

教育資料與圖書館學

Journal of Educational Media & Library Sciences

<http://joemls.tku.edu.tw>

Vol. 51 , no. 4 (Summer 2014) : 597-636

大學院校應用學習分析之概況

Review of the Development of Learning
Analytics Applied in College-Level Institutes

陳 鏗 任 Ken-Zen Chen

Instructional Design Consultant / Research & Retention Analyst

E-mail: kenzenchen@boisestate.edu

[English Abstract & Summary see link](#)
[at the end of this article](#)





大學院校應用學習分析之概況

陳鏗任

摘要

在高等教育普及化的今日，維持鼓勵眾多大學生的學習動機與毅力，使其不但能扎實所學，也能陶冶悠游大學中的學術文化，已成為美國大學教師與校務單位益形吃重的任務之一。本文旨在探討目前高等教育領域運用學校所蒐集之巨量資料(Big-data)進行大學生之學習分析研究概況。除了領域進展、研究特色與目的、選用資料與方法，以及研究社群之介紹外，作者亦分析目前大學院校進行學習分析之成果。文末作者則綜整文獻列出有意運用學習分析院校導入之建議，期能善用其分析能量，提升大學學習品質。

關鍵詞：巨量資料，教育資料探勘，學習分析

前言

在高等教育普及化的今日，維持鼓勵眾多大學生的學習動機與學習毅力(student persistence)，讓他們不但能扎實所學，也能陶冶悠游大學中的學術文化，已成為大學教師與校務單位越來越吃重的任務之一(Arnold & Pistilli, 2012)。受到企業界透過巨量資料(Big-data)分析消費者行為的趨勢影響，透過大學手上長期蒐集卻尚未妥善利用的巨量資料，追蹤分析即時的學生樣貌並研擬適當的教學診斷或學習支援方案，成為可供探討的方向。美國教育部教育科學研究所(Institute of Education Science, U.S. Department of Education)所長John Easton便提及，運用數據來提升學校效能與學生學習的時代已然來臨(Mandinach & Gummer, 2013)。再者，2013年NMC機構所發佈的高等教育水平線年報(*NMC Horizon Report*)也連續第二年再度預測學習分析(Learning analytics)將在兩到三年內於歐美國家廣泛運用(Johnson et al., 2013)。其中，大學生學習分析之所以在近年內快速推展，主要得益於兩大助力：

(一)大學機構研究對資料分析之需求

在美國，校務研究(Institutional Research, IR, 或譯機構研究)是長期推動大

美國博伊西州立大學數位校園中心教學設計與學習研究分析師

通訊作者：kenzenchen@boisestate.edu

2014/01/22投稿；2014/06/09修訂；2014/06/12接受

學校內以資料分析支持校務發展的主要單位。其彙整年月報、主持系所自我評鑑、校外機構認可、潛在學生市場研究等職能，在科技導入、政策、教學，與經費運作等層面，推動了大學治理對於資料分析的需求與進展 (Ferguson, 2012)。例如美國總統 Barack Obama 便於 2013 年 8 月，決定研擬一套能評估教學表現的大學排序系統，作為聯邦政府撥給助學貸款 (federal student aid) 的標準 (O'Brien, 2013)。認證機構也希望透過更嚴謹的審視，確保蔚為主流的遠距學程享有傳統學生相當的學習品質 (Dringus, 2012)。社會對大學職能的績效責任 (accountability)，促使大學機構必須發展與蒐集能測量校務表現的資料與指標。同時，政府、補助單位，與學術認證機構也鼓勵大學型塑以證據為本 (evidence-based) 的決策與革新機制 (Ferguson, 2012)。

然而，過去的校務研究單位人員編制與能量不足，即使學校擁有並定期蒐集、倉儲大量校務資料，校務研究人員並無進行全盤分析的能力。EDUCAUSE 高等教育聯盟 (EDUCAUSE Learning Initiative) 便為此加以批判，認為大學僅蒐集資料卻束之高閣，不僅在大學運作上是不負責任的行為 (Jones, 2012)，學校對於巨量資料的漠不關心，也忽視了學生應該有透過其本身學習資料，了解自身學習問題與提升學習策略的權利與機會 (Ali, Asadi, Gašević, Jovanović, & Hatala, 2013)。

(二) 線上學程快速推展帶來巨量資料

最近從網路檢索的足跡到手持載具的定位系統服務 (location service) 與 GPS 資料的結合，資料追蹤技術 (data tracking) 已拓展到生活的各個層面。巨量資料的即時蒐集也促成了資訊檢索與探勘技術的溫床 (Greller & Drachsler, 2012)。企業界已大量使用分析技術所抽繹的有益資訊，針對用戶的行為模式發展各種客製化的促銷手法與推薦引擎 (recommendation engine) (Ferguson, 2012)。例如全球最大的網購平台亞馬遜 (Amazon)，便透過內部對顧客購物歷史與檢索軌跡的演算法，根據分析買家的購物模式，即時在網頁中載入顧客可能也想一併購買的物品。此時便有研究者開始思考，若能建立有效的演算法分析大量的學生學習資料，大學導師或課務助教是否也可透過電腦系統協助，利用學生過去的學業記錄 (如高中成績、申請學校檔案、大一選課記錄與成績、線上平台活動紀錄、家教記錄等)，建議該生有效提高成績的讀書方法？或者讓其了解如何根據自己能力水準，從過去十年全校學長姐的畢業後流向，讓該生有跡可尋，找出最有就業競爭力的雙主修或輔系？

長期以來，學生的學習活動是個人私領域的一部分，基於學習歷程不易全盤追蹤的特性，雖然大學的教學評鑑在學習品質提升上扮演積極的角色，但資訊的有限性、低回覆率，以及教師無法及時獲得回饋等問題，使評鑑結果不易轉化為值得信賴的教學建議 (Ali et al., 2013)。反而在教學過程中，師徒相

習 (apprenticeship) 所建立的師生深度理解，是教師進行有效教學診斷、教學介入 (instructional intervention)，以及自身教學改善的關鍵。不過今日由於數位學習蓬勃發展，即使在虛擬課室，教師失去透過面對面接觸認識學生的機會，但學習管理系統 (learning management system, LMS) 已能有效紀錄遠距學生「成倍數增長」的學習軌跡 (MacNeill, 2012, p. 6)。此一進展改變了過往數位學習研究者過於依賴學生自我感知的調查資料、小規模的對照實驗，以及質性個案所帶來的推論限制，提供研究者另一個逼近線上學生真實學習圖像的重大契機 (Phillips, Maor, Cumming-Potvin, Roberts, Herrington, Preston, & Moore, 2011)。

本文探討近十年來學習分析領域在大學機構的快速進展，其關心的研究議題、資料數據來源、所包括的研究策略與方法、研究結果與運用，以及晚近分析事例。筆者以 Learning Analytics、Academic Analytics、Educational Data Mining 等關鍵詞檢索了 Ebsco、JSTOR、Scopus、Web of Science 等主流學術資料庫之期刊文章，並由其參考文獻延伸至相關研究，輔以檢索 scholar.google.com 確認其餘未見收錄於主流資料庫之資訊，如研究單位、諮詢機構、學術團體所出版之報告書或研討會文集，共得 215 篇文獻進行研讀與綜整，理解領域現況、相關問題與發展趨勢。本文直接引述並討論之文獻共有 56 筆。文末筆者則根據綜合分析所得，提出對大學規劃學習分析方案的建議。

二、高等教育的資料導向分析

根據 Google Trend，教育領域中對於學習分析和教育資料探勘的檢索量主要來自美國。圖 1 顯示，起初來自於商務分析 (Business analytics) 在大學治理上應用的學術分析 (Academic analytics) 自 2007 年獲得注意，而學習分析則在近三年緊追而上，得到 ABC 頭條新聞報導 (Delaney, 2012) (參見圖 1)，並成為高等教育領域熱門的議題，其發展史甚至不到十年。

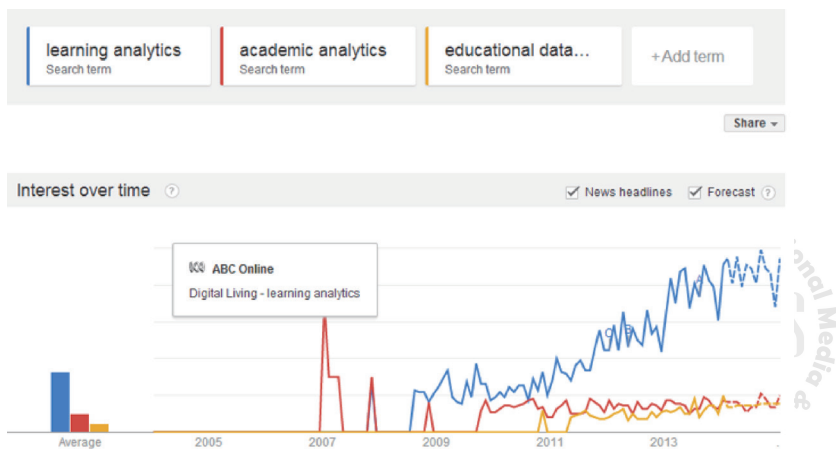


圖1 學習分析、學術分析與教育資料探勘熱門度演變 (彩圖請見電子檔)

資料來源：Google Trend 檢索畫面，檢索於 2014 年 1 月 19 日

學界一般認為，將分析應用在高等教育校務研究上，是受到商務分析與資料探勘 (Data mining) 在過去二十多年快速成熟的影響 (Shum & Ferguson, 2012)，去年一年美國大學機構在巨量資料分析投入的研究金額已達千萬美元之譜 (New, 2013)。以下便針對大學治理的學術分析、教育資料探勘 (Educational data mining)，以及植基於這兩者之上，以學生學習活動為關懷核心的學習分析加以說明。

(一) 大學機構的學術分析

分析 (analytics) 在此一新興領域，意指「使用數學與演算法以較易理解的方式來描述複雜世界」(van Harmelen, 2012, p. 3)，並透過建立關鍵表現指標 (key performance indicator, KPI)，將資料化繁為簡，協助決策者做決定的方法。商務智慧研究 (business intelligence) 強調資深經理人通常無暇瀏覽細部的客戶資料，故需借重分析師之力抽繹有效決策之輔助資訊。而包羅萬象的網站分析 (web analytics) 則早已成功進入大眾的日常生活。分析師從使用者的行為中，獲取各種有益於企業行銷與拓展的資訊。將大學的巨量資料加以檢整分析，提供校務活動決策基礎的應用，被稱為學術分析。Oblinger (2012a, p. 11) 闡述其分析意旨正在於「將大學用企業精神來運作」。因此，同樣在網站分析所使用的技術，亦能分析學生或教授資料，提供大學行政人員在決策上的建議 (Mattingly, Rice, & Berge, 2012)。

不過，商務分析的主要精神在於獲取決定顧客購買與否的關鍵因素。對於校務研究而言，找到潛在學生是否願意就讀 (購買該校所提供的教育財貨與服務) 的原因、找出加快學生畢業速度的指標以騰出招生空間 (翻桌率)，或辨識出對外國投稿者接受率較高的頂級學術期刊，對於校長或董事會決策上確有決定性的影響。也因此，學術分析較不關切教學與學習的問題 (Shum & Ferguson, 2012)。英國學者 Cooper (2012a, 2012b) 在回顧美國的學術研究文獻後，亦認為忽視大學生的學習過程，是學術分析難以獲得洞見的原因，而僅以學術分析結果所做出的教學建議可能是有危險的。

(二) 教育資料探勘

教育資料探勘是運用統計學上的資料學習演算法來解答教育問題。在不需依賴已知的理論架構或統計模型進行研究設計的前提下，藉由透過多元的統計技術 (如決策樹、規則歸納、人工神經網絡、貝式學習過程、機器學習等)，淹沒在訊息瀚海的資料特質得以被發掘出來 (Ferguson, 2012)。Hung、Hsu 與 Rice (2012) 就認為，Blackboard 學習管理系統所蒐集的學習足跡、校務行政單位的學生註冊與成績資料，以及其他調查資料庫 (如教學評鑑)，正是教育資料探勘可以大顯身手的地方。也因為調查資料在蒐集時已有先驗假定，亦使

用了特定抽樣技術，相較之下，建立在巨量資料無先驗假定與資料普查性特質的研究結果，便可能更有和當前學習理論對話的強度（MacNeill, 2012）。如 Abdous、He 與 Yen（2012）就透過探勘學生在討論版上的討論內容，成功建立學生討論種類與期末成績之間的預測關係。運用教育資料探勘，學習分析將能從多重資料庫中找到決定學業成就、辨識潛在問題、界定教師介入時機、並提供學生學習策略建議的答案（Mattingly et al., 2012）。

（三）高等教育資料分析的可能益處

近三年來，學者分別從機構與運作、教學診斷與介入，以及學生的自我調節學習（self-regulated learning）三個層面，指出大學運用已蒐集資料做學術分析或學習分析對行政主管、教學人員，以及學生的益處有以下至少 14 個（Dringus, 2012; EDUCAUSE Learning Initiative, 2011; Fournier, Kop, & Sitlia, 2011; Johnson et al., 2013; Jones, 2012; Long & Siemens, 2011; Mandinach & Gummer, 2013; Mattingly et al., 2012; New, 2013; Oblinger, 2013; van Barneveld, Arnold, & Campbell, 2012; van Harmelen & Workman, 2012）：

1. 就機構與運作層面而言

- (1) 回應公眾與政府對大學績效責任的舉證需求。
- (2) 評估大學成員（教授、職員、學生）的表現。
- (3) 朝向以證據為本的行政溝通與決策，創造行政團隊自我學習的組織文化，透過證據刺激革新與行動，提升溝通效率與決策品質。
- (4) 強化財務運作與資源分配的效率（如動態調整開課需求）。
- (5) 追蹤校友畢業表現，藉以改善系所教學品質，建構學生從申請、入學、畢業，到成為校友的正向循環與雙贏歷程。
- (6) 最終協助大學在招生、續讀（retention）、畢業、募款、運作效能各層面上做出正確決策。

