

小學數位學習管理系統之英語教學互動行為預測學習模型建置

The Development of Interactive Behaviors to Predict Learning Model on a Mobile E-Learning System for Elementary English Classes

陳錫安*, 崔夢萍

臺北教育大學課程與教學傳播科技研究所

* allenchen6166@gmail.com, mptsuei@mail.ntue.edu.tw

【摘要】 台北市政府教育局自 2016 年起提出行動學習智慧教學實施計畫，配合一生一平板行動學習，並發展行動數位學習平台，其可提供教師多元教學教材指派、評量、線上互動等功能。本研究以教育數據挖掘 (Education Data Mining) 分析行動數位學習平台之教學與學習紀錄，目的為探討教師線上教學行為用以預測學生的行動學習成效之關鍵因素，提供教師早期預警與線上教學策略的參考。研究以分析小學英語科數位學習管理系統之教學互動行為紀錄資料共 13 個因子，運用決策樹 (Decision Tree) 與羅吉斯迴歸分析，發現影響學生學習成效之關鍵因素為選擇題選擇次數以及是非題完成率；本研究據此發展行動數位學習平台之學生互動行為預測學習模型，以提升教師教學效能與學生學習成效。

【關鍵字】 學習數據分析；決策樹；互動行為預測學習模型；行動數位學習平台

Abstract: The Taipei City Government Education Bureau has proposed a project named "Mobile Learning, Smart Teaching." and developed a mobile E-learning system to support the teaching interaction since 2016. This study aims to analyze the elementary English teaching and learning logs of the mobile E-learning system with Education Data Mining method and find the key factors to predict students' learning performance. Teachers can adjust the teaching strategies with the system hints in the early stage of their instruction. We find the key factors are the completion rate of true-or-false questions and the abnormal clicks of multiple choice by analyzing 13 factors of the system with decision tree and logistic regression. This study analyzes Interactive Behaviors to Predict Learning Model based on mobile E-learning system in order to enhance teaching effectiveness of teachers and learning performance of students.

Keywords: Education Data Mining, Decision Tree, Interactive Behaviors to Predict Learning Model, Mobile E-Learning System

6 前言

台北市政府教育局一直以來在建構資訊教育基礎設施、發展課程教學及教師教學模式、鼓勵創發數位學習內容等方面投入大量心力資源，2016 年更提出行動學習智慧教學實施計畫，配合一生一平板行動學習，並發展行動數位學習平台，此數位學習管理系統可提供教師多元教學教材指派、學習任務指派、線上互動等功能。Ferguson (2012) 指出近年有越來越多教育大數據資料蒐集的相關研究，包含各種學習環境與線上學習行為之影響，然而從不同情境進行資料分析仍是一大挑戰。有鑑於先前在數位學習平台之互動行為分析，大多以分析學生線上行為紀錄，如觀看影片、閱讀教材、發言與回覆次數等，然而以建置預測學習模型之研究較少，且以大學為主 (Flanagan & Ogata, 2018)，在小學數位學習之預測學習模型之研究付之闕如。因此，本研究以建置發展小學數位學習管理系統之英語教學互動行為預測學習模型系統，探討不同線上教學任務對學習之預測效果，找出關鍵之因素。因此，本系統之建置將可協助教師有效運用線上創新教學模式，達到個人化學習預測與分析之效果。

7 研究目的

本研究旨在以教育數據挖掘(Education Data Mining)分析行動數位學習平台之教師教學與學生互動學習紀錄，探討教師線上教學行為預測學生的行動學習成效之關鍵因素，據此建置互動行為預測學習模型，以提供教師及早了解與運用有效線上教學策略，促進學生學習成效(Choi, Lam, Li, & Wong, 2018)。

8 小學行動數位學習平台

本研究探討之行動數位學習平台系統架構如圖 1 所示，此平台提供教師運用教材模組、互動模組、作業模組以及測驗模組進行線上教學設計；教師即可在課堂上，指派設計完成之學習模組給學生學習任務，包含教材互動、討論互動、選擇題互動、是非題互動以及白板互動等功能，學生可據此進行線上互動學習。本數位學習平台可完整記錄學生線上互動學習行為之數據資料庫包含學習任務等共十三項，本研究據此分析學生學習紀錄，以設計學習預測模型。

