單（參見上圖 B2 與附件 4）：在深度學習的單元，使用前述 Google Tensorflow Playground 平台作為教學工具，搭配以下學習單。首先，學生需選擇一個較困難的指定資料集，讓學生自由調整演算法的超參數，並觀察模型在資料集與測試集的評估結果。同時，也補充一些課堂上沒講過的概念，例如 epoch、batch size 等，這些概念通常涉及程式碼撰寫，所以使用此平台可以趁機說明。最後，收集學生回應後，找到最佳解的同學設定，再與其他同學分享，藉此討論超參數調整的重要性。

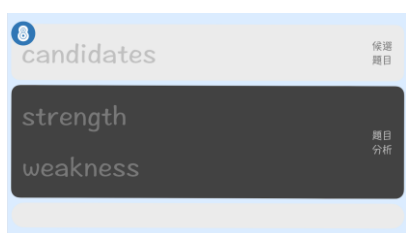
1. 資料選擇：從四個預設資料集中選擇「雙螺旋」資料集，噪音量使用預設值 0；
2. 特徵設定：限制使用原始特徵 X1 與 X2；
3. 訓練模型：自由調整以下演算法超參數，找到最佳解並記錄當時的超參數設定與評估結果，包括(i)訓練集比例、(ii)模型結構、(iii)學習率、(iv)激發函數、(v)最佳測試損失值、(vi)最佳訓練損失值。

C. 問題探究

期末專題討論引導 Jamboard：期末專題將使用 Jamboard 作為腦力激盪與討論的素材，在期末專題工作坊中，將分為三個階段進行討論——題目分析、流程設計與人工智慧限制。

1. 題目分析：在工作坊一開始，同學們分組討論該組的主題、議題或方向。成員們可能會提出各種候選題目，並分析各自的優缺點，包括實用性、未來性與可行性，以確定哪個主題可以完成且值得探討。最終，各組將確定一個最終題目。

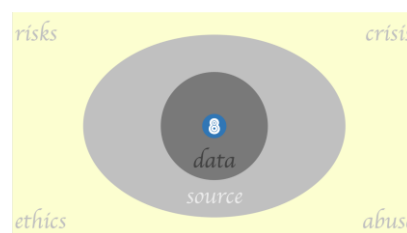
2. 流程設計：各組成員決定題目後，開始討論未來智慧健康服務的目標對象，以及可能的場域（例如，醫療機構、家庭、社區、網路等），並設想這個服務可能有哪些功能，思考這些功能是否有先後順序（即流程）或上下層關係（即架構）。最後，挑選其中兩個功能，使用指定平台實作「影像理解」與「語言理解」的功能。
3. 人工智慧限制：在工作坊的下午，引導學生討論各自未來智慧健康服務所涉及的資料，思考其來源與權限，藉此探討該服務可能有的限制，包括潛在風險、危機、道德、濫用等四個面向。潛在風險是指人工智慧可能導致的不良後果或負面影響，例如機器學習可能的誤判風險；危機是指不可預期的重大災害或威脅，例如駭客利用系統安全漏洞；道德是指人工智慧開發過程或使用可能造成的隱私、人權或社會公平問題，例如個人資料的取得權限問題；濫用是指使用者在不當使用下所造成的衍伸問題，例如利用照片識別功能來查找特定對象。學生必須針對自己所設想的服務來思考適合的議題，而非泛泛而談。



C1. 題目分析



C2. 對象、場域與流程設計



C3. 人工智慧限制

圖 5、期末專題討論引導 Jamboard

5. 研究設計與執行方法 Research Methodology

(1) 研究架構

本研究研究架構如圖 6 所示。本研究採用準實驗研究法，自變項包括溝通形式（實體、遠距班），依變項包括人工智慧理解測驗分數（期中考）、學習歷程（作業）、專題成果、自我調整學習與課程評量。原本希望與前一學年的資料比較，但由於課程變動的關係，作業有些許調整而難以比較，僅剩作業二「你贊成人工智慧與醫療結合嗎」保留。除此之外，由於本計畫僅取得當屆學生的知情同意，因此對於前屆學生的測驗、作業與專題成果，在成果報告中無法提供圖表，僅提供文字敘述。

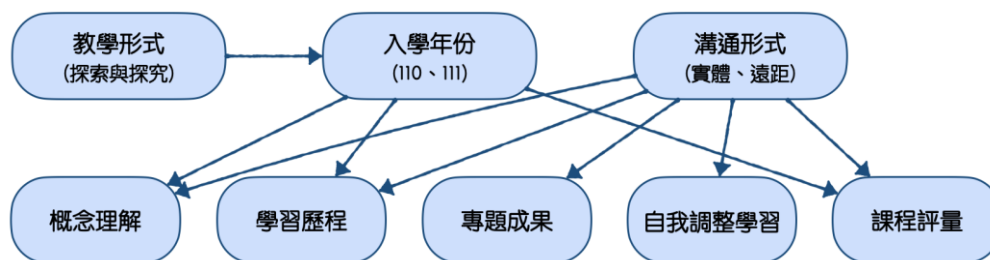


圖 6、研究架構

(2) 研究對象與場域

本研究的對象為大一新生，主要為 111 學期入學的學生。學生還可以根據自己的需求選擇參加實體班或遠距班。實體課程在電腦教室中進行，而遠距課程將透過 Cisco Webex 線上會議平台進行同步教學和分組討論。在資料分析階段，我們將排除高年級學生以及跨校選修的學生，有效資料為實體班 58 人，遠距班 141 人。

