

# 應用資料探勘技術探究我國高中生 適性學習影響因素

蔡明學 黃建翔

## 摘 要

### 研究目的

本文主要探究我國高級中等學校教學環境、教師活化教學、學生家庭背景與學習歷程等相關因素對於學生適性學習的影響，其結果可提供教育政策研擬與教育資源投入之參據。根據上述，本研究目的如下：（1）應用不同資料探勘理論，分析我國高中學生適性學習之關鍵影響因素；（2）探究我國高中學生適性學習相關因素之影響排序；（3）研究結果提供中央教育主管機關，作為教育政策擬定之參據。

### 研究設計 / 方法 / 取徑

本研究採問卷調查法，調查研究對象為 105 學年度高一、二學生，採問卷調查法進行。調查設計以學校為母體，採多階段分層隨機抽樣。本次調查共計抽出 121 所學校，每校共發出 60 份問卷，高一與高二各 30 份問卷，回收有效樣本數為 6,628 人。本研究將所蒐集之樣本進行資料探勘理論一類神經網路、 $k$ -平均演算分析及決策樹分析，探究不同因素對於適性學習的影響效果。

---

蔡明學，國家教育研究院副研究員

電子郵件：mhtsai@mail.naer.edu.tw

黃建翔，致理科技大學通識教育中心助理教授

電子郵件：tim701010@gmail.com

投稿日期：2018年4月23日；修正日期：2018年10月24日；接受日期：2019年2月19日

## 研究發現或結論

1. 學校教學環境是影響學生適性學習的主要因素。
2. 學生家庭期望對於學生適性學習效果影響程度較低。
3. 學生學習歷程與教師活化教學對於學生適性學習的影響尚待後續評估。

## 研究原創性 / 價值

本研究係以評估高中學生適性學習的前提下，運用資料探勘方法一類神經網路、 $k$ -平均演算分析及決策樹。從學校環境、教師教學、學生學習歷程、家庭期望等，分析影響高中學生適性學習的關鍵因素，解決過往線性模式分析對於因素影響程度的不確定性。

## 教育政策建議或實務意涵

本研究分析結果顯示，學校教學環境是學生適性學習關鍵影響因素。然，檢視我國近年來高中均優質化政策之推展，加上完全免試入學政策的推動，著實改善目前高中學校教學環境，對於協助學生適性學習有若干幫助。然下一階段有關學校教學環境提升，應配合特色課程發展為主，協助各校建構其特色與專長，讓學生在高中學習階段具備更多元選擇，達成我國發展適性學習的教育目的。

**關鍵詞：**適性學習、高中教育、十二年國教、政策分析、資料探勘

# APPLICATION OF DATA MINING THEORY TO INVESTIGATE FACTORS IMPACTING HIGH SCHOOL STUDENTS' ADAPTIVE LEARNING IN TAIWAN

Ming-Hsueh Tsai    Chien-Hsiang Huang

## ABSTRACT

### Purpose

The purpose of this study is to investigate the teaching environment, teacher creative teaching, students' family background and learning process on students' adaptive learning. The results of this study can be used to provide suggestions for education policies and the input of educational resources. The purpose is (1) applying different machine learning theory to investigate the key factors impacting high school students' adaptive learning (2) investigate the orders of factors impacting high school students' adaptive learning (3) results can be used to provide suggestions for policy makers for educational authorities.

### Design/methodology/approach

This study uses the questionnaire survey to investigate the 10th and 11th graders in 2016. The study use the multilevel random sampling design, a total of 121 schools is sampled and each school receives 60 questionnaires. Each grade has 30 questionnaires, totally 6,628 students finish the questionnaires. Data mining approach, including neural network, *k*-means, and decision tree analysis are used to investigate the factors impacting adaptive learning.

---

Tsai Ming Hsueh, Associate Researcher, National Academy for Educational Research, Taipei, Taiwan.

E-mail: mhtsai@mail.naer.edu.tw

Chien-Hsiang Huang, Assistant Professor, Center for General Education, Chihlee University of Technology, New Taipei City, Taiwan.

E-mail: tim701010@gmail.com

Manuscript received: April 23, 2018; Modified: October 24, 2018; Accepted: February 19, 2019

## **Findings**

1. School teaching environment is the main factor, which impacts students' adaptive learning.
2. Students' family expectation has low impact on students' adaptive learning.
3. The impact of student learning process and teachers' teaching on students' adaptive learning needs further investigation.

## **Originality/value**

This study applies the machine learning approach neural network,  $k$ -means, decision tree analysis to investigate the factors impacting students' adaptive learning, including school environment, teacher teaching, students' learning process and family background. The uncertainty level for previous linear model analysis can be solved.

## **Implications for policy/practice**

The result of this study shows that school environment is the key factor impacting students' adaptive learning. Current completely non-exam entrance policy can assist students' adaptive learning; however, for promoting the school teaching environment in the next level, schools should develop their own feature curriculum. Students can have multiple options for deciding their high school, so the purposes of adaptive learning can be achieved.

*Keywords:* adaptive learning, senior high school education, twelve years of basic education, policy analysis, data mining

## 壹、研究動機與目的

過往教育政策之研擬，不乏以教育理念、現象與事件進行論述後而產生。常在缺乏相關的數據評估下進行政策開展。然政策推動立意良善，但教育資源投入尚未能完全發揮功效，皆可能導致教育現場若干反彈；故執行教育政策分析相關研究，實有其必要性。十二年國民基本教育（以下簡稱十二年國教）是近年來臺灣最重要的教育政策，惟相關政策之推動對於教育品質的影響程度如何，乃為全體國人共同關心的議題。

吳清山（2005）指出教育的主體在於學生，任何教育改革的作為，如果無法增進學生的學習效益，提升學生學習成就，則整個教育改革將不具效益。職是之故，教育部（2015）為回應社會大眾對於十二年國教的關心，闡述其五大基本理念內容包括：有教無類、因材施教、適性揚才、多元進路與優質銜接等，其中這五大理念共同勾勒出十二年國教的核心價值：「適性」。吾人皆知適性學習（或稱為適應學習，adaptive education）的重要，十二年國教在相關的制度中也進行若干設計，其目的在於協助學生適性學習，達成適性學習之功效。

揆諸十二年國教政策發展，輔助學生適性學習有兩項重要政策，一、以改善「學校」學校教學環境為主軸的高中職均優質化方案；以及二、以「教師」為實施主軸的教師活化教學推動。吳清山（2014）認為優質高中職與教師活化教學關係到十二年國教成功與否，特別是教師活化教學直接影響學生學習。教師具有教師活化教學能力，願意改變其教學方式，讓學生學習更有趣，即能夠教好每一位學生、確保學習品質，不僅提升學生學習品質，並有效展現教育的效能和功能。而 Coleman、Campbell、Hobson、McPartland、Mood、Weinfeld、York 等人（1966）的報告則指出家庭因素對於學生學習重大影響，後續相關研究陸續發現：學生的學習主要受到父母期望、家長教育程度、家庭教育資源，以及學生學習歷程，皆影響學生學習之表現（江羿臻、林正昌，2014；李敦仁，2007；林俊瑩、黃毅志，2008；周新富，2004；蔡毓智，2008；Kuan & Yang, 2004；Martinez-Pons, 2002；Ram & Hou, 2003；Tsai & Liu, 2013）。綜上所述，故探討我國高中學生學習相關因素應包含：學校教學環境、教師教學、家庭背景與學生學習歷程等。

當 AlphaGo 應用資料探勘計算技術戰勝人類智慧之時，顯示資料探勘技術在大規模數據中有效預測事件結果。然，過去相關研究分析學生學習表現相關影響因素評估時，大多以單一能力對於學生學習表現進行線性模型分析，而缺乏多重能力比較的模型數據，導致諸多影響學生學習的因素，何者是對於學生學習表現最具關鍵影響因素，至今仍無一致性的看法。職是之故，對於學生學習影響因素有待透過不同的分析方法進行驗證。本研究係以評估高中學生適性學習的前提下，運用資料探勘方法一類神經網路（artificial neural networks）、 $k$ -平均演算分析（ $k$ -means clustering）、及決策樹分析（classification and regression trees），從學校環境、教師教學、學生學習歷程、家庭背景等，分析影響高中學生適性學習的關鍵因素，解決過往線性模式分析對於因素影響程度的不確定性（Witten & Frank, 2005），其結果可提供教育政策研擬與教育資源投入之參據。根據上述，本研究目的如下：

- （一）應用不同資料探勘理論之方法，分析我國高中職學生適性學習之關鍵影響因素。
- （二）探究我國高中職學生在適性學習相關因素之影響排序。
- （三）研究結果提供中央教育主管機關，作為教育政策擬定之參據。

## 貳、文獻探討

臺灣的教育當中，所提供的教育環境多施予相同的課程、教材、時間與測驗，未能配合學生的興趣、能力、經驗和需要，調整課程與教學（黃政傑、張嘉育，2010）。Robinson（2013）即指出：現今的教育體制，在學習的環境上，仍然提供相同的學習內容與標準，往往無法面對每個人都存有學習差異的事實。這樣的學習環境則在抑止學生的學習天賦，故推展適性學習之教育政策，營造適性發展之學習環境便極為重要。以下就適性學習相關理論與影響因素進行探討。

### 一、適性學習之相關理論基礎

往昔臺灣的教育分流階段始於學生完成九年義務教育，接踵而來的

高中職入學方式對於學生的專業知能奠定與未來的人生走向影響深遠。長期以來考試引導教學，升學制度中入學管道之改革一向被視為消滅升學主義、導引教學正常化、舒緩升學壓力的最佳途徑。然而，學校在學習過程中，扮演著守門員的角色。本研究探究適性發展之相關理論基礎，茲將其意義與內涵析論如后。

