

# 孰優、孰弱？臺灣學生學習成就軌跡之異質性分析

邱皓政<sup>1\*</sup> 林碧芳<sup>2</sup>

## 摘要

學習優弱勢族群的辨識是重要的學術課題，也是教育政策決策與支持體系規劃的主要依據，更需要實徵資料提供證據支持。本研究利用臺灣教育長期追蹤資料庫（Taiwan Education Panel Survey, TEPS）的貫時性資料，以潛在成長模式與混合成長模式估計學生學習成就軌跡，藉以辨識優弱勢異質族群，並探討相關影響因素。TEPS資料庫中 2,806 位學生的學習成就四波調查的潛在成長模式分析結果發現，臺灣中學階段學生的學習成就成長軌跡呈現非線性的遞增漸緩的成長曲線。混合成長模式分析則得到三個異質族群：正常成長族群呈現能力遞增的成長曲線，兩個相對弱勢的族群則呈現起點低落或成長有限的變動曲線。進一步分析發現，教育分流與區位因素是區辨異質族群的主要原因，而負向文化資本亦有顯著的預測力，由不同族群者的起點與成長型態呈現扇形擴展，顯示潛在分群下的異質群體軌跡差異呈現馬太效應（Matthew effects）。本研究除了對於異質族群的內涵意義與相關影響因素進行分析與解釋之外，並對本文的方法學意義與研究限制進行討論。

**關鍵詞：**教育機會均等、弱勢族群、混合成長模式、馬太效應、臺灣教育長期追蹤資料庫

---

\* 邱皓政（通訊作者），國立臺灣師範大學管理學院教授

電子郵件：hawjeng@ntnu.edu.tw

林碧芳，國立臺灣師範大學進修推廣學院助理教授

電子郵件：mysky0910@ntnu.edu.tw

投稿日期：2015年06月02日；修正日期：2015年07月17日；接受日期：2015年09月16日

## **WHO'S SUPERIOR AND WHO'S INFERIOR? STUDY OF HETEROGENEITY OF STUDENTS' ACHIEVEMENT TRAJECTORIES IN TAIWAN**

**Hawjeng Chiou <sup>1\*</sup> Pi-Fang Lin <sup>2</sup>**

### **ABSTRACT**

Identifying superior and inferior groups of academic achievements is not only the major concern of academic researchers but also the foundation of policy-making and supplementary system design, all relying on the support of empirical evidences. In this study, data of 2,806 students selected from the Taiwan Education Panel Survey (TEPS) in four consecutive time periods are adapted to identify the latent clusters of superiority and inferiority in the students' achievement. The heterogeneity of the achievement trajectories is identified by the growth mixture modeling. The results show that the non-linear model has the best fit for the observed data. An analysis of the mixture modeling indicates three heterogeneous classes on the trajectories, of which the typical-growth class has a gradually improved achievement curve. On the other hand, the two relatively inferior groups have a lower starting level or a decreased trend at the later waves of achievement measures. Furthermore, the inferior classes are identified by the differential schooling sectors and the location conditions with high level of negative culture capital. In contrast, the typical-growth class is improving relatively smoothly in the different learning stages in both the public and the normal schools. The fan-shaped pattern of trajectories supports the phenomenon of the Matthew effects. In addition to

---

\* Hawjeng Chiou (corresponding author), Professor, College of Management, National Taiwan Normal University.

E-mail: hawjeng@ntnu.edu.tw

Pi-Fang Lin, Assistant Professor, School of Continuous Education, National Taiwan Normal University.

E-mail: mysy0910@ntnu.edu.tw

Manuscript received: June 2, 2015; Modified: July 17, 2015; Accepted: September 16, 2015

illustrating the heterogeneous trajectory and its influential factors, this study discusses the implications and limitations of several methodological issues.

*Keywords: equality of educational opportunity, disadvantaged minority, growth mixture modeling, Matthew effects, Taiwan Education Panel Survey (TEPS)*

## 壹、緒論

十九世紀啟蒙運動與民主思潮興起，教育被視為實現人權的必要手段而非貴族階級的特權，更是促進整體社會公平正義的重要途徑，教育機會均等（equality of educational opportunity）的追求成為當代普世價值與教育最高目標。然而從學習者的角度來看，教育機會均等的實務意義在於是否能夠提供公平合理的教育機會與資源，避免分配不均以及特殊族群學習需求的忽視，最終能夠體現於每一個學生的適性成長與進步。因此，對於教育機會均等的觀點下，辨識誰是優勢者？誰是弱勢者？並據以提出因應優弱勢差異的具體建議，不僅是一個重要的學術課題，也更是教育實務與政策規劃的重要依據。