2. 就教學診斷與介入層面而言

- (1) 蒐集學生在學習平台中與教材、同儕互動、討論、作業撰寫等的學習歷程資料，了解學生學習風格。根據學生不同學習背景，提供適合的差異化教學方案。
- (2) 辨認、預測、診斷，並協助發生學習危機的學生，即時提供學習支援。
- (3) 提供形成性與總結性評量資料，協助教師在學期進行中即時做出教學改善，不必等到下次開課才將修改付諸實施。
- (4) 檢視學生學習需求與教師教學活動的契合度（如老師規劃的 wiki 活動學生是否確實運用），找出可供教學改進的課程環節。
- (5) 探究學生的學習品質與教學目標的內在聯繫，由分析結果觸發教師的教學反思與自我提升，最終改善學生在校整體的學習經驗與學習成效。

3. 就自我調節學習而言

- (1) 從學生學習歷程資料，找出帶來學生學習挫折與失敗的成因，辨認能解決學習困難的學習策略，並選擇與調整出最適合學生的學習環境和學習平台。
- (2) 將個人學習行為與同儕學習行為經由電腦系統分享給學生，刺激學生改善學習策略。
- (3) 經由理解自我學習的過程，比較同儕的學習風格，分析自我學習策略的優缺點，最後鼓勵學生成為自主獨立學習的成人學習者。

由上述論點，可知支持上述效益的學習者分析架構與系統，將能整體的改變校園文化，並對教師與學生提供量身定做的教學支援。而教學文化與環境的進步，最終將能導引學校體質的改善與促進永續發展。

三、對此一新興領域的質疑聲浪

儘管高等教育資料分析有如上所述的功能，也吸引了大學校務決策人士的目光，但其領域發展仍處於嬰兒期。因此，亦有不少研究者對於概念的混淆、資料所有權的爭議、結果誤用的風險，以及對單一院校進行自我分析的能量有限加以質疑。以下便分點加以說明。

(一) 名詞概念的混淆

Cooper (2012c) 認為，企業界和學界對於「分析」(analytics) 一詞的廣泛運用，目前已造成閱聽人不知其義的困擾。其造成讀者難以確認分析所指稱的定義、內容，和活動的原因在於 (p. 3)：

……任何想要對[分析一詞]嘗試做仔細界定的人，不管是多麼小心，最後似乎都變成了笨蛋。原因正在於，總是有其他人，帶著不同的觀點、個人動機，或商業利益去刻意強調擴大某個觀點或細微的差別……。

從高等教育領域來看，即使巨量資料的分析在大學的應用還不到十年 (Ferguson, 2012)，「分析」一詞在概念、範圍、目標上的模糊不清，也早已帶來決策人士溝通上的困擾。Cooper (2012c) 進一步解釋，這是因為早期文獻追趕熱門的交叉引用，卻未適度釐清導致的後遺症。過去兩年中，部分學者便試圖將不同的分析活動重新界定與命名。van Barneveld 等人 (2012, pp. 3-4) 在整理了相當的文獻後，確認商務分析、學術分析、行動分析 (action analytics)，與預測分析 (predictive analytics) 較為機構運作取向。相反的，學習分析則不但為個人取向，且有專注在教與學的特色 (見表 1)。Long 與 Siemens (2011) 就進一步說明，學習分析的層面集中在課程、教師、學生，與系所，而學術分析的焦點則是放在行政、贊助者、行銷、公關等層面。Lodge (2011) 借用流行病學的概念做出有趣的比喻。他把大學生的中輟、退學、轉學視為高等教育環境

中需要好好治療的「疾病」。在這個問題意識之下，只運用學術分析，了解並延長學生留在某校的「預期壽命」，卻不採用學習分析改善其餘命的「品質」，此一作法顯有缺陷。因此Lodge所強調的是，不僅學生的續讀率（retention rate）是重要的，透過學習分析改善學生在校的學習品質方為根本。

Ferguson（2012）亦做出類似的澄清。他認為教育資料探勘的角色旨在處理從巨量資料抽繹有用資訊的技術課題；學術分析主要回應的是大學所面對的政策與財務問題；而學習分析處理的是教師和學生在教與學層面所遇到的挑戰。準此，Dringus（2012）便希望學習分析能從線上學生的完整學習歷程檔案中，透過資訊科技的輔助（如視覺化工具等）發展出獨特的學術貢獻。

表1 高等教育資料分析詞義釐清

名詞	定 義	關注焦點	計畫舉隅
分析	泛指以資料主導的決策研擬制訂過程	所有層級	• M-Reports Dashboard* • Learning and Career Outcomes
商務 （學術分析）	以分析資料支持高等教育機構進行運作與財務決策的過程	校務機構層級	• Effectiveness Sources Portal (ESP) • Sponsored Project Excellence Achieved through Redesign (SPEAR)
學習分析	運用分析技術協助教學、課程，與支援體系(如圖書館、輔導中心、助教、教發中心等)，達成學生學習目標。	系所/教師/學生層級	• Course Signals* • Check My Activity*
預測分析	運用統計技術，分析巨量資料可供預測與分析當事人(學生、教授，乃至大學有機體)行為模式與預期結果的過程。	所有層級	• Student Success Plan* • Student Readiness Inventory

資料來源：van Barneveld et al., 2012, p. 8，星號者下文有詳細說明

(二) 資料所有權的爭議

一般而言，個人資料在民主國家都受到嚴謹的法律保障，此一法律保障也延伸到學生的學籍資料、成績表現等。非經本人或監護人同意或法律明文規定之例外狀況，學校不得將資料外洩給任意第三人。然而，對於學生在使用學校資訊系統所留下的紀錄，不僅學生本人可能並未察覺到這些自動化的資料蒐集行為，再加上這些資料是學生的「產物」或學校資訊系統的「產物」尚有爭議，使得在資料擁有權上尚未得到釐清。以美國而言，部分學校即因此一法律疑義而對於導入資料分析系統採取觀望態度。Oblinger（2012a）表示雖然在資料擁有權上還不清楚，但只要學校不使用可供辨認當事人身份的資料，就應不至觸犯「家庭教育權與隱私權法」（Family Educational Rights and Privacy Act, FERPA）在個資隱私的規範。較為積極的美國大學，則要求學生在入學申請時閱讀並簽署同意書，授權校方在不洩漏個資的情況下運用其所產生之資料。Brown（2011）則從歐盟角度，認為創造資料的當事人（學生）應比蒐集資料的當事人（學校）具有更大的所有權，也因此，他認為這些資料不但屬於學生所有，在技術上也

應讓學生享有取回 (refundable) 的權力。除了學校和學生在資料所有權的爭議之外，出版電子教科書的書商也開始蒐集學生的學習歷程資料作為改善產品的依據，其所有權也必須加以釐清。

(三) 分析結果誤用的風險

在分析領域中，最有力的說詞莫過於「能付諸行動的洞識 (actionable insight)」，用以強調決策者的決定乃是依據分析過的客觀事實。然而對於教育機構而言，這個理想的宣稱是否隱含著可能的危機？Greller和Drachsler (2012) 便點出了在巨量資料分析與模型建立後可能系統性的對學生造成刻板印象和篩選摒除較無潛力學生，使得某些弱勢群體教育機會遭受剝奪的問題。他們認為此一危險在於 (p. 54)：

……不斷延伸與系統性的蒐集學生資料，對學生個人所帶來的好處恐怕比不上真正的危險。大學機構、公司或政府事實上獲取了操弄控制學生、員工，與公民的有效工具。因此學習分析的使用最後帶來的不見得是建立需求導向的學習型社會，反而是隔離、同儕壓力，以及盲從。

在一般民眾投保醫療、壽險或車險時，保險公司能將投保人的直接間接詳細特質資料 (如車主喜愛的車色、婚姻狀態、過去病史等)，從顧客的巨型資料庫中比對出投保人的出險機率，進而換算出該人的應繳費率或甚至拒保。信用分數則是另一個以巨量資料化簡為個人償還能力指標的作法。部分銀行尚另行開發出私有演算法則以過濾高風險的貸款人或信用卡申請者，上述確保私人機構獲利的商業模式基本上也廣為社會所接受。但我們延伸思考，一旦大學能有一套資料分析機制，透過學生的過去表現與心理社會特質，配對過去與其特質類似的群體，並精準的預測其未來成為社會上高影響力的優秀校友的機率。則學校是否會將其運用在入學篩選和資源分配上？或者我們應問的是，學校是否能夠抗拒打開潘朵拉盒子的誘惑？Oblinger (2012a) 同意這的確是危機所在，大學需要認識到資料的解讀是多元面向的，且分析工具的使用應以支援個別化的教育與促進學習成功，而非使得教育現場失去人性 (dehumanizing)。因此教育人員應推展的方向是學習分析，而非大學的商務分析。

除了分析目的可能偏離外，資訊本身的片段特性也可能帶來分析結果的問題。例如常見的社會網路分析或分析論述資料的學習分析，透過視覺化呈現化繁為簡的說明社交網絡和對話。但只有身在對話情境中的教師或學生自己才能有意義地解釋網絡的演變歷程 (Dringus, 2012)。此外，如同快照一般的分析圖表，雖抓住了資料的瞬間變化，但也可能有見樹不見林的問題 (Cooper, 2012a; Dringus, 2012)。其次，在資料量過大的情況下，容易忽略了疏離者的問題。例如在線上討論分析中，不貼文章的使用者不會出現在分析結果中。因此，當

運用學習平台的學習足跡，界定學生「缺席」、「沒有進展」、「被動」、「沒表現」等，事實上可能忽略了學生在學習平台之外的學習活動。並不實際進行教學的分析人員，很可能在缺乏教學理解的情況下對學生行為做出錯誤的解讀。

(四) 各校分析能量有限

最後，各校目前在機構研究單位（IR）所聘用的分析人員，在巨量資料的分析趨勢下，不僅在人數上不足，且分析能力恐怕也有所限制。教育諮詢委員會（Education Advisory Board, 為美國私人基金會）便在其所屬「繼續與線上教育論壇」（Continuing and Online Education Forum, 2013）所發佈的諮詢文件提到，去年一年，跟非結構化資料（unstructured data）相關分析師的職缺（如資料探勘、資料庫、資料擷取、資料轉換等），在製造、網路服務、國家安全、傳銷、醫療資訊等產業大量增加，美國勞工部統計局便估計未來兩年的資料分析領域人才需求將達到440萬人（New, 2013）。相對而言，教育領域的分析師需求則起步較晚。2012年在加州柏克萊大學的一場教育服務研討會中，學者Kay與van Harmelen（2012）便指出大學校院緩慢成長的分析能力根本遠遠追趕不上成指數飛快膨脹的資料量（見圖2）。以各校目前都普遍建置的學習平台為例，運用學習平台教學的教授，少有人能真的運用系統每天所蒐集學生資料來評估學生的進度，找出學習困難與何處需要協助（Dringus, 2012）。再加上平台本身在資料處理上不盡貼近教學現場的資料定義，在教師或行政人員未具備分析技能的情況下，小則浪費從巨量資料中得到有益資訊的機會，大則可能因對資料的誤解帶來行政運作的誤判（Oblinger, 2012b）。

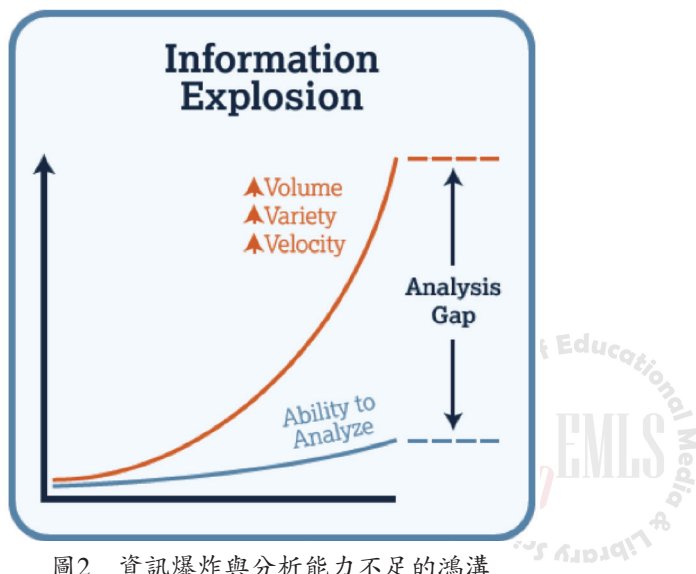


圖2 資訊爆炸與分析能力不足的鴻溝

資料來源：Kay & van Harmelen, 2012

四、學習分析研究

英國公開大學 (Open University, U.K.) 知識媒體研究所 (Ferguson, 2012) 的文獻評論認為，學習分析從學術分析中獨立不久，但很快就取得以分析學習活動為焦點的學術特色。學習分析研究學會 (Society of Learning Analytics Research, SOLAR) 在 2011 年的成立則標誌著研究社群的匯集。其餘較為宣傳性的文件 (如 EDUCAUSE Learning Initiative, 2011; Johnson, Smith, Willis, Levine, & Haywood, 2011; Siemens & Gasevic, 2012) 也同意其運用資料探勘技術側重教學層面改進的旨趣。以下便從目前較為知名的實例加以介紹，並討論學習分析的研究目標與範圍、熱門主題、資料架構、分析方法與技術、第三方服務提供者，以及研究社群。

(一) 實例探討

目前，相當多歐美的研究型大學已投資在學習分析的研究與報告產出工具上。可見的成功案例如協助大學導師追蹤學生學習進度、在學期初辨識可能需要幫助的學生、並能即時對教授提出教學改善建議而非等到期末評鑑 (Brown, 2011) 等等。以下便摘述目前之成功案例。