(3) 研究工具

人工智慧理解測驗（參見附件 1）：包含 20 題單選題，分為三種題型：定義（20%）、理解（40%）、遷移（40%）。定義題考核內容為基本定義與區別異同；理解題考核內容為重新描述概念；遷移題將使用課堂上未曾提過的案例，讓學生判斷人工智慧的概念。

學習歷程記錄：包括三項作業，分別是「我所知道的人工智慧」、「你贊成人工智慧與醫療結合嗎」與「機器學習的應用情境」，後續作業僅用於協助學生分組與找尋專題初始題目，不在本計畫中分析。

自我調整學習問卷（參見附件 2）：採用 Pintrich 等人（1991）的動機學習策略問卷（即 Motivated Strategies for Learning Questionnaire, MSLQ）的動機量表。此量表包含 31 題，並分為 6 個維度，包括內在目標導向、外在目標導向、任務價值、控制信念、自我效能與測驗焦慮。每個問題的回答皆採李克特氏五等量表，選項由「完全不同意」到「完全同意」。

6. 教學暨研究成果 Teaching and Research Outcomes

(1) 教學過程與成果

A. 測驗分數

研究對象的期中測驗總分與各題型分數如下表所示。從表 2 中可以發現，實體班與遠距班的總分與各題型皆無顯著差異。若與前一學年期中考驗相比，會發現除實體班理解題正確率之外，皆無顯著差異；可惜的是，本屆實體班的理解題正確率顯著低於去年的班級。可能原因實體班的上課時間較遠距班早，筆者第一次實施此學習活動，因此過程可能不夠順暢，妨礙了實體班學生的學習，遠距班則無顯著差異。但整體來說本屆期中測驗分數與前一年並無顯著差異，這可能是因為考題不夠具有足夠鑑別度，另一方面新活動所能獲得的能力也不一定能用考試測得，因此未來應針對新課程重新設計測驗題，使考卷效度能提升。

表 2、期中測驗分數

111 學年	實體班 (N=58)		遠距班 (N=141)		$t_{\text{遠距-實體}}$
	$M(SD)$	$t_{111-110}$	$M(SD)$	$t_{111-110}$	
總分	74.59 (16.18)	-0.39	78.48 (16.29)	0.45	1.53
定義正確率%	77.59 (33.99)	0.47	78.40 (25.48)	-0.56	0.18
理解正確率%	61.82 (21.64)	-2.94**	66.78 (24.99)	-0.51	1.32
應用正確率%	78.16 (20.52)	0.47	79.81 (25.87)	0.66	0.43

B. 專題成果

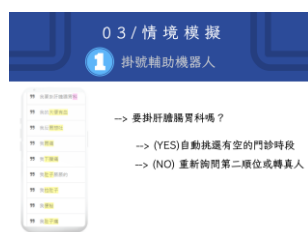
在期末專題中，大部分的組別選擇了醫療應用，**這些專題都顯示了學生們在整合科技和醫學領域的才能和潛力**。這同時也回應了本計畫的初衷，學生能夠為人工智慧賦予自己的意義，也期待學生在進階課程中深入研究和繼續實現他們的作品。以下是部分學生的專題成果：

- 長者用藥系統（111-1-實體）（圖 7-B1）：該組學生運用 Google Teachable Machine 實作藥物影像辨識與長者語音對話辨識。藥物影像辨識實現了三種藥物特徵的識別：有無刻痕、形狀與顏色，後者實現了是非題回答的語音辨識，雖然由於時間的關係，後者平台模擬較為簡單，但已能看出同學能夠將上課所學融入專長，提出解決長者用藥問題的能力。
- 醫院掛號科別輔助與醫學影像判讀系統（111-1-遠距）（圖 7-B2）：該組同學運用對話機器人設計了掛號輔助，並運用影像識別技術幫助醫師更有效地解讀微生物的醫學影像。雖然該組學生兩種應用之間的連結性有待加強，但他們在對話機器人的部分設計了許多細節，並訓練許多文字資料增強其對話功能，十分用心。

- 咳咳關心您 (111-2-實體) (圖 7-B3)：該組學生針對咳嗽所產生的痰與咳嗽音，分別運用了影像與聲音識別的技術，專題整合性高。他們也針對此專題可能帶來的限制有了深入討論，例如依賴軟體而導致的延遲就醫與浪費醫療資源等問題，是實用的跨域醫學專題。



B1. 長者用藥系統 (111-1-實體)

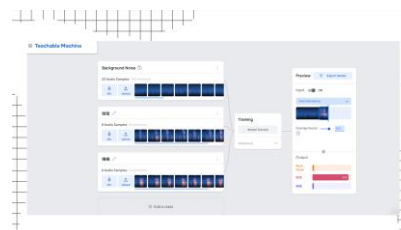
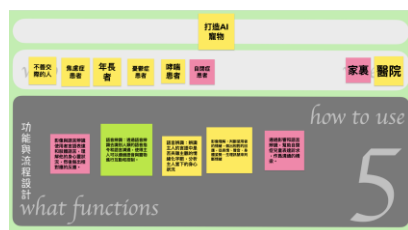


B2. 醫院掛號科別輔助與醫學影像判讀系統 (111-1-遠距)

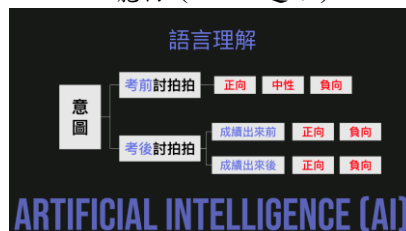


B3. 咳咳關心您 (111-2-實體)

影像識別



B4. AI 寵物 (111-2-遠距)



