



大規模開放線上課程學習分析促進 科技學科教學知識之研究

胡詠翔*

摘 要

過去幾年，大規模開放線上課程（MOOC）已在全球蓬勃發展。本研究主要是針對研究者在校內通識開設自行研發的「大數據的設計思考」MOOC，進行數位學習實踐研究，以增進教師個人的科技學科教學知識，並探討MOOC期末通過率的問題。研究對象為研究者107學年第一學期開課之班級306位大學生，蒐集其在修課平臺中學習歷程共187萬1,747筆資料，進行學習分析，探討學生背景變項（性別、學院與年級），以及觀看教學影片的完成度、運用自我評量與觀看教材的策略、額外搭配多元載具等三項學習行為，是否影響學生期末修課結果。統計處理採卡方檢定和邏輯斯迴歸模型。研究結果發現：學院別和前述三項學習行為，對於學生期末通過課程及格標準皆有顯著影響。同時利用和諧性分數和ROC曲線，檢驗的學習成效模型，和諧性分數達83.8%，顯示具有高預測率。本研究結果未來可應用於發展學習預警機制，以提高學生學習表現與修課通過率。

關鍵詞：大規模開放線上課程、科技學科教學知識、學習分析

* 胡詠翔：國立雲林科技大學通識教育中心助理教授

電子郵件：hsiang@yuntech.edu.tw

投稿收件日期：2019.01.24；接受日期：2019.02.14

壹、背景與研究目的

臺灣的高等技職教育於2016年後，基於「教育部技專校院教學創新先導計畫」支持，各校陸續依循當代教育思潮與人才培育需求提升創新教學。其中，通識課程的教育革新更是當中不可或缺的一環。本研究從一門3學分的「大數據的設計思考」課程切入，記錄研究者如何在投入課程創新後，藉由學習分析，持續扮演教學創新的研究者。同時，自我反思實踐創新從傳統課室到遠距教學、從小班到大班的教學樣態轉變後，實際遭遇學生線上課程通過率不高的現象。最後，研究者透過分析校內通識開設大規模線上學分課程（massive open online courses, MOOC）的學生學習歷程，反饋作為教師個人精進MOOC「大數據的設計思考」課程的科技學科教學專業知識。以下耙梳課程革新的脈絡，以及本研究關注MOOC教學實際執行出現的問題，說明如下：

一、由推動校務研究實務，規劃開設通識課程

由於技術型高中學生接收分科定向的時間，較普通高中更早，因此，技專校院通識課程的責任與教育經常受到各界關心。特別是科技大學的通識課程設計在此一波改革創新的浪潮中，如何讓人文、社會、科技、藝術、產業等多種面向交織對話，翻轉過往將其作為本職學科專業領域外補充懸缺課程的開課思維，更是研究者所任教的科技大學，鼓勵教師建構創新通識教育之起源。回顧研究者服務科技大學近年的通識教育課程革新策略，除了呼應前述浪潮，同時更鼓勵任課教師以多元的創新開課。例如：在既有2學分基礎上，開設深化實作之深碗通識課程（又稱為X+1課程）、協助學生探索產業、場域或興趣之通識微學分課程、學生自主募課等新型態通識課程。

近年來各校開始應用大數據技術與資料科學導入「校務研究」（institutional research, IR），並有效應用數據邁向智慧辦學決策

與行動。研究者有感若將此一實務經驗與推動脈絡，經由大學通識課程轉化（transformation）、轉譯（translation）及教師專業化（professionalizing）的歷程，彰顯大學通識教育精神—將社會當代議題抽象化。在教育的現場，將更有機會帶領學生在當代大數據浪潮與科技快速發展中，具備新型態的資訊素養。研究者將「大數據的設計思考」課程定義為：一種基於加值資料、洞見數據到問題解決的資訊力，進而有能力脈絡化解決真實世界的問題，包含宏觀透過政府或公部門釋出之公開資料（open data），解決社會、產業、政治、經濟、文化、環保等議題，亦能微觀地應用手邊業務資料解決就業職場中之難題。

在此一初衷下，研究者便以個人推動IR的實務經驗，結合大數據與資料科學理論發展全新之通識課程，並結合科技人文與大數據議題（含倫理）帶入校園討論、辯證。

二、從小班教學走向課程磨課師化

2016年研究者開始帶領校務研究團隊執行教育大數據分析，以及導入美國史丹佛大學（Stanford University）設計思考術（design thinking）解決教育現場問題之學校行政經驗，轉化為一門全新通識課程「大數據的設計思考」。

回顧第一年開課（2學分課程）僅有24位學生選修，學生仍給予不錯的評價：

……以老師第一年開課來說還不錯，比起其他制式化、或是萬年通識來說，願意帶給我們較新的知識與觀念，課堂上的互動也較多，對於我們的研究發展也很自由。建議的話，希望老師能在課程內多介紹一些案例（請同學蒐集資料分享也可以），可以讓我們對於期末的研究報告內容多點頭緒！（其實網路上有很多經過視覺化呈現的資料，可以比較看看哪些呈現較清楚，哪些較無趣，也可以

看看有哪些呈現手法)下學期老師開的○○○課,如果沒有撞課的話,有意願想繼續選修看看……

也有同學提到,課程強調學習經驗的過程與思考是最棒的收穫。

這堂課超棒,獲益良多!!!也喜歡老師注重過程與思考的教學方式:DD請老師繼續加油,希望下學期還能再見:)

2017年,研究者便依據首次開課學習者提出的建議調整課程,導入視覺化資料分析軟體實習課程並豐富教學案例,考量教學時增加上機實習,經校內通識教學委員會審查通過開設3學分深化通識課程。

當時研究者主動申請教育部磨課師課程推動計畫,並獲得課程拍攝經費補助(在全臺200餘件申請案中僅30餘門課程通過)。同年9月11日在學聯網ShareCourse上架後,更成為平臺熱門課程第一名。

三、通識課程數位化後的困境與機會

「大數據的設計思考」通識課程,經2017年數位化後,以學年為週期每學期開設MOOC,修課學生背景多元,包含大專校院校內外學生及社會人士。但經過幾個學期學生修課結果觀察,卻發現出現許多MOOC都面臨的學生修課後通過率不高現象。

研究者第一次以MOOC型態於臺灣ShareCourse平臺開課(2017年9月)結果,學員未搭配大學學分課程而通過課程比例為1.22%。半年後(2018年2月)結合大學學分課程,並透過跨校採認方式(本研究中簡稱學分生或學分課程)於臺灣eWant平臺以MOOC形式開課,在學分生與一般大眾同時註冊課程的混合學習情境下,整體課程通過率為10.48%。發現近年相關研究亦指出學生MOOC線上修課未能通過而無法取得結業證書的比率介於90%~98%之間(Belanger & Thornton, 2013; Jordan, 2014, 2015; Koller, Ng, & Chen, 2013; Liyanagunawardena,

Parslow, & Williams, 2014; Reich, 2014)。然而，磨課師化的遠距教學對學生的學習成效及修課後通過率過低的問題，便成為教學現場的新問題。因此，研究者嘗試從學生學習改變的角度，耙梳可能的原因。

回顧此次新舊課程設計最大的變革，即是學生必須從過去習慣的實體課室同步學習經驗，調整為遠距且非同步的MOOC學習型態。然而，這樣的改變似乎對於學生與教師這兩種角色都衍生出一些問題。經研究者以學生角度觀察發現，MOOC相較於學生習慣按課表到教室學習，或等待上課接受教師規劃一致教學活動與流程的經驗是大相逕庭的。二者主要的差別在非同步教學且編排結構化的MOOC，具有不限學習時間、學習順序的較高自由度。這是學生相較於一般課堂教學截然不同的學習體驗。這使得學生不再受限於只能單一遵循教師於課室中主導的統一教學步驟，反而有機會展現更多具個人風格的學習策略與行為差異。

對於教師而言，線上學習MOOC具備學習時間彈性與不設限空間的特性，也讓教師可以在教學活動中重新設計並帶入許多學生在課堂教學中，例如：MOOC可透過線上課程帶領的設計，要求每一位學習者皆必須參與討論，並將知識社群討論的舞臺，採線上討論板非同步的方式實踐。這正是教師規劃實體課程，容易因上課課程時間有限而無法辦到的事。除了優勢之外，研究者認為教師在經營MOOC時，也需面對不同於實體課程班級帶領的難點。特別是線上管理大班且學習進度不一致的MOOC，這是教師幾乎不可能比照過去課堂教學的經驗法則。