適性學習從早期 Piaget 的認知發展論，到後來 Bruner 的認知發展思考理論，闡述學習個體是認知結構或基模因環境限制而主動改變的心理歷程（張春興，2005）。黃政傑、張嘉育（2010）認為，所謂適性，是指整體學習環境順應學生個別差異，使學生在學習環境中獲得成功經驗。不過適性學習在理性發展的過程當中，整個學習系統是將學習者從教育過程中的信息被動體轉變為合作者，透過工具或環境建構適應學習者的學習方法，從中為學生帶來更好更有效的學習體驗（Brusilovsky & Pyelo, 2003）。值此，學生在學校獲得成功的經驗對於未來的學習與生活極為重要（Bandura, 1977）。

近年來，有關適性學習定義主要是透過工具或系統將能夠適應學生的學習方法，從而為學生帶來更好，更有效的學習體驗（Sleeman & Brown, 1982）。根據 Lee 與 Kim（2012）研究指出，有關思考學習者的適性學習的發展，首先必須考量學習者之學習風格，通過分析學習者的成就和學習歷史，找到學習者最有效的學習方法，提供有效的教學方法的內容。不過在行為的直觀上，適性的發展應透過學習環境與教師教學之掌控，最終才能達成學生學習的效果。教育部所提供之「適性教育」定義，適性即是適應孩子的性向和興趣之學習和教育，就是發展適合學習者本性和個性的教育，教養孩子應順其天性。吳清山（2000）指出，學校教育之成效在達成教育目標，而教育目標之實現與學生之學習的狀況息息相關，故可知學校對於學生學習具有相當關鍵之影響。職是之故，建構適性學習的教育環境，提供有效的教學方法與內容，使學生得到適性發展的學習經驗，是教育規劃者責無旁貸之要務。

綜合國內外相關文獻，本研究適性學習係指在學校場域中，強調適性教育的整體營造，提供適性學習的氛圍與環境，並連結親、師、生三者關係，以順應學生之個別差異，教師能持續發展教學專業，家長能瞭解學生學習表現，確保每位學生皆能在學習歷程中獲得成功之學習經驗，藉由特

色課程之實施，教師以學生導向進行活化教學並善用教學策略，提升學生學習動機與自主學習，確保學生學習成效，進而多元適性發展。

Brusilovsky 等（2003）認為學習者是從整個學習系統中透過工具或環境建構學習方法，從中獲得有效的學習體驗。故評估學生學習之時，應進行整體系統之評估。評估學生適性學習影響依其特性可分為外在和內在兩大因素。外在因素以學生所處之環境為主，包括家庭、學校、同儕團體、師生關係乃至於整個大環境；內在因素則強調學習者的生理及心理狀況，主要以學生本身對學習的態度、習慣、方法、興趣及身心適應的調適為主（Komarraju, Karau, Schmeck, & Avdic, 2011）。由此可知，影響學生適性學習並非單一層面，本研究綜整國內外相關專家學者之看法，茲將適性學習之內涵歸納分析如下。

### （一）學生學習興趣

綜合國內外相關研究（林俊瑩、黃毅志，2008；張鈿富，2012；Abes, Jones, & McEwen, 2007；Wang, Peng, Huang, Hou, & Wang, 2008）得知，在學校場域中，學習動機常被視為學生參與和投入學習方案的意願，而該意願會影響學習過程中所決定的方向及重點，學生之學習能力與學習動機亦常被視為學習成效之重要預測因子。學習者會基於其自身對於學習內容的渴望與興趣，藉由獲取知識或深入瞭解知識的方式，去滿足此需求。值此，本研究有關適性學習內涵應包含學生之學習能力、學習興趣與投入程度，學校教育應符應學生之多元需求、平等的對待、關懷尊重以及有效開展其潛能，才能提升學生學習興趣，進而自主學習。

### （二）學校整體表現

綜合國內外相關研究（阮孝齊，2015；吳清山、黃建翔，2013；Bandura, 1977；Marzano, 2003）得知，學生對學校歸屬感愈高，則其學業成就也會愈高，透過良好的同儕關係、正向的師生互動，可以增進學生的學校歸屬感，並對其學業成就產生正向影響。值此，本研究有關適性學習內涵應包含學校整體表現，以保證學生多元適性之學習機會，如學校行政管理與支援、校長領導作為、學校組織規模與校園建築營造、校園適性教學文化、學校軟硬體資源及外部公共關係等，皆是學校整體表現之因素。



### （三）特色課程實施

綜合國內外相關研究（林吟霞，2010；黃政傑、張嘉育，2010；Hmelo-Silver, Duncan, & Chinn, 2007；Pike, Smart, & Ethington, 2012）得知，隨著近年來教育鬆綁、教師專業發展以及以學生學習成效導向等需求日益強烈，各學校逐漸能依據自己的特色來做彈性的校務目標發展與課程教材之設計，適性教學、多元評量，以及開展學生之學習潛能，適性學習活動可能透過學校/家庭的影響、學習方法與教材內容、或課程實施之編排而形塑。而特色課程之實施能以學生為本位，並配合各校之特色發展，提供學生適當學習經驗，使每個學生均能達成學習目標的教學方式。

值此，適性教育已成為當前學校教育重要的關鍵任務，而歸納國內外學者對於適性學習之看法，適性學習應含括學生學習興趣、學校整體表現、特色課程實施等三項重要內涵。惟我國高中階段適性學習相關成效，相關研究與成效檢核仍付之闕如，有待相關研究窺探得知一二。

## 二、我國高中學生適性學習相關因素

回顧過去之相關研究，影響適性學習系統已有許多不同的模型組合，但大部分探究適性學習系統模組不外乎包括下列三種類別：（1）學校教學環境模式：用於與環境系統交互之學習者界面；（2）教師教學模式：學習者實際接受學習信息之模式；（3）學生模型：學生學習發展脈絡模型（黃政傑，1993；Anderson, 2007；Huebner, 2010；Walberg & Paik, 2000）。本研究根據上述三種模型類別，嘗試探究結合我國高中職階段之適性學習發展，進行相關論述。

### （一）學校教學環境因素

從國內外相關研究發現，學生學習成效可藉由教學品質的改進、課程設計的創新和資源設備的優化而顯著提升（Maringe & Sing, 2014；Pike et al., 2012）。其中，學習投入的方法即成為學生學習過程中，是否能從中真正獲取經驗，並將之內化成自身知能的關鍵（Campbell & Cabrera, 2014；Duff, Boyle, Dunleavy, & Ferguson, 2004）。

有鑑於教育公共化政策，在過往教育制度發展中，造成公私立學校教育品質參差不齊，如此將不利於十二年國教發展之推動。為了讓學習者

環境介面能獲得提升，進而使高級中學各校教育品質齊一，於 96 學年起實施高中職均優質化方案，主要目標係以投入資源提供給學生適性發展的環境，同時，促進高中職特色發展，強化學校課程與教學提升學生學習能量，均衡各地高中職教育發展，穩健推動十二年國民基本教育（蔡志明，2012）。

根據上述目標，以高中職優質化方案訂定評鑑指標時，有關學習環境的建置須分別落實下列項目：（1）落實全面品質提升、（2）引導學校特色發展、（3）提升教師教學專業、（4）促進學生多元發展、（5）形塑人文藝術素養、（6）推動學生就近入學、（7）增進學生學習品質、（8）深化教師專業發展、（9）強化技職產學鏈結等。以上內容主要導引學校發展學校特色課程（如結合當地產業、文化、藝術以及環境）、重視課程創新，以及營造學術風氣與提供學生各種不同優良表現之獎勵措施，創造具有特色又兼具學生學習興趣的學校教學環境，是我國高中職教育發展的重要方向，也是影響學生適性學習的重要因素。

## （二）教師教學模式因素

在教學模式因素下，希冀透過深化教師專業發展，能使教師有效發展創新教學模式，達成適性教學的效果。不過教師教學對於學生適性學習是否有其影響，在張景媛（1988）之研究進行過類似的探討。將教師教學類型及學生學習類型和性別、認知方式、認知類型、創造力、人格特質等變項間的關係進行分析，分析結果發現：教師的教學類型及學生學習類型和認知方式、創造力、認知類型、人格特質、性別間有顯著相關存在。此結果與 Hamel（2012）之觀點具有一致性。另外，簡梅瑩、孔令堅（2016）以發展特色課程使學生發展自我探索與自主學習能力為目標下，發展教師專業社群，而社群間彼此溝通對話將有助於特色課程的發展，亦有助於進行適性教學。黃建翔、蔡明學（2016）之研究發現，影響高中學生學習成就表現中，教師教學影響效果高於家庭因素，相關實證研究皆證明教師教學的重要性。

準此以觀，近年來，教育部積極推動多項教師活化教學策略，例如有效教學、差異化教學、補救教學、混齡教學、多元評量、翻轉教室等，雖各有其特色，但其主要目的在於改變長期以來教師單向講述、學生被動聽

講的傳統教學型態，使學生能積極主動參與學習，進而提升學習成效（張新仁，2014）。根據104學年度分組合作學習成效問卷調查（張新仁、王金國、田耐青、汪履維、林美惠、黃永和，2015）中，有關教師活化教學推動後，學生學習經驗內容進行評估，評估內容包含1. 學習動機與態度；2. 合作技巧與同儕互動。但這一波教師推動的適性教學，對於學生適性學習成效如何，尚無進一步研究探討。

本研究統整歸納過去相關研究，有關推動教師活化教學後，分組合作學習讓學生所獲得教學轉變的知覺進行測驗，希冀透過教師活化教學測驗設計，藉以瞭解高中階段教師活化教學實施現況以及對於學生適性學習的影響效果。

### （三）學生模型（個人與家庭）因素

十二年國教之實施主要目的，除希冀能降低學生升學壓力外，並能讓學生依其性向、興趣及能力發展多元智能及各領域之學習表現。學生學習成就之相關議題廣泛，惟Coleman（1988）之研究結果發現，指出影響學業成就之主要因素，係來自於學生個人及家庭背景。值此，本研究將以學生個人與家庭背景等變項對學習成效之影響進行探討。

