

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：PEE1123508

學門專案分類/Division：工程學門

計畫年度：☒112 年度一年期 ☐111 年度多年期

執行期間/Funding Period：2023.08.01 – 2024.07.31

導入資訊科技知識檢索平台於機器學習課程以探討學生參與度
機器學習與演算法

計畫主持人(Principal Investigator)：鄭淑真

執行機構及系所(Institution/Department/Program)：南臺科技大學資訊工程系

成果報告公開日期：☒立即公開 ☐延後公開

繳交報告日期(Report Submission Date)：2024 年 9 月 10 日

導入資訊科技知識檢索平台於機器學習課程以探討學生參與度

一、本文 (Content)

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

在現今科技進步快速的年代，科技的進步帶來許多生活上的便利。巨量資料以及雲端技術的興起，使現代人的生活重心逐漸轉向網路服務的應用。同時，電腦硬體的提升也帶動人工智慧(Artificial Intelligence, AI)的快速發展，人工智慧的強大性能在文字與影像的整合、辨識、分類…等應用上帶來高效與便利，未來各行各業導入人工智慧成為一種趨勢，使得了解程式語言與撰寫程式碼來驅動人工智慧進行服務成為了未來各行業必備的能力之一。因此，對於現在的學生來說，撰寫程式碼的能力不僅僅是資訊工程系等以寫程式為主的科系必備的技能，其他科系可能也需要具備一些撰寫程式碼的能力，由此可見程式能力的重要性。然而，以目前的教育現狀來看，儘管程式的教學有向下發展的趨勢，如國中小學皆漸漸接觸程式的基本概念，但對於程式教學的方法依舊依賴透過傳統的紙本教材進行指導與授課。在這個資訊科技日新月異的時代，傳統紙本教材的更新速度相較於數位教材更為緩慢，同時數位教材的取得相較於傳統紙本教材亦更為便利，只需要一台小小的行動裝置便能隨時學習大量的知識。因此，如何有效地更新多樣化且新穎的教材與提供可以隨時隨地進行學習的輔助教材也成為教學現場重要的議題之一。

隨著疫情的防疫需求所衍生出來的遠距教學，使數位學習逐漸成為現今教學的需求之一，教師與學生面對新型的教學方式感到不知所措，相比實體上課，教師無法了解學生的課堂參與度狀況，學生也無法在課後取得課程相關問題的適當回饋，如何透過搭建教學平台以因應及增進教師與學生在疫情期間的學習參與度問題，也是本計畫所探究的議題之一。

由於巨量資料的出現，人們透過搜尋引擎所找到的資料大量的增加。與傳統方式至圖書館翻閱紙本資料相比，透過搜尋引擎可以更便利、快速的方式獲取新穎的資訊。然而，搜尋引擎的資料量呈現指數型的提升，如何讓學習者有效率的獲取欲學習的內容並避免資訊超負荷的問題也應該被重視。

本計畫擬透過人工智慧技術以幫助學生能快速獲取新穎知識或其學習相關之教材並降低學生的資訊超負荷等問題。為此，本計畫透過網路爬蟲程式撈取大量的網路文章，並使用文字探勘技術自動剔除非資訊類文章。接著，使用人工智慧技術實現文章的難易度標示，讓學習者可以透過本計畫所提出的系統了解該篇文章的難易度，並能依照自身的程度閱讀難易適中的文章，降低學習者的學習壓力及提升學習效率，藉此提高學習者的學習參與度。透過本計畫主持人所開發的具難易度標示之資訊文章檢索平台，即能使學習者有效率的在此平台上找到大量的輔助學習教材。與 Google 搜尋引擎相比，本平台透過文字探勘技術以篩選出資訊類相關的網路文章，並透過人工智慧技術實現自動化文章難易度分析，將資訊類的網路文章分為困難、中等、簡單三級不同的難易度等級。

本計畫主持人將於授課課程中導入自行開發的資訊文章檢索平台，並透過本系統所推薦的教學文章對不同程度之學生推薦適性化教材，降低學生搜尋教材的時間並改善其學習成效，

當學生學習進度漸入佳境，課堂參與度以及認知參與度也隨之提升，最後透過參與度問卷來了解學生整體的參與度狀況，並適時調整課程內容。

本計畫原定於碩士班機器學習相關的課程中導入本計畫所建置的資訊文章檢索平台，然而本計畫執行時，機器學習課程修課人數較少，難以進行分析，因此納入大三演算法課程一起進行實驗。機器學習及演算法課程是非常需要培養邏輯思考能力的課程，可能會存在許多學生難以理解的內容，尤其每位學生在課堂中的吸收程度不同，所以每當課堂結束，有些學生可以完全了解課堂內容，可能會需要搜尋進階的補充教材，但對於程度較落後的學生較難以理解課程上的新知，因此課後的輔助教材顯得十分重要。為解決每位學生程度落差的問題，本計畫提供不同難易度的課後輔助教材供不同程度的學生進行課後學習，幫助學生能更加了解教師所教的內容，降低學生課堂壓力，進而對這門課產生學習的興趣與動力。

此外，若使用者透過搜尋引擎搜尋到大筆的資料，因資料量過於龐大又繁雜，尤其是初學的使用者將如何有效的從這些大量的資料中取得自己需要的內容也成為一項挑戰，也就是出現了資訊超負荷的狀況。其中一項問題是，使用者無法完整地判斷所有資料的難易程度，以至於使用者只能透過人工閱讀或不斷篩選其內容，慢慢找出適合自己所需的文章，甚至分辨文章難易度對於初學者也是一項挑戰。因此，本計畫擬利用人工智慧技術來自動濾除非知識類的網路文章來精簡搜尋結果的數量，並且對每篇文章進行難易度的分析以作為配合課程之輔助教材。另外，本研究欲透過前、後測的測驗方式判斷學生的學習成效與檢視學生的參與度是否提升，對不同程度的學生提供難度適合的教材，降低學生的學習負荷與搜尋合適教材的時間成本，並在學期結束後比較與分析課程導入資訊文章檢索平台前後，學生其學習成效與學習參與度之差異。

2. 研究問題 (Research Question)

傳統的授課方式是透過事先準備好的教材對學生進行授課，所學的範圍往往僅限於教材上的內容，有許多新的資訊技術是教科書尚未整理納入的，若教學僅提供教科書上的內容會讓學生學習受限。但若讓學生自行透過搜尋引擎查詢相關參考資料，則需要學生花費大量時間在網路上過濾其搜尋的資料，且難以判斷該內容是否合適於自身程度之教材，學生容易因此受挫而學習動機低落。另一方面，如果教材本身的難度高於學生自身的程度，對學生來說也是學習的一大阻力。因此，本計畫欲針對機器學習及演算法課程提供具難易度標示之輔助教材，藉由過濾掉與資訊科技無關的網路文章以及自動化標示難易度，本系統即能由學生自行挑選適當的輔助教材，減少學生大量尋找資料的時間與負荷。

本計畫之研究目的如下：

- (1) 透過配合課堂上導入具難易度標示之資訊文章檢索平台，可由學生自行根據其程度選擇不同難易度之輔助教材，減少學生尋找合適教材的時間。
- (2) 透過前後測分析結果，探討學生使用具難易度標示之資訊文章檢索平台之前後，對機器學習及演算法課程的參與度以及學習成效有何變化。

3. 文獻探討 (Literature Review)