1. 普渡大學 (Purdue University) Course Signal

課程紅綠燈 (Course Signal, <http://www.itap.purdue.edu/learning/tools/signals/>) 是普渡大學首屈一指的學習分析研究案，其目的在引起高等教育對於學生成功學習的公眾關切。課程紅綠燈的系統設計，能協助開課教授早期注意到學習狀況落後的學生，並提供必要的幫助 (Arnold, 2010; Arnold & Pistilli, 2012; Pistilli & Arnold, 2010)。為了辨識出有潛在學習困難的學生，研究團隊以學生的過去成績、努力程度、目前表現，與入學標準測驗成績，開發了能預測學生期末成績的演算法，藉以標定修課學生的危險指數 (risk factor)，並將運算結果以紅、黃、綠燈的圖示，標記在學習平台的學生個人網頁和教師授課網頁 (Mattingly et al., 2012) (見圖3)。藉由學生在各週所顯示的燈號，老師可早期介入學習困難，學生也可獲得系統提醒，知道自己需採取行動以免成績不及格。

在 2007 至 2009 年之間，普渡大學對採用紅綠燈系統的課程做了追蹤研究。研究顯示，學生中途退選與被當的比例低於未使用紅綠燈的班級，亦提升了紅綠燈班級的平均成績。此一研究證明了即時的教學介入能促進學生學習的效果。MacNeill (2012) 讚揚課程紅綠燈是一個將管理報告系統 (management reporting system) 活用到高等教育的範例。目前，執行該研究的團隊已經技術商轉為一間命名為 SunGuard Course Signals (www.sungardhe.com) 的諮詢公司，專門替大學設計客製化的學習分析工具 (van Harmelen & Workman, 2012)。

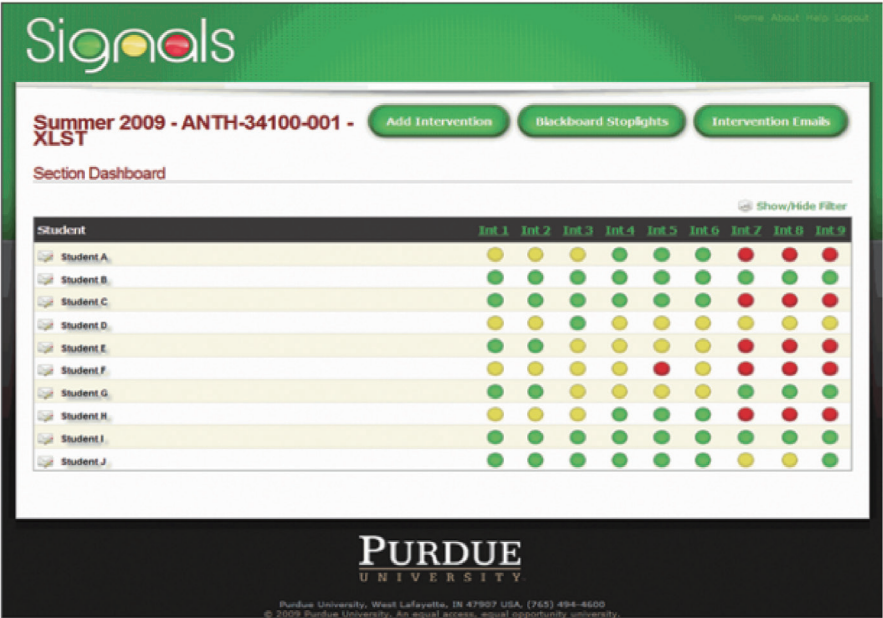


圖3 Course Signal以紅綠燈作為早期警示設計（彩圖請見電子檔）

資料來源：Arnold, 2010

2. Sinclair 社區學院 Student Success Plan (SSP)

經由美國聯邦教育部與 Bill & Melinda Gates 基金會共同贊助，Sinclair 社區學院所研發出一套開放原始碼的學生個案管理平台，命名為「學生成功計畫」(<http://www.studentsuccessplan.org/>)。學生成功計畫旨在透過將學生個人的學習歷程揭露給學生本人與大學導師，讓雙方能更有效率的規劃在社區學院兩年的學習 (Shamah & Ohlsen, 2013)。根據其跨六州的總和成效研究，在 2005 至 2011 年間，使用到 SSP 的學生，其順利畢業的機率為不使用者的六倍；2010 年秋季到 2011 年冬季班的資料亦顯示，使用 SSP 的學生修課通過率比不使用的學生亦高出 37%。而其開放原始碼的設計構想（可於該網站公開下載），則讓想導入學習分析的大學避免了受商業版權軟體限制功能與修改權限（vendor lock-in）的潛在支付成本。

3. 澳洲 Curtin 大學 iPortfolio

Curtin 大學的 iPortfolio (<https://iportfolio.curtin.edu.au/>) 旨在協助學生從入學開始建立個人歷程檔案與履歷，藉以推昇學生畢業時的就業能力 (Oliver & Whelan, 2011)。除了類似 LinkedIn 網站的履歷建置頁面外，iPortfolio 也蒐集學生修課的學習歷程及其所製作的專題、報告、測驗成績、作品等各方面表現。iPortfolio 設計了一個同儕互評機制，讓學生了解自己在各項表現的相對位置，而系統加權的能力指標雷達圖，則有效的告知學生其優勢和需要加強的能力為

何。這些學習分析結果，使教授和學生能更有效的共同規劃學習與就業路徑。此外，該校的線上MBA則採用社會網絡分析 (Social Networks Adapting Pedagogical Practice, SNAPP) 軟體，讓教授更方便追蹤並輔導商學院學生維繫並拓展人脈 (Ladyshevsky & Lim, 2013)。

4. Rio Salado學院 Predictive Analytics

Rio Salado學院的學習分析系統名為「進度與課程評量」(Progress and Course Evaluation, PACE)，其重心在於由已知資料預測學生的學習表現，並早期抓出需要協助的學生 (Jones, 2012)。Smith、Lange與Huston (2012) 三人將學生的入學背景資料與在校的學習活動資料整合，透過簡單貝式分類建模 (Naive Bayes Classification Model)，以機器學習方式建立三個層級的學生警示模型。Rio Salado運用此統計模型能在開學第八天時，經由所蒐集之背景與學習活動資料，標定出70%必定會通過所選課程的學生，然後將學習輔助資源投入在另外30%需要大量協助 (High-touch) 的學生。其預測分析系統後來成為美國西部大學校院協進會教育科技組 (WICHE Cooperative for Educational Technologies, WCET) 跨校研究聯盟 Predictive Analytics Reporting (PAR) 的研究工具之一。

5. 馬里蘭大學 (University of Maryland) Check My Activity系統

馬里蘭大學Baltimore分校的學習自我檢測系統 (Check My Activity) 證明了，提供學生個人的學習資料，與同儕的平均學習表現，可有效改變學生的學習行為 (見圖4)。其檢測系統讓學生能即時追蹤自己的修課表現，並也獲得同班同學的平均表現作為參照 (Long & Siemens, 2011)。由於學生積極的使

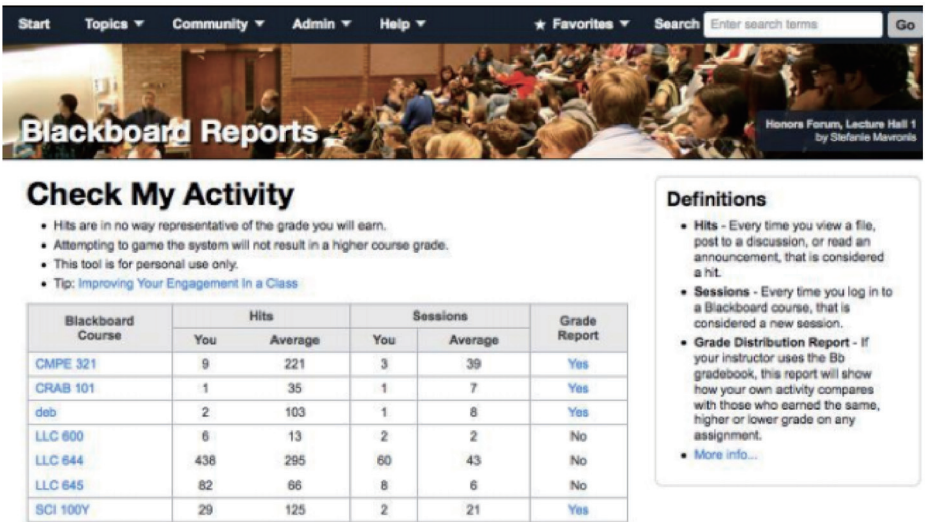


圖4 Check My Activity學生個人學習表現與班級平均頁面

資料來源：Evehart, Fritz, & Ice, 2011, p. 11

用該系統，大量的檢索運算曾導致學習平台當機，因此該校後來將 Check My Activity 的檢索轉導至每日備份的學習平台，讓學生可查詢昨天以前的自我和班級學習表現，了解自己在學習投入上和同儕的差距 (Mattingly et al., 2012)。

6. 密西根大學 (University of Michigan) E²Coach

密西根大學的數位教練計畫 (E²Coach, <http://sitemaker.umich.edu/ecoach/>) 是公衛學院針對數理與科技主修學生所設計的一套學習習慣建議系統。經由學生學習活動的分析歸類，該系統能從所蒐集的成功學生資料中，自動回饋適合該學生的學習策略；此外，系統也能透過學習特質的媒合，建議出適合該生的課後教學助理，以及建議該生選擇未來畢業率較高的主修學系 (Mattingly et al., 2012)。此外，數位教練的獨到之處在於結合自然語言產生器，將個別學習分析結果轉化為可閱讀的個別指導建議 (見圖 5)。學生可從中獲得分析結果。例如，以某生過去的學習表現，以及其所想要得到的期末成績為 B，系統會建議她每週至少花 12 小時學習該科才能獲得理想成績。此外，分析結果也說明該科在選擇工程科系為主修的重要性，讓學生了解自身能力與興趣的適配程度。



圖 5 由學習分析結果和語言產生器所提供學生學習策略建議 (彩圖請見電子檔)

資料來源：McKay, n.d.

除了主要實例之外，邇近開始風行的大眾開放線上課程 (Massively Open Online Courses, MOOCs) 也跟學習分析有關 (New, 2013)，其中一個研究議題即為蒐集來自全世界上億的巨大學習樣本，經由統計學習，設計出能針對個別學習者提供輔助方案的適性學習系統。讀者亦可參閱 Johnson 等人 (2013, pp. 25-27) 的報導，了解更多大學應用學習分析提升學生學習品質的作法。

(二) 研究目標與範圍

經由上述實例探討，可以理解到學習分析的旨趣在於提供教師與學生所需的學習診斷與處方資訊，而其結果的運用，目的在於（Verbert, Manouselis, Drachsler, & Duval, 2012, p. 138）：

1. 預測學習表現與理解學習特質：經由對未知意義的資料探勘，找出影響學習成效的因素，除了教師能有效運用資訊指導學生之外，其分析結果亦可並用以規劃智慧型助教系統與選課建議系統。

2. 建議個別化學習策略與資源：經由學習分析，替學生配對適合的學習方法，媒合恰當的學習資源，建議適合的共學同儕、規劃適合的升學路徑等。

3. 增加學習歷程自我覺察與反思：學習歷程的透明化，有助於學生的自我理解，經由反思改變學生的學習行為，成為能對自己負責的成人學習者。

4. 強化學習的社會環境層面：透過社會互動的視覺呈現，理解社群對學生學習帶來的影響。

5. 診斷導致學習困難的學習行為：辨識導致學習失敗的問題行為（如抄襲、學習孤立、缺乏目標等）並研究其發生原因與改善策略。

6. 測量學習的情意層面：經由學生的學習足跡，檢測學習心態如困惑、投入、厭倦等情意構念，並辨識出加強學習投入的有效教學策略。

(三) 熱門研究主題

由上述六大目標可知，學習分析的研究關懷並非只有找出陷入學習危機的學生而已（van Harmelen & Workman, 2012）。在學習分析研究學會成立後所舉辦的2011、2012、2013、2014四次年會所發表的文章，可看到學習分析領域目前有五大研究主題：

1. 機構文化與政策：大學治理層級對學習分析的使用、建立分析能量的策略、校院表現指標、巨量資料管理、政策架構、招生與行銷策略、學生續讀等議題。

2. 理論分析：教育資料探勘、學習分析願景、哲學與研究倫理的省思等議題。

3. 教學與學習：學習社群、反思式學習、自我調節學習、形成性評量課室專注、適性教學介入等議題。

4. 研究方法：預測建模、社會學習分析、變項定義與建構、因果模式探討、討論區文本分析、危險係數分析、論述分析、情意分析、學習物件與教材分析等議題。

5. 結果報導與視覺呈現：適性推薦系統、視覺化分析、電腦化學業輔導等議題。

(四) 資料架構

Hung 等人 (2012) 指出，過去在學習者研究上相當依賴失真且非即時的學生自陳量表，往往與學生真實的學習行為並不一致，因此需要整全的資料蒐集架構方能精準的了解學生的學習歷程。他們進一步強調，在巨量資料突破了資料蒐集的限制後，學生的背景、表現、學習參與，與學習知覺變項都值得納入分析。其他研究者亦提出應納入學習分析的資料如下 (Ellis, 2013; Hung et al., 2012; Lodge, 2011; Olmos & Corrin, 2011; Shamah & Ohlsen, 2013)：

1. 學生資訊系統：背景資料

事實上，大學校務系統早已長期由各單位蒐集業務所需的學生資料，只是各單位間未必將資料加以統合分析。學習分析會用到的學生背景資料通常有：

- (1) 基本變項：學號、性別、生日、住址、就學身份別、族群、系級、國籍、休復學狀態、是否為家族第一位大學生等。
- (2) 課程變項：修課歷史、學分數、成績、退選紀錄等。
- (3) 財務變項：就學貸款、校內工讀、急難救助、助學金、獎學金等。
- (4) 校園活動：新生活動、社團、諮商紀錄、電算中心使用紀錄、圖書館借閱紀錄、電子書期刊下載紀錄、服務學習紀錄等。

2. 學習管理系統：學習歷程資料

學習管理系統 (LMS) 紀錄學生的學習活動與投入狀況。對於遠距學生而言，其所有學習活動都紀錄在學習管理系統，故對於遠距學生的學習分析便特別有價值。可供使用的學習歷程資料有：