#### 1. 學生學習歷程

歸納國內外之相關研究發現，學生學習表現係受到學習者身心與環境交互作用的結果。然，影響學生學習成就之可能因素非常多，例如：健康、智力、性向、動機、身心發展、人格特質、學習態度、學習滿意度等。張鈿富（2012）研究認為，高學習成就的孩子，通常較能自主建構專屬於個人的學習策略與學習架構，故學習投入與學習成就呈現正相關。而國際學生能力評量計畫（簡稱PISA），於2009與2012年時曾調查學習者學習時間的投入以及學習課程的參與度，對學習成效的影響，結果亦呈現正向關係。因此，學習者個人投入因素對學習成效具有相當程度的影響，本研究將學習者學習歷程投入因素視為影響學生學習成就相關因素之一（Wigfield, Eccles, Schiefele, Roeser, & Davis-Kean, 2006）。

#### 2. 學生家庭期望

家庭是學生在學習歷程中扮演最重要的角色，受到家庭教育的時間與互動相當長遠，且同時扮演著經濟、教育、保護及照顧等多種功能，對於

女之學習成效產生直接或間接性之影響。最早的家庭因素與學生學習關係研究，可回溯於 1960 年代中期，Coleman 等人（1966）之研究，原本旨在探討學校教育資源投入對學生學習成效的影響，研究發現無論是老師的教育程度、設備、圖書、學生平均教育文化成本等項目，對學生學業成績影響都未達到統計上的顯著水準；在原始投入項目中，同儕與學校的影響都不顯著，只有家庭的影響顯著。此結果亦足以顯示，家庭對學生學習影響的重要性。

從國內外相關研究研究可得知，學生的學習成就會受到家庭因素之影響而有所不同（江羿臻、林正昌，2014；李敦仁，2007；余民寧、韓佩華，2009；周新富，2004；黃建翔、蔡明學，2016；蔡毓智，2008；Kuan & Yang, 2004；Martinez-Pons, 2002；Ram & Hou, 2003；Tsai & Liu, 2013），故本研究將家庭因素視為影響學生學習成就相關因素之一。

然而，Coleman 等人（1966）雖指出，家庭對於學生學習影響相較學校投入或教師水準來的高，但檢視過去之研究分析方式，多以線性統計模型進行分析，較缺乏多因素之綜合分析法。多因素的綜合分析主要是因為每一事件都可能是由兩個或多個事件影響，進而形成不同結果。本研究係採資料探勘的方式，藉由資料探勘以自動找出分類者之特徵與影響決策關鍵因素。本研究希冀藉由分類已知的實例（instance）（學生適性學習）來建立一套影響效果規則與排序，並從中歸納出因素效果之差異中，有效預測變項之隱藏規則。另外，本研究為了有別於過去相關研究單一因素之線性討論，而忽略其他可能會影響學生適性學習結構之關鍵因素。

### 三、資料探勘理論

資料探勘（data mining）是近年興起之跨領域學科，其涉及機率論、統計學、逼近論、演算法複雜度理論等多門學科。該領域主要宗旨係以電腦資訊系統之視角學習數據的意義，主要係透過設計與分析之方式，使電腦系統可以自動「學習」之演算法，能從數據中自動分析獲得規律，並利用規律對未知數據進行預測。Mitchell（1997）在 *Machine Learning* 一書，便提及機器學習如同「電腦利用經驗改善系統本身效能之行為。」另，Fayyad 與 Irani（1991）亦指出，資料探勘目的之一，便希冀從眾多原始資料中找出規則。故可知，資料探勘可透過對已知事實之分析、歸納、演繹、

形成新知識，並可對未知事實做出符合實際之判斷、引導及預測。而資料探勘理論含跨機率論、統計學、高等數學、圖像理論、影像處理等相關學科，係屬於人工智慧之核心，透過電腦相關研究進行模擬或展現人類之學習行為，從大數據概念中自動分析獲得規律，並進行預測。

在現今講求科學化、系統化及專業化的學校革新脈絡下，若能將數據轉換成教育決策之參考資料，將有效提升教育政策制訂之效益性及國家競爭力（黃建翔，2015）。從上述可知，資料探勘是資料科學分析重要技術之一，能幫助電腦從現有資料中學習，探索資料數據所存在著隱藏的意義，特別是大量資料數據時，可藉由資料探勘演算法分析，以便預測未來的結果與趨勢。資料探勘理論包含機器學習（machine learning）、人工智慧（artificial intelligence）、統計（statistics）、結構性查詢語言（structural query language, SQL）等處理技術。其運用方式可分為資料分析（data analysis）、資料視覺化（data visualization）、電腦聽覺（computer listen）…等多樣化之領域方法，以提供研究者做為強而有力之分析工具，資料探勘之主題可依功能性大概分為資料分類、資料分群、資料前處理、迴歸分析、資料降維、模型選擇。

資料探勘理論主要可區分為兩大類，分別是監督式學習（supervised learning）與非監督式學習（unsupervised learning），監督式學習係藉由訓練資料透過建立的模型，並依此模型推測新的知識與資料，從現有資料得到研究者想要預測的結果，訓練資料是由輸入和輸出所組成，預期輸出可以是連續值，如：迴歸分析（regression），亦可以做為預測之分類標籤（label），像是分類（classification）。監督式學習的優點能較有效率地利用已知的資料訓練出準確度較高的模型；非監督式學習之訓練資料不需要標籤，可讓資料探勘自動透過訓練資料自身的內容來進行轉換。其從現有資料預測分析出沒有人為明確定義的結果，如：分群（clustering）。非監督式學習的優點是訓練資料不需要標籤，所以能夠大量蒐集訓練資料供模型訓練。

一般來說，資料探勘可以分成三大類應用，第一類為聚類分析（clustering analysis），常見如決策樹（decision tree）、貝氏機率分類（normal bayes classifier）、*k*-means 聚類等；第二大類為模式識別（pattern recognition），常見如類神經網路（artificial neural networks）、支持向

量機 (support vector machine, SVM)、自適應增強 (Adaptive Boosting, AdaBoost) 等；第三大類為迴歸分析與統計方法，常見如線性回歸 (linear regression)、最近鄰居法 ( $k$ -nearest neighbors algorithm, KNN)、主成分分析 (principal component analysis)、最大期望演算法 (Expectation-maximization algorithm, EM) 等 (祁瑞華, 2016; 孫惠民, 2007; 盧鴻興, 2017; 謝邦昌、鄭宇庭, 2016; Canada, Sullivan, & White, 2004; Chin & Park, 1994; Kuo, Ho, & Hu, 2002; Jain & Nag, 1995; Nath, Rajagopalan, & Ryker, 1997)。

## 參、研究方法

本研究主要透過問卷調查之方式，瞭解目前高中學生之學習情況，旨在分析十二年國教推動後，透過學校教學環境、教學模式、學習投入與家庭影響等因素等進行探討影響我國高中生適性學習成效之關鍵因素。

### 一、研究架構

基於本研究之背景與目的，本研究所待評估的適性學習影響因素模型，主要根據 Super (1984) 提出「生活——生涯發展理論」(life-career development theory)，以學校設施環境與教師教學是否能滿足 15~17 歲探索階段的試探期中，對於學習具備興趣、能力與探索的機會，並在想像、討論、課業中思考自己未來的背景下，建構評估量表，作為適性學習成效的判斷。

Brusilovsky 等 (2003) 認為學習者是從整個學習系統中透過工具或環境建構學習方法，從中獲得有效的學習體驗。回顧過去文獻，本研究藉由問卷調查，從學校環境、教師教學與學生家庭期望、個人學習歷程等分析影響高中學生適性學習的關鍵因素。

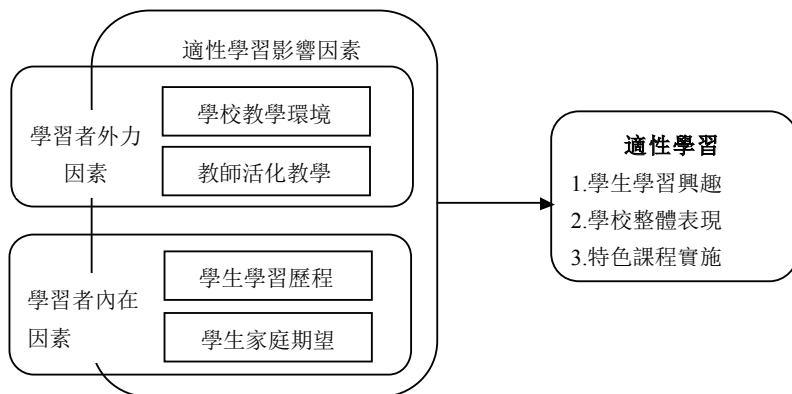


圖 1 研究架構圖

## 二、研究對象與抽樣設計

本次調查研究對象為 105 學年度高一、二學生，採問卷調查法進行。調查對象為高中，學校為母體，採多階段分層隨機抽樣。說明如下：本次調查須抽出 120 所學校，各層應抽出學校數按各層學校數占總學校數的比例分配樣本數，但澎湖縣、金門縣各僅一所高中、高職，故無須抽樣。而連江縣僅一所高中，亦無須抽樣，因此共計抽出 121 所學校。每校共發出 60 份問卷，高一與高二各 30 份問卷，由該年段第一個班級座號前 30 號同學進行作答，本次調查合計有效樣本數為 6,628 人，因此在 95% 信賴水準下，整體的估計百分比的最大抽樣誤差為 1.81%。

## 三、問卷編製

本研究問卷編製主要為研究者參考過去文獻（教育部，2015；張新仁等，2015；蔡明學、林新發，2015；臺灣後期中等長期追蹤資料庫，2015；PISA, 2009、2012；Tsai & Liu, 2013）編制調查問卷初稿，並透過專家效度法建構問卷編製之效度。本次調查問卷共召開三次問卷編修會議，參與會議人員計有 2 位高中校長、教育部國民及學前教育署科長 1 位、十二年國教專案辦公室借調老師 2 位、大學教授 10 位。問卷內容經過會議編修後完成正式問卷。資料回收後進行信度分析，各項度 *Cronbach's α* 介於 .755~.881 之間，故本問卷信度可被接受（詳如表 1）。