3.1. 巨量資料

巨量資料每天產生的資料量是數以億計，而這在技術時代是重要的問題之一(Hasan.et, 2020)，需要將巨量資料進行清理、處理、分析、保護並提供巨量不斷變化的數據集的精細訪問(Oussous.et, 2018)，確保這些巨量資料能提供更準確且可靠的資料給相應的應用程式使用，因此 J. Manyika(2011)等人將原本巨量資料 3V 特徵的概念擴充至 5V 特徵。

- (1) 資料量(Volume)：據 IDC (2012) 報告指出，隨著網路、科技技術、社群網路的蓬勃發展下產生了越來越多的資料，且資料內容逐年的呈指數級成長，到 2020 年資料量將達到 40 ZB，增長了約 300 倍。
- (2) 速度(Velocity)：資料生成速度越快，更應快速處理資料以提取有用的訊息和相關的見解。例如，Walmart 每小時從客戶交易中生成超過 2.5 PB 的資料(Oussous.et, 2018)。
- (3) 多樣性(Variety)：表示大量生成的資料的不同格式(Nguyen, 2018)，包括結構化和非結構化、公有或私有、完整或不完整...等。
- (4) 準確度(Veracity)：因為大量的資料中大都是有雜訊、錯誤或是不完整，因此巨量資料的真實性很難絕對判定。
- (5) 價值(Value)：大量的資料本身沒有價值，除非對其進行處理以獲得可以用來啟動行動的訊息。但大量的資料讓資料處理變得更加困難。

3.2. Web Crawler

Web Crawler 是指網路資料爬蟲程式，又稱為網路機器人(Web bot)及網路蜘蛛(Web spider)，網路爬蟲既是搜尋引擎的主要組成部分之一，也是網頁中資料提供的來源(Y. Wang, Hong, & Shi, 2018)。網路爬蟲會透過系統化的方式瀏覽網路，以便快速蒐集網頁上所需的資料，網站搜尋引擎透過爬蟲更新自身網站內容或是進行建立網頁索引。使用 Python 可以很方便地編寫出爬蟲程式，爬蟲程式主要根據網頁連結獲取網頁內容，對搜尋的網頁進行自動瀏覽，分析網頁結構擷取需要之訊息，也可以通過遞迴檢索分析網頁的其他連結 (Weng 等, 2019)。因為網路爬蟲帶來的方便性，所以此技術被廣泛使用在許多人工智慧相關領域，用以蒐集所需的相關資料。網路爬蟲首先會從一個預先建立好的 URL 列表進行爬取作業，此列表可能是一些主流的網站及網頁，也可能從使用者歷史瀏覽記錄中提取出來的，然後通過這些 URL 使用 HTTP 等協議到其他頁面爬取資料，直到所有的 URL 皆符合搜索的條件為止 (R. Wang, 2016)。而它應用的地方不僅僅只有於搜尋引擎進行爬取、收錄、資料分析與挖掘，還可以應用於輿情監測與分析、目標客戶資料的蒐集等各個領域，應用範圍十分廣闊。

3.3. 斷詞

自然語言處理 (Natural Language Processing, NLP) 是一種讓人類語言轉換成計算機能夠

理解的技術(D. Wang, Su, & Yu, 2020)。以網路上龐大且豐富的資源來說，通常一個領域的資訊會有許多種的語言版本，因此透過該技術，人與計算機就可以有效的進行溝通(Wu.et, 2020)。網路上所擷取下來的資訊除了有使用者本身使用的語言之外，最為廣泛的屬英文語系，在斷詞處理上，英文可以簡單的以空格作為分詞依據，而中文則難以使用空格來進行詞與詞之間的分割，因此在進行中文的文字處理前，需先經過斷詞處理，斷詞的方法有許多種，較為常見的中文斷詞方法為下列三種：詞庫斷詞、CKIP 與 N-Gram 斷詞。

3.3.1 詞庫斷詞

詞庫斷詞在中文特定領域資料最常被使用，透過該領域常用的詞語來建立詞庫，例如：「網路爬蟲」、「資料探勘」等字樣加入至特定的資料庫內建立而成。針對特定領域中常用的關鍵字建立詞庫資料庫，並且透過於文章內擷取詞句下來進行比對資料庫中曾出現過的字詞的「字串比對」的方式，進行關鍵字的擷取，此方法雖然能夠以高效率且錯誤率極低的方式去擷取出重要的詞語，但該方法最大問題點在於如何擷取新出現的詞，若詞庫中沒有加入的詞彙，文章內卻出現會造成無法順利斷詞的部分被忽略。而新詞彙的出現對於詞庫來說就是未知的新詞，出現未知新詞會導致斷詞的結果不夠精確，所以使用詞庫斷詞時同時也要思考詞庫該如何去主動更新和擴充，對於詞庫斷詞的使用者來說都是很重要的技術課題。

3.3.2 Chinese Knowledge and Information Processing

Chinese Knowledge and Information Processing (CKIP) 中文斷詞系統為台灣中央研究院詞庫小組所發表。CKIP 具備辨識新字詞的功能，能有解決中文「未知詞」的問題(Ma & Chen, 2004)。CKIP (CkipTagger) 在繁體中文上斷詞與詞性標記的準確度是非常高的。根據中央研究院詞庫小組指出，CKIP (CkipTagger) 在 ASBC 4.0(中央研究院 平衡語料庫, n.d.)測試集上的精確度達到了 97.49%，與另一個知名中文斷詞套件 Jieba 相比，CKIP 在繁體中文的斷詞與詞性標註具有更高的精確度。

3.3.3 N-Gram 斷詞

N-gram 是一種單詞序列中分配概率的語言模型，而且 N-gram 語言模型是在一簡單文字中依附著 n 個項目的序列，這種方式常被用於自然語言處理的領域之中，例如：中、日、韓等字元(Rakib, Akter, Khan, Das, & Habibullah, 2019)。而 N-gram 依據一個詞庫中，對字詞做統計並做計算，N-gram 中的 N 意指字詞長度，透過對 N 的設定，能夠依照使用者的需求自由決定所需要的詞長度進行研究，以下為 N-Gram 的公式：

$$P(w_1 w_2 \dots w_n) = \prod_{i=1}^n P(w_i | w_1 w_2 \dots w_{n-1})$$

N-gram 和 Skip-gram 等斷詞相關技術專注於多詞表達或概念的適當和上下文相關的組合，可以提高某些結果中的提取精度(Sabra & Sabeeh, 2020)。每當輸入單一文字時，輸出將是單字詞，稱為 1-gram 或 uni-gram；當輸入為兩個詞而輸出為單字詞時，稱為 2gram 或 bi-gram；當輸入是三個詞而輸出是單字詞時，它被稱為 3-gram 或 tri-gram(Rakib 等, 2019)。

3.4. Term Frequency-Inverse Document Frequency

Term Frequency-Inverse Document Frequency (TF-IDF)是一種利用統計來計算詞在文檔中的重要性的方式(張益誠等, 2021), 目前已廣泛應用於訊息檢索與數據挖掘技術, 用來評估文字資料集合中每個詞的重要性, 在經過斷詞處理後, 進行計算字詞的重要性, 其演算法可以拆為兩個部分, TF 詞頻 (term frequency) 及 IDF 逆向文件頻率 (inverse document frequency), TF-IDF 即為詞頻 (TF) 和逆文件頻率 (IDF) 的乘積(Qaiser & Ali, 2018)。

TF-IDF(Term Frequency-Inverse Document Frequency)演算法最常用於計算字詞的權重, 同時將權重值較高的字詞找出, 將其視為該篇文件的特徵。