- (1) 使用紀錄：上線次數與時間、頁面閱讀頻率、更新次數、刪除、編輯、檢索、寄送、接受、註記、下載、尋求協助等。
- (2) 學習軌跡：使用者在課程網站移動的順序與軌跡、熱門的頁面與活動。
- (3) 教材與活動：課程大綱關鍵字閱讀率、評量結果、特定教學方法的成效等。
- (4) 互動資料：討論區、日誌、同儕評量、聊天紀錄等。

3. 教學評鑑系統：自陳調查資料

匿名自陳調查在學習分析中依然提供學生學習的重要視角。可供整合的資料來源有學生的入學或申請問卷、畢業生追蹤問卷、教學評鑑等。問卷中可加入學習認知與情意變項 (如學習風格、學習動機、自我管理、依賴性、歸屬感、學習承諾等)，作為與學習歷程資料交叉分析之依據 (Rutschow, Cullinan, & Welbeck, 2012; Shamah & Ohlsen, 2013)。

4. 學籍成績系統：學習表現資料

除了學生各科的期末成績外，Ellis (2013) 認為更細緻的成績資料建檔，能將教師對學生長期觀察所建立的专业判斷，應用到學習分析中。因此他認為周延的學習表現資料應該包含以下：

- (1) 學業史：入學考試成績、高中所修學分、高中成績、抵免學分、先修學分、出缺席資料。
- (2) 入學前表現：證照、先前學歷、獲獎紀錄等。
- (3) 個人歷程檔案：學生製作的歷程檔案履歷（如Digication或Linkedin）。
- (4) 評量資料：期末與年末成績、班級排名、個別考試與作業成績。
- (5) 表現指標：待業時間、第一份工作就業時間長短、平均薪資等。

5. 校務機構系統：支援體系資料

除了以上四類資料外，校務機構系統的機構資料，能讓學習分析研究者了解到學校對於學生所提供的學習支援為何。可供應用的資料包括：

- (1) 機構要素：校院背景、屬性（公私立營利非營利）、入學政策（篩選或開放）、機構類別（教學型研究型）等。
- (2) 開課資訊：基本資料、選課人數、授課教師類別（專兼任）、學分數、擋修、授課方式（在校、線上）等。
- (3) 教師資料：教師屬性、教師出席率等。
- (4) 其他：教師專業發展機會、新生輔導、教學設計支援等。

學習分析所使用的以上巨量資料，將比過去更能了解學生學習行為及其困難。不過研究者仍須持續不斷探討開發納入新資料的可能性，因為即使有目前這些資料，依然只掌握了學生學習歷程的一小部分而已（EDUCAUSE Learning Initiative, 2011）。

(五) 分析方法與技術

網站分析工具的興起，雖然讓識者見到分析巨量資料的可觀應用，不過僅分析學生使用滑鼠點選的使用行為難以得到深入結果（Phillips et al., 2011）。例如可從使用頻率判斷學生在該課的學習是否越來越疏離，但還需要其他線索來解釋讓學生疏離的原因。因此，學習分析的研究人員便致力於開發更為細緻的分析策略，例如將討論區的文章分為「首貼」與「回貼」，以分析對話網絡的互動情形，或者根據教師貼出公告或新內容，從使用者的點選紀錄中分析學生接受新資訊的速度，提供老師保持與學生接觸頻率的建議（Dyckhoff, Zielke, Bültmann, Chatti, & Schroeder, 2012）。除將使用者行為的分析做量的細緻分類外，Shum與Ferguson（2012）則提到部分研究者引進社會分析和文本取向的研究方法，或者從較為成熟的電腦中介溝通（computer mediated communication, CMC）理論找研究架構，從質的互動層面去追蹤影響大學生學習成功的因素。數位內容分析（digital content analysis）、社會網絡分析（social network analysis）、自然語言處理（natural language processing）、預測建模（predictive modeling）則為幾個學習分析使用的研究方法，分述如下：

1. 數位內容分析

數位內容分析旨在系統性的處理網路環境中作為溝通本體的文字，傳統作法是襲用一般的內容分析法將溝通內容歸類到事先建立的類目中，並解讀其意義 (Kim & Lee, 2012)。而晚近則有一些新的工具，如標籤雲 (tag cloud 或 text cloud) 是將文字出現頻率與密度視覺化的常見工具，研究者與教師不必閱讀每一篇討論，就可從化繁為簡的標籤雲圖片找出學生重視或忽略的概念，並即時引導學生的學習方向。不過，學生在對話中的互動則要靠社會網絡分析來解謎。

2. 社會網絡分析

事實上，社會網絡研究在數位時代之前已有很多成熟理論，如結構洞 (structural holes)、交易成本 (transaction costs)、認知一致性 (cognitive consistency)、社會訊息處理論 (social information processing)、社會變遷理論 (social change theory)，與社會認同 (social identity) 等。社會網絡分析接受社會建構論者所強調，學習是個體參與社會互動所帶來的結果，關注的是使用者線上的互動關係及創造網絡行動者 (actor) 所扮演的角色 (Ferguson, 2012)。社會網絡研究者主要關心誰是網絡中具有影響力的人？誰控制了資訊的流動？哪些人組成小團體 (如圖6紅方框)？誰是核心？誰遭到疏遠 (如圖6紅箭頭所指)？(Cooper,

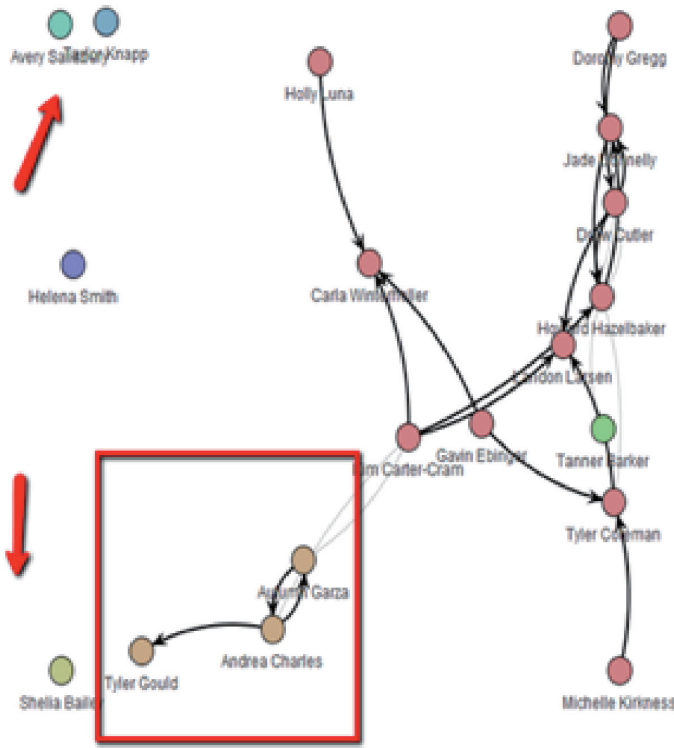


圖6 運用SNAPP工具繪圖出討論區學生互動情形 (彩圖請見電子檔)

資料來源：本研究以SNAPP工具所繪

2012a) 這些問題同樣也是學習分析者所關切，並也研發出數種將互動過程視覺化的分析工具 (Kim & Lee, 2012)。SNAPP (Social Networks Adapting Pedagogical Practice, <http://www.snappvis.org/>) 則是另一個開放由公眾使用的社會網絡分析工具。研究者可用以分析主要學習平台 (如Blackboard) 討論版上學生互動的狀態，其社會網絡圖有效的協助教師抓住學生的互動狀態，並做出有效的教學介入。

3. 自然語言處理

在線上討論區的研究中，自然語言處理是常用的文本探勘方法。經由將單位文字或資料物件視為一個一個的向量，便可計算向量之間的接近程度與聯繫 (Ting, Hong, & Wang, 2011)。進一步將建立的向量空間模型，運用統計的叢集分析 (cluster analysis)，研究者便能建立關鍵概念之間的關係，或抽繹學生作業的主題概念。例如，Petrushyna、Kravcik與Klamma (2011) 的研究就使用了LingPipe (alias-i.com/lingpipe) 和LIWC (www.liwc.net) 兩種工具，來分析終身學習社群中討論群組的文章和其學習步調的發展。不過Xu與Li (2013) 認為自然語言處理的電腦運算要求較高，若要拿來分析巨量資料，恐怕要相當大量的研究資源與人力。

4. 預測建模

學習分析關注當下的學生學習狀況與可能改善學習的建議。而預測分析可視為建立在學習分析結果上，為機構與決策者服務的趨勢預測活動 (van Barneveld et al., 2012)。研究者可應用各類統計方法如時間序列分析 (time-series analysis) 或存活分析 (survival analysis) 來預估下一年度學生的申請人數或退學人數，或者減少不必要的大一微積分開班數，或找出具有高變異解釋量的因素 (如課業負擔、學生財務負擔、城鄉區位、社經背景等) 作為校務行政或系所主管進行政策決定的參考。如前述Rio Salado的研究便是以抓住幾個關鍵因素來預測可能有學習危機的學生，並逕以改善影響因素而提升學生續讀率 (Smith, Lange, & Huston, 2012)。又如，圖書館可透過使用紀錄，建立借閱流量的預測模型，把未來的熱門書籍可從書庫預先取出放在大廳推薦書區，或者運用學生向館員諮詢問題的服務記錄，找出開設寫作引註工作坊、學術誠信與抄襲工作坊，或者圖書館利用講習的適合時間 (Becker, 2013)。而學生的借閱活動亦為整體學習活動的一環，有放入學習分析中的價值。

(六) 第三方服務提供者

除了研究人員外，學習平台供應商、資料分析軟體商，與教育服務諮詢機構都見到未來在學習分析領域可觀的市場規模，故亦開始開發並提供程度不等的學習分析套件。以下便說明其所提供的分析服務內容。

1. Blackboard Analytics for Learn

做為目前全球市佔率最高的Blackboard學習平台是最積極想將其平台服務，和大學校務系統進行整合並提供分析功能的系統服務商。其於2012年公開了Analytics for Learn 套件 (<http://www.blackboard.com/Platforms/Analytics/Products/Blackboard-Analytics-for-Learn.aspx>)，讓已購買學習平台的學校，能選購其學術管理、學習管理、獎學金管理、學校財務管理、學生管理，與人事管理模組 (van Harmelen & Workman, 2012)。其中學習管理模組，提供教師、學生，以及教務學務行政人員所需的儀表版 (dashboard)。其中學生能了解自己每週修課表現的投入程度與成績變化，並能與班平均、系平均做比較 (如圖 7)。而教師或導師儀表版則提供進階分析功能，如需要注意的學生和教材內容的熱點圖 (heatmap)，教師在修訂課程內容時，便可根據學生閱讀篇章頻率和小考成績的關係，調整增刪教材或活動 (如圖 8)。

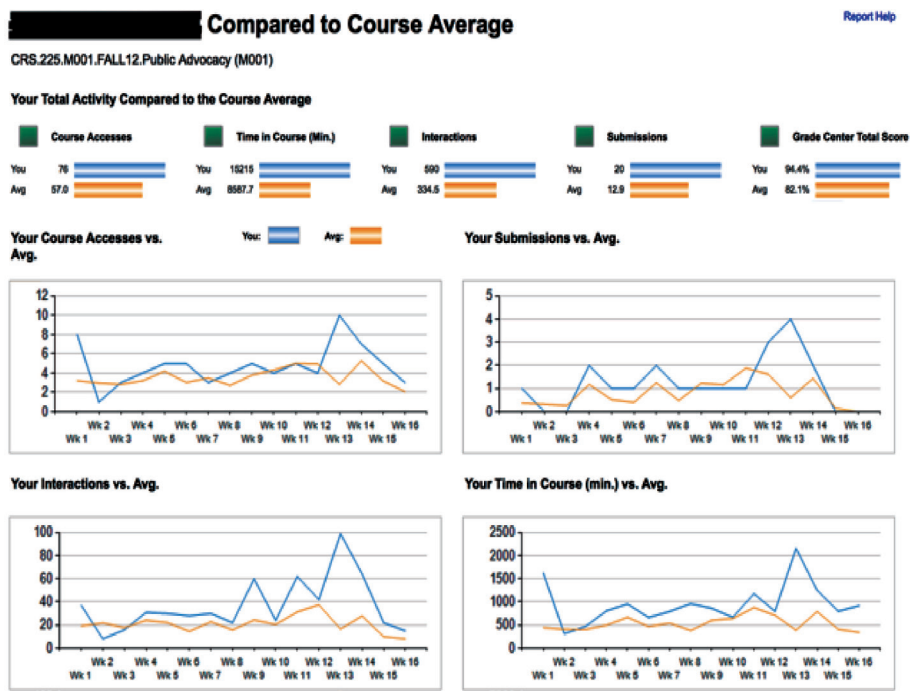


圖7 Blackboard Analytics for Learn的學生個人儀表版 (彩圖請見電子檔)