因此，本研究探討校內通識開設的MOOC，修課學生性別、學院與年級等背景變項，對於學生學習表現能否通過課程標準之影響。此部分的關懷主要係研究者考量校內通識課程對象同MOOC一樣，修課學生之組成較單一，專業系科開課學生來源更多元廣泛。因此，不同學生的專業背景及年級差距（研究者服務學校大一至大四皆可選修通識課程），是否是影響學生無法達到及格標準的因素，便成為本研究探討的因素之一。此外，從本課程修課的性別比例來看，男女學生差異不大，代表課

程設計在開課階段能吸引所有學生。以107學年上學期修課組成比例為例，男性占52.59%，女性占47.71%。但是否性別因素真的不影響修課結果通過課程標準。綜合上述，MOOC確實產生學習樣態的改變，一方面確實使得修課學生有權自主學習，但另一方面，身為教師也應嘗試增進科技學科教學知識，以引導學生在MOOC中能有效自主學習並通過課程標準，也很重要。

本研究以107學年上學期校內修課梯次之306位學生為對象，分析課程平臺資料庫，以利於增進個人科技學科教學知識。本研究乃分析學生學習行為軌跡及背景變項，探究這些不同變項與課程最終通過與否的關係，並從學生實際學習歷程的分析進而使教師獲得科技學科教學知識，作為後續開課改進教學方案的重要參考。

四、研究目的

研究者以自身於107學年上學期開設校內「大數據運用設計思考」MOOC進行研究。本研究主要旨在於運用學生線上學習軌跡與行為分群，探究不同變項與學業表現的關係；同時，基於學生學習為中心所獲悉之知識，轉換建立為預測模型，以持續發展教學改進方案，協助未來開課能發展學生學習預警參考。最後，研究者分析學生線上學習資料庫，作為促進授課教師在「科技學科教學知識」的經驗反思。

貳、文獻探討

一、MOOC的發展

(一) MOOC的起源

MOOC又稱磨課師，曾經是數位教學上的重要階段性革命（Masters, 2011; Rodriguez, 2012），是一種以網路作為傳媒，開放大規

模參與和個人依興趣學習的課程（吳清山，2013）。MOOC今日的成功，係奠基於數位學習朝向開放精神與理念發展而來。這個基於解放知識與充實心靈的教學與學習樣態，最早可追溯至1999年，當時美國麻省理工學院（Massachusetts Institute of Technology）將實體課程透過教學資源分享作為一種貼近大學社會責任展現的形式，公開大綱、講義與影片教材發布到網路上，被稱作開放課程（open course ware, OCW）。究其精神其實正是開放教育資源思潮（open educational resources）的體現，藉由教材數位公開弭平教育資源缺乏問題（D'Antoni, 2008）。然而，今日熟悉的MOOC名詞，則是基於前述浪潮於2008年首次由加拿大兩位學者Bryan Alexander與Dave Cormier所提出。在那之後，美國史丹佛大學的機器學習、人工智能導論等課程，分別有超過10萬名學生線上註冊修課。在那之後，包含哈佛大學（Harvard University）在內的知名學校，更陸續共同投資創建開放學習平臺，提供免費、高品質的開放課程。

今日以MOOC為名在網路上大規模人數修課，以及開放的課程，已日益受到重視（何榮桂，2014）。如今我們熟悉的MOOC，其實是開放學習浪潮的演變產物，若從課程演進的前後差異來看，MOOC也解決了當年OCW只是公開數位化後的教材內容，產生網路自學者無法接受教師或助教協助，或結構化共學的線上課程帶領問題（Abelson, 2008; Gillani & Eynon, 2014; Martin, 2012）。在此脈絡下，全球各大學教師更有機會思索數位學習如何透過製作優質數位內容品質，並串接實體課結構化教學設計，呈現截然不同的教育面貌。這股開放式大規模線上學習熱潮與吸引力，終於成就今日的MOOC。

教育部「資訊與科技教育司」於2014年經由發起《數位學習推動計畫》推動臺灣的各大專校院自製磨課師課程，也響應全球新興的數位學習趨勢。目前臺灣也有多個指標性的MOOC平臺創立，如Open edu 中華開放教育平臺、Ewant育網開放教育平臺、明德在線Share Course、Taiwan Life臺灣全民學習平臺等。

（二）MOOC的課程特徵

綜合許多研究定義MOOC之四項特性（Adams, Yin, Vargas Madriz, & Mullen, 2014; Andersen & Ponti, 2014; Knox, 2014; Liyanagunawardena et al., 2014）：以學習者為中心、從校內課程到全球共享、從試探到成立專屬平臺全面推動、從教育資源開放到學習參與的開放。由於MOOC強調開放性（open access），因此，即使修課學生不具有開課單位的學籍，都能線上註冊學習。從學生組成結構來看，強調開放的MOOC不但具有可擴張性（scalability）（Literat, 2015），其學生來源與背景更具有多樣化的特徵（Belanger & Thornton, 2013; Breslow et al., 2013）。然而，在這樣多元組成的線上虛擬教室中，學生經由開放式的數位學習，便能在各個時間與地點，應用連網載具經由線上串流或下載檔案的方式自學（Yang, 2014）。同時創造出公平與自由的學習管道，因為對於個別學生而言，都能獲得相同的學習材料，學生在教師發布數位內容後可參考教師提供的知識順序學習，也能依據自訂的順序學習，具高度學習的自主彈性（Anderson, Huttenlocher, Kleinberg, & Leskovec, 2014）。至於在師生交流方面，學生經由線上跨領域的觀摩與交流學習，搭配透過教師設計的線上帶領學習活動，便能在線分享交流並建立學習社群（Gillani & Eynon, 2014; Hoy, 2014）。

二、從學習分析精進教學專業

從單一課程教學評量來看，分為形成性評量與總結性評量。然而，實際上在絕大多數的教學現場，教師都有不易蒐集學生學習歷程資料的問題（即形成性評量）。觀察大學教學現場不難發現，許多課程大綱發布的評分標準皆以分段學期考試（如定期小考或期中／期末考）或專題作業（或完成作品）作為整體課程總結性成績的考評依據，卻忽視了課室中學習分析之教育價值，特別是學生學習歷程可作為學習輔導或教師改善教學的指引。因此，本研究以學生行為為中心，進行學習分析以精

進教學專業。

（一）基於學習分析的教學診斷

一直以來，數位學習具有實體課程無法媲美的先天優勢，即能蒐集豐富的學習歷程資料—學生學習歷程數位檔案。這也意味教師分析學習歷程之數位學習軌跡資料後，便能回饋教學（Mayer-Schönberger & Cukier, 2014）。一般課堂教學中可蒐集的學習歷程檔案，大多是學習單、心得報告等。然而，線上數位課程除這類階段性學習成果外，另外亦記載學生在線的學習行為資料，包含IP、作業繳交時間、評量，以及討論區的各種互動紀錄，因而能建立出實體課程不易累積的大型資料庫（DeBoer, Ho, Stump, & Breslow, 2014），也形成教師精進教學專業的推力之一。研究者因此認為教師若能有效分析學生學習行為資料，可確實回饋教學改善。相較於過往盲目地從期末教學意見調查有限資訊、回想個人班級經營感受，或僅基於個別學生反饋意見調整教學，這種以學習歷程數據驅動教學改善的策略，將更能具體明確提供處方式調整數位教學的可能性，進而提高學生學習成效。Brown（2011）認為從學習資料就能發現學生容易錯誤，或是需要額外教學的概念，教師知道教學方法與內容需要改進的部分，便能適時針對盲點，提供學生回饋。

近幾年，已開始有研究者對MOOC後臺累積的學習資料，進行學習分析的技術討論（Eisenberg & Fischer, 2014），以建立數據驅動教學改進的循環迴圈（data-driven feedback loop）（DeBoer et al., 2014）。

（二）教師植基於學習分析深化教學專業

本研究以研究者自行發展之MOOC，蒐集校內大學生修課的行為數據，以觀察學生在「大數據的設計思考」這門數位課程的學習行為分析，作為教師（即研究者）自我深化科技學科教學專業知識之依據—教師植基於教學實證數據深化教學專業。以下從科技學科教學知識的層面切入討論。