TF 的計算公式為：

$$TF_{ij} = \frac{n_j}{n_{all}}$$

其中 TF_{ij} 代表詞 j 出現在 i 文件中的頻率, 字詞的 TF 值愈高, 代表這一個字詞在該文章出現的頻率較高, 該字詞在這篇文章中可能較為重要。

IDF 的計算公式為：

$$IDF_j = \log_2 \frac{N}{d_j}$$

其中 IDF_j 代表所有文件中包含字詞 j 的文件比例的倒數, 取 $\log$ 後即為 IDF。當多份文件中皆出現某一個字詞時, 表示這一個字詞能代表一個文件的代表性越低, 即 IDF 值越小; 反之, 當僅有少數文件中出現某一個字詞時, 表示這一個字詞能代表該文件的代表性越高, 即 IDF 值越大。

將 TF 與 IDF 相乘後即可得到特定字詞在某文件中的權重值, 其數值越大, 該字詞越能代表該文件作為該文件的特徵。

3.5. 難易度分析

為了瞭解網路上大量資料內容的難易度是否適合自己, 必須花費時間逐一閱讀過後, 才能自行評估該資料的難易度, 如此反覆進行將耗費使用者大量的時間, 因此文本難易度分析技術就顯得十分重要。而閱讀是身為學生最基本的技能, 其中閱讀文本的難度也必須要適合學生的程度(Widyantoro.et, 2022)。文本難度, 也稱為閱讀難度, 是指文本在語言層面上的複雜程度。對於許多教育應用, 例如學習資源推薦系統, 文本的文本難度是高度相關的訊息(Filighera.et, 2019)。在教育應用中的確會常常遇到學生可能聽不懂的情況, 這時應該考慮的是, 教材是否對那些學生難度太高。通常文本難易度的增加, 會導致學生閱讀的流暢度下降, 進而影響學習能力(Amendum.et, 2018)。如果將教材難易度設定過於簡單, 對某些程度較好學生則太過簡單, 而可能會產生學習怠惰。其中, (Yuhana.et, 2021)就提到, 根據難易程度來區分學習教材是很重要的。但對於需要用什麼資料來做為難易度分析的依據是一個問題。

在傳統教材的分類方式，主題和難度級別是由該領域專家或經驗豐富的教師手動標記問題。這樣需要大量的手動工作(Zhao.et, 2018)，為了解決這樣的問題，不少研究提出了方法，(Zhao.et, 2018)提到專注於挖掘用戶的學習軌跡，以自動檢測 Online Judge 系統中的主題和問題難度級別。其中 Online Judge 是一款線上解題系統，透過挖掘用戶學習軌跡就可以大量減少手動標記的時間。(Zhang.et, 2020)透過學習單詞的特徵來實現自動分類。(Culligan, 2015)提出單詞難度，在研究中由項目難度定義，這裡被視為參與者對單詞熟悉程度的衡量標準，可以透過使用項目反應理論(Item Response Theory)來衡量。

而學習一門專業科目只有教師給予的教材是不夠的，還需要閱讀額外的課外資料，尤其是資訊科技不斷推陳出新。(趙嘉祥，2022)指出選擇適合每位學生的文章閱讀，才能更有效率的提升閱讀技能。在搜尋引擎的幫助下，只要輸入需要查詢的關鍵詞，就可以瞬間找出千萬筆資料，不過在千萬筆資料中找尋適合自己學習的資料十分不易，以傳統的方式只能透過手動慢慢一篇一篇的閱讀，以大量的時間換取稀少的知識十分沒有效率。(Zhou & Tao, 2020)提到，從大量的線上資源中挖掘出適合自己目前程度的學習教材變得困難。因此，難易度的分析對於在資訊量爆炸的時代很重要。要是學生只想練習簡單的程式題，從大量的題庫中找到一個與其能力相當的題目需要花費大量的時間。因此，預測問題的難度對線上教育是非常重要的(Zhou & Tao, 2020)。透過以上這些文獻可以發現，在教育領域存在資訊量爆炸的時代，要過濾龐大的資料量成自己想要的內容是一大挑戰，其中最大重點就在於難易度分析。透過難易度分析，如果能夠先過濾不適合自己程度的資料，在找資料的效率就得以大幅提升。

在相關研究中，難易度分析的方法也有很多種，(Wang, 2021)提出一種基於決策樹的詞彙難度判斷方法，以提高英語詞彙難度判斷的準確性和科學性。(Zhou & Tao, 2020)提出了一種基於多任務 BERT 的問題難度預測模型。對比實驗結果證明，所提出的方法在準確性和運行時間上反而是優於傳統的深度學習方法。(Balyan.et, 2020)提出分層機器學習和自然語言處理 (NLP) 的組合來預測閱讀理解智能輔導系統 iSTART 中使用的練習文本的難度。對於深度學習，(Basu, 2019)分析了只有一個卷積層的卷積神經網路的預測模型，該模型在單詞難度預測，結果大部分優於傳統機器學習。剛剛提到的(Yuhana.et, 2021)使用的方法也是結合詞嵌入技術的 CNN。目前提出深度學習方法在難易度分析的領域仍然有待優化。

3.6. 內容式推薦系統

內容式推薦系統(Content-Based Recommend System)通常會透過語意、關鍵字、標籤等特徵值來進行分析，再經由系統產生推薦結果。由於本計畫的推薦系統是為學習者提供更實用且易於判斷難易度的文章，因此內容式推薦系統對於使用者在搜尋相關訊息時尋找多種來源的模式至關重要(Civit.et, 2017; Longo.et, 2010)。內容式推薦系統是從資訊檢索領域衍生而來的，主要使用的資訊來源是文本資料，通常使用 TF-IDF、向量空間模型和潛在語義索引...等技術將文檔轉換為多維空間中的向量進行分析(Wang.et, 2018)，再經過支持向量機(Support Vector Machine, SVM)、K-Means、K-Nearest Neighbor rule、決策樹...等，透過上述這些演算法利用媒體本身的特徵進行訓練(陳立人，2012；賴昆佑，2007；蔡忠霖，2007)，以建立一個可藉由樣本中不同特徵、權重等屬性給予項目不同的分數並產生推薦結果的模型。

3.7. 學習參與度

「參與度」(engagement)一詞意指個體全心置於一件事情上面，因此所謂的學習參與(learning engagement)顧名思義便是將身心投入在學習之中，並積極參與各類型的學習活動(林運翔, 2014)。因此，參與度除了影響一個人的辦事成效及外在表現之外，依照身份的相異可更加細分成不同類別，如學生參與度、員工參與度...等。而本計畫中主要探討學習參與度對於學生在課堂上的表現及影響。

學習參與度係指學生在參與特定學習活動以提升他們在學習過程中所學習到的知識，其中分為以下三類(Mohd.et, 2016):

- (1) 行為參與度(Behavioral engagement):行為參與度指的是學生參與各類型學習活動時，能夠主動參與並且能展現出投入、努力的態度。
- (2) 情感參與度(Emotional engagement):情感參與度代表學生在學習過程中所產生的情感反應，例如有興趣、享受或有歸屬感。
- (3) 認知參與度(Cognitive engagement):認知參與度則代表學生在心理層面上的投資，花費時間與精力努力提升自身學習表現，且能渴望挑戰，最後能反思自己學習的經過，並自我調整。