資料來源：Syracuse University, 2013

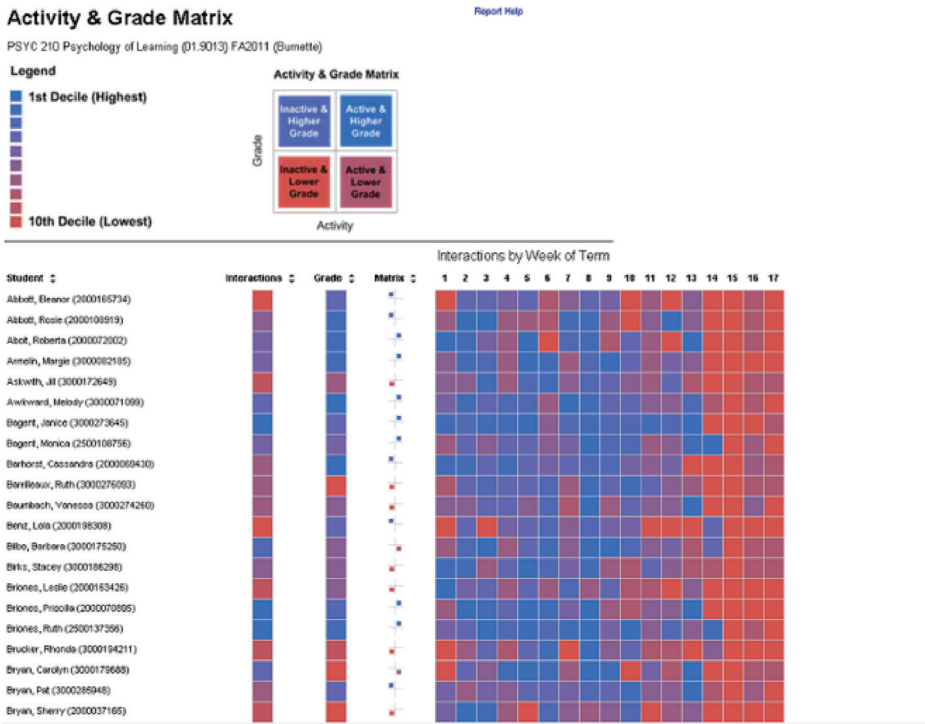


圖8 Blackboard Analytics for Learn的教材內容熱點圖（彩圖請見電子檔）

資料來源：同圖7

2. Desire2Learn Insights

Desire2Learn是另一個規模較小的學習平台，其Insights™ 模組(<http://www.desire2learn.com/products/insights/>)亦提供即時的個別學習報告(van Harmelen & Workman, 2012)。其優點在於將學生的學習活動摘要為學習準備度、參與度、完成比例，與社會學習等能圖表化的指標，使學生能快速掌握應如何調整學習不足的部分。此外Insights模組還分析學生目前的學習狀態，提供「預估期末成績」給學生本人和授課教師，教師工具部分亦有教材與學習評量的分析，讓教師能比較學習內容與評量的適合程度(Langmead, 2013)。

3. SPSS決策管理模組

自從IBM併購了SPSS之後，其社會科學統計套裝軟體便轉向商務應用。IBM近年研發了SPSS軟體為核心，運用網頁介面為主的決策管理軟體，其中的學生續讀模組(IBM SPSS Decision Management for Student Retention)便是替大學校院機構所設計，目的在運用大學所蒐集的學生背景資料，分析導致學生退轉學的因素與加強學生留校完成學業的意願。較為可惜的是學習歷程資料尚未列入該模組的分析範圍。

4. 學生成功合作計畫

2013年，EAB亦雇用了一群統計分析師與教育領域的博士研究員，開始提

供名為「學生成功合作計畫」(Student Success Collaborate)的校際諮詢服務。該服務著眼於大部分大學校院即使購買上述的電腦分析系統，亦未必能解讀或利用已分析完畢的資訊。因此透過諮詢服務，提供大學將分析業務外包的選擇。其運作模式為，EAB派送校務咨商專家到校與決策單位當面對談，採取個案服務的方式，了解學校需求、帶回學校資料、進行分析，並提供研究報告與結果，和學校做高峰會談共擬方案並付諸實施。此外，委員會的專家亦辦理研討會交流各校作法，並彙整校際的共同指標供各校做為決策參考。

(七) 研究團體與學術學會

業界所提出的解決方案多少補足了大學雖有學習分析需求，而短期內分析能量仍有不足的缺口；同時業界的資金投入也促進領域的快速發展(Brown, 2011)。不過，雖然大學能從上述的商務解決方案加以選擇，不必從頭研發，但這些商務產品事實上並不如其所宣稱的神通廣大。Dringus (2012, p. 92)直言Blackboard Analytics for Learn是「介面漂亮」卻提供少許資訊的產品。MacNeill (2012)就強調，目前並沒有產品能真的像廣告所言，點一點滑鼠，就能變魔術一樣得到漂亮的結果。Cooper (2012a)也提醒，坊間這些號稱學習分析的軟體，可能只能提供比網站分析稍多一點的基礎資訊。也因此，注意學習分析的研究社群與非營利組織便自行成立團體，希望能透過跨國跨校合作，加速分析方法的進展。目前主要的研究團體有學習分析研究學會(Society of Learning Analytics Research, SOLAR, <http://www.solaresearch.org/>)與預測分析報表計畫(Predictive Analytics Reporting (PAR) Framework, <http://wcet.wiche.edu/advance/par-framework>)。分述如下：

1. SOLAR

學習分析研究學會成立於2011年，宗旨在匯集對大學學習和教學分析領域有興趣的研究人員、培育年輕研究者、辦理年會和發行刊物，並成為國際與科際的學者社群。其發起成員來自Stanford大學、New England大學、Texas大學Arlington分校、加拿大Athabasca大學、加拿大Saskatchewan大學、加拿大英屬哥倫比亞大學、澳洲Queensland大學，以及英國公開大學等。在過去三年時間裡，SOLAR對於研究領域、定義、議題等進行了廣泛討論，並將出版學習分析季刊(*Journal of Learning Analytics*)。SOLAR每年亦舉辦資料分析比賽，鼓勵研究人員或學生下載其比賽的巨量資料，並鼓勵具有創意的資料分析方法。

2. PAR Framework

Predictive Analytics Reporting Framework 是美西州際高等教育協會(Western Interstate Commission for Higher Education, WICHE)教育科技組(WICHE Cooperative for Educational Technologies)的合作研究計畫，其主要特色在於建立資料標準之後，蒐集伙伴學校的學生匿名資料作跨校分析(federated and de-identified

data)。這個合作計畫旨在解決各校自訂資料定義，雖能準確處理校內需要，卻導致難以跨校比較，也難以建立全國常模的問題。PAR 目前側重的研究問題有三：

- (1) 有哪些因素可能影響學生的續讀與畢業？
- (2) 這些因素之間彼此對影響學生畢業的層面與差別為何？
- (3) 能否由跨校資料，界定出對學生續讀與畢業有預測力的背景、教學、或機構變項？

準此，PAR 亦設定四大研究目標為：

- (1) 鑑別出影響學生學習進步的變項，並測量其影響的程度。
- (2) 建立遠距學生的基本特質常模，協助校院研擬積極招生與輔導方案。
- (3) 分析是否學生續讀、升級，與畢業的定義有因校院類別不同的差異（研究型、教學型、社區學院等）。
- (4) 分析找出學習危機學生所使用特定統計與研究方法之優缺點。

目前，PAR 已經初步公佈了稱之為學生成功矩陣（Student Success Matrix, SSM），以及伙伴學校在資料填報所應遵循的變項編碼簿（<https://community.datacookbook.com/public/institutions/par>），做為其研究的理論架構。在架構中，研究者視入學到畢業是一個橫軸的學生生命週期（life cycle），而縱軸則是影響學生生命週期品質的變項，如學習者特質、學習行為、整合性的學業輔導、

PREDICTORS <i>italics = research literature</i> regular = partner experience bold = POC findings	CONNECTION application to enrollment (advising to enrollment)	ENTRY completion of gatekeeper courses (beginning of class)	PROGRESS entry into program to 75% of requirements complete (middle of class)	COMPLETION of course of study & credential w/ market value (end of class)
learner characteristics <i>prior GPA(1)</i> <i>self-motivation(2) ...</i> <i>attitudes towards tech (10)</i> <i>content knowledge & skills (11)</i> being net new/no prior college Need Dev-Ed/Take DevEd #prior courses with C or better	New Student Orientation (UIS)	Services for students with disabilities (UIS) Technology Helpdesk (UIS) Tutoring (UIS) Referrals to Counseling (UIS)	Services for students with disabilities (UIS) Technology Helpdesk (UIS) Tutoring (UIS) Referrals to Counseling (UIS)	Services for students with disabilities (UIS)
learner behaviors <i>easy access to a computer (13)</i> <i>participation in tutorials (14) ...</i> too many concurrent courses		Tutoring (UIS) Referrals to Counseling (UIS)	Tutoring (UIS) Referrals to Counseling (UIS)	
academic integration <i>participation in tutorials (14)</i> <i>peer mentoring (17)</i> <i>student learning communities (20)</i> <i>orientation programs (21)</i> <i>freshman interest groups (22)</i> <i>program coordinators (24)</i>	Online program coordinators (UIS)	Online program coordinators (UIS) Writing center (UIS) Social media groups (UIS) Honors Program (UIS) Work study (UIS)	Online program coordinators (UIS) Writing center (UIS) Social media groups (UIS) Honors Program (UIS) Work study (UIS)	Online program coordinators (UIS)
social/psychological integration ...	Online program coordinators (UIS)	Online program coordinators (UIS)	Online program coordinators (UIS)	Online program coordinators (UIS)
other learner support ...	Financial Aid (UIS)	Financial Aid (UIS)	Financial Aid (UIS)	
course/program characteristics ...		QM reviews for some classes (UIS)	QM reviews for some classes (UIS)	
instructor characteristics/ behaviors <i>perceived social presence (15)</i> <i>perceived interactivity (16) ...</i>		Community of Practice for E-Learning (UIS) Center for Online Learning Research & Service Fellows (UIS)	Community of Practice for E-Learning (UIS) Center for Online Learning Research & Service Fellows (UIS)	

general focus – institution wide

targeted focus – targets particular groups of students or programs

圖9 SSM研究架構，以伊利諾大學春田分校為例

資料來源：Swan, Shea, Sloan, & Daston, 2013

教師特質等。圖9是伊利諾大學春田分校(University of Illinois, Springfield)應用SSM的資料架構範例，若線上教學負責人擬對縱軸中學業整合(academic integration)對學生的學習成效進行追蹤，則從招生時學生與負責人建立聯繫過程；進入該校第一學期時，學生在諸如寫作中心、社群媒體、榮譽學程、工讀計畫的活動檔案；到學生學習期間的家教、咨商轉介等支持體系對學生所做的輔助，都應進入資料系統，分析其對學生在學業整合能力上所帶來的影響。可見PAR Framework擬透過巨量資料整合，建立整合性預測模式的野心。

目前，PAR已獲致數個有趣的研究結論(Swan et al., 2013)，如：美國私立學校的學生個人特質、教師教學行為，與學業輔導系統比公立學校學生更能預測學習成功，反而公立學校的系所差別比私立學校更能解釋學生的學習成功。對於遠距學生而言，學生個人的學習特質和學習行為比傳統在校學生更決定其學習成效。而出乎意料之外的，公立大學對學生所提供的就業輔導協助，其對學生學習成效的影響是私立大學的兩倍有餘。其較為嚴謹的研究結果，已開始引起高等教育學界的注意。

五、對高等教育機構學習分析擘畫之建議

van Harmelen與Workman(2012)統整各先鋒大學的實施經驗之後，建議在學校初次引進學習分析時，最好能借鏡前例，以免重蹈覆轍。對於擬引進學習分析的校院而言，MacNeill(2012, p. 4)的研究指出，願意將此一項目視為學校的長期投資而非開銷，較能獲致分析計畫的成功與學校文化的改變(Oblinger, 2012b, p. 98)。亦如Ferguson(2012)所言，大學校務研究的分析師在形成核心問題、彙整資料、提報結果、預測趨勢，以及建議行動方案上，都必須考慮到來自各方利害關係人的不同需求。如Dringus(2012)便提醒，與其動手比較業界軟體何者較好，真正重要的問題反而是「找到正確的資料並把資料弄對」(getting the right data and getting the data right)。以下便從設定分析標的、進行資料檢整、校內單位協作、校內人員培訓、尋求分析聯盟、設計視覺化報表網站，探討大學機構如何規劃其學習分析系統：

(一)設定分析標的

在Macfadyen與Dawson(2012)的研究，校務決策人士常常在機構文化的抗拒改變以及缺乏革新動機中遇到阻力，又苦於手上無有力證據去改變現行措施。因此，Cooper(2012c)便建議以教師與學生、研究人員，以及行政支援體系三大領域導入分析系統的目標。圖10說明三大領域中所進行的分析工作和功能，方塊底部則說明其與學習分析(LA)、商務(或學術)分析(BA)，和預測分析(PA)的比重。對於大學整體而言，教學、研究、服務並重是其健康發展的關鍵，而校內單位則可依據其單位屬性的偏重，設定其所欲使用的分析活動與目標。