Mishra與Koehler（2006）考量教學現場逐漸將科技融入教學，另

提出教師應在學科教學知識（pedagogical content knowledge, PCK）PCK 的基礎上，增加科技知識（technological knowledge, TK）。意即教師也必須兼具科技知能，展現科技學科教學知識（technological pedagogical & content knowledge, TPACK），也就是重視教育科技在教育專業知識中的地位（Thompson & Mishra, 2007），如圖1所示。

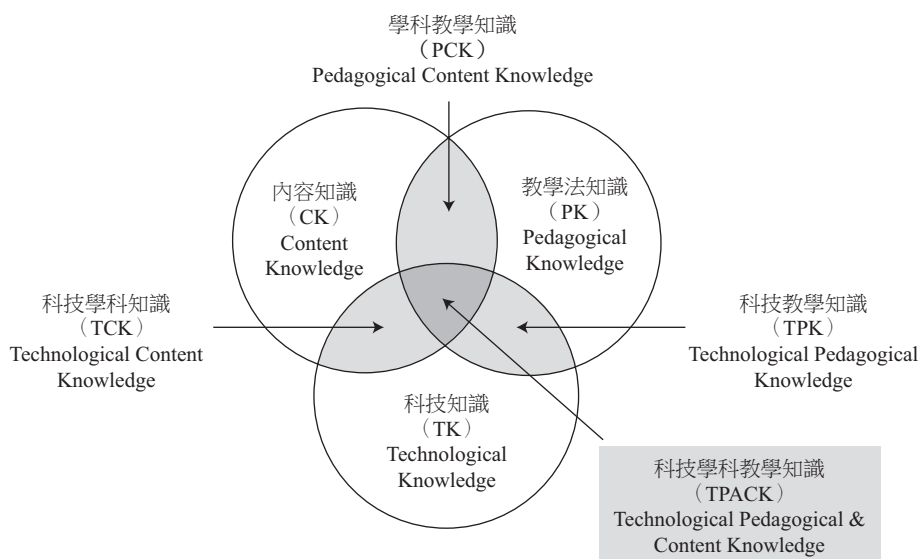


圖1 科技學科教學知識。取自“Technological Pedagogical Content Knowledge: A Framework for Teacher Knowledge,” by P. Mishra and M. J. Koehler, 2006, *Teacher College Record*, 108(6), p. 1025.

TPACK代表核心的科技學科教學知識，是綜合其他六項內容知識（CK）、教學法知識（PK）、科技知識（TK）、學科教學知識（PCK）、科技教學知識（TPK）、科技學科知識（TCK）所構成。各項要素內涵，分述如下：

1. 內容知識

即針對學科內容的知識討論，主要圍繞教師對於課程內容的理解。例如：在本研究「大數據的設計思考」課程中，教師能舉幾個具體教育大數據應用實例，詮釋單元學習目標。

2. 教學法知識

即教師針對教學法的知識與應用，如熟悉教學原理或相關應用策略。例如：在本研究中，教師設計非同步線上課程帶領活動，係基於對合作學習團體動力學的認知。

3. 科技知識

即描述教師應對現行科技的趨勢發展或應用有些認識，亦是教師能否成功建構TPACK的重要關鍵。例如：本研究教師平時對新興科技在教育上應用或發展的理解，如VR360。

4. 學科教學知識

此知識需教師綜合教學法知識與內容知識建構而成。在教學現場，教師能否具備發展有效學科學習評量或試題之策略，便是此項知識能力展現。

5. 科技學科知識

此知識需教師綜合科技知識與內容知識建構而成。在教學現場，教師能否具備導入科技，呈現知識教材內容，便是此項知識能力之具體展現（Mishra & Koehler, 2006）。

6. 科技教學知識

此知識需要教師綜合科技知識與教學法知識建構而成。在教學現場，教師透過能應用對教育科技了解設計並實施教學活動，便是此項知識能力之具體展現。科技教學知識與科技學科知識最大的差異，在於後者強調以教育科技呈現內容，前者則關注透過教育科技發展教學活動。

7. 科技學科教學知識

此項知識主要綜合了對前述各項知識的綜理解與應用。可以

說，TPACK就是透過科技呈現教學內容，進行教學，同時也要能夠解決學習者的問題，並強化舊知識即新的知識系統（Mishra & Koehler, 2006）。

TPACK代表的是一個綜合的能力，其呈現教師在進行某一學科教學時，是否能在考量對學科內容的掌握設計教材外，亦強調要有能力妥善應用教育科技呈現內容與教法，藉此增強教師的教學效能。教學現場已有教師成功透過發展TPACK提升教學效能案例。其中，有的實證研究直接指出教師發展TPACK的建議。例如：教師可以科技為中心發展TPACK，再以學生中心角度提升學生教與學的效能，並透過觀察或記錄的方式，了解教師發展TPACK的情形（劉芷源，2010）。

教師學科教學知識（PCK）是由Koehler、Mishra與Yahya（2007）提出並作為教師教學專業知識的一個領域。然而，大學教學現場教師實際在課堂教學有大半的時間都在傳遞「內容知識」，面臨不易結構化累積PCK的困境。因此，研究者認為當前大學教師建構PCK發展教學專業的來源相當有限，多僅能靠個人過去學習經驗、教學資歷累積與仰賴教師社群知識移轉等三個渠道獲得，較為緩慢。反觀，教師若能應用學生線上學習歷程資料，也許可增加建構教學專業知識的另一種資訊來源，特別是屬於教師知覺層次基於教學現場待解決的實際問題，甚至發現非教師知覺層次的教學專業知識（如建構對學生實際學習為中心的基模）。

在學習分析實務方面，目前陸續有研究開始分析學生的學習行為，建構出可以協助教師線上教學經營或提高課程通過率的TPACK。以探討解決MOOC修課學生低通過率的問題，先前研究透過觀察日誌數據所展現的學生行為模式，進行分群與歸類，以協助教師推測學生修課的意圖（Koller et al., 2013）。此外，也有研究者採用學習者行為為中心的觀點，建立衡量學習者最後是否能通過課程的模型（Huin, Bergheaud, Caron, Codina, & Disson, 2016）。此外，也有研究者從學習管理平臺取

得如總體點擊次數、線上討論次數、學習時間不規律情形、學習間隔不規律情形、最大的停滯分鐘數、距離第一次上線分鐘數、上線總分鐘數、課程頁面瀏覽總次數、平均討論時間等資料，用於預測每門課程學生的學習表現（Conijn, Snijders, Kleingeldc, & Matzat, 2017）。其他的研究者則發現登入課程次數、瀏覽教材次數、瀏覽教材秒數、瀏覽補充教材次數及討論板發文數等網路學習行為，與學習成效呈現正相關（陳年興，林甘敏，2002）。在觀察線上閱讀時間對學習成就的影響方面，也有研究指出學生若採持之以恆的方式，則較能獲得較佳的學習成就（黃武元、王錦裕，2002）。

參、「大數據設計思考磨課師」課程設計與教學策略

一、教學目標與教材教法設計

本研究選定「大數據的設計思考」課程，為開設於107學年上學期的3學分校內通識課程。內容與教材皆取材自研究者自行製作之MOOC。包含：課程影音檔、自我評量題庫、討論議題、課程週次編排次序與指導語等數位內容。

課程主要目標為，結合大數據應用實例並結合史丹佛大學設計思考術，嘗試以「個人如何以設計師規劃應用大數據分析，進一步解決問題的視角」，培育學生能具備「發起研究議題、盤點檢視資料、應用分析結果、簡報口語傳達」等職能。並依據課程目標，轉化出三點以學生學習為中心設計之教學目標，分別為：我能學到一套方法，知道數據資料如何影響未來生活（目標一）；我能學會一個工具，搭配工具軟體即時呈現資料內涵（目標二）；以及我能裝備一個技能，學習搭配簡報有效說明自己發現的問題與結果（目標三）。課程結構的設計便基於前述三

點教學目標，分別轉化為不同的教學單元內容。

在教材內容選擇方面，主要為研究者自製的MOOC教材，除同步教學教材為當年度新增並透過直播發布外，共選用大數據與當代生活等10個預錄主題單元共85部影音教材及9個線上議題討論。為協助有興趣的學生增加學習廣度，另額外提供補充學習資源，則屬選擇性學習資源。在單元與週次的分配上，會因影音教材分量較多而跨週分梯發布。