學習參與度之所以重要是因為其巨大地影響著學生在課堂的學習與表現(Gary W Ladd , Lisa M Dinella, 2009)。並且，它會隨著學生本身的動機、自主性、能力做出改變(James P Connell, James G Wellborn, 1991)。因此，依照學生適性化調整教材將可改變學生課堂參與度及學習意願，而這也是本計劃想達成提升學生學習成效之目的。

3.8. 適性化學習

適性化學習是教師針對個別學生的特質、興趣、能力和學習需求所設計的不同的教學模式，使學生能透過個別化教學發展自我潛能，同時學生的多元差異教師也必須瞭解及尊重，並且給予符合其狀態的課程與教學，進而達到有效的學習(林含諭, 2017)。(Gilbert & Han, 1999)也認為對於不同程度的學生，應個別給予適當學習方法與學習環境，將能有效幫助學生學習。因此，適性化學習是要實現平等教育機會的理念，消除因個別差異所形成的學習上不平等現象，達成有教無類與因材施教的教學理念(林進財, 1999;林翰昭, 2014)。

(Chu Chang & Tsai, 2009)提出適性化的數位學習須考慮以下四點：

- (1) 學習者過去的學習經驗：學習者預期的學習目標取決於他們過去的學習經驗，包含學習者已經學會並完全理解的知識。
- (2) 數位教材的難易度是否適合學習者的能力：學習者的能力取決於年齡、教育程度與學習科目等，因此，面對不同程度學習者應提供相應難度的數位教材。
- (3) 個別學習者的學習時間限制：學習者的程度和注意力會間接影響學習者的學習時間，因此每位學習者的學習時間是不同的。
- (4) 適性化課程中所涵蓋的學習概念的權重平衡：應該適當分配學習概念的權重，避免學習概念的權重不平衡。

(林紹陽, 2015)研究中將適性化學習應用於程式設計課程中，研究結果顯示透過適性化學習引導學生學習，有助於提升學生的學習成效。(游進年, 2009)表示適性化教育以學生個別差異為基礎，採用多元的教學方式與適性化教材為學生設計不同的學習路徑，重視每位學生的差異性，使每位學生能夠擁有屬於自己的學習方式，有助於學生學習並提升其學習成效。(黃政傑、張嘉育, 2010)提到適性教育的必要性，是基於教育機會與教育品質之兩大理由，適性教育讓不同程度和需求的學生均有機會獲得成功的學習經驗，而非放棄傳統上學習欠佳的學生，符合教育公平正義之原則，就教育品質而言，不應只著眼於最後的成果，也應在教學內容與過程的面向加以檢視。

4. 教學設計與規劃 (Teaching Planning)

4.1. 計畫配合課程簡介

本計畫配合課程為計畫主持人所授課的研究所機器學習課程及大三演算法課程。

機器學習課程主要是介紹有關資料分析與機器學原理，內容包括分類、支援向量機 (Support Vector Machine)、深度學習…等，並透過 Python、Pandas、SciKit-Learn、Keras 及 TensorFlow 等實作機器學習應用，協助學生瞭解機器學習。此課程要求學生至少需要熟悉任一種程式語言，以及具有基礎計算機數學之知識。機器學習之評分方法包含學期第九週的期中考筆試、第十八週的期末專題、課堂點名、作業與小考。

機器學習課程期望學生將具有解決下列問題的能力：

- (1) 建立開發機器學習系統之能力
- (2) 建構機器學習基礎資訊與應用能力
- (3) 訓練資料處理與資料加值能力
- (4) 培養機器學習應用規劃能力

演算法課程旨在讓學生深入了解演算法的基本概念、設計技巧和分析方法，此課程要求學生至少需要熟悉任一種程式語言，因此設有修課門檻，須先修讀過程式設計課程才能選修此課程。演算法之評分方法包含學期第九週的期中考筆試、第十八週的期末考筆試、課堂點名、作業與小考。

演算法課程期望學生將具有解決下列問題的能力：

- (1) 瞭解各種演算法所適用之工程問題
- (2) 能夠閱讀程式碼，並瞭解各種演算法之步驟，開發完整的程式
- (3) 能使用適當的程式語言進行程式設計
- (4) 能講演示範其解決方法，呈現所得之結果
- (5) 能針對工程問題有效辨識適當的解決方法

4.2. 教學目標與方法

本計畫教學方式除了課堂講授之外，導入適性化檢索平台輔助學生自主學習，將機器學習及演算法相關之教學文章整合至本計畫主持人開發的「iLab 智慧型系統實驗室資訊教育雲」平台，讓學生隨時隨地透過網際網路進行使用，以期提高學生的學習參與度，進而提升學習成效。本計畫利用網路爬蟲技術，事先取得各種與機器學習及演算法相關的教學文章，並經過資料前處理後，以人工智慧技術過濾掉非資訊科技類別的文章並進行難易度的分析。在計畫配合課程中，本計畫透過實驗設計以探討具難易度標示的資訊文章檢索平台對每位學生的學習成效與參與度的影響，將每篇文章的難易度分析的結果整合到資訊文章檢索平台，提供學生輸入關鍵字以查詢並推薦相關的文章，並根據學生回饋的資料持續進行改進，讓授課老師了解學生的學習參與度是否提升並給予適當的輔助，以此節省學生在篩選資料的時間，降低學生資訊超負荷的情形。

4.3. 課程進度安排與教學場域

機器學習課程使用電腦教室進行教學，不僅傳授理論基礎，也在課堂講解實作範例並於課後完成實作作業，理論實作並重。課程進度規劃如表 1 所示：

表 1、機器學習課程進度安排

第 1 週	完成各項軟體套件的安裝練習，包含 Anaconda、TensorFlow、Keras
第 2~3 週	機器學習基本介紹並搭配 Python 實作練習(網路開放資料、資料庫、中文處理)
第 4~5 週	機器學習演算法介紹(KNN, K-means, Linear Regression, Decision Tree) 並搭配 Python 實作練習(聊天機器人)
第 6~8 週	介紹資料前處理之重要性，介紹如何計算與改善正確率並搭配 Python 實作練習(網路爬蟲)，考前複習並完成實作作業
第 9 週	期中考與前測(期中考前尚未導入適性化檢索平台)
第 10~11 週	深度學習介紹並決定期末報告分組名單，並搭配 Python 實作練習(Pandas)。期中考後開始導入適性化檢索平台。
第 12~14 週	CNN 實作範例講解與討論，各組報告期末 project 所選定的主題，搭配 Python 實作練習(NumPy)
第 15~16 週	Case study，各組期末 Project 進度報告與討論
第 17~18 週	各組期末 Project 報告與討論，後測

演算法課程使用傳統教室進行教學，於期中考前使用傳統授課方式進行教學，期中考後至期末考前則引入本計畫建置之資訊文章檢索平台，課程進度規劃如表 2 所示

表 2、演算法課程進度安排

第 1~2 週	演算法複雜度分析與量級(Order)的概念
第 3~5 週	Divide and Conquer 各個擊破演算法、Binary Search 二元搜尋法、Merge Sort 合併排序法、Quick Sort 快速排序法與 Strassen 矩陣相乘演算法
第 6~8 週	Dynamic Programming 動態規劃、二項式係數、Floyd's Algorithm 佛洛伊德最短路徑演算法與 TSP 售貨員旅行問題
第 9 週	期中考與前測(期中考前尚未導入適性化資訊文章檢索平台)
第 10~12 週	Greedy Algorithm 貪婪演算法、Minimal Spanning Tree 最小生成樹、Prim 及 Kruskal 演算法、Dijkstra 最短路徑演算法、排程與 Knapsack 背包問題。
第 13~14 週	Backtracking 回溯、n-皇后問題與 Knapsack 背包問題
第 15~17 週	Branch and Bound 分枝界線演算法、Knapsack 背包問題與 TSP 售貨員旅行問題
第 18 週	期末考與後測(期中考後已導入適性化資訊文章檢索平台)