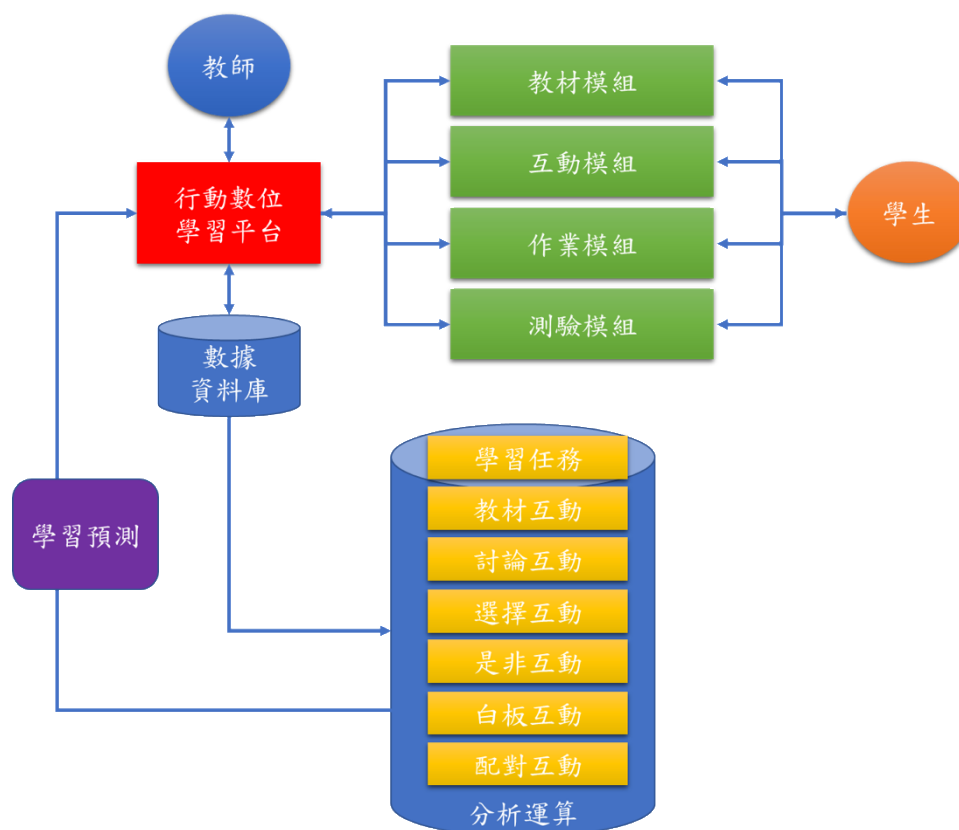


圖 1 行動數位學習平台系統架構

9 研究方法

本研究以內容分析法，分析臺北市某行動學習試辦小學之英文科教師與其授課班級學生之線上學習紀錄。研究對象為六年級 4 班 179 名學生以及四年級 2 班 54 名學生，蒐集 2018 年 8 月至 2019 年 1 月以行動數位學習平台教學與學習所紀錄之數據 3578 筆為研究分析資料。

本研究分析小學英語科數位學習管理系統之教學互動行為紀錄資料，按照紀錄資料庫進行編碼，包含教師討論派送次數、學生討論完成次數、教師選擇題派送次數、學生選擇題完成次數、學生選擇題異常選擇次數、教師選擇題派送比例、教師是非題派送數量、學生是非題完成數量、教師是非題派送比例、教師白板題派送數量、學生白板題完成數量、教師配對題派送數量、學生配對題完成數量共 13 個因子，並以學生學期總成績為標記資料，學生成績則以高、中、低類別予以編碼。

資料分析以運用軟體 R-Studio 的決策樹(Decision Tree)與 SPSS 軟體的羅吉斯迴歸(Logistic Regression)進行分析。結果以 PHP 程式進行建置互動行為預測學習模型。

10 現階段初步研究結果

5.1. 行動數位學習平台之影響學生學習成效關鍵因素分析

本研以 R-Studio 的決策樹分析運算結果發現，節點 3 表示 95%的中分組學生作答選擇題各選項的點擊次數小於 2.5 次，可以作為預測中分組與低分組學生的變項。因此，線上選擇題作答為重要的預測學習因素。