在校內開課的教學方法，則沿用原MOOC的線上帶領規劃，主要為線上非同步遠距教學，另搭配線上同步遠距教學、實體面授課程等混成學習（blended learning, hybrid learning）形式授課，並比照教育部數位課程認證規範，提供每週線上office hour、線上助教等機制，實施線上課程帶領。從比例上來看，線上同步與非同步教學的週次為整個學期的16週，實體課程為2週。實體課程的週次安排，主要在開學第一週與最後一週。第一週的課程主要為課程簡介、平臺功能操作教學與線上學習釋疑，以及學生加選事宜，當週出席成績不占期末成績。最後一週的課程主要為學習結束後的課程總檢討，主要教學進度皆已於第17週單元前完成。期末面授課程進度，主要為教師分享與解析學生在線學習的多元樣態與學業表現的學習大數據資訊（此部分採去識別化的分群呈現，不討論個別學生的修課樣態）、表揚優良學生作業，確認學期總成績並答詢學生疑問。期末出席成績占期末4%比例。

二、作業、評量與成績考核方式

本課程於各主題單元依據知識結構，皆置入多個小節自我評量，另發布1次期中測驗，皆採題庫隨機抽題。測驗批改方式，除非選擇題以外，各小節自我評量與期中測驗屬固定選項測驗（fixed-choice test），皆採機器評分（類型包含單選、複選等題型）；非選擇題則採人工評分。另外，為測量學生於情境脈絡中的表現，研究者亦設計包含大數據應用的未來想像與創意發想等，共4項個人作業，屬於複雜表現測驗

(complex-performance test)，目的在避免線上評量單純使用固定選項測驗，可能會過度強調低層次認知能力（如記憶、理解等）與出現僅測量事實性知識的偏頗。其中，每位學生可自選完成3項，並於指定時間內上傳校內網路學園平臺。

個人作業的評分，以MOOC線上課程測驗與評量方式，採用線上同儕互評，評分工具為教師事先發布之評分規準（rubrics）以統一標準。此外，為確保學生會使用Rubrics互評，特於開學首週實施作業評分練習。每份作業被互評的份數，係經平臺隨機分派10位選繳該次作業同學合作進行。

課程的學期總成績考核方面，分為非同步教學（87%）及同步教學（13%）。前者，包含自我評量、期中測驗、四選三個人作業、平時線上議題討論等，當中屬於形成性評量的比重占總成績52%，總結性評量占總成績35%；後者，則包含線上直播課程的發言狀況與面授課程出席率（4%）。所有成績紀錄細項皆同步發布於網路學園平臺，學生皆可隨時登入查閱個人的成績狀況，以及個人目前成績相較於全班所有同學的相對位置。

綜合上述，以學生實際修習「大數據的設計思考」通識課程線上學習體驗而言，只要屬於線上非同步教學的週次，皆由教師統一於每週上課時間發布當週分量之單元教材，學生可自行規劃時間上線學習。必須在教師設定的期中與期末兩個階段結束前，完成階段內各週的學習任務。各週核心學習任務皆以影音教材為主體，並提供系統題庫抽題之自我評量，協助學生自我檢核學習成果（交卷後立即回饋結果），以及教師布題之議題討論1式。

肆、研究方法

一、研究對象

研究對象為研究者所服務學校之大學生，於107學年上學期修習研究者開設之「大數據的設計思考」一個班級的通識課程，共計306位。

從學生背景變項來看組成，依性別分類，男性計160位（52.29%），女性146位（47.71%），男女學生差異不大。依學院別分類，以工程學院116位（37.91%）最多，設計學院76位（24.84%）、管理學院74位（24.18%）居次，人文學院40位（13.07%）最少。其中，若排除資工與資管兩科系，非資訊相關背景選修學生為85.3%。在各年級組成的分布，最多為二年級100位（32.68%）與三年級95位（31.05%），其餘為一年級59位（19.28%）與四年級52位（16.99%）。

從學生期末成績及格與否看課程通過情形，及格學生計252位（82.35%），不及格未通過計54位（17.65%）。

本研究對象背景變項分布組合與課程通過情形分布，如表1所示。

表1
不同背景變項分布組合與課程通過情形分布（ $N=306$ ）

變數	人數	百分比
性別		
女生	146	47.71
男生	160	52.29
學院		
工程學院	116	37.91
設計學院	76	24.84
管理學院	74	24.18
人文學院	40	13.07

（續下頁）

表1 (續)

變數	人數	百分比
年級		
一年級	59	19.28
二年級	100	32.68
三年級	95	31.05
四年級	52	16.99
通過課程		
及格學生	252	82.35
不及格學生	54	17.65

二、資料蒐集

研究者利用校內網路學園平臺學生學習歷程資料庫，進行教育大數據資料分析。全學期課程資料蒐集時間為2018年9月11日至2019年1月11日，含學生訪問平臺資料檔等3個資料檔共187萬1,747筆資料，並從中篩選本研究實際使用之資料集（含學生操作時間紀錄），分別是學生訪問平臺資料檔15萬9,025筆，學生觀看影音教材資料檔11萬4,503筆，學生參與測驗資料檔1萬632筆。

三、線上學習行為指標定義

本研究目的在藉由分析修習校內MOOC學生學習軌跡，建立教師精進TPACK教學專業途徑的策略，作為未來將線上學生修習校內MOOC之學習經驗進行延伸，轉化後續新課程開班之預測模型。在本研究中，研究者基於學生學習為中心自訂三點線上學習行為觀察指標，其重要性與分群策略，分點說明如下：

（一）學生觀看教學影片學習行為

1. 指標重要性說明

研究者以學生觀看教學影片完成度，定義學生收看影音教材行為。

從這個指標切入的原因，主要的考量有二：

首先，現今的大學生早已是數位原生世代，且相較於一般課室情境中受限教師班級經營規定或教室情境可能不利使用網路之限制，學生修習MOOC進行線上學習時即已處於網路數位環境，相當程度上更有利學生直接跳過教師提供的影音教材，而直接向外尋求其他網路資源去解答或完成課程要求的學習任務。其二，是基於本課程成績計算分數之考量。由於本課程在選課階段皆已告知學生觀看影音教材程度，並不會被納入學期總成績之計分標準，因此，本研究擇定觀看教學影片完成度之行為有其意義。研究者當時將實體課程轉化為MOOC，特別設計最終計分標準不採計影音教材完成度，避免學生在線僅盲目追求高點擊播放的完成率，而非因學習動機驅使產生點擊教學影片之行為。

研究者經排除影音教材瀏覽度作為成績計算的外在誘因，觀察學生實際接收來自教師提供影音教材情況，並與其修課後學業表現能否通過及格標準比較，作為研究者期待了解校內課程採用自製MOOC影音教材，是否對於線上學生學習發揮吸引力，並確實產生主動的學習行為。

研究學生觀看教學影片行為，對於增進研究者TPACK之意義，在於了解教師使用科技呈現學科知識，將數位內容藉由網路傳達給選修通識專業背景不一的學生，學生觀看教學影片的行為是否影響期末修課表現。

2. 學習行為分群策略

本課程共發布85部教學影片，研究者從資料欄位學生觀看影片開始及結束時間，來計算每一部影片觀看完成度，並以完成度達70%以上為本研究定義之建議觀看行為。

在實際資料蒐集方面，研究者首先針對學生收看行為，進行Wald集群分析。根據均方根標準差新群集內的同質性值應愈小愈好；如果在某一步驟增加值相對較大，則應停止集群的合併（Ward, 1963）。

根據Ward集群分析，研究者將學生收看行為利用K-means集群分析分為4群，第一群學生平均觀看完成度為5.5%（標準差5.23），共有92

位；第二群平均完成度30%（標準差7.81），計75位；第三群平均完成度56.39%（標準差8.13），計68位；第四群平均完成度86.53%（標準差5.64），計71位。本研究學生觀看行為K-means集群分析，人數、平均觀看完成度、標準差等分布情形，如表2所示。

表2

學生觀看行為K-means集群分析

學生觀看教學影片行為	人數	平均觀看完成度（%）	標準差
第一群	92	5.50	5.23
第二群	75	30.00	7.81
第三群	68	56.39	8.13
第四群	71	86.53	5.64