4.4. 學生成績考核與學習成效評量工具

機器學習課程之學生成績考核評分方法包含學期第九週的期中考筆試、第十八週的期末專題、課堂點名、作業與小考。演算法課程之學生成績考核評分方法包含學期第九週的期中考筆試、第十八週的期末考筆試、課堂點名、作業與小考。機器學習及演算法課程之學習參與度會根據課程活動出席率及表現及於第九週及第十八週時填寫參與度量表作為參與度前、後測資料以進行分析。學習成效評量工具根據演算法課程之期中考及期末考成績作為前、後測資料以進行分析。

5. 研究設計與執行方法 (Research Methodology)

5.1. 研究架構

本研究實施為期 9 週的實驗活動，調查配合課程預計 85 位修課學生之學習成效及參與度，實驗過程除了教師課程授課內容之外，全部學生皆可以使用資訊文章檢索平台以自主學習。本研究架構如圖 1 所示，在實驗開始之前的 9 週，授課教師會以傳統的課堂授課方式來進行，當課堂進行至學期第 9 週(期中考週)，授課教師會對全部學生施測第一次的參與度量表並根據課程活動出席率及表現給予評分(即為本研究之前測)，以利與後面 9 週配合課程導入本計畫所建置之具難易度標示之資訊科技教學文章檢索平台後作為比對，並在第 18 週(期末考週)時對全部學生施測第二次的參與度量表並根據課程活動出席率及表現給予評分(即為本研究之後測)。本系統具有文章難易度的標示，當所有學生完成前測後，教師將在本課程導入本系統之使用，學生除了能在課堂上聽到教師授課講解外，還能在課餘時間使用本系統來搜

尋適合自己程度的資訊類文章，進行輔助學習。希望學生能夠透過難易度之標示來挑選合適之文章以自主學習，並提高學生的參與度及學習成效。

5.2. 研究問題

假設：導入具難易度標示之文章檢索平台作為輔助教材，可幫助學生提升參與度及學習成效。

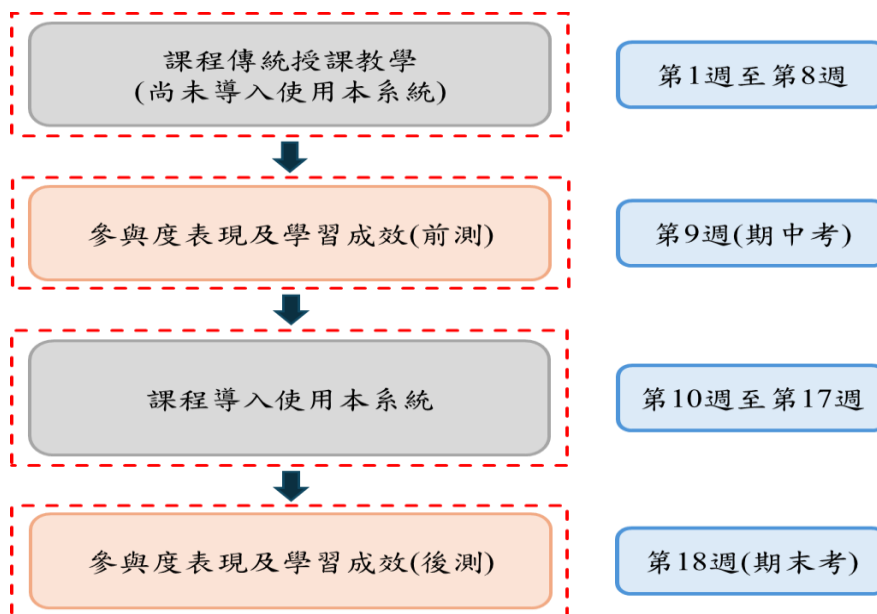


圖 1、研究架構示意圖

5.3. 研究範圍目標

機器學習及演算法是學生未來開發人工智慧系統的重要基礎能力。因此除了讓學生理解上課內容，更重要的就是能夠融會貫通，並能夠針對所學進行實作。然而機器學習及演算法課程只有短短一學期的時間，很難將所有的演算法都傳授給學生，這時課外的教材就顯得十分重要，但學生要透過搜尋引擎或是圖書館尋找相關文章或是書籍，需要花費大量的時間，找到的內容又需要層層篩選，看是否為自己所需要的內容。因此，本課程所導入之系統透過人工智慧技術將與資訊科技無關之文章濾除，並且針對文章內容自動標示文章難易度，然後根據學生不同程度推薦適當輔助教材，減少學生花費時間尋找資料，降低學生的負荷，以期可以提升學習參與度及避免學習怠惰以提升學習動機。

實驗採用前、後測參與度評分作為參與度的評量，並以期中考、期末考成績作為學習成效的評量，設定本系統導入前的課程參與學生為對照組，本系統導入後的課程參與學生為實驗組，以進行分析本系統之導入是否有助於提升參與度及學習成效。

5.4. 研究對象與場域

本計畫研究對象為，碩士班選修機器學習課程之學生，研究場域為電腦教室，及大三演算法必修課程之學生，研究場域為一般授課教室。

5.5. 研究方法與工具

本計畫參考 Reeve and Tseng (2011) 提出的參與度量表，並編修其題項以符合與滿足本實驗需求。此實驗主要提供學生使用具難易度標示之文章檢索平台的參與度評量，供學生根據其程度選擇適性化輔助教材以期提升學生的參與度與學習成效，藉由不同難易度的教材去協助不同程度的學生。學生透過使用具難易度標示之文章檢索平台，輔助該位學生學習成長，最後分析其參與度表現是否有所提升。

在前測結束後，透過期中考試成績與參與度量表的結果綜合判斷出學生的表現及程度。於實驗開始時，導入具難易度標示之資訊文章檢索平台，讓學生可以自主使用平台搜尋演算法教材。本實驗最後的評估方式為，透過期中期末評量的結果，將系統導入前的學生視為對照組，系統導入後的學生視為實驗組，觀察二組的成績是否有顯著的差異。另外，期中前與期中後的學習表現透過前後二次的參與度量表，檢視學生是否有因為適性化推薦的輔助教材而提升參與度。

本研究導入之資訊文章檢索平台系統架構如圖 2 所示，此系統先以網路爬蟲技術蒐集網路文章與圖片，接著將這些資料進行預處理，預處理的步驟包含去除標點符號、停用詞、英文、N-gram 斷詞處理與長短詞處理，再使用 TF-IDF 技術計算出可以代表每篇文章的關鍵字，透過分析具有代表性的關鍵字是否為資訊類的字詞來判斷該文章是否屬於資訊類的文章，TF-IDF 值較高的字詞，也可以作為未來自動擴充詞庫的依據。