B5. 考試安撫機器人 (111-1-實體)

圖 7、期末專題成果 (醫學類)

另外也有許多學生從生活角度出發，設計了許多創新的未來智慧健康應用。他們重視人的情感和心理健康，並設計了有趣的解決方案。高度壓力和焦慮的環境是當今社會的重要議題，也是本校學生所面臨的實際問題，同學們的專題不僅有助於能解決自己的需求，也能提高社會的健康和福祉。以下是部分學生的專題成果：

- AI 寵物 (111-2-遠距) (圖 7-B4)：該組學生針對許多服務對象，包括長者、焦慮症等對象，設計了 AI 寵物。他們設想了寵物應具有識別主人情緒的能力，因此運用影像識別與聲音識別技術來辨識人類的情緒。此作品具創意性，也符合當前社會的需求。
- 考試安撫機器人 (111-1-實體) (圖 7-B5)：該組學生從日常生活經驗發想，有感於考試壓力大，希望能打造對話機器人來陪伴同學面對考試結果。從專題成果可以發現學生為了

始思考機器學習在【#醫療】、【#疾病】或【#藥物】可以從事的【#預測】與【#分析】的【#研究】。學生開始將他們所學的機器學習知識與他們的專業領域相關聯，展現跨領域的學習結果。藉由這些作業，學生除了能夠回顧機器學習的基本概念和技術，也有助於學生發現新新的應用和可能性。

這些作業反映出學生在課程中的學習進展。他們從最初的表層理解逐漸深入，開始思考如何應用機器學習技術解決現實世界的問題，尤其是在醫療領域。這些觀察說明了本課程的有效性，幫助學生建立對機器學習的更深入理解，也強化了應用的想像。

D. 自我調整學習

圖 9 呈現了實體班與遠距班在自我調整學習上的期初到期末的變化。 t 檢驗顯示**實體班學生的測驗焦慮顯著降低** ($t=-3.26, p<0.01$)，其餘無顯著變化，僅內在目標導向與自我效能有邊緣顯著；而**遠距班在內在目標導向** ($t=4.64, p<0.001$) **與自我效能** ($t=3.79, p<0.001$) **有顯著提升，測驗焦慮顯著降低** ($t=-3.29, p<0.01$)，其餘無顯著變化，僅任務價值有邊緣顯著。兩班的共通點是測驗焦慮降低，這可能是因為此類資料科學探究活動能夠幫助學生更理解考試範圍，加深印象。此外，遠距班的內在目標導向和自我效能有明顯的提高，這可能是因為資料科學探究活動更適合在網路上施行，更能發揮學生的自主學習能力，因此提高了學生的內在目標導向；視覺化探索工具也能立即給予學生回饋與成就感，有助於提升學習後的自我效能。

若比較兩班的差異，可以發現**期初時遠距班的任務價值顯著高於實體班** ($t=2.81, p<0.01$)，其餘無顯著差異。這可能反映了學生的選課差異，此結果顯示了選擇遠距班的學生傾向認為人工智慧對其專業或未來的重要性。然而，課程結束後兩班的任務價值卻沒有顯著差異，雖然兩班期初與期末的任務價值沒有顯著變化，但這可能暗示實體班在經過資料科學探究活動後也開始認同人工智慧的價值。此外，統計結果也顯示**期末實體班的測驗焦慮顯著低於遠距班** ($t=2.55, p<0.05$)，由於兩班的測驗焦慮在期末皆有顯著降低，代表資料科學探究活動更能減輕實體班的學習壓力。這可能是因為實體班的資料科學探究活動與講授式課程差異更大，學生更積極參與活動，不僅是被動接受知識。

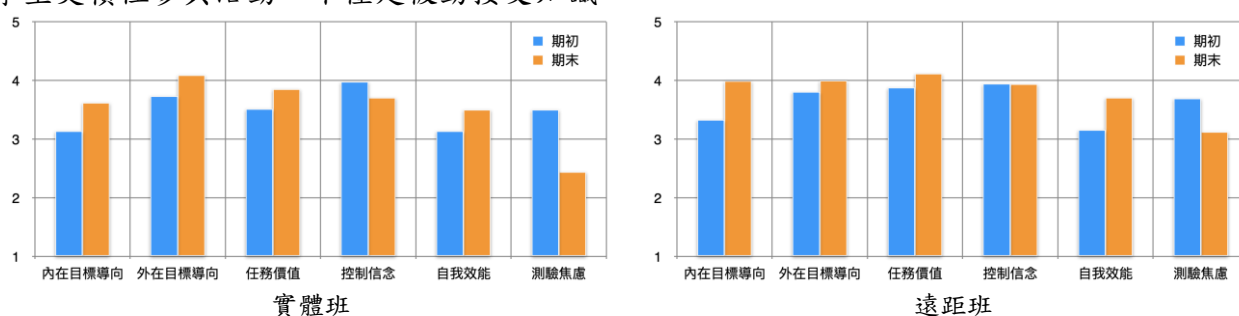


圖 9、自我調整學習

E. 課程評量

下表整理了本學年與前一學年的期末課程評量結果。統計分析顯示，雖然評量分數略有提升，但學年和班級似乎對課程評量沒有造成明顯的差異。這可能來自三方面，首先，課程評量 4 分已經屬於高分，進步空間有限；其次，筆者首次執行此類資料探究活動還有改善空間，例如改良教學活動的實施方式，增強學生間的互動性，協助跟不上進度的學生，滿足個別學生的學習需求；第三，課程內容調整幅度可以再更大，目前仍保留原本的課綱，面對外在環境的變化，課綱勢必需要大幅修整。