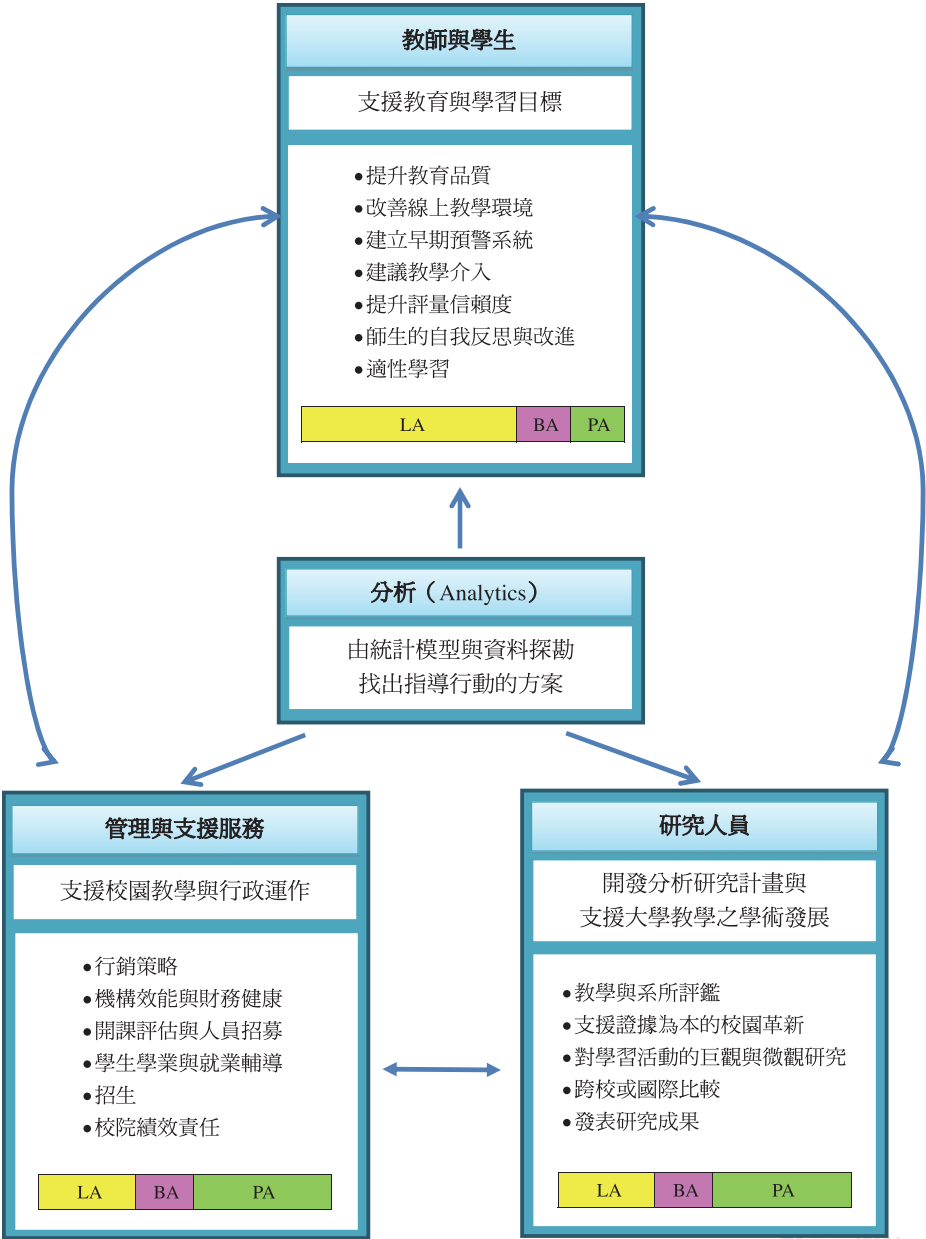


圖 10 高等教育資料分析的三個領域

資料來源：修改自 Cooper, 2012c, p. 6

若以大學的遠距教學中心為例，便可以建構依其中心定位的分析目標。該中心以支援大學的數位學習課程為主要職能，故提升線上課程之學習品質最為必要。其次，該中心亦可能肩負對線上教學之校內研究，以便對擬開設線上課程的教授提供專業發展工作坊。同時，中心亦肩負遠距學生輔導與招生之責。

以其中心職能，其三大領域資料分析目標經單位成員討論後，便可設定為：

1. 教師與學生

- (1) 建立以學習分析活動為基礎的教師協作。
- (2) 提供遠距學生自我反思學習和自我調節學習的機會。
- (3) 提供以研究證據為基礎的大學教師線上教學專業發展活動（含課程設計、教材開發與教學實施）。
- (4) 獲致對遠距學生學習歷程的深入理解，提升遠距課程的品質。

2. 研究人員

- (1) 設計含適性教學功能的學習環境與平台。
- (2) 探勘學習歷程資料，找出能協助教師教學決策的研究結果。
- (3) 監控重要的學習指標（如學生退選率等）。
- (4) 預測學生的學習表現與學習成就。
- (5) 發展能測量重要學生特質，而目前並無方法直接由學習歷程資料檢測的分析技術（如學生自我效能感、學習挫折等）。
- (6) 拓展中心在遠距教學的學術影響力。

3. 管理與支援服務

- (1) 主動招生具備高度學習毅力的潛在學生。
- (2) 預測未來的遠距課程需求並規劃開課。
- (3) 根據分析結果，建立需要高密度聯繫與輔導的學生名冊。
- (4) 證明遠距教學的成本效益，並確保中心的營運績效。

(二) 進行資料檢整

各單位對於分析標的有清晰目標之後，學校層級便可歸納出哪些資料需要技網中心協助加以整合。而整合過程中，資料品質的品管將決定分析結果的可靠性。註冊組、計算機中心、學務處、圖書館、系所秘書，以及學習管理系統、教務系統等單位蒐集的資料，在未經統整之前，可能有諸多定義不同、格式互異，與缺漏之處。故校內單位合作進行資料檢整，歸納共通的資料定義，是學習分析要進行的前置工作，也是將關聯性資料建置輸入資料中心（data warehouse）的最大挑戰（Greller & Drachsler, 2012; Hung et al., 2012）。

(三) 校內單位協作與培訓

正是因為資料檢整的工作非常艱鉅，各業務單位在使用電腦系統時有其長年的潛在規則而其他單位並未熟悉（例如測試帳號的使用、部分使用教學平台的頁面並非實際課程、對於全職生的定義等等），學者（如Mattingly et al., 2012; Oblinger, 2012b）特別強調不可僅由計算機網路中心的技術單位統籌，而應由教務長甚或副校長級來主持協調。除了平常蒐集與使用資料的行政業務單位外，

系所教學單位亦有編制的行政人員。此外，教師和學生也是未來學習分析系統的使用者。因此了解使用者的需求與理解方式，亦為規劃學習分析系統事前要納入考量的部分。系統上路之後，對各類別使用者的教育訓練和操作說明，以及持續蒐集使用者的回饋建議亦不可或缺。

(四) 可考慮加入分析聯盟

從前述實例可知，研究資源較為充沛的大學在學習分析上能針對學校本身待答問題，獨自開發系統。而看見學習分析效益，研究資源卻較為有限的學校，則可能尋求跨校的分析聯盟，透過結合眾人力量，降低獨自開發負擔。前述PAR即為約二十所大學所建立的跨校聯盟，並已有相當不錯的研究進展。若校院機構擬參與類似聯盟，筆者提出可考慮以下四個關鍵問題，分析加入聯盟對該校之得失：

1. 聯盟的研究水準為何？其研究關切方向與成果是否對達成學校辦學目標有所幫助？
2. 合作計畫能否有效協助本校發展未來獨立自主的資料檢整、分析能力建置，與視覺化報表？逐步減少對外界機構的依賴程度？
3. 聯盟是否投注相當人力在新技術、新方法的研發，並掌握最新的高等教育趨勢？
4. 聯盟是否有建置同儕評鑑的基準，讓本校的表現能與他校做一比較，理解本校的相對位置？

(五) 設計視覺化報表網站

在大部分教育工作者缺少資料識讀訓練的狀況下 (Mandinach & Gummer, 2013)，運用視覺化報表能有效降低分析結果運用的門檻 (Greller & Drachsler, 2012)。仔細設計，具有資料相互參照功能的視覺化報表 (Dringus, 2012)，能協助降低教師、學生、行政人員、輔導人員在辨識、區別、組織、分析、摘要這些學習分析結果的困難。在設計上可先行調查承辦人員目前所使用的紙本或單機報表系統做為參考，或提早將設計草圖 (wireframe) 提供給承辦人表達改進意見，降低系統轉換的阻力 (NewSchools Venture Fund, 2008; Olmos & Corrin, 2012)。其次，除了報告結果外，報表所提供的內容，應能促進當事人 (如學生與導師) 的對話品質 (Ferguson, 2012)。前述的範例與圖表都是視覺化報表相當不錯的例子。

六、結 語

Ali 等人 (2013) 總結了過去的發展經驗，認為大學教育工作者的教學知識與資訊設計技能、對學習分析工具效益的認識，以及對工具易用程度的認可，

是決定大學校院導入學習分析工具成敗的關鍵。van Barneveld等人(2012)指出，只要將有限的分析人力妥善配當，即使初期在學習分析的推展會有可遇見的困難，但隨著資料蒐集機制與品質的改善，日後大學全體人員都能獲益。van Harmelen與 Workman (2012, p. 22) 便建議了一個具逐步改進修正的學習分析導入流程圖，期能協助大學校院順利推展學習分析。

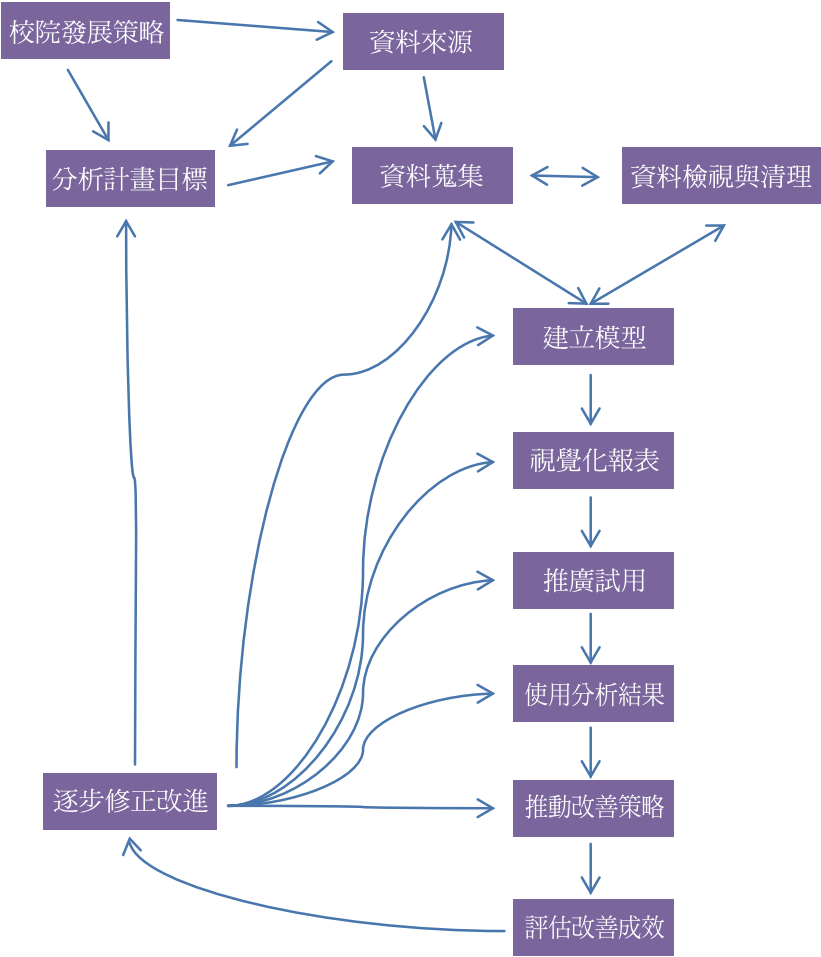


圖11 逐步改進的學習分析推動流程

資料來源：van Harmelen & Workman, 2012, p. 22

本文評論了當前校務巨量資料探勘在大學生學習分析之趨勢，其背後動力、領域發展概況、校院實例、主要分析方法、使用資料，與學術社群，最後並介紹校院擬規劃運用學習分析工具之推動建議。期盼此一研究領域的進展，能增益大學教學品質與校院永續經營發展。

參考文獻

- Abdous, M., He, W., & Yen, C.-J. (2012). Using data mining for predicting relationships between online question theme and final grade. *Educational Technology & Society, 15*(3), 77-88.
- Ali, L., Asadi, M., Gašević, D., Jovanović, J., & Hatala, M. (2013). Factors influencing beliefs for adoption of a learning analytics tool: An empirical study. *Computers & Education, 62*, 130-148.
- Arnold, K. (2010). Signal: Applying academic analytics. *Educause Quarterly, 33*(1).
- Arnold, K. E., & Pistilli, M. D. (2012). Course signals at Purdue: Using learning analytics to increase student success. In *Proceedings of the 2nd International Conference on Learning Analytics and Knowledge* (pp. 267-270). New York, NY: ACM. DOI:10.1145/2330601.2330666
- Becker, B. (2013). Learning Analytics: Insights into the natural learning behavior of our students. *Behavioral & Social Sciences Librarian, 32*, 63-67. doi:10.1080/01639269.2013.751804
- Brown, M. (2011). *Learning analytics: The coming third wave*. Louisville, CO: EDUCAUSE. Retrieved from <http://net.educause.edu/ir/library/pdf/ELIB1101.pdf>
- Continuing and Online Education Forum. (2013). *How will big data reshape the workforce?* Washington, DC: Education Advisory Board. Retrieved from <http://www.eab.com/Research-and-Insights/Continuing-and-Online-Education-Forum/Resources/Infographics/2013/How-will-BIG-DATA-reshape-the-workforce>
- Cooper, A. (2012a). *CETIS analytics series volume 1, no 9: A brief history of analytics*. Bolton, UK: The University of Bolton.
- Cooper, A. (2012b). *CETIS analytics series volume 1, no 7: A framework of characteristics for analytics*. Bolton, UK: The University of Bolton.
- Cooper, A. (2012c). *CETIS analytics series volume 1, no 5: What is analytics? definition and essential characteristics*. Bolton, UK: The University of Bolton.
- Delaney, A. (2012, May 31). Digital living - learning analytics [Audio file]. Retrieved from <http://blogs.abc.net.au/nsw/2012/05/digital-living-learning-analytics.html>
- Dringus, L. P. (2012). Learning Analytics Considered Harmful. *Journal of Asynchronous Learning Networks, 16*(3), 87-100.
- Dyckhoff, A. L., Zielke, D., Bültmann, M., Chatti, M. A., & Schroeder, U. (2012). Design and implementation of a learning analytics toolkit for teachers. *Educational Technology & Society, 15*(3), 58-76.
- EDUCAUSE Learning Initiative. (2011). *7 things you should know about first-generation learning analytics*. Louisville, CO: Author. Retrieved from <http://net.educause.edu/ir/library/pdf/ELI7079.pdf>
- Ellis, C. (2013). Broadening the scope and increasing the usefulness of learning analytics: The case for assessment analytics. *British Journal of Educational Technology, 44*, 662-664. doi:10.1111/bjet.12028