長久以來，學生學習成就即是學者普遍重視的教育議題，教育、心理、社會甚至於人類學者從各種不同層面，提出諸多不同的理論觀點來解釋學習成就的優劣差異與階層化現象，也定義出若干重要的關鍵影響因素，但是對於如何辨識優弱勢族群，並未有一致的看法。基本上，「優勢」與「弱勢」是一個相對的概念（Kao & Thompson, 2003），在教育與學習成就的發展面向上來看，學生的優弱勢涉及生心理、社會階級、地理環境等不同層面。生理層面的弱勢，包括身體障礙；心理層面的弱勢，包括憂鬱、心理疾病等；社會階級層面的弱勢，包括家庭社經地位低下、家庭各種資本缺乏等；地理環境層面的弱勢，包括偏遠地區、偏鄉邊緣化等。因此，優弱勢學習族群最合適的研究策略，是將其視為一個潛在變數（latent variables）（Muthén, 2001, 2004），以不同的觀察指標來加以辨識估計，而非能以明確變數得以分割，或以背景變數或其他解釋變數來對學習成就進行解釋後推論而得。

本研究的目的即是利用國內官方與學術機構共同推動建置完成的臺灣教育長期追蹤資料庫（TEPS），藉助其長期縱貫資料庫的貫時性特性，以不同的統計模式探討我國學生在學習歷程中的成就發展軌跡，辨識優弱勢族群並探究其內涵。首先以潛在成長模式（latent growth modeling, LGM）來鑑別學生學習成長趨勢，瞭解學習成就隨時間遞變的不同成長變化軌跡，進而以成長混合模式（growth mixture modeling, GMM）來鑑別潛在的學習優弱勢族群，最後再導入普遍被視為影響學生學習成就的個人、家庭與學校環境等重要因素，從不同角度來解析優弱勢族群的內涵與樣態。

## 一、優弱勢的定義與解釋觀點

在《教育政策白皮書》（教育部，2004）中，對於「弱勢」的界定，是泛指影響個人參與教育機會及學習成就的不利因素，因此涉及「身心障礙」、「少數族群」以及「其他社會不利條件」均屬弱勢族群者。而教育基本法第四條亦規定：「人民無分性別、年齡、能力、地域、族群、宗教信仰、政治理念、社經地位及其他條件，接受教育的機會一律平等。對於原住民、身心障礙者及其他弱勢族群的教育，應考慮其自主性及特殊性，依法令予以特別保障，並扶助其發展。」

從前述官方文件的內容即可瞭解「弱勢」涉及不同的對象，因此對於「教育弱勢者」所指何人或哪些族群，需仰賴一套具有說服力的解釋觀點與操作定義。到目前為止，學界對於學習優弱勢的定義與其內涵的論述，抱持相當不同的觀點。例如著名的教育社會學家 Pierre Bourdieu 認為文化資本（culture capital）是造就教育階層化的主因，影響學生的學習成就、職業取得與社會地位（Bourdieu, 1977, 1986），相對之下，教育心理學家則認為個人的動機、態度、信念等才是決定個人成就的關鍵因素，因此提出心理資本（psychological capital）的概念來探討學生學習成效（Covington, 2000）。以下簡單說明這兩種不同的解釋觀點。

### （一）教育社會學觀點

對於學習優勢與弱勢最直觀的定義，是將其視為不同的族群，同時由於此二族群有優劣之分，可視為不同階級。Bourdieu 所提出的文化資本論，恰是解釋教育階層化之族群差異與階級分化的最佳論述。簡單來說，文化資本（cultural capital）是指不同社會地位之家庭所擁有的有形（例如藝術品）或無形（例如身份地位或學位頭銜）的資產。文化資本的獲取與分配，與社會階級結構的再製機制相互呼應，其中家庭與學校在再製過程居於關鍵的地位，也即為其文化再製論（cultural reproduction）的核心結構。不同社會階層的學生受其原生家庭所擁有的文化資本的影響，在進入教育場域中，將受到不同待遇進而造就不同結果。擁有文化資本越多者，將會帶來生活當中的諸多優勢，轉換到教育場景時，即可觀察位處不同地位階層的學生，在考試競賽或藝術表現等各種學習或競爭活動中，遭受基於階級問題所帶來的不平等經驗（許宏儒，2004；周新富，2005）。

在教育社會學家的眼中，文化資本是一種教育上的「天賦」。上層階級家庭中的學生繼承家庭所傳遞下來的文化資本能在學校教育中容易獲得成功，在社會職場中順利取得好的職業與職位，因此屬於具有優勢的族群。相對之下，社會經濟地位屬於低層的家庭，其子女所擁有利於學習的文化資本相對有限，因此屬於弱勢族群。這種基於原生家庭的階層高低造就的優弱勢不僅影響家庭成員的社會活動，包括學校學習經驗與社會當中的職業活動（Collins & Thompson, 1997），同時更將一代一代地再製，成為難以逾越與流動的社會階級（Kao & Thompson, 2003; 陳婉琪, 2005）。