表 3、期末課程評量

學年	實體班		遠距班		t
	N	$M(SD)$	N	$M(SD)$	
110	41	4.40 (0.69)	83	4.29 (0.80)	0.75
111	36	4.44 (0.64)	103	4.39 (0.67)	0.39
t	0.26		0.93		

(2) 教師教學反思

第一、人工智慧概念的理解。在理論上，模型探索和問題探究的活動被認為可以提高學生對課程內容的理解，然而，這種學習方式似乎並未在測驗成績上體現出來。這可能是因為筆者並未給予足夠的時間來實施這些活動。為了更有效地實現這種學習方式，我認為有必要更大膽地將次要的章節簡化或刪除，以便為模型探索和問題探究活動釋放更多時間。此外，不同章節所使用的工具不同，這可能導致學生增加多餘的學習間，難以實現連貫的學習體驗。希望未來筆者能夠自行設計統一的學習工具，解決前述問題。

第二、期末專題表現。雖然測驗成績不如預期，但筆者對本屆學生期末專題的表現感到驚喜，報告內容更為豐富、更創新也更具體。過去，學生在進行期末報告時通常依賴於在網絡上查找資料，這導致報告的內容較為泛泛而談，難以深入探討問題，並且經常出現學生選擇相似或重複的題目，例如智慧藥盒等。引入問題探究工具後，我看到學生開始更加認真地思考如何具體解決問題。他們進行了更深入的研究，針對現實世界的挑戰提出了具體的解決方案。這些方案不僅顯示出他們的技術知識，還表現出他們的創造性和解決問題的能力。

第三、實體班與遠距班的差異。根據本人的觀察，遠距班的專題成果通常較精緻、完成度較高，這可能是因為在網路環境中，學生可以更專注在作品的改善上。然而，遠距班的線上討論容易溝通不良，而實體班的期末工作坊討論氣氛活絡，學生之間的互動更加自然和即時，更重要的是實體班同學的專題通常比較有創新性。這種差異也提醒了我們，教育環境的不同可能會對學習和表現產生相異的影響。未來應該充分利用每種環境的優勢，並繼續改進教學方法，以確保所有學生都能獲得最佳的學習體驗和成就。

(3) 學生學習回饋

本節末摘錄學生的期末學習回饋。根據學生的回饋，本課程的優點主要為三個方面：第一、**整合醫療與人工智慧科技**，課程提供了學生機會深入了解醫療領域與人工智慧技術的結合的機會，讓他們未來有機會與專業結合。第二、**無程式平台**，課程提供簡易的人工智慧工具，無須程式基礎就可以協助學生理解模型。第三、**初學者易於理解**，學生反映即使之前毫無了解，課程也可以讓初學者逐漸理解並跟上課程進度，使他們能夠成功獲得新知識。

本課程的缺點主要來自以下兩個方面：第一、**缺乏注意落後學生**，有學生提到部分較難的技巧可能需要更多的時間，建議老師能夠在學生理解之前多次重複教學。第二、**缺乏程式語言實作**，有學生希望課程中能夠加入與程式語言撰寫相關的實作課程，以進一步深化他們的知識。這兩個問題別來自高、低成就學生，這也代表未來應重視M型化問題。

學生期末回饋回饋：

- 111-1-實體：我覺得鄭年亨老師教學態度很認真，上課也會仔細講解。上傳的剪報內容也可以提供複習的作用，覺得很不錯~
- 111-1-遠距：在老師帶領下讓我們學習到醫療上與人工智慧科技的結合，以及在平日課業上所沒接觸過的AI知識，甚至可以做一些簡單的AI操作工具，覺得非常的新奇，也很開心學習到更多的新知識。
- 111-1-遠距：從對AI一竅不通的我，能讓我慢慢理解，然後跟上老師的上課進度，進而得到新知識，覺得非常開心
- 111-1-遠距：遠距課相對給學生比較多自由，可以選擇自己有空的時間觀看影片或做作業。另外，老師的講解及剪報也十分完整、清楚，能夠讓我快速瞭解上課內容。同步課安排在晚上時常會有無法出席的情況(晚上較容易有其他課外活動)，建議可以將此堂課安排在第一至第八節的時間。
- 111-2-實體：考量到學生其他課業上的壓力，作業量與難度控制很好
- 111-2-遠距：老師的簡報設計清晰明瞭，課程內容的也有邏輯有架構、另加入很多協助

理解模型的 no-code 平台，是一堂很棒的人工智慧入門課。遠距形式的安排很有彈性，也常能根據同學的特殊狀況調整上課方式(e.g. 提供影片可回放觀看等)。希望在 AI 醫療方面，未來能有程式語言撰寫的相關實作課程安排，作為進階進修，期待繼續上年亨老師的課

- 111-2-遠距：這堂課讓我學會許多人工智慧的相關知識，如果沒有上過這堂課我可能都不會有機會接觸到，更不會知道機器人得程式語言差異。我認為許多較難的技巧可以在交慢一點，時常老師已經教學完且在重複做一次我依然不能理解該如何操作。

7. 建議與省思 Recommendations and Reflections

本計畫採用模型探索與問題探究的學習活動，讓學生透過互動式視覺化工具與資料科學工具，使學生能夠建構概念並賦予人工智慧的個人意義。筆者是新進教師，也是第一次執行教育部教學實踐研究計畫，在歷經一年的教學後，筆者有以下省思與未來規劃。