（二）學生運用評量與觀看教材策略之學習行為

1. 指標重要性說明

本項指標是分析學生如何應用教師發布的自我評量與觀看影音教材二者次序差異，來代表自主學習策略的行為分析。擇定此一指標的原因：是基於研究者意識到當時將實體課程轉為線上MOOC後，學生除了能夠不限時間、地點的學習外，更具有線上學習帶來高度的自主性，尤其是不再受到一般課堂教學由教師统一安排與規劃學習順序的限制。

由於本課程並未以平臺功能，強制學生進行自我評量與觀看影音教材的先後次序，因此，研究者有機會觀察校內大學生在線學習大數據設計思考課程時，自主發展出差異化的學習策略為何，以及可進一步探究學生差異化的學習策略是否對期末修課通過結果造成影響。

本研究分析學生如何運用自我評量與觀看影音教材之學習策略行為，對於研究者建立TPACK之意義在於：教師可望了解經教材數位化與不限學習次序後的大數據設計思考課程，學生發展出自主學習策略的情形，以及是否對學生期末修課結果造成影響。後續開新梯次課程時，

教師便可將往年學習者的經驗，主動提供給修課學生在發展學習策略時參考。

2. 學習行為分群策略

研究者先整理出在MOOC中，同時具有影音教材與自我評量者視為一個學習節點，在本課程中符合此條件的共有20個學習節點的組合。在資料蒐集方面，則將學生觀看影音教材資料檔與學生參與測驗資料檔合併，接著根據時間資料排序，整理出學生在這20個學習節點應用的學習策略總次數。在學習策略行為的定義判斷，研究者以相對多數定義學生在這20組中展現的學習行為策略。若學生先進行測驗自我評量再觀看影音教材次數相對多者，在本研究中列為第一群；若先觀看影音教材，再測驗自我評量次數相對多者，則列為第二群；若無法區分則列為混合式策略，分至第三群。學生學習策略行為之次數與百分比等分布情形，如表3所示。

表3
學習策略分布

	學生學習策略行為	人數	百分比
第一群	先測驗自我評量，再觀看影音教材	236	77.12
第二群	先觀看影音教材，再測驗自我評量	42	13.73
第三群	混合式	28	9.15

(三) 學生額外搭配多元載具學習行為

1. 指標重要性說明

研究者從平臺資料庫觀察發現：校內學生除了使用桌機或筆電學習外，也有額外再搭配行動載具學習的上線學習行為。因此，研究者特別關注此一現象，並在研究中嘗試了解學生除使用單一電腦或筆電外，額外再輔採行動載具進行多元載具學習的情況。

研究者假設會再應用行動載具進行線上學習之學生，可能是屬於較

會應用科技資源者，且是善用零碎式時間的管理者。因此，本研究特別觀察學生是否以多元行動載具修習MOOC，以及這樣的學習行為是否對學生學業表現產生影響。

2. 學習行為分群策略

本研究觀察與定義學生是否採用多元載具之學習行為，係指研究者從資料庫登載學生使用行動載具觀看課程教學影片，參與議題討論，以及參與測驗自我評量等，線上學習時數累加達3小時以上者。

本研究定義學生有無額外搭配多元載具學習行為的人數，以及分布情形，如表4所示。

表4

額外搭配多元載具學習情形

學生額外搭配多元載具學習行為	人數	百分比
沒有	226	73.86
有	80	26.14

四、資料分析方法

(一) 卡方檢定

本研究採用卡方檢定背景變項（性別、年級、學院）及學生線上學習行為（觀看教學影片、評量與觀看教材策略、額外搭配多元載具）與其期末是否通過課程之相關性。

(二) 邏輯斯迴歸模型

由於研究者關心「大數據的設計思考」磨課師化後通過率過低的問題，考量MOOC慣例及海內外MOOC平臺發放課程證書標準，皆採用標準參照衡量機制，學生成績只要通過標準無論成績差異皆取得相同完課證明。因此，本研究設計沿用原先MOOC設定60分以上作為標準，並以學生最終分數是否達60分以上及格符合領取完課證明資格，作為本研究

的反應變數。鑑於問題意識在解決MOOC通過率偏低的現象，因此，研究者先將校內學生修課分數轉化為是否通過之類別變項，再利用邏輯斯迴歸模型（logistic regression model）探討學生背景變項，以及三個學習行為影響學生修課後是否能通過之結果。

邏輯斯迴歸有別於一般線性迴歸模型，研究者採用邏輯斯迴歸，係因一般線性迴歸模型是處理預測變項為連續變數的問題；如果預測變項是定性變量，一般的線性迴歸模型就不再適用。邏輯斯迴歸適用於預測變數為二元型資料，能找出類別變項和其他解釋變數間的關係，且在研究上與一般線性迴歸分析，同樣需避免變數間共線性的問題。因此，研究者將學生學習成績分為及格和不及格之類別變項，影響變項則包含背景變項（性別、年級）和學生在網路學園平臺的學習行為（觀看教學影片、評量與觀看教材策略，額外搭配多元載具學習）。本研究使用各變項操作型定義，整理如表5所示。邏輯斯迴歸計算公式（Agresti, 1996）：

表5
研究變項操作型定義

變項	操作型定義	屬性
學習表現		
是否通過課程標準	0：未通過 1：通過（60分以上）	類別變項
背景影響變項		
性別	0：女性 1：男性	類別變項
年級	1：一年級 2：二年級 3：三年級 4：四年級	類別變項
學院	1：設計學院 2：人文與科學學院 3：管理學院 4：工程學院	類別變項

（續下頁）

表5 (續)

變項	操作型定義	屬性
學生行為影響變項		
觀看教學影片	1：第一群 2：第二群 3：第三群 4：第四群	類別變項
評量與觀看教材策略	1：先測驗自我評量，再觀看影音教材 2：先觀看影音教材，再測驗自我評量 3：混合型	類別變項
額外搭配多元載具	0：無 1：有	類別變項

令 π 表示某種事件成功機率受因素 Y 影響， π 與 Y 關係，如式(1)：

$$\pi = \frac{e^{f(y)}}{1 + e^{f(y)}} \quad (1)$$

取 \ln 轉換後為邏輯斯迴歸模式，如式(2)：

$$\ln \frac{\pi}{1 - \pi} = f(Y) = \beta_0 + \beta_1 Y_1 + \beta_2 Y_2 + \dots + \beta_K Y_K \quad (2)$$

伍、研究結果與討論

本研究「大數據的設計思考」課程為大學通識課程，選用研究者自製之MOOC教材於校內開課。研究者以學生背景變項與實際線上學習行為進行學習分析，嘗試從其背景及實際學習歷程挑出三項觀察指標進行探討，藉此反饋教師個人用於提升TPACK，並增益以學生學習為中心的教學專業。以下為各變項與學生學習表現是否通過課程標準的相關性分析及邏輯斯模型結果。

一、各影響變項與學生是否通過課程之學習表現的相關性

本研究分別對學生是否通過課程之學習表現與其他影響變項，進行卡方檢定，結果發現：學院 ($\chi^2(3) = 8.46, p = .037$)、觀看教學影片 ($\chi^2(3) = 54.81, p < .001$)、評量與觀看教材策略 ($\chi^2(2) = 54.03, p < .001$)、額外搭配多元載具 ($\chi^2(1) = 7.67, p = .006$) 會影響學生學習表現。性別 ($\chi^2(1) = 0.14, ns$) 與年級 ($\chi^2(3) = 7.43, ns$) 則未達到統計上的顯著。

進一步討論本課程偏數理學科，男女生性別在學業表現上無顯著差異的結果，與目前國內、外研究發現相同（李浩然、柳賢，2012；吳春慧，2010；Hone & El Said, 2016）。

二、邏輯斯迴歸模型

研究者將性別與年級影響變項剔除後，進行共線性（variance inflation factor, VIF）檢驗。結果發現：影響變項間的VIF皆小於5（Hair, Ringle, & Sarstedt, 2011），代表影響變項間沒有共線性存在，如表6所示。