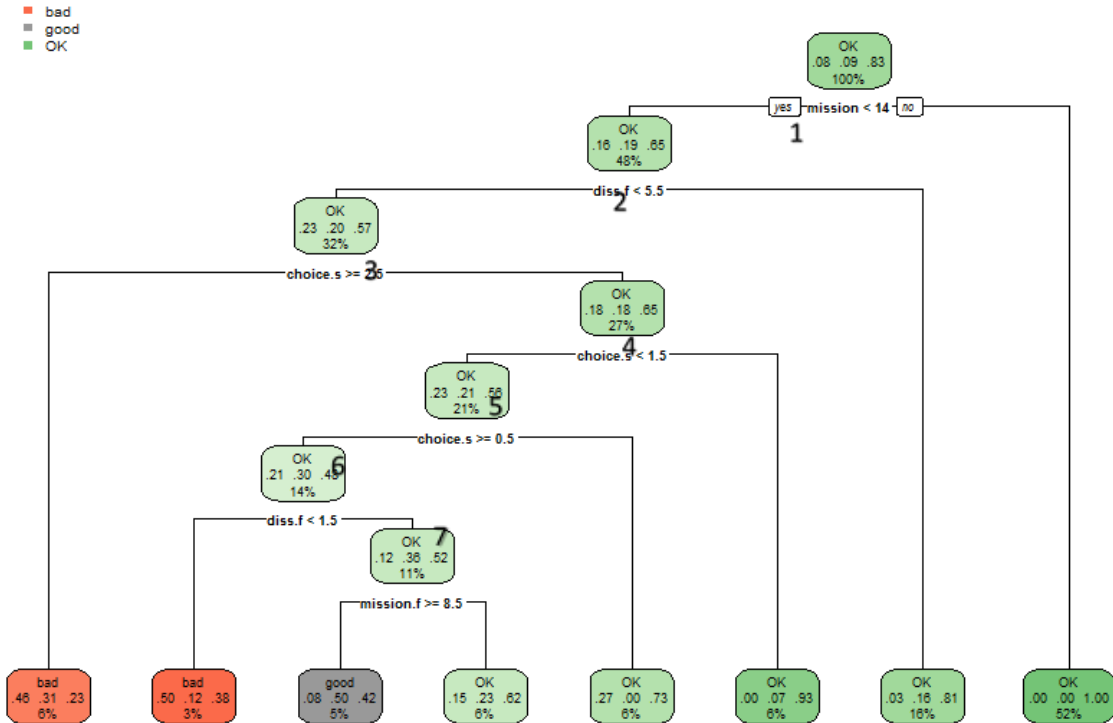


圖 2 決策樹分析結果

再者，本研究以羅吉斯迴歸(Logistic Regression)分析線上互動行為因子用以預測學生為高分組之學習成效，發現在項因子中，學生在是非題完成率能顯著預測低、中分組學生為高分組學生之重要預測因子(表 1)，因此，線上是非題完成率為預測學習成效之重要因素。

表 1 羅吉斯迴歸分析結果

分數		B	Std. Error	Sig.	Exp(B)	95% Confidence Interval for Exp(B)	
						Lower Bound	Upper Bound
低分組	Intercept	1.318	2.770	.634			
	mission	.995	1.593	.532	2.704	.119	61.399
	mission.f	-.701	2.034	.730	.496	.009	26.716
	diss	-1.002	1.901	.598	.367	.009	15.249
	diss.f	-.327	.246	.183	.721	.446	1.167
	choice	-.824	.949	.385	.439	.068	2.815
	choice.s	.273	.369	.460	1.314	.638	2.706
	choice.r	2.440	3.590	.497	11.475	.010	13059.614
	true.f	1.741	1.492	.243	5.703	.306	106.147
	true.r*	-5.624	2.095	.007	.004	.005	.219
中分組	Intercept	-.867	2.531	.732			

mission	.912	1.108	.410	2.489	.284	21.815
mission.f	-.598	1.208	.620	.550	.052	5.862
diss	-.280	1.739	.872	.755	.025	22.823
diss.f	.127	.112	.256	1.136	.912	1.414
choice	.047	.767	.951	1.048	.233	4.715
choice.s	-.213	.255	.403	.808	.490	1.332
choice.r	-.784	2.029	.699	.457	.009	24.351
true.f	1.878	1.299	.148	6.539	.512	83.492
true.r*	-3.213	1.631	.049	.040	.002	.984

* $p < .05$

5.2. 行動數位學習平台之預測互動行為預測學習模型

本研究根據上述分析結果，本研究進行發展行動數位平台之學習任務完成圖(圖3)以及預測學習模型(圖4)，預測學習模型可依據學生線上互動行為紀錄，產生學生為低中高分組的機率數據，以及預測目前學習成效等級。再者，為便利教師容易掌握學生線上學習狀態，本系統以圖示化方式呈現每一位學生在線上行為與互動學習任務的完成度，建議教師可據此監控與鼓勵學生進行線上學習，以提升其學習成效。