- Evehart, D., Fritz, J., & Ice, P. (2011). Learning analytics: The future is now. Retrieved from <http://wcet.wiche.edu/wcet/docs/webcasts/Analytics5-11-11/AnalyticsWebinarPowerPointSlides.pdf>
- Ferguson, R. (2012). *The State of learning analytics in 2012: A review and future challenges* (Technical Report KMI-12-01). Milton Keynes, UK: Knowledge Media Institute, The Open University.
- Fournier, H., Kop, R., & Sitlia, H. (2011). The value of learning analytics to networked learning on a personal learning environment. In *Proceedings of the 1st International Conference on Learning Analytics and Knowledge* (pp. 104-109). New York, NY: ACM.
- Greller, W., & Drachsler, H. (2012). Translating learning into numbers: A generic framework for learning analytics. *Educational Technology & Society*, 15(3), 42-57.
- Hung, J.-L., Hsu, Y.-C., & Rice, K. (2012). Integrating data mining in program evaluation of K-12 online education. *Educational Technology & Society*, 15(3), 27-41.
- Johnson, L., Adams B. S., Cummins, M., Estrada, V., Freeman, A., & Ludgate, H. (2013). *NMC horizon report: 2013 higher education edition*. Austin, TX: The New Media Consortium.
- Johnson, L., Smith, R., Willis, H., Levine, A., & Haywood, K. (2011). *The 2011 horizontal report*. Austin, TX: The New Media Consortium.
- Jones, S. J. (2012). Technology review: The possibilities of learning analytics to improve learner-centered decision-making. *Community College Enterprise*, 18(1), 89-92.
- Kay, D., & van Harmelen, M. (2012). *Activity data-delivering benefits from the data deluge*. Bristol, UK: Jisc. Retrieved from https://repository.jisc.ac.uk/5010/1/JISC_Activity_Data_singlepages.pdf
- Kim, M., & Lee, E. (2012). A multidimensional analysis tool for visualizing online interactions. *Educational Technology & Society*, 15(3), 89-102.
- Ladyshevsky, R., & Lim, S. L. (2013). A quality framework for improving teaching and learning outcomes in a fully online MBA program. In J. Herrington, A. Couros, & V. Irvine (Eds.), *Proceedings of World Conference on Educational Multimedia, Hypermedia and Telecommunications 2013* (pp. 552-563). Chesapeake, VA: AACE.
- Langmead, S. (2013). Learning analytics tools aim to boost student retention, outcomes. Retrieved from <http://www.ecampusnews.com/technologies/learning-analytics-tools-aim-to-boost-student-retention-outcomes/>
- Lodge, J. (2011). What if student attrition was treated like an illness? An epidemiological model for learning analytics. In G. Williams, P. Statham, N. Brown, & B. Cleland (Eds.), *Changing Demands, Changing Directions. Proceedings ascilite Hobart 2011* (pp. 822-825). Queensland, Australia: ASCILITE.
- Long, P., & Siemens, G. (2011). Penetrating the fog: Analytics in learning and education. *EDUCAUSE Review*, 46(5), 31-40.
- Macfadyen, L. P., & Dawson, S. (2012). Numbers are not enough: Why e-learning analytics failed to inform an institutional strategic plan. *Educational Technology & Society*, 15(3), 149-163.
- MacNeill, S. (2012). *CETIS analytics series vol 1, no 1. Analytics; What is changing and why does it matter?* Bolton, UK: The University of Bolton.

- Mandinach, E. B., & Gummer, E. S. (2013). A systemic view of implementing data literacy in educator preparation. *Educational Researcher*, 42(1), 30-37.
- Mattingly, K. D., Rice, M. C., & Berge, Z. L. (2012). Learning analytics as a tool for closing the assessment loop in higher education. *Knowledge Management & E-Learning: An International Journal*, 4(3), 236-247.
- McKay, T. (n.d.). Expert electronic coaching at UM. Retrieved from http://sitemaker.umich.edu/ecoach/structure_and_implementation
- New, J. (2013). Higher education's big (data) bang. Retrieved from <http://www.ecampusnews.com/featured/featured-on-ecampus-news/big-data-bang-344/>
- NewSchools Venture Fund. (2008). *Performance dashboards: Key strategies from NewSchools' portfolio ventures*. San Francisco, CA: Author. Retrieved from <http://www.newschools.org/files/PerformanceDashboards.pdf>
- O'Brien, M. (2013, August 23). *Obama targets 'crisis' in college costs as part of middle-class push*. NBC NEWS. Retrieved from http://firstread.nbcnews.com/_news/2013/08/22/20121565-obama-targets-crisis-in-college-costs-as-part-of-middle-class-push?lite
- Oblinger, D. G. (2012a). Let's talk analytics. *EDUCAUSE Review*, 47(3), 10-13.
- Oblinger, D. G. (2012b). Analytics: What we're hearing. *EDUCAUSE Review*, 47(6), 98-99.
- Oblinger, D. G. (2013). Analytics: Changing the conversation. *EDUCAUSE Review*, 48(1), 48-49.
- Oliver, B., & Whelan, B. (2011). Designing an e-portfolio for assurance of learning focusing on adoptability and learning analytics. *Australasian Journal of Educational Technology*, 27(6), 1026-1041.
- Olmos, M. M., & Corrin, L. (2012). Learning analytics: A case study of the process of design of visualizations. *Journal of Asynchronous Learning Networks*, 16(3), 39-49.
- Olmos, M., & Corrin, L. (2011). Academic analytics in a medical curriculum: Enabling educational excellence. In G. Williams, P. Statham, N. Brown, & B. Cleland (Eds.), *Changing Demands, Changing Directions. Proceedings ascilite Hobart 2011* (pp. 930-941). Queensland, Australia: ASCILITE.
- Petrushyna, Z., Kravcik, M., & Klamma, R. (2011). Learning analytics for communities of lifelong learners: A forum case. In *ICALT 2011 11th IEEE International Conference on Advanced Learning Technologies* (pp. 609-610). Piscataway, NJ: IEEE.
- Phillips, R., Maor, D., Cumming-Potvin, P., Roberts, P., Herrington, J., Preston, G., & Moore, E. (2011). Learning analytics and study behaviour: A pilot study. In G. Williams, P. Statham, N. Brown, & B. Cleland (Eds.), *Changing Demands, Changing Directions. Proceedings ascilite Hobart 2011* (pp. 997-1007). Queensland, Australia: ASCILITE.
- Pistilli, M. D., & Arnold, K. E. (2010). Purdue Signals: Mining real-time academic data to enhance student success. *About Campus: Enriching the Student Learning Experience*, 15(3), 22-24.
- Rutschow, E. Z., Cullinan, D., & Welbeck, R. (2012). *Keeping students on course: An impact study of a student success course at Guilford Technical Community College*. New York, NY: MDRC.

- Shamah, D., & Ohlsen, S. (2013). *Student success plan: Constructing an evidence-based student support system that promotes college completion*. Portland, OR: Gateway to College National Network.
- Shum, S. B., & Ferguson, R. (2012). Social learning analytics. *Educational Technology & Society*, 15(3), 3-26.
- Siemens, G., & Gasevic, D. (2012). Guest editorial-learning and knowledge analytics. *Educational Technology & Society*, 15(3), 1-2.
- Smith, V. C., Lange, A., & Huston, D. R. (2012). Predictive modeling to forecast student outcomes and drive effective interventions in online community college courses. *Journal of Asynchronous Learning Networks*, 16(3), 51-61.
- Swan, K., Shea, P., Sloan, M., & Daston, S. (2013, June). *PAR Student Success Matrix*. Paper presented at WCET Leadership Summit: Under the Sword of Data, Salt Lake City, UT.
- Syracuse University. (2013, August 22). Blackboard analytics - activity matrix. Retrieved from <https://answers.syr.edu/display/blackboard01/Blackboard+Analytics+-+Activity+Matrix>
- Ting, I.-H., Hong, T.-P., & Wang, L. S.-L. (2011). *Social network mining, analysis and research trends techniques and applications*. Hershey, PA : Information Science Reference.
- van Barneveld, A., Arnold, K. E., & Campbell, J. P. (2012). *Analytics in higher education: Establishing a common language* (ELI Paper 1: 2012). Louisville, CO: EDUCAUSE
- van Harmelen, M. (2012). *CETIS analytics series vol. 1 no. 4: Analytics for understanding research*. Bolton, UK: The University of Bolton.
- van Harmelen, M., & Workman, D. (2012). *CETIS analytics series vol. 1 no. 3: Analytics for learning and teaching*. Bolton, UK: The University of Bolton.
- Verbert, K., Manouselis, N., Drachsler, H., & Duval, E. (2012). Dataset-driven research to support learning and knowledge analytics. *Educational Technology & Society*, 15(3), 133-148.
- Xu, G., & Li, L. (2013). *Social media mining and social network analysis: Emerging research*. Hershey, PA: Information Science Reference.





Review of the Development of Learning Analytics Applied in College-Level Institutes

Ken-Zen Chen

Abstract

This article focuses on the recent development of Learning Analytics using higher education institutional big-data. It addresses current state of Learning Analytics, creates a shared understanding, and clarifies misconceptions about the field. This article also reviews prominent examples from peer institutions that are conducting analytics, identifies their data and methodological framework, and comments on market vendors and non-for-profit initiatives. Finally, it suggests an implementation agenda for potential institutions and their stakeholders by drafting necessary preparations and creating iterative implementation flows.

Keywords: Big-Data; Educational data mining; Learning analytics

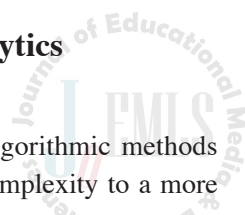
SUMMARY

Introduction

Student persistence is the key to integrate students academically into the University (Arnold & Pistilli, 2012) and faculty needs information about learners to help them achieve academic success. The rapid development of the analytics has gathered high interests among government sectors, accreditation agencies, institutions, and educators in higher education (Dringus, 2012). The purpose of this review is to document the development of and the current state of Learning Analytics in higher education. By publishing this article in a Taiwan-based scholarly journal, the author wants to create understanding and discussion of Learning Analytics in Chinese-speaking scholarly communities. Moreover, the author also suggests a blueprint for higher education institutions in Taiwan that may be of interest in implementing Learning Analytics in institutional research practices.

The Development of Data-Driven Analytics in Higher Education

Analytics is an activity to “use of mathematical and algorithmic methods to describe part of the real world, and reducing real-world complexity to a more



easily understandable form” (van Harmelen, 2012, p. 3). In the past, most learning processes were not trackable. But nowadays, huge amounts of trackable data is available from data storages such as the learning management systems (LMS). For instance, much e-learning research relied on the student perception data (e.g. surveys and self-evaluations) for decades and might not provide an accurate picture of learning (Phillips, Maor, Cumming-Potvin, Roberts, Herrington, Preston, & Moore, 2011). Nowadays, online students’ learning activities are mostly tracked in the LMS when they access online and understanding their process of learning becomes possible. John Easton, the Director of the Institute of Education Science at the U.S. Department of Education, has remarked that using data as the mean to improve school and student learning is occurring (Mandinach & Gummer, 2013). *The 2013 NMC Horizon Report* also signals that the technology adoption of Learning Analytics should happen within two to three years (Johnson et al., 2013). Business Analytics and Educational Data Mining are two roots that lead to the development of Learning Analytics.

Root 1: Business analytics

The Web Analytic tools such as Google Analytics and Amazon recommendation system have provided successful stories of leveraging the power of analytics. Oblinger (2012a, p. 11) then explained that the business application of analytics is to “help run the business of higher education institution”. Business Analytics is interested in the customer preferences and ends up with the dichotomized conclusions of purchasing behaviors (whether to buy or not). Hence and Cooper (2012a, 2012b) commented that even though Business Analytics has had advantages in dashboards, and may provide valuable suggestions to admission and academic advising, it does not effectively address insights to college students’ learning processes.

Root 2: Educational data mining

Educational Data Mining (EDM) is an applied field that adopts statistical data mining algorithms to solve educational problems. Using a variety of techniques (e.g., decision tree, rule induction, artificial neural network, Bayesian learning, logic programming, etc.), the previously unknown data patterns are discovered without implying an established theoretical framework or a statistical model (Ferguson, 2012). Using assumption-free Big-Data, EDM directly tests learning theories to inform educational practices (MacNeill, 2012). Using EDM techniques, Learning Analytics is able to rely on the information culled from various data sources to determine the status of academic progress, recognize potential issues and intervention points, and predict future performance (Mattingly, Rice, & Berge, 2012).

Potential benefits

Different higher education institutions share similar concerns, questions, and reasons to apply analytics into operations. Scholars (Dringus, 2012; EDUCAUSE Learning Initiative, 2011; Fournier, Kop, & Sitlia, 2011; Johnson et al., 2013; Jones, 2012; Long & Siemens, 2011; Mandinach & Gummer, 2013; Mattingly et al., 2012; New, 2013; Oblinger, 2013; van Barneveld, Arnold, & Campbell, 2012; van Harmelen & Workman, 2012) have identified the benefits of conducting analytics in higher education at the institutional and operational level, the educational intervention level, and the self-regulated learner level.

The Emerging Field of Learning Analytics

Definition and scope

Knowledge Media Institute at the Open University, United Kingdom, conducted a review of Learning Analytics and concluded that it began to split from Academic Analytics and soon won its own realms and definitions that focus on teaching and learning (Ferguson, 2012). The forming of a professional association: Society of Learning Analytics Research (SOLAR) in 2011 indicated the establishment of the research field in its own right. In the first conference of Learning Analytics and Knowledge (LAK), SOLAR defined Learning Analytics as “the measurement, collection, analysis and reporting of data about learners and their contexts, for purposes of understanding and optimizing learning and the environments in which it occurs” (Jones, 2012).

Research theme

In SOLAR’s LAK11, LAK 12, LAK13 and LAK 14 conferences, the ongoing and future themes in Learning Analytics were widely discussed as follows:

- **Institutional Culture and Policy:** Institutional buy-in, infrastructure, data governance, Mass Open Online Courses, scaling, policy framework, student retention, and capacity building.
- **Theoretical Underpinning:** Educational data mining, visions of analytics, and philosophical and ethical reflection.
- **Teaching and Learning:** Learning community, reflective learning, self-regulated learning, formative assessment, classroom attention, and adaptive intervention.
- **Research Methodology:** Predictive modeling, social learning analytics, variable construction, causal modeling, reflective learning, textual analytics, risk analytics, discourse analytics, affect analytics, and learning-object analytics.

- **Reporting and Visualization:** Adaptive/recommender systems, visual analytics, and e-mentoring.