第一、資訊素養M型化問題。雖然 108 課綱更重視學生的資訊素養，但筆者也注意到在實際課堂中，學生的資訊素養存在多樣性。一方面，有些學生甚至已經有基本程式能力，但另一方面，也發現班級裡有學生在資訊素養上處於較初級的階段。從前述學生回饋也可以發現，有些學生跟不上進度，需要額外的支援與解釋，而另外有些學生卻渴望課程裡可以有更多程式撰寫的機會。未來課程應思考如何進行差異化教學，提供彈性學習機會，或在班級裡建立學習共同體，鼓勵學生合作與分享各自知識。

第二、人工智慧環境變化問題。在過去這半年來，出現 ChatGPT 這類能夠顛覆課堂教學的人工智慧工具。除了學生可能更善於利用這些工具應付課堂作業之外，學生對於人工智慧的經驗將更加豐富。雖然從期初作業「我所知道的人工智慧」還看不出這些經驗對本屆學生的影響，但相信未來人工智慧與學生的距離只會更加接近。幸好本課程的作業和學習單強調個人經驗，比較不容易受到人工智慧工具的影響。在新學期中，本課程擬納入生成式人工智慧的概念，並在課堂運用這些工具幫助學生理解人工智慧的相關概念。

第三、研究工具的效度問題。在本計畫中，期中測驗結果沒有顯著差異，這可能是因為測驗主要根據課綱所編修，沒有依據新課程的特性來發展試題，例如超參數與模型分類效果之間的關係，所以無法測出本屆學生的能力。除此之外，本計畫未納入前測來了解學生的初始能力，藉此每一屆學生的變化，十分可惜。雖然本計畫已經結束，但筆者已意識到此問題並採取相應行動。筆者已經於新學年的課程中實施前測，這將有助於了解每一屆學生的起點和成長。同時，筆者也將重新發展測試工具，以確保它們能夠有效地測量學生在新課程下所獲得的知識和技能。

總而言之，執行本次教學實踐研究計畫帶給筆者許多收穫，雖然成果不盡理想，但這也顯示教學有改善空間。筆者從計畫執行中已經意識到這些挑戰，也規劃未來的解決方案，部分想法也已經於新學期中開始執行。這種不斷的學習和改進是教學實踐的重要一部分，期望本課程未來能夠隨時反映外在環境變化，幫助醫學領域學生更了解人工智慧的最新技術與原理，並對人工智慧的限制與使用有正確的認識，為學生的跨領域學習打下穩固的基礎。

8. 論文發表

Cheng, H. N. H. (2023). Using Interactive Visualization for Guiding Non-IT Students to Understand the Concepts of Artificial Intelligence. In *14th IIAI International Congress on Advanced Applied Informatics*. Koriyama, Japan.

二. 參考文獻 References

- 周保男、薛曉琳 (2017)。互動式視覺科技導入國中 STEM 教育之研究-以 GeoGebra 輔助數學教學為例。《工程與科技教育學術研討會論文集》，295-307。
- 張堯婷、陳宏銘、吳致娟、楊明仁 (2017)。地科、化學與物理跨科合作之探究與實作課程規劃。《科學教育月刊》，400，44-50。
- 黃秋霞、楊志強 (2020)。國小數學科互動式體積 AR 輔助學習軟體應用之探討。《特殊教育發展期刊》，70，17-34。
- Alkhateeb, M. A., & Al-Duwairi, A. M. (2019). The Effect of Using Mobile Applications (GeoGebra and Sketchpad) on the Students' Achievement. *International Electronic Journal of Mathematics Education*, 14(3), 523-533.
- Bell, P., Lewenstein, B., Shouse, A. W., & Feder, M. A. (2009). *Learning science in informal environments: People, places, and pursuits* (Vol. 140). Washington, DC: National Academies Press.
- Brown, J. S., Collins, A., & Duguid, P. (1989). Situated cognition and the culture of learning. *Educational researcher*, 18(1), 32-42.
- Cairns, D. (2019). Investigating the relationship between instructional practices and science achievement in an inquiry-based learning environment. *International Journal of science education*, 41(15), 2113-2135.
- Cheng, H. N. H., Liao, C. C. Y., & Chang, W. C. (2018). iAbstract: Game-driven Keyword Auction and Summarization for Academic Reading. *Journal of Educational Technology & Society*, 21(4), 248-258.
- Cheng, H. N., & Zhang, X. (2020). Modeling the Self-Regulated Learning Behaviors of Graduate Students in Online Academic Reading and Writing Environments. In N. Pinkwart and S. Liu (Eds.), *Artificial Intelligence Supported Educational Technologies* (pp. 227-244), Springer.
- de Silva, V. (2019). Developing Self-regulated Learning skills in University students Studying in the Open & Distance Learning Environment by using KWL Method. In Pan-Commonwealth Forum 9.
- Fatemah, A., Rasool, S., & Habib, U. (2020). Interactive 3D visualization of chemical structure diagrams embedded in text to aid spatial learning process of students. *Journal of Chemical Education*, 97(4), 992-1000.
- Fuchs, J., Isenberg, P., Bezerianos, A., Miller, M., & Keim, D. (2019, May). Educlust-a visualization application for teaching clustering algorithms. In *Eurographics 2019-40th Annual Conference of the European Association for Computer Graphics* (pp. 1-8).
- Glazewski, K. D., & Hmelo-Silver, C. E. (2019). Scaffolding and supporting use of information for ambitious learning practices. *Information and Learning Sciences*.
- Herrington, J., & Oliver, R. (2000). An Instructional design framework for authentic learning environments. *Educational Technology Research and Development*, 48(3), 23-48.
- Hidayanti, W. I., Rochintaniawati, D., & Agustin, R. R. (2018). The Effect of Brainstorming on Students' Creative Thinking Skill in Learning Nutrition. *Journal of Science Learning*, 1(2), 44-48.
- Husnaini, S. J., & Chen, S. (2019). Effects of guided inquiry virtual and physical laboratories on conceptual understanding, inquiry performance, scientific inquiry self-efficacy, and enjoyment. *Physical Review Physics Education Research*, 15(1), 010119.
- Hwang, G. J., Chiu, L. Y., & Chen, C. H. (2015). A Contextual game-based learning approach to improving students' inquiry- based learning performance in social studies courses.