過濾掉非資訊類的文章後，本系統將預測剩餘文章的難易度。文章難易度預測方法為：給定部分關鍵字初始難易度，以及給定部分文章初始難易度，以關鍵字之難易度計算出文章的難易度後，再以文章的難易度反推關鍵字的難易度，以此重複迭代多次，直到穩定狀態即為文章的最終難易度。最後，將計算出來的各文章難易度結果整合到資訊文章檢索平台，提供使用者輸入關鍵詞以查詢並推薦相關的文章。文章的搜尋結果列表上也會顯示文章的難易度等級資訊供使用者參考。本計畫將此平台提供給演算法課程之學生自主使用，並透過學生回饋的資料持續進行擴充，同時將平台上的文章難易度回饋資料當成預測文章難易度的驗證標準。

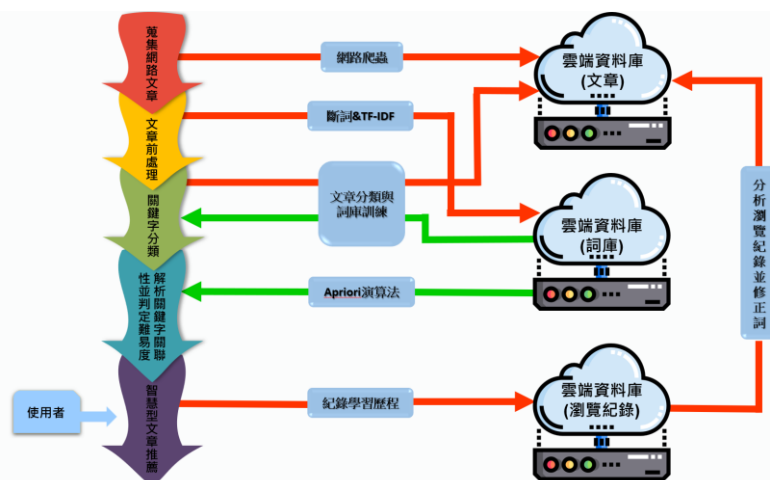


圖 2、資訊文章檢索平台系統架構圖

本計畫所建置之系統如圖 3 所示，系統可以依照使用者輸入的關鍵詞進行搜尋，本系統會將非資訊類的內容進行過濾，且搜尋的內容以相關性做排序，每一篇文章均自動標示其關鍵詞並提供了難易度的指標可以讓使用者參考。本系統可根據難易度來篩選文章，亦提供相關的關鍵字來作為推薦延伸文章的依據。與常用的 Google 搜尋引擎相比，本系統的功能都是 Google 搜尋引擎無法提供的。

資訊文章檢索

輸入關鍵詞查詢：

搜尋框

廣度優先

Search ConceptMap 輸入查詢指南

難易度篩選: ☒ 低 ☒ 中 ☐ 高 **難易度篩選**

查詢結果共有37項 相關詞：廣度優先->搜尋;深度優先;循序搜尋;走訪; **相關詞**

1, 廣度優先演算法 · 深度優先演算法和Dijkstra演算 **標題及網址**

<https://www.itread01.com/content/1546904904.html>

難易度:低 **難易度及關鍵字**

關鍵字:節點/廣度優先/深度優先/演算法/最短路徑

2, [資料結構] 圖的廣度優先走訪(Breadth-first Search) - iT 邦幫忙一起幫忙

[...https://ithelp.ithome.com.tw/articles/10208679](https://ithelp.ithome.com.tw/articles/10208679)

<https://ithelp.ithome.com.tw/articles/10208679>

難易度:中

關鍵字:佇列/廣度優先/資料結構/深度優先/演算法

圖 3、「iLab 智慧型系統實驗室資訊文章檢索平台」示意圖

5.6. 實施程序

本研究會針對機器學習及演算法課程進行兩次參與度評分，分別在期中考週及期末考週執行，透過參與度評分來得知學生的參與度表現。在課程中，期中考前教師使用傳統的授課方法，未導入資訊文章檢索平台，當期中考結束後，教師將導入「iLab 智慧型系統實驗室資訊文章檢索平台」具難易度標示之資訊類文章作為的輔助教材。透過系統之導入並搭配兩次的參與度評量及期中期末考試，可以觀察學生的學習參與度及學習成效是否有所進步，檢視本計畫之系統導入是否對學生之學習參與度及學習成效有所提升。

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

(1) 教學過程與成果

針對不同程度學生適性化推薦不同程度教材，並且透過原有的教材以及本計畫所新增的使用適性化推薦輔助教材。這樣讓學生除了學到課堂中的知識及教材外還能透過新增的輔助教材加深加廣學習，目標是讓學生可以對機器學習這門課不只有了解，還要可以活用，這樣

一來才是真正學會機器學習。對於學習壓力較高且前測評量不理想的學生，先要求他們先學會課堂基本知識，推薦使用難度較低的適性化精華文章學習，透過本實驗特別設計的難度較低的適性化精華文章，計畫主持人可以了解學生明確的問題點並且給予協助，讓他們能藉由適性化輔助教材，加深機器學習的基本知識，期望他們能在這門課結束後，可以完全了解課堂的內容，並提升他們的學習成效。學生閱讀了平台的文章，也會請學生回饋難易度作為研究參考，藉以評估平台的準確率。

(2) 教師教學反思

本計畫之資訊文章檢索平台提供學生自主搜尋適合的輔助教材，結合課程原有的教材與新增輔助教材，讓學生加深學習印象，並將持續收集學生於平台回饋之文章難易度，評估並改善平台難易度之準確率。

於大三演算法授課期間，本計畫在提供課後讀書會進行輔導，採自願性參加，課後讀書會的出席不影響課程成績，但會做為本計畫研究該課程參與度的其中一項評估指標。本計畫發現在資訊文章檢索平台導入課程後，課後讀書會的出席率有所上升，因此本計畫認為資訊文章檢索平台之導入，可能有助於學生理解問題並進行提問。

學習參與度問卷參考 Reeve and Tseng (2011) 進行修改，包含「行為參與」、「情感參與」、「代理參與」、「認知參與」、「行為疏離」與「情感疏離」等六個構面，採用 5 點里克特量表 (Likert scale) 來進行評估。然而本計畫之學習參與度問卷收集結果不如預期，收集之前測問卷數量有 49 份有效問卷，收集之後測問卷數量有 8 份有效問卷，因此無法進行問卷分析。因此本計畫對問卷設計進行信效度分析，信度分析使用 Cronbach's Alpha，數值結果為 0.72，大於 0.7 表示具有良好的內部一致性；效度分析使用 KMO 與 Bartlett 檢定，取樣適切性量數為 0.835，大於 0.7 說明整體有效。

(3) 學生學習回饋

本計畫以機器學習及演算法課程進行實驗，探討導入本計劃所開發之資訊文章檢索平台是否有助於改善學生的學習參與度及提升學習成效，採用 IBM SPSS Statistics 軟體並使用相依樣本 t 檢定，以分析學生在使用資訊文章檢索平台前後之學習參與度與學習成效之差異。

本計畫於研究所機器學習課程進行學習參與度之分析，共計招募了 22 位學生，並在學期第 1 週至第 8 週(前測)及第 10 週至第 17 週(後測)以課程活動出席狀況及表現進行評分。表 3 為研究所機器學習修課學生的學習參與度有效資料之相依 t 檢定分析結果，所有學生的前測平均值為 0.6288，標準差為 0.30290。後測平均值為 0.7175，標準差為 0.24095，t 值為 -2.261 ($p < 0.05$)，學習參與度有差異。