表6
變項間的共線性

影響變項	變異數膨脹係數（VIF）
學院	1.24855
觀看教學影片	1.18715
評量與觀看教材策略	1.18807
額外搭配多元載具	1.22300

進行邏輯斯迴歸分析前，依卡方檢定結果剔除性別與年級兩項影響變數，並通過VIF的檢測。研究者接著建立邏輯斯迴歸模型，包含學

院、觀看教學影片、評量與觀看教材策略、額外搭配多元載具，並以學生學習表現為依變項。

各變數迴歸係數如表7所示，其 R^2 為.25，代表此模型可解釋依變項25%的變異度。

表7

邏輯斯迴歸模型各因子的迴歸係數

因子	自由度	係數 (B)	SE	Wald χ^2	顯著性	exp(B)
Intercept	1	-0.5069	0.7305	0.4816	.4877	0.602
學院						
人文與科學學院	1	-0.0310	0.5659	0.0030	.9563	0.969
管理學院	1	1.1464	0.5283	4.7100	.0300*	3.147
工程學院	1	1.2142	0.4462	7.4060	.0065**	3.368
觀看教學影片	1	1.1011	0.2246	24.0305	.0000***	3.008
評量與觀看教材策略	1	-0.6636	0.2439	7.4037	.0065**	0.515
額外搭配多元載具	1	1.0472	0.5027	4.3388	.0373*	2.850

* $p < .05$. ** $p < .01$. *** $p < .001$.

綜合上述，以設計學院為參考組，在控制其他條件下，人文與科學學院通過課程的勝算為設計學院的0.969倍、管理學院為設計學院的3.147倍、工程學院為設計學院的3.368倍；但人文與科學學院的 p -value值為.9563大於 $\alpha = .05$ ，故未達統計上的顯著。觀看教學影片的指標，學生若從原屬第一群的行為更動至第二群的行為，或是從第二群的行為更動至第三群的行為，或是從第三群的行為更動至第四群的行為，那麼通過課程的勝算便能增加3.008倍。評量與觀看教材策略，學生若採先測驗自我評量再觀看影音教材，相對先觀看影音教材再測驗自我評量的策略，或是學生將採取先觀看影音教材再測驗自我評量的行為變動為混合式學習策略，其通過課程的勝算都增加0.515倍。至於學習是否額外

搭配多元載具部分，學生有額外搭配多元載具學習，其通過課程的勝算為未額外搭配多元載具學習學生的2.85倍。

三、邏輯斯迴歸係數的顯著性檢定

由於邏輯斯迴歸係數之最大概似估計近似符合常態分布，直接對迴歸係數進行顯著性統計檢驗，主要探討自變項是否與反應變項顯著相關。本研究選擇顯著水準 $\alpha = .0001$ ，並採用Wald檢驗（Engle, 1984），在虛無假設為真條件下（及每一個迴歸係數均為0），則單一變數之Wald統計量為自由度等於1的漸進卡方分布。 $\alpha = .0001$ 的卡方臨界值為50.5260。如表8所示，本研究各變項之迴歸係數，均呈現統計顯著性。

表8

Wald檢定值檢定

卡方值	自由度	顯著性
50.5260	6	< .0001

此外，研究者另採用Hosmer及Lemeshow（1980）的配適度檢定，檢定邏輯斯迴歸模型，當 $p < .05$ 達統計上顯著時，此邏輯斯迴歸模型有足夠證據顯示模型不合適，其卡方值為3.8108，自由度為7， p -value為.8013，大於 $\alpha = .05$ ，表示沒有足夠的證據顯示本研究之模型不合適，如表9所示。

表9

Hosmer及Lemeshow配適度檢定

卡方值	自由度	顯著性
3.8108	7	.8013

四、建立預測模型

為了協助研究者日後開設同樣課程時，能將經由學習行為分析獲悉學生學習經驗之TPACK，加值利用並反饋於教學改進。研究者進一步建立預測模型，以對未來修課學生是否能通過課程及格標準進行預測。本研究邏輯斯迴歸模型檢驗結果，說明如下：

（一）和諧性分數

本研究以和諧性分數（percent concordant comparisons）評估模型準確效力，若分數愈高（接近100%）表示模型模擬能力愈好（Allison, 1999）。本研究之邏輯斯迴歸模型的和諧性分數83.8%，代表所建立的模型具有好的模擬能力。

（二）ROC曲線

ROC（receiver operating characteristic）曲線分析的是二元分類模型，也就是輸出結果只有兩種類別的模型屬性圖。此圖是一種預測能力的指標，並以對角線為參考線，當曲線落在參考線上則表示檢驗工具對於此模式沒有鑑別性。反之，當ROC曲線愈靠左上方移動，表示檢驗工具對於該模式有愈高的敏感度。預判別模式的優劣，除了圖形外，也常利用曲線下的面積（area under the curve of ROC, AUC）判別ROC曲線的鑑別力，若AUC值界於.80~.90間（ $0.8 \leq AUC \leq 0.9$ ），則代表擁有優良的鑑別力（Fawcett, 2006; Zweig & Campbell, 1993），本研究ROC曲線下面積 $AUC = .8476$ ，代表所建立的模型具有優良的預測能力，如圖2所示。

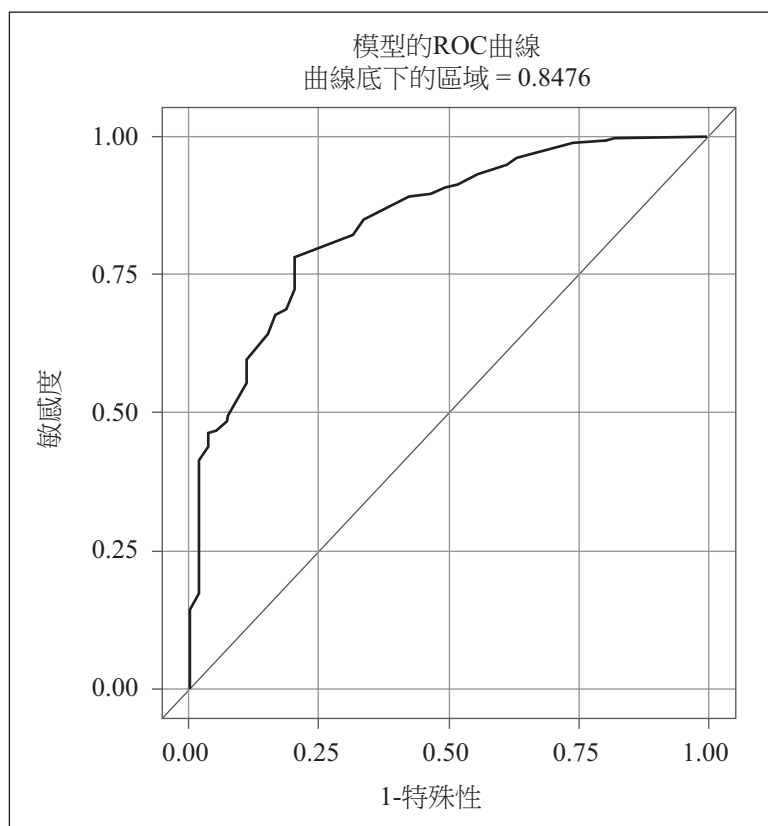


圖2 建模數據 ROC曲線

陸、反思教學實踐研究

本課程的發展起源為研究者支援學校校務研究行政工作，並將實務經驗與理論結合開設課程。在課程內容的設計，兼具理論、案例解說，同時科際整合納入設計思考術，是嘗試從解決現場實際問題角度的資料科學通識課程。本研究回顧課程由實體至線上，由小班到大班並自製MOOC的教學創新，每一個階段都納入以學生學習需求為導向的課程

設計脈絡。研究者回首2017~2019兩個學年的課程改變歷程，MOOC教師也能是虛擬教室中的教學實踐研究者，藉此精進後續開課可用的TPACK，並以過去學生學習軌跡，增益未來學生學習成效與教師教學效能。

以修課學生的年級為例，研究者原擔心修MOOC的校內學分學生會因年級高低的差異，不利其期末修課通過標準，所幸經實證結果讓教師排除「年級別」因素，不必擔憂。從這兩點來看，若以目前MOOC可以透過校際合作方式，採認為外校通識課程學分或校內通識課程，研究者將無須擔心「性別」或「年級別」的因素。然而，本研究發現「學院」這項因素，是影響學生能否通過課程之背景變項；根據分析結果指出，管理學院與工程學院修習課程通過的勝算相較設計學院為高。這代表後續開課可多關心設計相關背景學生的修課狀況，是未來應努力的方向。