表 1 研究問卷編製

編製項目	編制內容	參考作者	Cronbach's $\alpha$
適性學習	1. 學生學習興趣 2. 學校整體表現 3. 特色課程實施	蔡明學等 (2015) 教育部 (2015)	.779
學校教學環境	1. 特色課程發展 2. 教師教學創新 3. 營造學習風氣 4. 獎勵學生表現	教育部 (2015)	.881
教師活化教學	1. 引發學習動機 2. 引發學習興趣 3. 促進合作學習 4. 善用教學輔具 5. 問題解決能力	張新仁等 (2015)	.879
學生學習歷程	1. 主動學習 2. 同儕互動 3. 補習時間 4. 學習壓力	蔡明學等 (2015) 臺灣後期中等長期 追蹤資料庫 (2015) Peña-López, I. (2012)	.755
學生家庭期望	1. 家庭期望 2. 家庭互動	蔡明學等 (2015) 臺灣後期中等長期 追蹤資料庫 (2015) Tsai & Liu (2013)	.833

本研究主要採用李克特五點量表 (Likert scale) 設計，有關適性學習評估共有 6 題，內容包含：「所就讀學校符合自己興趣與未來發展？」、「我感受到就讀學校積極營造學習的風氣」、「我感受到就讀學校提供多元學習的機會」等.....，平均數為 3.33。在學校教學環境方面共有 7 題，調查內容包含「就讀的學校能結合當地產業、文化、藝術以及自然環境...等發展學校特色課程」、「就讀的學校，提供課外教學的相關活動...」、「就讀的學校，能營造具有永續及境教（如步道、生態池）功能的校園...等，平均數為 3.29。教師活化教學評估共有 6 題，內容包含「多數老師在教學過程中，能提到我有興趣的問題，引起我的學習興趣。」、「多數老師在教學過程中，能告訴我學習成功的經驗，增強我的學習動機.....」、「多數老師在教學過程中會讓同學們互助合作解決學習問題.....」等，平均數 3.39。學生學習歷程評估共有 7 題，內容包含：「我願意主動瞭解課



本以外的其他知識」、「我每天溫習課業的程度？」、「我每週補習時間的付出？」、「我與同學們會共同討論學校功課」等，平均數共 3.21。最後在學生家庭期望上，評估共計 4 題，內容包含「我每週會花時間與家人互動（與家人一同吃飯、郊外踏青、旅行、看電影、討論學校與生活上的事情）？」、「我每天會與家人討論學校發生的事」、「家人對我未來的學歷有所要求」、「家人對我的學校成績會謹慎看待」等，平均數為 3.39。

#### 四、分析方法

本研究主要採用三種分析方法，分別為類神經網路、*k*-平均演算分析、及決策樹分類演算法，分別從學校教學環境、教師活化教學、學生學習歷程與學生家庭期望等，探究影響高中學生適性學習的關鍵因素。分析法內容如下：

##### （一）類神經網路

類神經網路為多節點或神經元的多層次架構。其中神經元可視為神經網路的基本計算單位。藉由隱藏層中的神經元，連結輸入資料與輸出資料，一個神經元可以對應多個輸入與輸出資料，然而一個隱藏層間神經獨立系統。如圖 2 所示，本研究 input 為學校教學環境、教師活化教學、學生學習歷程與學生家庭期望，然 output 為學生適性學習。

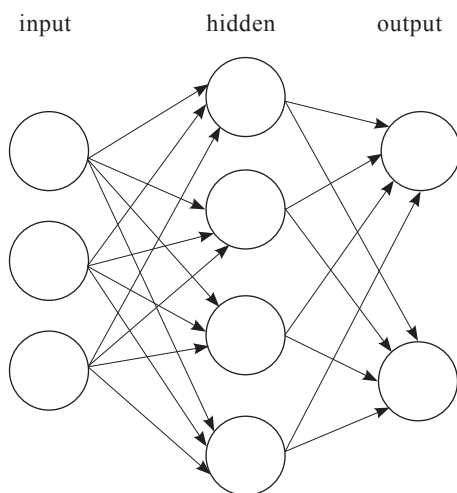


圖 2 類神經網路架構圖

訓練一個類神經網路模型，須將資料分配成 train data、test data、validation data，類神經網路訓練流程圖如圖 3 所示：

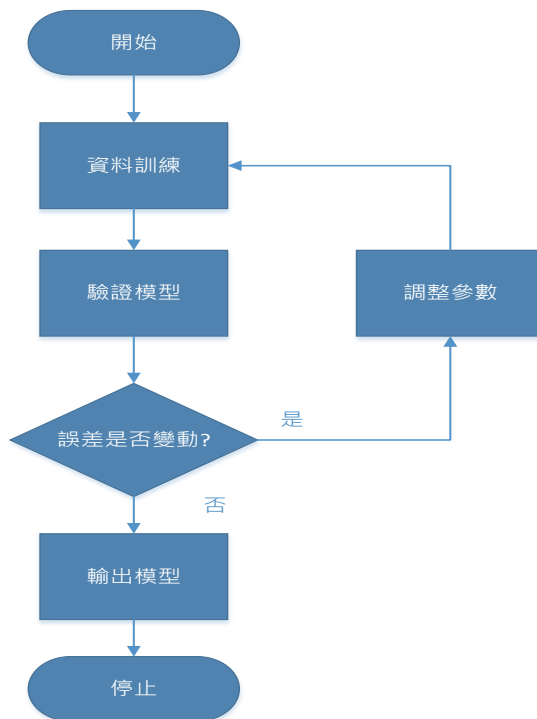


圖 3 類神經網路訓練流程圖

類神經網路中，越多筆數資料將越能提升其準確性，本研究為提高運算準確度主要採用特徵選擇算法（feature selection），在分析該類與適性影響時，放入類神經運算為其他三類〈例：分析學校教學環境與適性影響時，放入類神經的資料為學生學習歷程、教師活化教學、學生家庭期望〉，在分析其結果時，當該類運算後具有較高的學習效果，代表該類與適性重要程度較低；反之，若該類運算後具有較低的學習效果，則代表該類與適性重要程度較高（Guyon & Elisseeff, 2003）。經過研究測試後，隱藏層之層數為兩層，第一層神經元數為 10，第二層神經元數為 20，其具有最佳的學習效果。

在分配資料的比例上，若將 6,628 位學生人數隨機採樣的方式分成 train data 70%、test data 15%、validation data 15%，去做類神經運算，其中每類資料都不會有重複的學生。運用 train data 與適性學習去做類神經訓練，並產生出一個模型〈model〉，分別再將 train data、test data、validation data、all data 放入 model 查看其學習效果。在分析學習效果主要透過指標 R 來做分析，當 R 越接近 1 代表其學習效果佳，其中主要以 TEST 高低來分析其效果。

## (二) *k*-平均演算分析

本研究先將資料分群 (*k*-means) 再以類神經網路分析，將所有學生所填寫之問卷資料，加入學生的個人背景資料 (例如：學校類別、公私立學校、居住區域、班級成績、家中經濟主要來源者的學歷等) 分類後，以便於比較差異。

其次，將資料分群後將每一群的資料取出，再使用類神經網路分析法去分析這些資料，每一群資料都可以得出 4 個 R 指標，藉由這個 R 指標代表著學校教學環境、教師活化教學、學生家庭期望、學生學習歷程對於適性學習相對重要程度。因為 R 值是隨機選取群集裡面資料計算出的，R 指標的值會因為所選取的資料不一樣而產生不一樣之數值，為了避免影響到結果，須將每一類別的 R 指標重複計算，並取平均值使結果穩定。

研究結果所得到每一群之學校教學環境、教師活化教學、學生家庭期望、學生學習歷程對於適性學習之相對重要程度後，再進行各群集間之比較。故本研究之分析方法先將資料分群 (*k*-means) 再以類神經網路進行分析，將共計 6628 位學生所填答之問卷資料，串聯學生個人資料 (ex 居住地區，學校資料，學生成績 ..... ) 來探究比較其差異性。並將所有學生填答問卷結果進行分群，分別依探究目的將資料分成 5 群和 3 群，如圖 4。

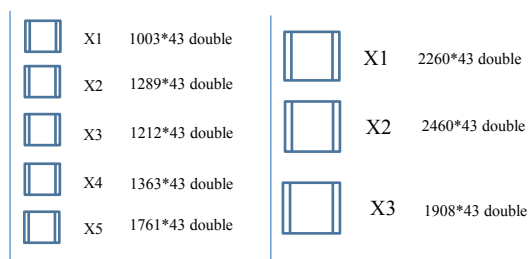


圖 4 五群和三群的各群學生數

因此，將資料分群後，從每一群組中擷取出資料，再使用類神經網路分析法去分析這些資料，每一群資料都可以得出 4 個 R 指標，藉由這個 R 指標代表著學校教學環境、教師活化教學、學生家庭期望、學生學習歷程對於適性學習相對重要程度。因為 R 值是隨機選取群集裡面資料計算出的，R 指標的值會因為所選取的不同資料而產生不同之數值，本研究為了避免影響到結果，故將每一類別之 R 指標進行重複計算，並取平均值使結果具有一致性，其所得每一群之學校教學環境、教師活化教學、學生家庭期望、學生學習歷程對於適性學習（所呈現之）相對重要程度後，再從各群集間進行比較。

### （三）決策樹 CART 分類演算法

本研究為了解適性學習高低程度不同的學生，在學習特徵上的差異，故採用決策樹 CART 分類演算法建立分類模型，以探究影響學生適性學習與學校教學環境、教師活化教學、學生家庭期望、學生學習歷程的關係。本研究是藉由分類已知的實例（instance）（學生適性學習）來建立一個樹狀結構，並從中歸納出效果高低中預測變項的隱藏規則，所產生出的決策樹，作為樣本的預測。本研究分類內容為學校教學環境、教師活化教學、學生家庭期望、學生學習歷程。本研究 CART 建構決策樹的程序包括：建構最大樹狀結構、評估樹狀結構和修剪樹狀結構。CART 分割演算法涉及分類準則（splitting criterion）與不純度量測（impurity measure），其基本原則是要讓分支後的兩個節點內樣本，各自越接近為佳，如此兩節點差異亦達到最大化（簡禎富、許家裕，2014；謝邦昌、鄭宇庭，2016；Berry & Linoff, 2000；Steinberg & Cardell, 2016；Witten & Frank, 2005）。本研究