Data framework

To achieve a holistic understanding of college students, data from demographic information, usage records, and survey results are equally important. Multiple types of data can serve to triangulate and generalize reliable results. Research (Ellis, 2013; Hung et al., 2012; Lodge, 2011; Olmos & Corrin, 2011; Shamah & Ohlsen, 2013) concludes these data should be included for data mining and Learning Analytics purposes:

1. Student information system data: Demographic variables
2. LMS usage data: Learner engagement variables
3. Self-reported survey data: Perception variables
4. Academic record data: Performance variables
5. Institutional data: Contextual and supportive variables

Methodology

In addition to the numerical analyses, content analysis, social network analysis, and natural language processing emphasize the social aspects of learning and are advanced research methods in Learning Analytics. Furthermore, advanced research methods from Computer Mediated Communication (CMC) are widely applied in Learning Analytics to probe students' behaviors more deeply in online social learning processes. To gain a richer picture of learning, Shum and Ferguson (2012) suggested the combinations of socialized analytical methods to discover educational dialogue that highlights to the key to students' success.

Prominent example, market service provider, and scholarly organization

A few universities are pioneering the study and application of Learning Analytics. Course Signal at Purdue University, Student Success Plan at Sinclair Community College, iPortfolio at Curtin University (Australia), Predictive Analytics at Rio Salado College, "Check My Activity" at University of Maryland - Baltimore County, and E²Coach at University of Michigan are some of the prominent examples. Moreover, market service providers such as Blackboard Analytics for Learn, IBM SPSS Decision Management for Student Retention, Desire2Learn Insights, and Student Success Collaborate of Education Advisory Board provide analytical services for higher education institutions. Currently, SOLAR is the largest international community of analytics scholars in education, which has grounded the definition, scope, and research agenda for Learning Analytics for the past four years. PAR (Predictive Analytics Reporting) is a cross-institutional big-data analysis project that studies the student variables and learns how to improve student retention and academic success via federated

and de-identified data. Research resources and experiences are shared among participating institutions in terms of analytic techniques, research methods, and report visualizations.

Suggestion and Educational Implication

The objectives of Learning Analytics for a higher education institution can be multifold. However, a university needs to consider the applicability and resources availability for Learning Analytics and determine a workable agenda, which combines analytics tools and proper research designs (Phillips et al., 2011). An iterative cycle suggested by van Harmelen and Workman (2012, p. 22) is introduced in the end of this article as a prototype for potential institutions.

ROMANIZED & TRANSLATED REFERENCE FOR ORIGINAL TEXT

- Abdous, M., He, W., & Yen, C.-J. (2012). Using data mining for predicting relationships between online question theme and final grade. *Educational Technology & Society*, 15(3), 77-88.
- Ali, L., Asadi, M., Gašević, D., Jovanović, J., & Hatala, M. (2013). Factors influencing beliefs for adoption of a learning analytics tool: An empirical study. *Computers & Education*, 62, 130-148.
- Arnold, K. (2010). Signal: Applying academic analytics. *Educause Quarterly*, 33(1).
- Arnold, K. E., & Pistilli, M. D. (2012). Course signals at Purdue: Using learning analytics to increase student success. In *Proceedings of the 2nd International Conference on Learning Analytics and Knowledge* (pp. 267-270). New York, NY: ACM. DOI:10.1145/2330601.2330666
- Becker, B. (2013). Learning Analytics: Insights into the natural learning behavior of our students. *Behavioral & Social Sciences Librarian*, 32, 63-67. doi:10.1080/01639269.2013.751804
- Brown, M. (2011). *Learning analytics: The coming third wave*. Louisville, CO: EDUCAUSE. Retrieved from <http://net.educause.edu/ir/library/pdf/ELIB1101.pdf>
- Continuing and Online Education Forum. (2013). *How will big data reshape the workforce?* Washington, DC: Education Advisory Board. Retrieved from <http://www.eab.com/Research-and-Insights/Continuing-and-Online-Education-Forum/Resources/Infographics/2013/How-will-BIG-DATA-reshape-the-workforce>
- Cooper, A. (2012a). *CETIS analytics series volume 1, no 9: A brief history of analytics*. Bolton, UK: The University of Bolton.
- Cooper, A. (2012b). *CETIS analytics series volume 1, no 7: A framework of characteristics for analytics*. Bolton, UK: The University of Bolton.
- Cooper, A. (2012c). *CETIS analytics series volume 1, no 5: What is analytics? definition and essential characteristics*. Bolton, UK: The University of Bolton.

- Delaney, A. (2012, May 31). Digital living - learning analytics [Audio file]. Retrieved from <http://blogs.abc.net.au/nsw/2012/05/digital-living-learning-analytics.html>
- Dringus, L. P. (2012). Learning Analytics Considered Harmful. *Journal of Asynchronous Learning Networks*, 16(3), 87-100.
- Dyckhoff, A. L., Zielke, D., Bültmann, M., Chatti, M. A., & Schroeder, U. (2012). Design and implementation of a learning analytics toolkit for teachers. *Educational Technology & Society*, 15(3), 58-76.
- EDUCAUSE Learning Initiative. (2011). *7 things you should know about first-generation learning analytics*. Louisville, CO: Author. Retrieved from <http://net.educause.edu/ir/library/pdf/ELI7079.pdf>
- Ellis, C. (2013). Broadening the scope and increasing the usefulness of learning analytics: The case for assessment analytics. *British Journal of Educational Technology*, 44, 662-664. doi:10.1111/bjet.12028
- Evehart, D., Fritz, J., & Ice, P. (2011). Learning analytics: The future is now. Retrieved from <http://wcet.wiche.edu/wcet/docs/webcasts/Analytics5-11-11/AnalyticsWebinarPowerPointSlides.pdf>
- Ferguson, R. (2012). *The State of learning analytics in 2012: A review and future challenges* (Technical Report KMI-12-01). Milton Keynes, UK: Knowledge Media Institute, The Open University.
- Fournier, H., Kop, R., & Sitlia, H. (2011). The value of learning analytics to networked learning on a personal learning environment. In *Proceedings of the 1st International Conference on Learning Analytics and Knowledge* (pp. 104-109). New York, NY: ACM.
- Greller, W., & Drachsler, H. (2012). Translating learning into numbers: A generic framework for learning analytics. *Educational Technology & Society*, 15(3), 42-57.
- Hung, J.-L., Hsu, Y.-C., & Rice, K. (2012). Integrating data mining in program evaluation of K-12 online education. *Educational Technology & Society*, 15(3), 27-41.
- Johnson, L., Adams B. S., Cummins, M., Estrada, V., Freeman, A., & Ludgate, H. (2013). *NMC horizon report: 2013 higher education edition*. Austin, TX: The New Media Consortium.
- Johnson, L., Smith, R., Willis, H., Levine, A., & Haywood, K. (2011). *The 2011 horizontal report*. Austin, TX: The New Media Consortium.
- Jones, S. J. (2012). Technology review: The possibilities of learning analytics to improve learner-centered decision-making. *Community College Enterprise*, 18(1), 89-92.
- Kay, D., & van Harmelen, M. (2012). *Activity data-delivering benefits from the data deluge*. Bristol, UK: Jisc. Retrieved from https://repository.jisc.ac.uk/5010/1/JISC_Activity_Data_singlepages.pdf
- Kim, M., & Lee, E. (2012). A multidimensional analysis tool for visualizing online interactions. *Educational Technology & Society*, 15(3), 89-102.
- Ladyshevsky, R., & Lim, S. L. (2013). A quality framework for improving teaching and learning outcomes in a fully online MBA program. In J. Herrington, A. Couros, & V. Irvine (Eds.), *Proceedings of World Conference on Educational Multimedia, Hypermedia and Telecommunications 2013* (pp. 552-563). Chesapeake, VA: AACE.

- Langmead, S. (2013). Learning analytics tools aim to boost student retention, outcomes. Retrieved from <http://www.ecampusnews.com/technologies/learning-analytics-tools-aim-to-boost-student-retention-outcomes/>
- Lodge, J. (2011). What if student attrition was treated like an illness? An epidemiological model for learning analytics. In G. Williams, P. Statham, N. Brown, & B. Cleland (Eds.), *Changing Demands, Changing Directions. Proceedings ascilite Hobart 2011* (pp. 822-825). Queensland, Australia: ASCILITE.
- Long, P., & Siemens, G. (2011). Penetrating the fog: Analytics in learning and education. *EDUCAUSE Review*, 46(5), 31-40.
- Macfadyen, L. P., & Dawson, S. (2012). Numbers are not enough: Why e-learning analytics failed to inform an institutional strategic plan. *Educational Technology & Society*, 15(3), 149-163.
- MacNeill, S. (2012). *CETIS analytics series vol 1, no 1. Analytics; What is changing and why does it matter?* Bolton, UK: The University of Bolton.
- Mandinach, E. B., & Gummer, E. S. (2013). A systemic view of implementing data literacy in educator preparation. *Educational Researcher*, 42(1), 30-37.
- Mattingly, K. D., Rice, M. C., & Berge, Z. L. (2012). Learning analytics as a tool for closing the assessment loop in higher education. *Knowledge Management & E-Learning: An International Journal*, 4(3), 236-247.
- McKay, T. (n.d.). Expert electronic coaching at UM. Retrieved from http://sitemaker.umich.edu/ecoach/structure_and_implementation
- New, J. (2013). Higher education's big (data) bang. Retrieved from <http://www.ecampusnews.com/featured/featured-on-ecampus-news/big-data-bang-344/>
- NewSchools Venture Fund. (2008). *Performance dashboards: Key strategies from NewSchools' portfolio ventures*. San Francisco, CA: Author. Retrieved from <http://www.newschools.org/files/PerformanceDashboards.pdf>
- O'Brien, M. (2013, August 23). *Obama targets 'crisis' in college costs as part of middle-class push*. NBC NEWS. Retrieved from http://firstread.nbcnews.com/_news/2013/08/22/20121565-obama-targets-crisis-in-college-costs-as-part-of-middle-class-push?lite
- Oblinger, D. G. (2012a). Let's talk analytics. *EDUCAUSE Review*, 47(3), 10-13.
- Oblinger, D. G. (2012b). Analytics: What we're hearing. *EDUCAUSE Review*, 47(6), 98-99.
- Oblinger, D. G. (2013). Analytics: Changing the conversation. *EDUCAUSE Review*, 48(1), 48-49.
- Oliver, B., & Whelan, B. (2011). Designing an e-portfolio for assurance of learning focusing on adoptability and learning analytics. *Australasian Journal of Educational Technology*, 27(6), 1026-1041.
- Olmos, M. M., & Corrin, L. (2012). Learning analytics: A case study of the process of design of visualizations. *Journal of Asynchronous Learning Networks*, 16(3), 39-49.

- Olmos, M., & Corrin, L. (2011). Academic analytics in a medical curriculum: Enabling educational excellence. In G. Williams, P. Statham, N. Brown, & B. Cleland (Eds.), *Changing Demands, Changing Directions. Proceedings ascilite Hobart 2011* (pp. 930-941). Queensland, Australia: ASCILITE.
- Petrushyna, Z., Kravcik, M., & Klamma, R. (2011). Learning analytics for communities of lifelong learners: A forum case. In *ICALT 2011 11th IEEE International Conference on Advanced Learning Technologies* (pp. 609-610). Piscataway, NJ: IEEE.
- Phillips, R., Maor, D, Cumming-Potvin., Roberts, P., Herrington, J., Preston, G., & Moore, E. (2011). Learning analytics and study behaviour: A pilot study. In G. Williams, P. Statham, N. Brown, & B. Cleland (Eds.), *Changing Demands, Changing Directions. Proceedings ascilite Hobart 2011* (pp.997-1007). Queensland, Australia: ASCILITE.
- Pistilli, M. D., & Arnold, K. E. (2010). Purdue Signals: Mining real-time academic data to enhance student success. *About Campus: Enriching the Student Learning Experience*, 15(3), 22-24.
- Rutschow, E. Z., Cullinan, D., & Welbeck, R. (2012). *Keeping students on course: An impact study of a student success course at Guilford Technical Community College*. New York, NY: MDRC.
- Shamah, D., & Ohlsen, S. (2013). *Student success plan: Constructing an evidence-based student support system that promotes college completion*. Portland, OR: Gateway to College National Network.
- Shum, S. B., & Ferguson, R. (2012). Social learning analytics. *Educational Technology & Society*, 15(3), 3-26.
- Siemens, G., & Gasevic, D. (2012). Guest editorial-learning and knowledge analytics. *Educational Technology & Society*, 15(3), 1-2.
- Smith, V. C., Lange, A., & Huston, D. R. (2012). Predictive modeling to forecast student outcomes and drive effective interventions in online community college courses. *Journal of Asynchronous Learning Networks*, 16(3), 51-61.
- Swan, K., Shea, P., Sloan, M., & Daston, S. (2013, June). *PAR Student Success Matrix*. Paper presented at WCET Leadership Summit: Under the Sword of Data, Salt Lake City, UT.
- Syracuse University. (2013, August 22). Blackboard analytics - activity matrix. Retrieved from <https://answers.syr.edu/display/blackboard01/Blackboard+Analytics+-+Activity+Matrix>
- Ting, I.-H., Hong, T.-P., & Wang, L. S.-L. (2011). *Social network mining, analysis and research trends techniques and applications*. Hershey, PA : Information Science Reference.
- van Barneveld, A., Arnold, K. E., & Campbell, J. P. (2012). *Analytics in higher education: Establishing a common language* (ELI Paper 1: 2012). Louisville, CO: EDUCAUSE
- van Harmelen, M. (2012). *CETIS analytics series vol. 1 no. 4: Analytics for understanding research*. Bolton, UK: The University of Bolton.
- van Harmelen, M., & Workman, D. (2012). *CETIS analytics series vol. 1 no. 3: Analytics for learning and teaching*. Bolton, UK: The University of Bolton.

- Verbert, K., Manouselis, N., Drachsler, H., & Duval, E. (2012). Dataset-driven research to support learning and knowledge analytics. *Educational Technology & Society*, 15(3), 133-148.
- Xu, G., & Li, L. (2013). *Social media mining and social network analysis: Emerging research*. Hershey, PA: Information Science Reference.