研究者也意識到修課學生觀看教學影片完成程度愈高，期末無法通過課程的風險就愈低。這代表教師就算未以影音教材瀏覽比例作為成績計算標準，學生觀看教學影片之學習行為，仍對其修畢課程通過與否的結果，扮演關鍵角色。

綜上所述，教師針對校內學生修習MOOC的線上學習行為，進行學習分析，是一種能客觀獲悉TPACK，並精進線上教學專業的策略；另一方面，亦可作為後續在開課初期教師協助學生發展有效線上學習工具，進而降低修課學生不及格風險。後續亦可於新開課程中，藉由模型持續發展學習預警機制。例如：利用模型所建立獲得的參數，建立滾動式的預測機制，並預測每位學生是否會通過課程，以協助教師或助教可提前介入並提供學習輔導。

柒、結論與建議

一、結論

本研究透過分析學生的線上學習歷程資料，從學生實際線上學習行為與軌跡切入，作為教師個人精進其後續開設「大數據的設計思考」MOOC在TPACK之基礎。主要研究發現如下：

（一）性別與年級別不是課程通過與否的影響因素

本研究結果發現，「性別」與「年級別」背景，對於校內修課學生的學習表現是否通過課程，沒有顯著差異。此表示男、女學生在修習這門「大數據的設計思考」MOOC，並不會受到性別因素的影響。

（二）三項學習行為對於學生學習表現皆有顯著影響

本研究發現，校內學生修習「大數據的設計思考」MOOC時，學生觀看教學影片的完成度、學生自我評量與觀看影音教材的學習策略、學生額外搭配多元載具等學習行為，對於學習表現皆有顯著影響。首先，就學生線上觀看教學影片的完成度而言，觀看教學影片完成度愈高，期末通過課程的機率也就愈高。其次，從學生自我評量與觀看影音教材的學習策略行為來看，研究結果顯示：學生「先測驗自我評量再觀看影音教材」的學習策略，其期末通過課程的機率高於「先觀看影音教材再測驗自我評量」及「混合式學習」。此表示學生在「大數據的設計思考」MOOC中，先進行自我評量聚焦課程學習重點，再觀看影音教材，不但是一種有效的學習策略，且能提高期末通過課程的機率。再其次，就學生採用多元載具的學習行為而言，研究結果發現採用多元載具的學生通過課程的機率比較高。這也表示額外使用多元載具的學習行為，能降低「大數據的設計思考」課程不及格的風險。

（三）三項學習行為對於期末通過課程具高預測力

本研究觀察三項學習行為發現：學生觀看教學影片的完成度、學生

採行不同的自我評量與觀看影音教材的學習策略、是否額外搭配多元載具等，都會造成學習結果的差異，且經由和諧性分數、ROC曲線檢驗學生學習成效模型，可發現和諧性分數為83.8%，具有高準確預測力。

二、建議

（一）提供有意願開設或投入MOOC教師之建議

教師開設MOOC必須投注許多精力準備數位內容與發展線上經營模式。然而，網路的教與學對於多數大學教師和普遍的學生而言，依舊是相對陌生的領域。教師面對大規模在線教學的壓力，無法直接遷移課堂教學經驗並在線上累積教學專業的後果，更使得教學現場教師承受許多挑戰；同時，也會對是否開新課或持續經營產生疑慮。研究者因此建議後續有意願開設或投入MOOC的教師，除了可以應用平臺提供的學習歷程資料，建構學生在虛擬教室線上學習行為的輪廓，促進TPACK外。若能將研究所獲悉之TPACK進行轉譯，進而回饋教學，便可作為學習鷹架，協助學生在MOOC中學習如何有效學習（learning how to learn）。

（二）建議後續MOOC學習分析研究

本研究是以校內學生作為研究群體。考量目前MOOC之應用層面愈來愈廣，且有開始出現多元的課程加值應用趨勢，建議後續研究者可關注MOOC導入不同應用領域後，特定修課群眾的學習行為是否有別，例如：企業訓練專班、公務員專班、付費或證照課程等。

誌謝

本研究為教學實踐研究計畫部分成果，承蒙教育部教學實踐研究計畫經費補助（校內編號：107-A033-1），特此誌謝。同時，亦感謝匿名評審提供寶貴的評審意見與建議。

參考文獻

- 李浩然、柳賢（2012）。國三學生數學觀念之研究。《科學教育學刊》，**20**（3），267-294。doi:10.6173/CJSE.2012.2003.03
- [Lee, H.-J., & Leou, S. (2012). Ninth grade students' conceptions of mathematics. *Chinese Journal of Science Education*, 20(3), 267-294. doi:10.6173/CJSE.2012. 2003.03]
- 吳清山（2013）。教育名詞—磨課師。《教育資料與研究》，**111**，267-268。
- [Wu, C.-S. (2013). Education terminology: Massive open online courses. *Educational Resources and Research*, 111, 267-268.]
- 吳春慧（2010）。數學和科學領域I/E模式的探討：跨性別之研究。《屏東教育大學學報教育類》，**34**，67-82。
- [Wu, C.-H. (2010). Exploring the internal/external frame of reference model of math and science fields across genders. *Journal of National Pingtung University Liberal Arts and Social Sciences*, 34, 67-82.]
- 何榮桂（2014）。大規模網路開放課程（MOOCs）的崛起與發展。《台灣教育》，**686**，2-8。
- [Ho, R.-G. (2014). The development of massive open online courses. *Taiwan Education Review*, 686, 2-8.]
- 陳年興、林甘敏（2002）。網路學習之學習行為與學習成效分析。《資訊管理學報》，**8**（2），121-133。
- [Chen, N.-S., & Lin, K.-M. (2002). Analysis of learning behavior and learning performance in WBI. *Journal of Information Management*, 8(2), 121-133.]
- 黃武元、王錦裕（2002）。線上閱讀的學習時間型態與其學習行為及學習成就相關性之研究。《科學教育學刊》，**10**（4），389-405。
- [Hwang, W.-Y., & Wang, C.-Y. (2002). An exploration of asynchronous learning time styles and the achievements. *Chinese Journal of Science Education*, 10(4), 389-405.]
- 劉芷源（2010）。運用教師社群發展國小數學教師TPCK之行動研究。《數理學科教學知能》，**2**，24-44。
- [Liu, C.-Y. (2010). An action research of using community of teachers to develop an elementary school mathematics teacher's TPCK. *PCK in Science and Mathematics*, 2, 24-44.]

- Abelson, H. (2008). The creation of open courseware at MIT. *Journal of Science Education and Technology*, 17(2), 164-174.
- Adams, C., Yin, Y., Vargas Madriz, L. F., & Mullen, C. S. (2014). A phenomenology of learning large: The tutorial sphere of xMOOC video lectures. *Distance Education*, 35(2), 202-216. doi:10.1080/01587919.2014.917701
- Agresti, A. (1996). *An introduction to categorical data analysis*. Hoboken, NJ: John Wiley & Sons.
- Allison, P. D. (1999). *Logistic regression using the SAS system: Theory and application*. Cary, NC: SAS Institute.
- Anderson, A., Huttenlocher, D., Kleinberg, J., & Leskovec, J. (2014, April). Engaging with massive online courses. *Proceedings of the 23rd International Conference on World Wide Web, USA*, 687-698. doi:10.1145/2566486.2568042
- Andersen, R., & Ponti, M. (2014). Participatory pedagogy in an open educational course: Challenges and opportunities. *Distance Education*, 35(2), 234-249. doi: 10.1080/01587919.2014.917703
- Belanger, Y., & Thornton, J. (2013). *Bioelectricity: A quantitative approach Duke University's first MOOC*. Retrieved from <http://dukespace.lib.duke.edu/dspace/handle/10161/6216>
- Breslow, L., Pritchard, D. E., DeBoer, J., Stump, G. S., Ho, A. D., & Seaton, D. T. (2013). Studying learning in the worldwide classroom research into edX's first MOOC. *Research & Practice in Assessment*, 8, 13-25.
- Brown, M. (2011). *Learning analysis: The coming third wave*. Retrieved from <http://www.educause.edu/library/resources/learning-analytics-coming-third-wave>
- Conijn, R., Snijders, C., Kleingeld, A., & Matzat, U. (2017). Predicting student performance from LMS data: A comparison of 17 blended courses using Moodle LMS. *IEEE Transactions on Learning Technologies*, 10(1), 17-29. doi:10.1109/TLT.2016.2616312
- D'Antoni, S. (2008). *Open educational resources: The way forward (deliberations of an international community of interest)*. Retrieved from https://oerknowledgecloud.org/sites/oerknowledgecloud.org/files/Antoni_OERTheWayForward_2008_eng_0.pdf