進行決策樹分析，由於 CART 受到雜訊的影響很大，故採用 Gini 為分割準則降低影響（IBM, 2011）。然，CART 演算法無法產生混淆矩陣和預測正確率分析，故使用平均絕對值百分誤 MAPE（mean absolute percentage error），也稱為平均絕對偏差百分比來評估數值變數的預測效果，公式定義為各個樣本的（實際值 - 預測值）取絕對值後除以實際值的平均（林淑芬，2015）：

$$M = \frac{100}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{At - Ft}{At} \right| ,$$

當 MAPE<10%，則預測效果為很不錯；當 10%<MAPE<20%，則預測效果尚可接受；當 MAPE>20%，則預測效果為不佳。本模型計算後 MAPE=23.09%，不過在刪除兩極端各 5% 觀察值之平均數後，MAPE=16.01%。易言之，本模型尚可接受。

## 肆、研究分析與結果

本研究根據研究目的進行分析，透過類神經網路、*k*-平均演算分析、及決策樹分類演算法，從學校教學環境、教師活化教學與學生家庭期望、學生學習歷程等，探討分析影響高中學生適性學習之關鍵因素。

### 一、類神經網路

由於 train、test、validation 資料每次的取樣皆為隨機抽取，為了降低隨機抽取對資料分析失真之可能性，將每一類群分別進行 5 次類神經網路，並取其 R 指標與誤差平均值作為分析。另外，本研究主要在測試該類時，主要採用特徵選擇算法（feature selection），是對待探討的特徵子集組合進行分析的技術，對不同特徵子集進行評估測量（Guyon & Elisseeff, 2003）。例如本研究中在測試「學校教學環境」時，主要是以教師活化教學、學生家庭期望與學生學習歷程進行組合，探討與學生適性學習的關係，因此所代表 TSET 之 R 指標越小代表該類越重要，可從表 2 之排序結果發現，分別排列與學生適性學習相關程度由高至低分別為學校教學

環境 .45288、學生學習歷程 .49437、學生家庭期望 .50775、教師活化教學 .54661。職是之故，透過類神經網絡分析得知，學校教學環境因素對於學生適性學習影響最大、教師活化教學因素對於學生適性學習影響較小。

表 2 類神經網路學生適性學習相關程度

類別		training	test	validation	all
學校教學環境	指標 R	.47360	.45288	.45305	.46745
	誤差	.17992	.18472	.10916	.18112
教師活化教學	指標 R	.54661	.52362	.51716	.53773
	誤差	.16780	.17182	.11644	.15542
學生家庭期望	指標 R	.55057	.50775	.51212	.53736
	誤差	.16714	.17098	.10216	.16852
學生學習歷程	指標 R	.52978	.49437	.50269	.52201
	誤差	.17044	.1734	.10422	.17142

## 二、k- 平均演算分析

本研究分別對資料透過分群分成 5 群和 3 群後，依據每類別分群過後之資料進行類神經網絡分析，依照 R 指標之大小可以排列出學校教學環境、教師活化教學、學生家庭期望、學生學習歷程對於適性學習之影響程度。training、test、validation、all 之 R 指標可做為隨機選取資料來計算。

(一) 五群分群：表 3 至表 7 係為分成 5 類群並經由 5 次計算進行平均過後之結果。

表 3 第一群（分五群）結果

類別		training	test	validation	all
學校教學環境	指標 R	.41031	.2762	.33256	.37892
	誤差	.9816	.1031	.1039	.09978
教師活化教學	指標 R	.48112	.3361	.33149	.46662
	誤差	.0953	.1022	.10244	.09738
學生家庭期望	指標 R	.47603	.28878	.34974	.42736
	誤差	.09246	.10684	.1027	.09614
學生學習歷程	指標 R	.41394	.3336	.30541	.38444
	誤差	.09734	.10422	.1073	.9966

表4 第二群（分五群）結果

類別		training	test	validation	all
學校教學環境	指標 R	.42912	.34436	.31352	.39938
	誤差	.09158	.09544	.09884	.09318
教師活化教學	指標 R	.46	.35591	.35781	.42848
	誤差	.08942	.09816	.09656	.09172
學生家庭期望	指標 R	.44501	.36007	.366208	.41615
	誤差	.0889	.09512	.09682	.09116
學生學習歷程	指標 R	.42958	.3385	.34637	.40306
	誤差	.09204	.09636	.09532	.092

表5 第三群（分五群）結果

類別		training	test	validation	all
學校教學環境	指標 R	.40463	.30129	.32609	.37595
	誤差	.10396	.11322	.11234	.10658
教師活化教學	指標 R	.43575	.31217	.33406	.40107
	誤差	.1043	.10902	.1103	.10596
學生家庭期望	指標 R	.44909	.34812	.35718	.4192
	誤差	.10096	.10786	.11344	.10388
學生學習歷程	指標 R	.40479	.3212	.30975	.37755
	誤差	.1061	.1149	.11362	.10858

表6 第四群（分五群）結果

類別		training	test	validation	all
學校教學環境	指標 R	.80377	.7668	.77996	.79447
	誤差	.09336	.10012	.10194	.0957
教師活化教學	指標 R	.80781	.7786	.77159	.79781
	誤差	.0921	.10094	.09734	.0942
學生家庭期望	指標 R	.82712	.7796	.78447	.81349
	誤差	.08926	.09852	.09564	.09104
學生學習歷程	指標 R	.80418	.7779	.78548	.79733
	誤差	.09424	.10058	.09564	.09544

表 7 第五群（分五群）結果

類別		training	test	validation	all
學校教學環境	指標 R	.91686	.9081	.90354	.9104
	誤差	.07576	.07992	.08166	.07726
教師活化教學	指標 R	.92177	.9138	.90774	.918448
	誤差	.0743	.07934	.0796	.0758
學生家庭期望	指標 R	.91862	.91123	.9098	.91613
	誤差	.0736	.07784	.08044	.07524
學生學習歷程	指標 R	.9181	.9068	.91406	.9158
	誤差	.07482	.0774	.07916	.0758

根據 TEST 之 R 指標，結果呈現越小表示該類重要程度越高，因此可從表 3 至表 7 排序出每個群集內學校學校教學環境、學生學習歷程、教師活化教學、學生家庭期望對適性學習的重要影響程度如表 8。

表 8 分五群後各類別對適性因素影響排序由高至低

第一群	第二群	第三群	第四群	第五群
學校教學環境	學生學習歷程	學校教學環境	學校教學環境	學生學習歷程
學生家庭期望	學校教學環境	教師活化教學	學生學習歷程	學校教學環境
學生學習歷程	教師活化教學	學生學習歷程	教師活化教學	學生家庭期望
教師活化教學	學生家庭期望	學生家庭期望	學生家庭期望	教師活化教學

（二）三群分群：表 9 至表 11 為分成三群並經過五次計算取完平均過後之結果。

表 9 第一群（分三群）結果

類別		Training	Test	Validation	All
學校教學環境	指標 R	.61214	.58341	.58144	.60451
	誤差	.09264	.09818	.099378	.09446
教師活化教學	指標 R	.77152	.59326	.60029	.75554
	誤差	.08984	.0948	.0945	.0927
學生家庭期望	指標 R	.65562	.57886	.60552	.6364
	誤差	.08924	.09488	.09604	.09256
學生學習歷程	指標 R	.39952	.30975	.37425	.3705
	誤差	.11732	.12124	.12026	.11834



表 10 第二群（分三群）結果

類別		training	test	validation	all
學校教學環境	指標 R	.91039	.89996	.89996	.90721
	誤差	.07404	.07746	.07724	.07502
教師活化教學	指標 R	.91643	.90070	.90475	.91227
	誤差	.07046	.07392	.07622	.07172
學生家庭期望	指標 R	.91364	.90829	.9027	.91127
	誤差	.07256	.07662	.07368	.07332
學生學習歷程	指標 R	.91239	.90046	.90472	.90939
	誤差	.07098	.07408	.0761	.07222

表 11 第三群（分三群）結果

類別		training	test	validation	all
學校教學環境	指標 R	.1392	.14728	.15144	.14222
	誤差	.41436	.2437	.3015	.37205
教師活化教學	指標 R	.19276	.1437	.14226	.1358
	誤差	.45707	.37498	.35826	.42908
學生家庭期望	指標 R	.13366	.14214	.1434	.13638
	誤差	.46983	.37749	.34711	.43694
學生學習歷程	指標 R	.13434	.13946	.13834	.1356
	誤差	.45984	.36519	.36067	.43082

表 12 為根據表 9 至表 11 中 TEST 值的 R 指標所排序出每個群集內學校教學環境、教師活化教學、學生家庭期望、學生學習歷程對適性學習的重要影響程度。

表 12 分三群後各類別對適性因素影響排序由高至低

第一群	第二群	第三群
學生學習歷程	學校教學環境	學校教學環境
學生家庭期望	學生學習歷程	學生學習歷程
學校教學環境	教師活化教學	教師活化教學
教師活化教學	學生家庭期望	學生家庭期望

由表 9 和表 11 之排序結果，可以發現大部分皆以學校教學環境、學生學習歷程影響程度較大，但可以看到其中分五群的第一群和第三群，以及分三群的第一群，並不是學校教學環境和學生學習歷程排在前面，由學生的基本之料可以發現，該群集因為分布的不同和資料的差異，產生出如此之排序結果，但大多數的學生皆以學校教學環境和學生學習歷程影響適性學習程度較大。