Computers & Education, 81, 13-25.

- Kapur, M. (2014). Comparing learning from productive failure and vicarious failure. *The Journal of the Learning Sciences*, 23(4), 651-677.
- Kruger-Ross, M. J., & Waters, R. D. (2013). Predicting online learning success: Applying the situational theory of publics to the virtual classroom. *Computers & Education*, 61, 176-184.
- Kuhlthau, C. C., Maniotes, L. K., & Caspari, A. K. (2015). *Guided inquiry: Learning in the 21st century: Learning in the 21st century*. Abc-Clio.
- Lederman, J. S. (2009). Teaching scientific inquiry: Exploration, directed, guided, and opened-ended levels. *National geographic science: Best practices and research base*, 8-20.
- Lemke, J. (1990). *Talking science: Language, learning, and values*. Ablex.
- Lemke, J. (2015). *Feeling and meaning: A unitary bio-semiotic account*. In P. Trifonas (Ed.), *International handbook of semiotics* (pp. 589–616). Springer
- Lontschar, S., Pietroszek, K., Humer, I., & Eckhardt, C. (2020, June). An Immersive and Interactive Visualization of Gravitational Waves. In *2020 6th International Conference of the Immersive Learning Research Network (iLRN)* (pp. 178-184). IEEE.
- Maina, F. W. (2004). Authentic learning: Perspectives from contemporary educators. *Journal of Authentic Learning*, 1(1), 1- 8.
- Pintrich, P. R., Smith, D. A. F., Duncan, T., & McKeachie, W. (1991). *A manual for the use of the motivated strategies for learning questionnaire (MSLQ)*. Ann Arbor, Michigan.
- Russell, D. M., & Pirolli, P. (2009). An overview of sensemaking: A view from the workshop CHI 2009. In *CHI 2009 Sensemaking Workshop*, Boston, MA.
- Ruzaman, N. (2020). Inquiry-Based Education: Innovation in Participatory Inquiry Paradigm. *International Journal of Emerging Technologies in Learning (iJET)*, 15(10), 4-15.
- Shahali, E. H. M., Halim, L., Rasul, M. S., Osman, K. and Zulkifeli, M. A. (2017). STEM learning through engineering design: Impact on middle secondary students' interest towards STEM. *EURASIA Journal of Mathematics, Science and Technology Education*, 13(5), 1189-1211. <https://doi.org/10.12973/eurasia.2017.00667a>
- Sinha, T., & Kapur, M. (2021). *From problem-solving to sensemaking: A comparative meta-analysis of preparatory approaches for future learning*. <https://doi.org/10.35542/osf.io/83p7e>
- Sun, M., Wang, M., Wegerif, R., & Peng, J. (2021). How do students generate ideas together in scientific creativity tasks through computer-based mind mapping?. *Computers & Education*, 104359.
- van Gog, T., & Rummel, N. (2010) Example-based learning: Integrating cognitive and socialcognitive research perspectives. *Educational Psychology Review*, 22(2) 155-174. <https://doi.org/10.1007/s10648-010-9134-7>
- Weisberg, D. S., Hirsh-Pasek, K., & Golinkoff, R. M. (2013). Guided play: Where curricular goals meet a playful pedagogy. *Mind, Brain, and Education*, 7(2), 104-112.
- Zhou, C., Kuang, D., Liu, J., Yang, H., Zhang, Z., Mackworth, A., & Poole, D. (2020, April). AISpace2: an interactive visualization tool for learning and teaching artificial intelligence. In *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence* (Vol. 34, No. 09, pp. 13436-13443).

三. 附件 Appendix

附件 1. 人工智慧測驗例題

(1) 定義題【監督式與非監督式學習】

監督式與非監督式學習有什麼差異？

What is the difference between supervised and unsupervised learning?

- A. 監督式學習需要標註資料，但非監督式學習不需要 Supervised learning requires labeled data, while unsupervised does not
- B. 監督式學習需要資料清理，但非監督式學習不需要 Supervised learning requires data cleansing, while unsupervised does not
- C. 監督式學習需要特徵選擇，但非監督式學習不需要 Supervised learning requires feature selection, while unsupervised does not
- D. 監督式學習需要依據目的選擇適當的演算法，但非監督式學習不需要 Supervised learning requires selecting an appropriate algorithms according to one's objective, while unsupervised does not

(2) 定義題【資料前處理】

關於在機器學習中「資料前處理」步驟的說明，以下何者正確？

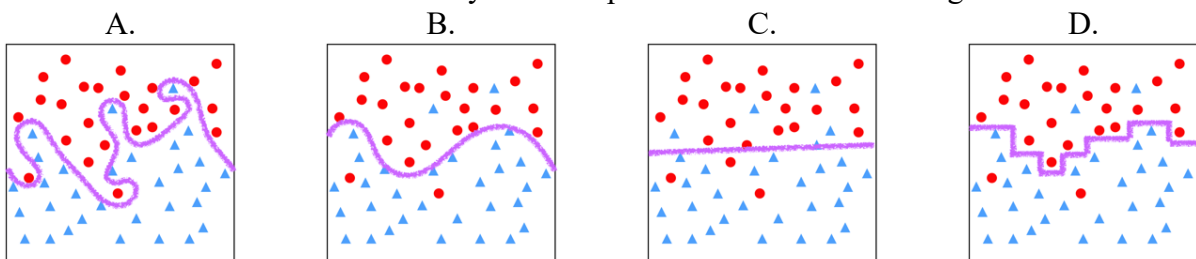
Which of the following statements is correct about the description of the "data preprocessing" step in machine learning?