- DeBoer, J., Ho, A. D., Stump, G. S., & Breslow, L. (2014). Changing “course”: Reconceptualizing educational variables for massive open online courses. *Educational Researcher*, 43(2), 74-84. doi:10.3102/0013189X14523038
- Eisenberg, M., & Fischer, G. (2014). MOOCs: A perspective from the learning sciences. In J. L. Polman, E. A. Kyza, D. K. O’Neill, I. Tabak, W. R. Penuel, A. S. Jurow, & L. D’Amico (Eds.), *Learning and Becoming in Practice: 11th International Conference of the Learning Sciences (ICLS)* (pp. 190-197). Boulder, CO: International Society of the Learning Sciences.
- Engle, R. F. (1984). Wald, likelihood ratio, and Lagrange multiplier tests in econometrics. In Z. Griliches & M. D. Intriligator (Eds.), *Handbook of econometrics* (pp. 775-826). New York, NY: North Holland.
- Fawcett, T. (2006). An introduction to ROC analysis. *Pattern Recognition Letters*, 27(8), 861-874. doi:10.1016/j.patrec.2005.10.010
- Gillani, N., & Eynon, R. (2014). Communication patterns in massively open online courses. *The Internet and Higher Education*, 23, 18-26. doi:10.1016/j.iheduc.2014.05.004
- Hair, J. F., Ringle, C. M., & Sarstedt, M. (2011). *Multivariate data analysis* (7th ed.). Englewood Cliffs, NJ: Prentice Hall.
- Hone, K. S., & El Said, G. R. (2016). Exploring the factors affecting MOOC retention: A survey study. *Computers & Education*, 98, 157-168. doi:10.1016/j.compedu.2016.03.016
- Hoy, M. B. (2014). MOOCs 101: An introduction to massive open online courses. *Medical Reference Services Quarterly*, 33(1), 85-91. doi:10.1080/02763869.2014.866490
- Hosmer, D. W., & Lemeshow, S. (1980). Goodness-of-fit tests for the multiple logistic regression model. *Communications in Statistics*, 9(10), 1043-1069. doi:10.1080/03610928008827941
- Huin, L., Bergheaud, Y., Caron, P. A., Codina, A., & Disson, E. (2016). Measuring completion and dropout in MOOCs: A learner-centered model. In M. Khalil, M. Ebner, M. Koop, A. Lorenz, & M. Kalz (Eds.), *Proceedings of the European*

- MOOC Stakeholder Summit 2016* (pp. 55-68). Norderstedt, Germany: Books on Demand GmbH.
- Jordan, K. (2014). Initial trends in enrolment and completion of massive open online courses. *International Review of Research in Open and Distance Learning*, 15(1), 133-160. doi:10.19173/irrodl.v15i1.1651
- Jordan, K. (2015). Massive open online course completion rates revisited: Assessment, length and attrition. *The International Review of Research in Open and Distributed Learning*, 16(3), 341-358. doi:10.19173/irrodl.v16i3.2112
- Knox, J. (2014). Digital culture clash: “Massive education in the E-learning and digital cultures MOOC. *Distance Education*, 35(2), 164-177. doi:10.1080/01587919.2014.917704
- Koehler, M. J., Mishra, P., & Yahya, K. (2007). Tracing the development of teacher knowledge in a design seminar: Integrating content, pedagogy, and technology. *Computers & Education*, 49(3), 740-762. doi:10.1016/j.compedu.2005.11.012
- Koller, D., Ng, A., & Chen, Z. (2013). *Retention and intention in massive open online courses: In depth*. Retrieved from <https://er.educause.edu/articles/2013/6/retention-and-intention-in-massive-open-online-courses-in-depth>
- Liyaganawardena, T. R., Parslow, P., & Williams, S. A. (2014). Dropout: MOOC participants’ perspective. In U. Kress & C. Delgado Kloos (Eds.), *Proceedings of the European MOOC Stakeholder Summit 2014* (pp. 95-100). Lausanne, Switzerland: eLearning Papers.
- Literat, I. (2015). Implication of massive open online courses for higher education: Mitigating or reifying educational inequities? *Higher Education Research & Development*, 34(6), 1164-1177. doi:10.1080/07294360.2015.1024624
- Martin, F. G. (2012). Will massive open online courses change how we teach? *Communications of the ACM*, 55(8), 26-28. doi:10.1145/2240236.2240246
- Masters, K. (2011). A brief guide to understanding MOOCs. *The Internet Journal of Medical Education*, 1(2). doi:10.5580/1f21
- Mayer-Schönberger, V., & Cukier, K. (2014). *Learning with big data: The future of education*. Boston, MA: Houghton Mifflin Harcourt.

- Mishra, P., & Koehler, M. J. (2006). Technological pedagogical content knowledge: A framework for teacher knowledge. *Teacher College Record, 108*(6), 1017-1054. doi:10.1111/j.1467-9620.2006.00684.x
- Reich, J. (2014). *MOOC completion and retention in the context of student intent*. Retrieved from <http://er.educause.edu/articles/2014/12/mooc-completion-and-retention-in-the-context-of-student-intent>
- Rodriguez, C. O. (2012). MOOCs and the AI-Stanford like courses: Two successful and distinct course formats for massive open online courses. *European Journal of Open, Distance and E-Learning*. Retrieved from <http://www.eurodl.org/materials/contrib/2012/Rodriguez.pdf>
- Thompson, A., & Mishra, P. (2007). Breaking news: TPACK becomes TPACK! *Journal of Computing in Teacher Education, 24*(2), 38-64.
- Ward, J. H. (1963). Hierarchical grouping to optimize an objective function. *Journal of the American Statistical Association, 58*(301), 236-244. doi:10.1080/01621459.1963.10500845
- Yang, Q. (2014). Students motivation in asynchronous online discussions with MOOC mode. *American Journal of Educational Research, 2*(5), 325-330. doi:10.12691/education-2-5-13
- Zweig, M. H., & Campbell, G. (1993). Receiver-operating characteristic (ROC) plots: A fundamental evaluation tool in clinical medicine. *Clinical Chemistry, 39*(4), 561-577.

Applying Learning Analytics to Enhance the Technological Pedagogical Content Knowledge of Teachers Teaching Massive Open Online Courses

Yung-Hsiang Hu*

Abstract

Over the past few years, massive open online courses (MOOCs) have flourished globally. This study investigated big data-based general education MOOCs developed by its author to learn about e-learning in practice, enhance the technological pedagogical content knowledge of teachers, and determine students' MOOC passing rates at the end of a semester. The study participants were students who studied in the aforementioned MOOCs in the first semester of academic year 2018-2019. Learning analytics were performed on the learning process of 306 students (which contained 1,871,747 pieces of data) to identify the students' background variables (i.e., gender, college, and grade level) and determine whether the three "learning behavior" of students (i.e., how much of the educational videos they had finished watching, self-assessment and textbook-viewing strategies that they had adopted, and the diversity of devices that they had used to support their learning) had an effect on their MOOC results at the end of a semester. A chi-square test was conducted and a logistic regression model was used to perform a statistical analysis, where the results showed that college and the three learning behaviors exhibited a pronounced effect on whether the students passed the MOOCs at the end of a semester as well as their passing

* Yung-Hsiang Hu: Assistant Professor, General Education Center, National Yunlin University of Science and Technology

E-mail: hsiang@yuntech.edu.tw

Manuscript received: 2019.01.24; Accept: 2019.02.14

rates. In addition, this study used harmony scores and ROC curves to test the effectiveness of the student learning model. The results showed a harmony score of 83.2%, signifying high accuracy. In the future, early-warning systems can be developed to elevate students' academic performance and MOOC passing rates.

Keywords: massive open online courses, technological pedagogical content knowledge, learning analytics