### 三、決策樹分析

分析結果顯示，在整體受測學生資料中，依據決策樹探勘之終端節點數為 15，深度為 5，（詳見表 13）。然，本研究以決策樹模型進行分析，並就其中「效果最佳」因素途徑與「效果最低」因素途徑進行描述，從中識別效果高低間的差異。

表 13 學生適性學習決策樹模式摘要

成長方法		CART
規格	依變數	學生適性學習
	自變數	教師活化教學，學校教學環境，學生家庭期望，學生學習歷程
	確認	無
	最大樹狀結構深度	5
	父節點最少觀察值個數	100
	子節點最少觀察值個數	50
結果	所包含的自變數	學校教學環境，教師活化教學，學生學習歷程，學生家庭期望
	節點數量	29
	終端節點數量	15
	深度	5

就本研究資料而言，學校教學環境、教師活化教學、學生家庭期望與學生學習歷程對於學生適性學習之影響，透過決策樹分析後可以發現，「學校教學環境」為對於學生適性學習影響最高，效果量為 .189，其次是「教師活化教學」，效果量為 .091、第三則是「學生學習歷程」，效果量則為 .046，最後則是「學生家庭期望」，效果量則是 .001。

表 14 學生適性學習影響因素重要性排序

自變數	重要性	正規化重要性
學校教學環境	.189	100.0%
教師活化教學	.091	48.3%
學生學習歷程	.046	24.3%
學生家庭期望	.001	.8%

成長方法 :CART

依變數：學生適性學習

根據決策樹模型顯示，學生適性學習最佳化路徑為：有較佳的「學校學習環境」與較正向的「學生學習歷程」，平均值 4.310，標準差 .483（節點 12）。當較差的「學校學習環境」時，平均值 2.308，標準差 .678（節點 3）。其他高中學生適性學習影響因素路徑詳如圖 5。

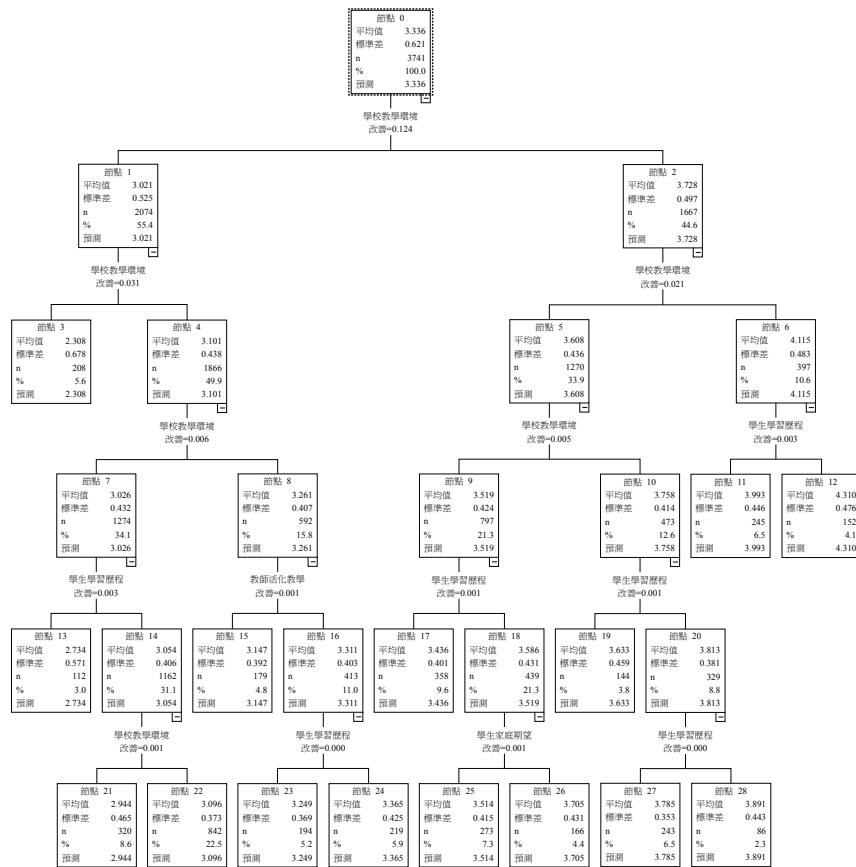


圖 5 我國高中學生適性學習影響因素路徑模型

#### 四、小結

本研究以三個不同資料探勘法分析高中學生適性學習影響因素，研究分析顯示：類神經網絡與  $k$ -平均演算分析分析結果一致，對於高中適性學生學習影響效果排序分別為：學校教學環境 > 學生學習歷程 > 教師活化教學 > 學生家庭期望。然決策樹法與前二個方法略有差異，排序則是學校教學環境 > 教師活化教學 > 學生學習歷程 > 學生家庭期望。易言之，學校教學環境對於學生適性學習的影響效果最大，而次影響因素則可能是學生學習歷程或教師活化教學，未能有一致性之結果；相較於其他三個因素，學

生家庭期望對於高中學生適性學習效果則影響較小。其研究結果不同於以往的研究，當探究學生學習效果時，學生家庭期望影響效果較大（江羿臻、林正昌，2014；李敦仁，2007；余民寧、韓佩華，2009；周新富，2004；黃建翔、蔡明學，2016；蔡毓智，2008；Kuan & Yang, 2004；Martinez-Pons, 2002；Ram & Hou, 2003；Tsai & Liu, 2013）。綜觀臺灣後期中等教育的發展脈絡，教育資源向特定學校集中，產生反所得重分配之現象，獲得資源較佳的學校，有利於改進教學環境，教育資源不力學校，便難以改善教育環境，不利於學生適性發展，導致學校教學環境成為影響學生適性學習認知的主要因素。

表 15 適性學習影響因素排序

分析法	排序一	排序二	排序三	排序四
類神經網絡	學校教學環境	學生學習歷程	教師活化教學	學生家庭期望
k-平均演算	學校教學環境	學生學習歷程	教師活化教學	學生家庭期望
決策樹演算	學校教學環境	教師活化教學	學生學習歷程	學生家庭期望

## 伍、結論與建議

### 一、結論

#### （一）學校教學環境是影響我國高中學生適性學習的主要因素

透過類神經網路、k-平均演算分析、決策樹演算法之三種不同資料探勘分析驗證方式，可以發現不論係以何種分析方法，結果皆呈現指出影響學生適性學習之關鍵要素中，學校教學環境係為最重要的因素。

主要原因在於我國高中階段多元適性課程，主要由學校業務單位規劃，故學校組織效能對學生適性學習效果則大於教師教學。準此以觀，學校組織效能的良善能帶動發展特色課程、營造良好學習風氣與獎勵學生學習，有助於提升學生的學習動機，讓學生在學習之過程中獲得成功的經驗，並將傳統教學上視學生為單向且被動的訊息接受者轉換為教師與學生雙向互動、同儕之間彼此合作學習的主動學習者。

## （二）學生家庭期望對於學生適性學習效果影響程度較低

透過三種不同資料探勘技術分析之結果顯示，學生家庭期望對於學生適性學習效果影響程度較低。過去相關研究證實，在功利主義的社會中，家庭期望對於學生學業成就表現確實有其影響力，但對於提升學生學習興趣，輔助學生適性發展則效果有限。

## （三）學生學習歷程與教師活化教學對於學生適性學習的影響尚待後續評估

分析結果顯示，類神經網路與  $k$ -平均演算分析分析結果一致，對於高中適性學生學習影響效果排序為：學校教學環境 > 學生學習歷程 > 教師活化教學 > 學生家庭期望。然，決策樹演算法排序則為：學校教學環境 > 教師活化教學 > 學生學習歷程 > 學生家庭期望。故學生適性學習次要影響因素呈現兩種不同的結果，類神經網路與  $k$ -平均演算分析結果顯示，學生學習歷程為次要的影響因素；而決策樹演算法透過重複抽題方式演算後發現，教師活化教學為次要的影響因素，以至於次要影響因素未有一致共識，尚待透過資料庫進行分析或增加其他演算法（如深層學習），尋求更準確之答案。

## 二、建議

### （一）以學校特色帶動教學環境的發展，是協助學生適性學習的重要策略

本研究分析結果顯示，學校教學環境是學生適性學習關鍵影響因素。然，檢視我國近年來高中均優質化政策之推展，加上完全免試入學政策的推動，著實改善目前高中學校教學環境，對於協助學生適性學習有若干幫助。然下一階段有關學校教學環境提升，應配合特色課程發展為主，協助各校建構其特色與專長，讓學生在高中學習階段具備更多元選擇，達成我國發展適性學習的教育目的。

### （二）教師活化教學對於學生適性學習之影響，尚需要時間與深入研究證明

本研究分析結果顯示，教師活化教學對於學生適性學習之認知影響效果有限。研究結果顯示，教師活化教學對於學生適性學習之認知程度僅有

顯少之效果，故可發現其影響效果有限，係可能是教師活化教學剛剛興起，各校教師對於新的教學方式尚在研究與探索，教師活化教學相關因素與成效尚需要時間進行教學轉化；抑或是教師活化教學對於學生之重要影響在於學習行為，而非適性學習。職是之故，未來可針對相關因素內容進行深入探究與長期之縱貫調查。

(三) 對於部分未被本研究所探討因素影響之學生，應深入了解其背景後進行分析。

根據 *k-means* 分析結果，在這五群的分析中之第四群與第五群，以及三群分析中之第二群等呈現結果可發現，這些群組較受到背景因素影響而大過於學校教學環境、教師活化教學、學生家庭期望、學生學習歷程等因素，故未來研究應針對這些族群學生深入探討，探究其相關背景因素，方能對適性學習影響因素做綜合性之判斷。

(四) 建議後續研究可嘗試不同統計方法進行驗證

在臺灣教育研究領域之中，近十年在量化方法論，大多採用結構方程模式之驗證探究方式方興未艾，而資料探勘（包含決策樹、支持向量機、深層學習理論）之相關方法探討者寡，惟隨著大數據理念趨勢之發展，如資料探勘技術強調能找到一個最適方法或演算機制，探究最符合目標之預測模式以及解讀為何要運用此模式方法。職是之故，本文嘗試以不同統計理論驗證相同問題時，希冀建置一個完整的體系或演算機制進而達到預測效果不斷提升之過程。然，統計方法技術日新月異，建議未來後續研究者能嘗試新的技術方法，以確認相關模式、結構或理論之驗證性。