- A. 資料前處理包括選擇最佳模型 Data preprocessing includes selecting an optimal model
- B. 資料前處理包括清除無效的資料 Data preprocessing includes removing invalid data
- C. 資料前處理包括評估模型的正確度 Data preprocessing includes evaluating the accuracy of a model
- D. 資料前處理包括將所有收集到的特徵放入模型中 Data preprocessing involves putting all the collected features into a model

(3) 理解題【過度配適】

以下為四個分類演算法對同一群資料的分類結果，訓練資料為紅色圓形與藍色三角形，而紫色的線為分類模型，請問哪個方法可能有「過度配適」的現象？

The following figures are the results of classifying the same data by the four different algorithms. The training data are denoted by red circles and blue triangles, while the purple line represents the classification model. Which method may have the phenomenon of "overfitting"?



(4) 理解題【k 摺交叉驗證】

在機器學習中，使用「k 摺交叉驗證」方法有什麼好處？

What are the benefits of using a "k-fold cross-validation" approach in machine learning?

- A. 穩定模型評估結果 Stabilize Model Evaluation Results
- B. 提高模型的準確率 Improve the accuracy of the model
- C. 加快模型的訓練時間 Accelerate the model training time
- D. 加快模型的測試時間 Accelerate the model testing time

(5) 應用題【集群】

研究者想要探究某議題在網路上有哪些核心意見，因此廣發線上問卷，問卷內含幾十道問題，每道問題的選項從同意到不同意。收到資料後，研究者應該使用哪種機器學習的方法，才能找出不同的意見中心？

Researchers want to explore the core opinions on a certain topic on the Internet, so they widely distribute an online questionnaire. The questionnaire contains dozens of questions, and the options for each question range from agree to disagree. After receiving the data, which machine learning method should the researcher use to find out the differences of opinion centers?

- A. 集群 Clustering B. 分類 Classification
C. 迴歸 Regression D. 關聯規則 Association rules

(6) 應用題【強化學習】

為什麼程式設計師常常使用「強化學習」來訓練電腦玩遊戲？

Why do programmers often use "reinforcement learning" to train computers to play games?

- A. 因為遊戲具有可探索的環境 Because games have environments that can be explored
B. 因為遊戲具有已存在的資料標註 Because games have existing data annotations
C. 因為遊戲所產生的歷程資料正確性高 Because the process data generated by games is highly accurate
D. 因為遊戲能夠自動將資料分為訓練集與測試集 Because games can automatically divide the data into a training set and a test set

附件 2. 自我調整學習問卷

內在目標導向 Intrinsic Goal Orientation

1. 在本課程中，我喜歡有挑戰性的教材，才能學到新東西。
2. 在本課程中，我喜歡那些能引起我好奇心的教材，就算困難也沒關係。
3. 在本課程中，對我來說最令人滿足的事情是盡可能深入地理解內容。
4. 在本課程中，如果我有機會，我會選擇那些我可以學到東西的課堂作業，就算不保證可以獲得好成績。

外在目標導向 Extrinsic Goal Orientation

1. 現在對我來說，在本課程中取得優良的成績是最令我滿意的事情。
2. 目前對我最重要的事情是提高我的平均分數，所以我在本課程主要關心的是獲得好成績。
3. 如果可以，我想比班上其他大部分同學都拿到更高的成績。
4. 我想要在本課程中表現出色，因為向我的家人、朋友或其他人展示我的能力很重要。

任務價值 Task Value

1. 我會將本課程所學內容應用到其它課堂上。
2. 學會本課程的內容對我來說是重要的。
3. 我對於本課程的內容範圍非常感興趣。
4. 我認為本課程內容對我學習很有用。
5. 我喜歡本課程的主題。
6. 理解本課程的主題對我來說非常重要。

學習信念控制 Control of Learning Beliefs

1. 如果用合適的方法，我就有能力學會本課程的教材內容。
2. 如果我不學習本課程教材，那是我的錯。
3. 如果我夠努力，一定可以了解課程的教材內容。
4. 如果我不理解此課程的教材內容，可能是我不夠用功。

學習與表現的自我效能 Self-Efficacy for Learning and Performance

1. 我相信我會在本課程中取得優秀的成績。
2. 我確信我可以理解本課程最複雜的教材。
3. 我有信心可以理解本課程的基本概念。
4. 我有信心可以理解老師所教的最複雜的教材。
5. 我有信心我可以在本課程的作業和考試表現優秀。
6. 我期望在本課程中表現得很好。
7. 我確信我能掌握本課程所教的技巧。
8. 綜合考量到這門課的難易度、老師與自身能力，我認為我會表現良好。

考試焦慮 Test Anxiety

1. 每當考試時，我會想到自己的表現是否會比其他同學遜色。
2. 每當考試時，我會想到試卷中我不會回答的那些題目。
3. 每當考試時，我會擔心不及格的後果。
4. 每當考試時，我會感到不安與心煩意亂。
5. 每當考試時，我會感到心跳加速。