表 3、研究所機器學習修課學生的學習參與度有效資料之相依 t 檢定分析結果

	人數	平均值	標準差	t	p
前測	22	0.6288	0.30290	-2.261*	0.035
後測	22	0.7175	0.24095		

Note: * $p < 0.05$ 。

本計畫於大三演算法課程進行學習參與度及學習成效之分析，共計招募了 63 位學生，並在學期第 1 週至第 8 週(前測)及第 10 週至第 17 週(後測)以課程活動出席狀況及表現進行參與度評分，並以第 9 週之期中考分數(前測)及第 18 週之期末考分數(後測)進行學習成效分析，在剔除未參與後測階段的學生後，剩餘 50 位學生。

表 4 為大三演算法修課學生的學習參與度有效資料之相依 t 檢定分析結果，所有學生的前測平均值為 0.3614，標準差為 0.17698。後測平均值為 0.4362，標準差為 0.14314，t 值為-3.414 ($p = 0.001$)，學習參與度達到顯著差異。

表 4、大三演算法修課學生的學習參與度有效資料之相依 t 檢定分析結果

	人數	平均值	標準差	t	p
前測	50	0.3614	0.17698	-3.414**	0.001
後測	50	0.4362	0.14314		

Note: ** $p = 0.001$ 。

表 5 為大三演算法修課學生的學習成效有效資料之相依 t 檢定分析結果，所有學生的前測平均值為 52.12，標準差為 18.26。後測平均值為 65.56，標準差為 20.21，t 值為-4.345 ($p < 0.001$)，學習成效有顯著差異。

表 5、大三演算法修課學生的學習成效有效資料之相依 t 檢定分析結果

	人數	平均值	標準差	t	p
前測	50	52.12	18.26	-4.345***	<0.001
後測	50	65.56	20.21		

Note: *** $p < 0.001$ 。

7. 建議與省思 (Recommendations and Reflections)

本計畫在研究所機器學習及大學部演算法課程進行學習參與度及學習成效的教學實驗，利用學生的課堂出席率作為參與度的衡量，在導入本研究建置之資訊文章檢索平台後，根據統計分析結果，學生的參與度有所提升，且具有顯著性差異。與其相比，本研究在研究所機器學習課程進行學習參與度的教學實驗，利用學生的課堂出席率作為參與度的衡量，在導入本研究建置之資訊文章檢索平台後，根據統計分析結果，學習參與度有差異，但未達顯著性。

本計畫認為，大學部的演算法課程為必修課程，學生並非自願選擇修習該課程，然而在導入本研究建置之資訊文章檢索平台後，學生的出席率有所提升，顯示學生對於課程內容逐漸感興趣，提升了學習參與度。研究所的機器學習課程則為選修課程，學生都是自願選擇修習該課程，在導入本研究建置之資訊文章檢索平台後，學生的出席率有所提升，學習參與度有差異，但未達顯著性，本研究認為這是因為研究所的學生對於自己的學習目標有較為清晰的認知，有屬於自己的時間規劃，因此學習參與度較難以提升。

學習參與度的評量方式可以納入課後輔導的部分，與有限的課堂時間相比，若學生願意在課外時間投入參與課程相關的活動，可見其學習參與度程度較高，而這些課後活動的參與度難以在課堂活動中呈現。

二、參考文獻 (References)

- Amendum, S. J., Conradi, K., & Hiebert, E. (2018). Does text complexity matter in the elementary grades? A research synthesis of text difficulty and elementary students' reading fluency and comprehension. *Educational Psychology Review*, 30(1), 121-151.
- Balyan, R., McCarthy, K. S., & McNamara, D. S. (2020). Applying natural language processing and hierarchical machine learning approaches to text difficulty classification. *International Journal of Artificial Intelligence in Education*, 30(3), 337-370.
- Basu, A., Garain, A., & Naskar, S. K. (2019). Word difficulty prediction using convolutional neural networks. In *TENCON 2019-2019 IEEE Region 10 Conference (TENCON)* (pp. 1109-1112). IEEE.
- C., Civit, A., & Fernandez-Luque, L. (2017). HealthRecSys: A semantic content-based recommender system to complement health videos. *BMC medical informatics and decision making*, 17(1), 1-10.
- Chu, C., Chang, Y., & Tsai, C. (2009). PC2PSO: Personalized e-course composition based on particle swarm optimization. *Applied Intelligence*, 34(1), 141-154. doi:10.1007/s10489-009-0186-7
- Culligan, B. (2015). A comparison of three test formats to assess word difficulty. *Language Testing*, 32(4), 503-520.
- Filighera, A., Steuer, T., & Rensing, C. (2019, September). Automatic text difficulty estimation using embeddings and neural networks. In *European Conference on Technology Enhanced Learning* (pp. 335-348). Springer, Cham.
- Fisher, D., DeLine, R., Czerwinski, M., & Drucker, S. (2012). Interactions with big data analytics. *interactions*, 19(3), 50-59.
- Gantz, J., & Reinsel, D. (2012). The digital universe in 2020: Big data, bigger digital shadows, and biggest growth in the far east. *IDC iView: IDC Analyze the future*, 2007(2012), 1-16.
- Gilbert, J., & Han, C. (1999). Adapting instruction in search of 'A significant difference'. *Journal of Network and Computer Applications*, 22(3), 149-160.
- Hasan, M., Popp, J., & Oláh, J. (2020). Current landscape and influence of big data on finance. *Journal of Big Data*, 7(1), 1-17.
- Hwang, G. J., Yang, L. H., & Wang, S. Y. (2013). A concept map-embedded educational computer game for improving students' learning performance in natural science courses. *Computers & Education*, 69, 121-130.
- Kamilaris, A., Kartakoullis, A., & Prenafeta-Boldú, F. X. (2017). A review on the practice of big data analysis in agriculture. *Computers and Electronics in Agriculture*, 143, 23-37.
- Longo, D. R., Schubert, S. L., Wright, B. A., LeMaster, J., Williams, C. D., & Clore, J. N. (2010). Health information seeking, receipt, and use in diabetes self-management. *The Annals of Family Medicine*, 8(4), 334-340.
- Manyika, J., Chui, M., Brown, B., Bughin, J., Dobbs, R., Roxburgh, C., & Hung Byers, A. (2011). Big data: The next frontier for innovation, competition, and productivity. *McKinsey Global*

Institute.