## 參考文獻

- 江羿臻、林正昌（2014）。應用決策樹探討中學生學習成就的相關因素。**教育心理學報**，**45**（3），303-327。
- [Chiang, Y. C., & Lin, C. C. (2014). Applying decision tree to investigate high school students' learning achievement factors. *Bulletin of Educational Psychology*, *45*(3), 303-327.]
- 余民寧、韓佩華（2009）。教學方式對數學學習興趣與學習成就之影響：以TIMSS臺灣資料為例。**測驗學刊**，**56**（1），19-48。
- [Yu, M. N., & Han, P. H. (2009). The influence of teaching methods on the mathematics learning interests and achievement: The case of TIMSS 2003 Taiwan data. *Psychological Testing*, *56*(1), 19-48.]
- 阮孝齊（2015）。國中學生學校歸屬感影響模式之研究。**當代教育研究季刊**，**23**（3），81-123。
- [Juan, H. C. (2015). The effect of school belonging in junior high school students. *Contemporary Educational Research Quarterly*, *23*(3), 81-123.]
- 吳清山（2000）。學校績效責任的理念與策略。**學校行政雙月刊**，**6**，3-13。
- [Wu, C. S. (2000). The concept and strategy of school performance responsibility. *School Administrators*, *6*, 3-13.]
- 吳清山（2005）。知識管理活化教育發展動能：評介 E. Sallis 和 G. Jones 《教育知識管理》。**當代教育研究**，**13**（2），229-237。
- [Wu, C. S. (2005). Book review on knowledge management in education: Enhancing learning & education. *Contemporary Educational Research Quarterly*, *13*(2), 229-237.]
- 吳清山（2014）。善用教師活化教學提升學生學習效能。**師友月刊**，**559**，31-35。
- [Wu, C. S. (2014). Make good use of teachers to enhance teaching and improve students' learning efficiency. *The Educator Monthly*, *559*, 31-35]
- 吳清山、黃建翔（2013）。提升學生學習成就策略之探析。**教育研究月刊**，**232**，5-17。
- [Wu, C. S., & Huang, C. H. (2013). Exploring the strategies to enhance students' academic achievement. *Journal of Education Research*, *232*, 5-17.]
- 李敦仁（2007）。人力資本、財務資本、社會資本與教育成就關聯性之研究：Coleman 家庭資源理論模式之驗證。**教育與心理研究**，**30**（3），111-141。
- [Li, D. R. (2007). An empirical study on the relationship between human capital, financial capital, social capital and educational achievement: A test of Coleman family resources model. *Journal of Education & Psychology*, *30*(3), 111-141.]



- 周新富（2004）。家庭社經地位、家長參與學習與國中生能力分組關係之研究。  
**臺灣教育社會學研究**，4（2），113-153。
- [Chou, H. F. (2004). The relationship among family socioeconomic status, parental involvement and ability grouping among junior high school students. *Taiwan Journal of Sociology of Education*, 4(2), 113-153.]
- 林吟霞（2010）。自主學習取向之適性課程與教學研究：臺灣小學與德國小學「方案教學」個案比較。**課程與教學季刊**，13（3），47-76。
- [Ling, Y. H. (2010). The study on self-regulated learning: Focus on project in German and Taiwan's elementary school. *Curriculum & Instruction Quarterly*, 13(3), 47-76.]
- 林俊瑩、黃毅志（2008）。影響臺灣地區學生學業成就的可能機制：結構方程模式的探究。**臺灣教育社會學研究**，8（1），45-88。
- [Li, C. Y., & Huang, Y. J. (2008). The possible mechanism influencing junior high school students' achievement in Taiwan: The exploration of structural equation modeling. *Taiwan Journal of Sociology of Education*, 8(1), 45-88.]
- 林淑芬（2015）。**R 軟體資料探勘實務（上）- 分類模型**。取自 [https://www.cc.ntu.edu.tw/chinese/epaper/0034/20150920\\_3410.html](https://www.cc.ntu.edu.tw/chinese/epaper/0034/20150920_3410.html)
- [Lin, S. F. (2015). *Data mining with R classification models*. Retrieved from [https://www.cc.ntu.edu.tw/chinese/epaper/0034/20150920\\_3410.html](https://www.cc.ntu.edu.tw/chinese/epaper/0034/20150920_3410.html)]
- 祁瑞華（2016）。**Google 就是這樣猜中你的心：用機器學習及演算法分析文字語意**。臺北市：佳魁資訊。
- [Chi, R. W. (2016). *Machine learning and algorithmic analysis of textual semantics*. Taipei, Taiwan: Top Team Information.]
- 孫惠民（2007）。**資料採掘理論與實務規劃手冊**。臺北市：松崗。
- [Sun, W. M. (2007). *Handbook of data mining theory and practice planning*. Taipei, Taiwan: Sung Gang.]
- 張春興（2005）。**現代心理學**。臺北市：東華。
- [Chang, C. H. (2005). *Modern psychology*. Taipei, Taiwan: Tung Hua.]
- 張景媛（1988）。教學類型與學習類型適配性研究暨學生學習適應理論模式的驗證。**教育心理學報**，21，113-172。
- [Chang, C. Y. (1988). Matching teaching styles and learning styles and verification of students' learning adaptation model. *Bulletin of Educational Psychology*, 21, 113-172.]
- 張新仁（2014）。分組合作學習 - 改變課堂教學生態的希望工程。**師友月刊**，559，36-43。
- [Chang, S. J. (2014). Cooperative learning- The hope project to change the ecology of classroom teaching. *The Educator Monthly*, 559, 36-43.]

- 張新仁、王金國、田耐青、汪履維、林美惠、黃永和（2015）。**104 學年度分組合作學習成效問卷調查一後測**。取自 <http://www.kkjh.ylc.edu.tw/schoolweb/data/pub/201603141557570.doc>
- [Chang, S. J., Wang, C. K., Tien, N. C., Wang, L. W., Lin, M. H., Liu, T., Yen, W., & Huang, Y. H. (2015). Group cooperative learning achievement questionnaire in 104 school year-Posttest. Retrieved from <http://www.kkjh.ylc.edu.tw/schoolweb/data/pub/201603141557570.doc>]
- 張鈺富（2012）。大學生學習投入理論與評量實務之探討。**Higher Education Evaluation, Special Issue**（Chinese version），41-62。
- [Chang, D. F. (2012). Exploring the theory and praxis of college student engagement, *Higher Education Evaluation, Special Issue* (Chinese version), 41-62.]
- 教育部（2015）。十二年國民基本教育實施計畫。取自：[https://www.edu.tw/News\\_Content.aspx?n=D33B55D537402BAA&s=37E2FF8B7ACFC28B](https://www.edu.tw/News_Content.aspx?n=D33B55D537402BAA&s=37E2FF8B7ACFC28B)
- [Ministry of Education. (2015). *Twelve year compulsory education implementation Plan*. Retrieved from [https://www.edu.tw/News\\_Content.aspx?n=D33B55D537402BAA&s=37E2FF8B7ACFC28B](https://www.edu.tw/News_Content.aspx?n=D33B55D537402BAA&s=37E2FF8B7ACFC28B)]
- 黃建翔（2015）。資料探勘在教育領域之發展與應用。**臺灣教育評論月刊**，4（8），78-84。
- [Huang, C. H. (2015). Development and application of data mining in education, *Taiwan Educational Review Monthly*, 4(8), 78-84.]
- 黃建翔、蔡明學（2016）。影響高中職學生學習成就關鍵因素之研究。**教育行政與評鑑學刊**，19，73-98。
- [Huang, C. H., & Tsai, M. H. (2016). The study of key factors affecting academic achievement in senior high school students. *Journal of Educational Administration and Evaluation*, 19, 73-98.]
- 黃政傑（1993）。**課程教學之變革**。臺北：師大書苑。
- [Huang, J. J.(1993). *Curriculum and instruction change*. Taipei, Taiwan: Lucky Bookstoe.]
- 黃政傑、張嘉育（2010）。讓學生成功學習：適性課程與教學之理念與策略。**課程與教學季刊**，13（3），1-22。
- [Huang, J. J., & Chang, C. Y. (2010). Make learning more successful: Ideas and strategies for adaptive curriculum and instruction. *Curriculum & Instruction Quarterly*, 13(3), 1-22.]