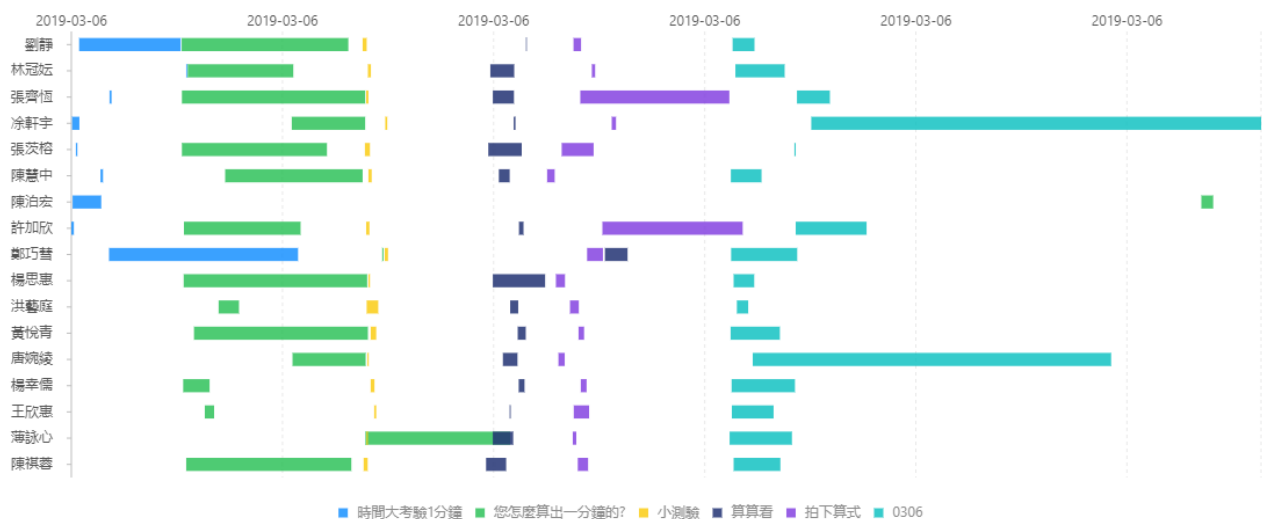


圖 3 學習任務完成圖

	時間大考驗1分鐘	您怎麼算出一分鐘的?	小測驗	算算看	拍下算式	0306	學習成效預測
劉靜	^	^	^	^	^	-	OK
林冠廷	^	^	^	-	^	^	OK
張寶恆	-	^	^	^	-	-	Bad
涂軒宇	^	^	^	^	^	-	OK
張宏榕	^	^	^	^	^	^	Good
楊思惠	^	^	^	^	^	^	Good
陳慧中	-	^	-	-	^	^	Bad

圖 4 行動數位平台之預測學習模型

11 進一步探討的問題

由於 2018 年之數位學習管理系統學習紀錄欄位有限，且在資料的蒐集部分不論是學習科目、任課教師、參與學生都有待擴充增加以得到更為客觀的量化數據分析；未來可延伸至其他不同學科的分析建模資料，以協助預測學生的行動學習成效，提供教師早期預警與線上教學策略的參考(Zhang, Zhang, Zou, & Huang, 2018)，亦為下階段研究探討的重要課題。

參考文獻

- Choi, S. P. M., Lam, S. S., Li, K. C., & Wong, B. T. M. (2018). Learning analytics at low cost: At-risk student prediction with clicker data and systematic proactive interventions. *Journal of Educational Technology & Society*, 21(2), 273-290.
- Ferguson, R. (2012). Learning analytics: Drivers, developments and challenges. *International Journal of Technology Enhanced Learning*, 4(5/6), 304-317.
- Flanagan, B., & Ogata, H. (2018). Learning analytics platform in higher education in Japan. *Knowledge Management & E-Learning*, 10(4), 469-484.
- Jia-Hua, Z., Ye-Xing, Z., Zou, Q., & Huang, S. (2018). What learning analytics tells us: Group behavior analysis and individual learning diagnosis based on long-term and large-scale data. *Journal of Educational Technology & Society*, 21(2), 245-258.
- Jia-Hua, Z., Ye-Xing, Z., Zou, Q., & Huang, S. (2018). What learning analytics tells us: Group behavior analysis and individual learning diagnosis based on long-term and large-scale data. *Journal of Educational Technology & Society*, 21(2), 245-258.

GCCCE