附件 3. 機器學習模型引導探索學習單

機器學習體驗平台：<https://ml-playground.com/>

K Nearest Neighbors (kNN, K 鄰近演算法)

- 資料輸入：請先增加「橘色」與「紫色」的資料點
 - 資料量：橘色與紫色各 30 個以上的點（越多越好）
 - 可分割性：讓兩種顏色間有明顯的界線
 - 但不一定要兩群
 - 雜訊（noises）：請在橘色區點 3 個紫色點，並在紫色區點 3 個橘色點
- 模型選擇：選擇 K Nearest Neighbors
- 超參數設定：先使用預設值（K=3）
 - 注意：KNN 的超參數 K 僅能為奇數
- 模型訓練：按下執行
- 模型評估：請觀察分類結果是否正確？
 - 即紫色區域是否涵蓋全部紫色點、橘色區域是否涵蓋全部橘色點？

Q1. KNN (K=3)：參數使用預設值，請問模型正確度如何？

() 完全正確、幾乎正確、大部分正確、一半正確、大部分錯誤、幾乎錯誤、完全錯誤

Q2. KNN (K=1)：將超參數降為 1，再重新執行，請問此時模型正確度如何？

- 儲存圖片：在圖上按右鍵，選「另存圖片」(檔名自訂)

() 完全正確、幾乎正確、大部分正確、一半正確、大部分錯誤、幾乎錯誤、完全錯誤

Q3. KNN (K 很大)：如果將超參數改成很大的正整數，你觀察到分類模型有什麼變化？

- 分類模型指橘色與紫色的邊界
- 你 K 值設定多少？
- 如果你知道為什麼呈現這樣的變化，也可以補充說明（選填）

Support Vector Machine (SVM, 支持向量機)

- 資料輸入：建議使用原本的資料，比較容易觀察不同演算法的差異
- 模型選擇：選擇 Support Vector Machine
- 超參數設定：
 - C 值：使用預設值即可，此值越大 SVM 模型越嚴格，本課程 C 值不變
 - RBF Kernel 核方法：先維持不勾
- 模型訓練：按下執行
- 模型評估：請觀察分類結果是否正確？

Q4. SVM (RBF Kernel 不勾)：參數使用預設值，請問模型正確度如何？

() 完全正確、幾乎正確、大部分正確、一半正確、大部分錯誤、幾乎錯誤、完全錯誤

Q5. SVM (RBF Kernel 打勾)：將 RBF Kernel 打勾，再重新執行，請問此時模型正確度如何？

- 儲存圖片：在圖上按右鍵，選「另存圖片」(檔名自訂)

() 完全正確、幾乎正確、大部分正確、一半正確、大部分錯誤、幾乎錯誤、完全錯誤

Q6. 比較 RBF Kernel 核方法的使用：你覺得 RBF Kernel 核方法勾與不勾，你觀察到分類模型有什麼變化？

Decision Tree (決策樹)

1. 資料輸入：建議使用原本的資料，比較容易觀察不同演算法的差異
2. 模型選擇：選擇 Decision Tree
3. 超參數設定：
 - Max Tree Depth 最大樹深度：先使用預設值(5)即可
4. 模型訓練：按下執行
5. 模型評估：請觀察分類結果是否正確？

Q7. Decision Tree (最大樹深度為 5)：參數使用預設值，請問模型正確度如何？

() 完全正確、幾乎正確、大部分正確、一半正確、大部分錯誤、幾乎錯誤、完全錯誤

Q8. Decision Tree (最大樹深度為 10 或以上)：將參數調高到 10 以上，請問模型正確度如何？

- 儲存圖片：在圖上按右鍵，選「另存圖片」（檔名自訂）
 () 完全正確、幾乎正確、大部分正確、一半正確、大部分錯誤、幾乎錯誤、完全錯誤

Q9. 分類演算法比較：你比較喜歡哪些分類演算法？

- 不一定依據正確度，也可以考量其他原因
- | | |
|---|--|
| ☐ KNN：K=3 | ☐ KNN：K=1 |
| ☐ 支持向量機 SVM：無核方法 | ☐ 支持向量機 SVM：有核方法 |
| ☐ 決策樹：最大樹深度=5 | ☐ 決策樹：最大樹深度=10 以上 |

Q10. 承上題，為什麼？

附件 4. 深度學習模型引導探索學習單

Google Tensorflow Playground

<https://playground.tensorflow.org/>

資料 Data

- 請選擇「雙螺旋」(右圖)
- 噪音 Noise：預設 0
- 批次大小 Batch size：預設 10

特徵 Features

- 僅能選擇 X1 與 X2



Q1. 訓練集比例 Ratio of training to test data (畫面左方)

() 90%以上、80%左右、70%左右、60%左右、50% (預設)、小於 50%

模型結構 (最左邊為第一層)

Q2. 隱藏層 Hidden Layers：每一層的神經元 neuron 數量

第一層 () 個神經元

第二層 () 個神經元

第三層 () 個神經元

第四層 () 個神經元

第五層 () 個神經元

第六層 () 個神經元

超參數 (畫面上方)

Q3. 學習率 Learning rate

() 0.1 以上、0.03 (預設)、0.01、0.003 以下

Q4. 激發函數 Activation (function)

() Relu、Tanh (預設)、Sigmoid、Linear

最佳模型評估 (畫面右方)

Q5. 最佳測試損失值 Test loss

() 0.1 以上、0.05 以上、0.01 以上、0.005 以上、0.001 以上、小於 0.001

Q6. 最佳訓練損失值 Training loss

() 0.1 以上、0.05 以上、0.01 以上、0.005 以上、0.001 以上、小於 0.001