- 臺灣後期中等長期追蹤資料庫（2015）。104學年度高二/專二學生調查問卷。取自：  
[http://use-database.cher.ntnu.edu.tw/files/upload\\_files/used/files/files/ques/J\[104\]%E9%AB%98%E4%BA%8C%E5%B0%88%E4%BA%8C%E5%AD%B8%E7%94%9F%E5%95%8F%E5%8D%B7%E5%85%AC%E5%91%8A%E7%89%88.pdf](http://use-database.cher.ntnu.edu.tw/files/upload_files/used/files/files/ques/J[104]%E9%AB%98%E4%BA%8C%E5%B0%88%E4%BA%8C%E5%AD%B8%E7%94%9F%E5%95%8F%E5%8D%B7%E5%85%AC%E5%91%8A%E7%89%88.pdf)
- [Taiwan Upper Secondary Database (2015). *104 senior high school/secondary student questionnaire*. Retrieved from [http://use-database.cher.ntnu.edu.tw/files/upload\\_files/used/files/files/ques/J\[104\]%E9%AB%98%E4%BA%8C%E5%B0%88%E4%BA%8C%E5%AD%B8%E7%94%9F%E5%95%8F%E5%8D%B7%E5%85%AC%E5%91%8A%E7%89%88.pdf](http://use-database.cher.ntnu.edu.tw/files/upload_files/used/files/files/ques/J[104]%E9%AB%98%E4%BA%8C%E5%B0%88%E4%BA%8C%E5%AD%B8%E7%94%9F%E5%95%8F%E5%8D%B7%E5%85%AC%E5%91%8A%E7%89%88.pdf)]
- 蔡志明（2012）。高中優質化輔助方案之政策規劃構念。《臺灣教育評論月刊》，1（10），14-21。
- [Tsai, C. M. (2012). High school actualization program policy planning construction. *Taiwan Educational Review Monthly*, 1(10), 14-21.]
- 蔡明學、林新發（2015）。我國後期中等教育階段適性教育體制建構之研究。國家教育研究院專案報告（編號：NAER-104-36-C-1-01-00-2-03）。新北市：國家教育研究院。
- [Tsai, M. H., & Lin, X. F. (2015). *The construction of the adaptive education system for upper secondary education -subproject II: The implementation effectiveness and development strategy of upper secondary school admission system*. National Academy for Educational Research Project (NAER-104-36-C-1-01-02-2-03). New Taipei City, Taiwan: National Academy for Educational Research.]
- 蔡毓智（2008）。臺灣地區國中生家庭教育資源結構之探究及其與學業表現之關連（未出版之博士論文）。國立政治大學，臺北市。
- [Tsai, Y. J. (2008). *Exploration of the structure of family educational resources of Taiwan arena junior high school students and its relationship with academic achievement* (Unpublished doctor's thesis). National Chengchi University, Taipei, Taiwan.]
- 盧鴻興（2017）。複雜資料分析的統計降維法。《自然科學簡訊》，29（4），112-113。
- [Luo, H. H. (2017). Dimension reduction analysis of complex data. *Natural Sciences Newsletter*, 29(4), 112-113.]
- 謝邦昌、鄭宇庭（2016）。《大數據概論》。臺北市：新陸。
- [Hsieh, B. C., & Cheng, Y. T. (2016). *Introduction to Big Data*. Taipei, Taiwan: Shin Lou.]
- 簡梅瑩、孔令堅（2016）。教師專業學習社群於推動適性教育之運作：以一所私立高中特色課程規劃為例。《學校行政雙月刊》，101，146-165。
- [Chien, M. Y., & Kung, L. C. (2016). The practice of teachers' professional learning community for promoting adaptive education: The feature curriculum planning of a private high school as an example. *School Administrators*, 101, 146-165.]

- 簡禎富、許嘉裕（2014）。**資料挖礦與大數據分析**。新北市：前程文化。
- [Chien, Z. F., & Hu, J. Y. (2014). *Data mining and big data analytics*. New Taipei City, Taiwan: Future Career.]
- Abes, E. S., Jones, S. R., & McEwen, M. K. (2007). Reconceptualizing the model of multiple dimensions of identity: The role of meaning-making capacity in the construction of multiple identities. *Journal of College Student Development, 48*(1), 1-22.
- Anderson, K.M.(2007). *Differentiating instruction to include all students*. Preventing School Failure, 51(3), 49-54.
- Bandura, A. (1977). Self-efficacy: Toward a unifying theory of behavior change. *Psychology Review, 84*(2), 191-215.
- Berry, M., & Linoff, G. (2000). *Mastering data mining: The art & science of customer relationship management*. NY: John Wiley & Sons.
- Brusilovsky, P., & Pyelo, C. (2003). Adaptive and intelligent web-based educational systems. *International Journal of Artificial Intelligence in Education, 13*, 159-172.
- Campbell, C. M., & Cabrera, A. F. (2014). Making the mark: Are grades and deep learning related? *Research in Higher Education, 55*(5), 494-507.
- Canada, J. R., Sullivan, W. G., & White J. A. (2004). *Capital investment analysis for engineering and management*, 3rd ed. Upper Saddle River, NJ: Prentice Hall.
- Chin, C. Y., & Park C. S. (1994). Fuzzy cash flow analysis using present worth criterion. *The Engineering Economist, 39*(2), 113-138.
- Coleman, J. S. (1988). Social Capital in the creation of human capital. *American Journal of Sociology, 94*, 95-120.
- Coleman, J. S., Campbell, E., Hobson, C., McPartland, J., Mood, A., Weinfeld, F. D., & York, R. (1966). *Equality of educational opportunity*. Washington, DC: U. S. Department of Health, Education, & Welfare. Cambridge, MA: MIT Press.
- Duff, A., Boyle, E., Dunleavy, K., & Ferguson, J. (2004). The relationship between personality, approach to learning and academic performance. *Personality and Individual Differences, 36*(8), 1907-1920.
- Fayyad, U. M., & Irani, K. B. (1991). *A machine learning algorithm (GID3\*) for automated knowledge acquisition: Improvements and extensions*. General Motors Research Report CS-634. Warren, MI: GM Research Labs.
- Guyon, I., & Elisseeff, A. (2003). An introduction to variable and feature selection. *Journal of machine learning research, 3*(Mar), 1157-1182.
- Hamel, G. (2012). *What matters now: How to win in a world of relentless change, ferocious competition, and unstoppable innovation*. Boston, MA: Harvard Business Press
- Hmelo-Silver, C. E., Duncan, R. G., & Chinn, C. A. (2007). Scaffolding and achievement in problem-based and inquiry learning: A response to Kirschner, Sweller, and Clark (2006). *Educational Psychologist, 42*(2), 99-107.
- Huebner, T. A.(2010). Differentiated Instruction. *Educational Leadership, 67*(5), 79-81.

- IBM (2011). *IBM SPSS Decision Trees 20*. Retrieved from [ftp://public.dhe.ibm.com/software/analytics/spss/documentation/statistics/20.0/zh\\_TW/client/Manuals/IBM\\_SPSS\\_Decision\\_Trees.pdf](ftp://public.dhe.ibm.com/software/analytics/spss/documentation/statistics/20.0/zh_TW/client/Manuals/IBM_SPSS_Decision_Trees.pdf)
- Jain, B. and Nag, B. (1995). Artificial neural network models for pricing initial public offerings. *Decision Sciences*, 26(3), 283-302.
- Komarraju, M., Karau, S. J., Schmeck, R. R., & Avdic, A. (2011). The big five personality traits, learning styles, and academic achievement. *Personality and Individual Differences*, 51(4), 472-477.
- Kuan, P. Y., & Yang, M. L. (2004). *Educational achievement and family structure : Evidence from two cohorts of adolescents in Taiwan*. Paper presented at the meeting on Social Stratification, Mobility, and Exclusion, the Research Committee on Social Stratification and Mobility (RC28), International Sociological Association, Neuchatel, Switzerland.
- Kuo, R. J., Ho, L. M., & Hu, C. M. (2002). Integration of self-organizing feature map and K-means algorithm for market segmentation. *Computers & Operations Research*, 29, 1475-1493.
- Lee, J., & Kim, D. G. (2012). Adaptive learning system applied bruner' EIS theory. *Procedia*, 2, 794-801.
- Maringe, F., & Sing, N. (2014). Teaching large classes in an increasingly internationalizing higher education environment: Pedagogical, quality and equity issues. *Higher Education*, 67(6), 761-782.
- Martinez-Pons, M. (2002). Parental influences on children' s academic self-regulatory development. *Theory into Practice*, 41(2), 126-131.
- Marzano, R. J. (2003). *What works in Schools: Translating research into action*. Alexandria, VA: ASCD.
- Mitchell, T. M. (1997). *Machine Learning*. New York, NY: McGraw-Hill.
- Nath, R., Rajagopalan, B., & Ryker, R. (1997). Determining the saliency of input variables in neural network classifiers. *Computers and Operations Research*, 24 (8):767-773.
- Peña-López, I. (2012). *PISA 2012 assessment and analytical framework. Mathematics, reading, science, problem solving and financial literacy*. Paris, France: OECD.
- Pike, G. R., Smart, J. C., & Ethington, C. A. (2012). The mediating effects of student engagement on the relationships between academic disciplines and learning outcomes: An extension of Holland's theory. *Research in Higher Education*, 53(5), 550-575.
- PISA. (2009). *Results: Executive summary*. Retrived from <https://www.oecd.org/pisa/pisaproducts/46619703.pdf>
- PISA. (2012). *Results in Focus: What 15-year-olds know and what they can do with what they know*. Retrived from <https://www.voced.edu.au/content/ngv%3A59795>
- Ram, B., & Hou, F. (2003). Changes in family structure and child outcome: Role of economic and familial resources. *Policy Studies Journal*, 31, 309-330.
- Robinson, K. (2013). How to escape education's death valley. [Video file]. Retrieved from <https://www.youtube.com/watch?v=wX78iKhInsc>

- Sleeman, D., & Brown, J. S. (1982). *Intelligent tutoring systems*. London: Academic Press.
- Steinberg, D., & Cardell, N. S. (2016). *Methods and systems for automatic selection of preferred size classification and regression trees*. Washington, DC: U.S. Patent and Trademark Office.
- Super D. E.(1984). *Creating a Career Development Center*.HR Focus, 11-12.
- Tsai, M. H., & Liu, F. Y. (2013). Multi-group structural equation approach: Examining the relationship among family socioeconomic status, parent-child Interaction, and academic achievement using TASA samples. *International Journal of Intelligent Technologies and Applied Statistics*, 6(4), 353-373.
- Walberg, H. J., & Paik, S. J. (2000). *Effective educational practices*. Switzerland: The International Academy of Education.
- Wang, Y., Peng, H., Huang, R., Hou, Y., & Wang, J. (2008). Characteristics of distance learners research on relationships of learning motivation, learning strategy, self-efficacy, attribution and learning results. *Open Learning*, 23(1), 17-28.
- Wigfield, A., Eccles, J. S., Schiefele, U., Roeser, R., & Davis-Kean, P. (2006). *Development of achievement motivation*. In W. Damon & R. Lerner (Eds.). *Handbook of child psychology* (6th ed.). New York, NY: Wiley.
- Witten, I. H., & Frank, E. (2005). *Data mining: Practical machine learning tools and techniques*. San Francisco, CA: Morgan Kaufmann.