- Mohd, I. H., Hussein, N., Aluwi, A. H., & Omar, M. K. (2016). Enhancing students engagement through blended learning satisfaction and lecturer support. In 2016 IEEE 8th International Conference on Engineering Education (ICEED) (pp. 175-180). IEEE.
- Nguyen, T. L. (2018, December). A framework for five big v's of big data and organizational culture in firms. In 2018 IEEE International Conference on Big Data (Big Data) (pp. 5411-5413). IEEE.
- Oussous, A., Benjelloun, F. Z., Lahcen, A. A., & Belfkih, S. (2018). Big Data technologies: A survey. *Journal of King Saud University-Computer and Information Sciences*, 30(4), 431-448.
- Qaiser, S., & Ali, R. (2018). Text mining: use of TF-IDF to examine the relevance of words to documents. *International Journal of Computer Applications*, 181(1), 25-29.
- Rakib, O. F., Akter, S., Khan, M. A., Das, A. K., & Habibullah, K. M. (2019). Bangla word prediction and sentence completion using GRU: an extended version of RNN on N-gram language model. In 2019 International Conference on Sustainable Technologies for Industry 4.0 (STI) (pp. 1-6). IEEE.
- Reeve, J., & Tseng, C. M. (2011). Agency as a fourth aspect of students' engagement during learning activities. *Contemporary Educational Psychology*, 36(4), 257-267.
- Sabra, S., & Sabeeh, V. (2020). A Comparative Study of N-gram and Skip-gram for Clinical Concepts Extraction. In 2020 International Conference on Computational Science and Computational Intelligence (CSCI) (pp. 807-812). IEEE.
- Schwaighofer, M., Vogel, F., Kollar, I., Ufer, S., Strohmaier, A., Terwedow, I., ... & Fischer, F. (2017). How to combine collaboration scripts and heuristic worked examples to foster mathematical argumentation—when working memory matters. *International Journal of Computer-Supported Collaborative Learning*, 12(3), 281-305.
- Wang, D., Liang, Y., Xu, D., Feng, X., & Guan, R. (2018). A content-based recommender system for computer science publications. *Knowledge-Based Systems*, 157, 1-9.
- Wang, R. (2021). Design and Implementation of It Job Recruitment Data Based on Web Crawler.
- Wang, X., McCallum, A., & Wei, X. (2007). Topical n-grams: Phrase and topic discovery, with an application to information retrieval. In Seventh IEEE international conference on data mining (ICDM 2007) (pp. 697-702). IEEE.
- Wang, Y. (2021, September). Research and Implementation of English Assisted Learning System Based on Decision Tree Algorithm for Judging Vocabulary Difficulty. In 2021 4th International Conference on Information Systems and Computer Aided Education (pp. 577-581).
- Wang, Y., Hong, Z., & Shi, M. (2018). Research on lda model algorithm of news-oriented web crawler. In 2018 IEEE/ACIS 17th International Conference on Computer and Information Science (ICIS) (pp. 748-753). IEEE.
- Weng, Y., Wang, X., Hua, J., Wang, H., Kang, M., & Wang, F. Y. (2019). Forecasting horticultural products price using ARIMA model and neural network based on a large-scale data set collected by web crawler. *IEEE Transactions on Computational Social Systems*, 6(3), 547-553.
- Widyantoro, A., Jamilah, J., & Purnawan, A. (2022). Text difficulty vs text readability: Students'

- voices. *EduLite: Journal of English Education, Literature and Culture*, 7(1), 125-136.
- Wu, M. J., Fu, T. Y., Chang, Y. C., & Lee, C. W. (2020). A Study on Natural Language Processing Classified News. In 2020 Indo-Taiwan 2nd International Conference on Computing, Analytics and Networks (Indo-Taiwan ICAN) (pp. 244-247). IEEE.
- Yuhana, U. L., Djunaidy, A., & Purnomo, M. H. (2021). Development of Text Classification Based on Difficulty Level in Adaptive Learning System using Convolutional Neural Network. In 2021 International Electronics Symposium (IES) (pp. 238-243). IEEE.
- Zhang, S., Jia, Q., Shen, L., & Zhao, Y. (2020). Automatic Classification and Comparison of Words by Difficulty. In International Conference on Neural Information Processing (pp. 635-642). Springer, Cham.
- Zhao, W. X., Zhang, W., He, Y., Xie, X., & Wen, J. R. (2018). Automatically learning topics and difficulty levels of problems in online judge systems. *ACM Transactions on Information Systems (TOIS)*, 36(3), 1-33.
- Zhou, Y., & Tao, C. (2020). Multi-task BERT for problem difficulty prediction. In 2020 International Conference on Communications, Information System and Computer Engineering (CISCE) (pp. 213-216). IEEE.
- 林含諭 (2017). 資訊科技應用於適性化學習的教學策略之探討研究。臺灣教育評論月刊，頁 142-145。
- 林紹陽 (2015). 支援上機考試與適性化學習的程式設計教學輔助系統。國立雲林科技大學資訊管理系碩士論文
- 林進財 (1999). 教學理論與方法。五南圖書出版
- 林運翔 (2014). 大學生志業追求與學習參與對工作希望之影響研究。國立臺中教育大學諮商與應用心理學系碩士班碩士論文。
- 林翰昭 (2014). 鷹架概念圖適性化學習平台之設計。國立中正大學通訊工程研究所論文
- 張益誠、張育傑、余泰毅 (2021). 探討環境教育論文的文件自動分類技術-以 2013-2018 年環境教育研討會摘要為例。環境教育研究，17(1)，頁 85-128。
- 陳立人 (2012). 利用 Latent Dirichlet Allocation 之個人化文章推薦。國立中山大學資訊管理學系碩士論文。
- 曾金豐 (2021). 以深度學習之影音辨識方法提取英語影片之關鍵字以建置基於內容之影片搜尋及推薦系統-以資訊類影片為例。南臺科技大學資訊工程系碩士論文
- 游進年 (2009). 適性化教育的政策與教學實踐。教師天地. 159. 6-14
- 黃政傑、張育嘉 (2010). 讓學生成功學習：適性課程與教學之理念與策略。課程與教學季刊. 13(3). 1-22.
- 趙嘉祥 (2022). 以關鍵詞之難易度結合文本之關鍵詞 TF-IDF 分析文本之難易度。南臺科技大學資訊工程系碩士論文
- 蔡忠霖 (2007). 應用於多源基因體學分類問題之以熵值為基礎的特徵選取法。國立成功大學資訊管理研究所碩士論文。
- 賴昆佑 (2007). 以統計分析探討文件分類程序對期刊論文分類效果之影響。國立中央大學資訊管理研究所碩士論文。

三、附件 (Appendix)

1. 學習參與度問卷

1.1. 行為參與

- 1.1.1. 我努力在學校表現的好。
- 1.1.2. 在課堂上，我努力學習。
- 1.1.3. 當我在課堂上時，我會參與課堂討論或回應。
- 1.1.4. 當我在課堂上時，我會專心聽講。
- 1.1.5. 當老師第一次講解新的學習內容時，我會仔細聆聽。

1.2. 情感參與

- 1.2.1. 當我在課堂上學習時，我是感興趣的。
- 1.2.2. 課堂是有趣的。
- 1.2.3. 我享受在課堂上學習新事物。
- 1.2.4. 在課堂上學習時，我會參與其中。

1.3. 代理參與專案

- 1.3.1. 在課堂上，我會表達自己的喜好和意見。
- 1.3.2. 這門課程我會提問。
- 1.3.3. 我讓老師知道我對這門課的興趣。

1.4. 認知參與項目

- 1.4.1. 在做作業時，我試圖將這門課所學與我已經知道的知識聯繫起來。
- 1.4.2. 當我學習時，我試圖使學習的各種不同思想互相關聯，使其有意義。
- 1.4.3. 我創造自己的例子來幫助我理解我學習的重要概念。
- 1.4.4. 當我學習的內容難以理解時，我會改變學習方式。

1.5. 行為疏離

- 1.5.1. 在課堂上，我只是做了最低的努力。
- 1.5.2. 當我在課堂上時，我想著其他事情。

1.6. 情感疏離

- 1.6.1. 當我們在課堂上學習時，我感到無聊。
- 1.6.2. 當我在做課堂作業時，我感到無聊。
- 1.6.3. 當老師第一次講解新題目時，我感到無聊。
- 1.6.4. 當我們在課堂上開始新的學習內容時，我感到緊張。
- 1.6.5. 當我無法完成作業時，我感到擔憂。
- 1.6.6. 當我在課堂上時，我感受到負面情緒。
- 1.6.7. 當我在做課業時，我感受到負面情緒。