

## 使用文本分析評估大學中的數位能力

### Using text analysis to assess digital competence in campus

楊子奇

國立陽明交通大學 教育研究所

tcyang\_@nycu.edu.tw

**【摘要】** 數位能力的發展正在成為高等教育師生的重要能力之一。歷經 Covid-19 疫情後，數位能力的評估與培養在引起了更大的關注。然而，之前的研究主要集中在自呈報告或人工審查上，除了費時耗力也存在一些局限性。由於數位能力的評估具有一定的規則，運用機器學習方法有機會改善傳統方法的效率。因此，本研究嘗試採用機器學習文本分析方法來評估數位能力，來應對此議題。結果表明，本研究提出的方法是有效和有效率的。未來我們期望進一步探索高等教育機構採用這種方法來實踐數位能力發展的可能應用。

**【關鍵字】** 高等教育；數位能力；機器學習；文本分析

*Abstract: The development of digital competence is emerging as an essential part of higher education. The assessment of digital competencies has attracted greater attention in higher education especially we are experiencing Covid-19 epidemics. However, previous research has focused on self-report or manual reviews with some limitations. This study adopted the machine learning method to assess whether and how much digital competencies are integrated into the university curriculum. The results of this study suggested that the method proposed in this study is efficient and effective.*

**Keywords:** Higher education, digital competence, machine learning, text analysis

## 1. 前言

由於 Covid-19 大流行的爆發，許多研究投入評估師生對遠距學習的準備程度。我們注意到不同於 K12 學校，大學提供各領域的專業技能培養，有很高的課程彈性與異質性。大多數的大學請教師自行將進行中的課程轉換至線上，這形成了一些新的問題，大學的專業領域與課程內容的差異明顯，大學的師生也存在數位能力的落差，許多學生缺乏足夠的數位能力，卻很少有大學關注師生是否適應緊急教學。學者認為，大學必須考慮師生對數位技術的了解，才能滿足他們當前需求的新教育模式 (García, et al., 2020)。如何評估大學師生是否具備足夠的數位能力來應付未來的變化，是現階段一個重要的議題。然而，這些研究大部分使用問卷和訪談為工具，經常受到一些限制，不容易常態與持續性的實行。因此，有必要發展一個有效率方法來改善傳統問卷評估的方式。近年，學者注意到機器學習技術可以學習人類的評估方法，在可接受的準確程度下，大幅改善各種評估與預測任務的效率(Golowko, 2021)。有鑑於此，本研究期望運用機器學習方法進行文本分析來評估大學所提供的的數位能力。具體而言，本研究的研究問題為：使用機器學習進行數位能力評估的效能如何？機器學習方法是否能與人類評估結果達到一致性？。

## 2. 相關研究

歐盟委員會(European Commission)則理解為數位能力被認為是用戶安全、批判性地和創造性地使用 ICT 以滿足不同目標的能力。同時，歐盟委員會更將數位能力視為八項關鍵生活技能之一，開發了 DigComp 框架來解釋“數位能力”的含義。DigComp 提出了數位能力

的五個組成部分:1)訊息和數據素養;2) 溝通與協作;3) 數字內容創作;4)安全;和 5)問題解決。過去，有些研究使用數字素養來描述上述這些能力。雖然這二者本質上不完全相同，愈來愈多的學者認為由於定義上重疊與翻譯等原因，數位能力和數字素養之間的區別變得模糊 (Madsen, Thorvaldsen, & Archard, 2018)。在教育現場學生使用數字技術製作 交流信息就可以視為數位能力的展示。在此研究中我們統一使用數位能力這個詞。

### 3. 研究方法

詞頻逆文檔頻率(Term Frequency-Inverse Document Frequency, TF-IDF)是提取特徵最常見方法之一。在大多數情況下它 TF-IDF 可以比其他技術更準確地計算特徵值，讓文本特徵提取程序簡單有效。本研究使用 TF-IDF 權重運算做為特徵提取。在分類模型方面，我們則採用常見的四種機器學習模型， Support Vector Machine (SVM)、Logistic Regression (Logit)、K-Nearest Neighbour (KNN)、以及 Naïve Bayes (NB)進行數位能力的分類並評估四種模型的效能。

### 4. 結果與討論

結果顯示(表 1)，使用機器進行文本分類，發現常被用於本文分類的四種機器學習模型都能展現高度的分類效能。我們研究結果也顯示使用機器學習方法來為課綱分類並區別數位能力培養程度具有足夠的一致性。這些結果支持，機器學習方法是一個可靠、有效、且高效率的方式。我們注意到，SVM 在這個分類任務中表現最佳，在 10-folds cross validation 達到最高的準確度與一致性 (.713 與 .555)。因此，當運用機器學習方法分析課綱時，我們建議優先使用 SVM，並可以此為基準，尋求再次提升分類效能與一致性的演算方法。值得注意的是，我們也發現在這個研究中高度與中度數位能力培養程度的課程是較常相互誤判的。這很可能是因為，相較於低度數位能力，中度與高度數位能力在定義上有一些重疊與相似的描述，未來我們需針對這個議題進行更多的研究。

表 1 文本分類模型評估

	test set validation					10-fold cross-validation				
	ACC	Pre	Sen	F1	kappa	ACC	Pre	Sen	F1	kappa
SVM	.920	.920	.921	.920	.882	.713	.712	.708	.648	.555
Logit	.921	.923	.922	.922	.885	.657	.638	.638	.464	.460
KNN	.922	.930	.922	.922	.886	.656	.629	.593	.598	.451
NB	.768	.772	.768	.767	.664	.656	.594	.587	.589	.523

#### Acknowledgements

This research was supported by the Higher Education Sprout Project of National Yang Ming Chiao Tung University (NYCU) and the Ministry of Education (MOE), Taiwan, as well as the Ministry of Science and Technology in Taiwan through Grant numbers MOST 108-2511-H-009-019-MY2.

#### 參考文獻

- García, F. A. M., Llamas-Salguero, F., Fernández-Sánchez, M. R., & del Campo, J. L. C. (2020). Digital Technologies at the Pre-University and University Levels. *Sustainability*, 12(24), 1-1.
- Golowko, N. (2021). The Improvement of Sustainable Employability Transfer in Higher Education Institutions Using Large Scale Data Bases and Machine Learning. In *Future Skills in Education* (pp. 165-185). Springer Gabler, Wiesbaden.
- Madsen, S. S., Thorvaldsen, S., & Archard, S. (2018). Teacher educators' perceptions of working with digital technologies. *Nordic Journal of digital literacy*, 13(03), 177-196