雖然文化再製理論可以解釋許多社會與教育現象，但卻無法解釋為什麼有些缺乏文化資本者仍能在學校教育中獲致成功。同樣的，擁有豐富文化資本的家庭成員也未必一定能夠保持優勢。同樣的，來自相同社經地位的學生表現優劣有別，家庭中的兄弟姊妹亦多有不同的教育成就。由此可推知，如果單從社會階層與文化再製的觀點來論述學習成就，顯然存在因果推論過度化約的盲點，也更忽略了個體的力量與社會互動的影響。

## （二）個體與社會互動觀點

從社會心理學的觀點來看，人類的社會互動與學習經驗內涵與個人本身的特質與狀態有關（Bandura, 1977, 1986），更與原生家庭等脈絡因素所扮演的角色與功能具有非常密切的關聯（例如 Aunola, Leskinen, & Nurmi, 2006），因為個人特徵與環境因素兩者相互交織，從而對於學生學習發展產生交互作用。事實上，早在 Coleman（1966）進行提早學習方案的研究時，就已經指出學生個人的動機是影響教育方案成敗的重要因素。國內外許多研究均證實學習動機對於學習成就具有正面影響。不論在小學、中學或大學等不同學制下的學習者，學生的正向情感、工作價值、自我效能、期望成功、控制信念等均有利於學習成就（李敦仁、余民寧, 2005; 詹秀雯、張芳全, 2014）。當學生學習動機越強，在學習上就會更有自信與把握，採用更有效率的學習策略與更高的投入，進而得到更理想的成果（Boström & Lassen, 2006; Chamot, 2005; Lee, 2009; 李旻樺、林清文, 2003; 程炳林, 2002; 趙珮晴, 2009）。

以文化再製為核心的社會學模式，或強調家庭影響力的社經地位模式來解釋學習成就的主要盲點，在於忽視教育活動與學習歷程中間所存在的

個人角色與動態過程，補充個人學習歷程因素的時間脈絡觀點，採取縱貫追蹤的研究取向，有助於補足社會取向過於宏觀與忽視影響歷程的缺點。因此，本研究在解釋優弱勢族群的辨識時，也將同時關注教育心理學觀點下的不同變數對於學生學習成就異質性的解釋力，納入個人變數來探討優弱勢族群的差異成因，同時也將利用個人的教育抱負水準，進行優弱勢差異化的鑑別指標。至於其對於優弱勢族群的影響，則更涉及因果關係的論述，若要能對學生學習的影響有一完整的瞭解，必須同時放入研究架構中，以追蹤性的數據進行實徵分析，才能獲得全貌。

綜觀前述兩種解釋觀點對於學習成就的看法雖各有所長，但是，對於優弱勢族群差異與教育機會均等，究竟是社會學的框架較能提供較佳的解釋（總體層次的解釋），還是心理學個人層次的觀點較能解釋背後的影響機制（個體層次的解釋），並非有意義的爭辯，因為學習優弱勢是一個整體結構與個人因素交織的產物，但其相關的解釋因素為何，必須從不同的角度來探討，如此才能對於如何因應可能是導致教育機會不均等現象，提出可能的解決策略。另一方面，若從統計上的潛在異質性的實徵分析觀點來看，優弱勢族群是一個未知的母體或族群（unknown population），最佳的研究策略是利用潛在變數統計模式來估計，而非將其視為已知的族群（known population）。若要以潛在異質族群來辨識究竟誰屬優勢誰屬弱勢，最重要的工作仍是選擇合理適切的投入變數，而這些變數背後的學理觀點更是提供潛在族群內涵解釋的重要基礎。

## 二、教育優弱勢的馬太效應

經濟學者駱明慶教授曾於2002年發表〈誰是臺大學生？〉乙文，以1954年至2000年臺大學生學籍資料分析發現，受大學教育的篩選過程早於中學時代就已經開始，82%的臺大學生來自於前20所明星高中（9所位於臺北市），而城鄉差異在成為臺大學生與否的影響力，明顯大於成為一般大學學生的城鄉效果，但各縣市的家庭背景與教育支出僅能解釋有限的城鄉差異。統計數據清楚指出，在九十年代時，能夠成為佔總人口數不到0.5%的頂尖學府學生，主要還是受其父母學歷所得及住所區域甚至於省籍等社經地位背景所決定，相對於27.9%是公務人員與49.6%中高白領階級家庭，臺大學生是勞工之子只有6.9%，農人子弟更只有1.6%。

前述數據顯示，教育分流的結果與教育資源的分配，顯然受到文化資源支配與社會制度選擇，而非取決於個人能力或努力，因此駱明慶教授在文末質疑「機會的公平」為何？歷經多次教育改革與制度興革的今天，菁英群聚現象不僅仍然存在，M型化越趨明顯更擴及到頂尖大學（吳羿葶，2014），例如 2013 年指考分發結果顯示，臺大來自臺北市和新北市學生占 52%，交大來自臺北市、新北市和桃園縣學生也達五成以上，成大來自中南部學生超過一半（陳智華，2013）。

對於身處於不同學習資源環境下的學生，其學習成長趨勢呈現一種富者越富而貧者越貧的現象，這不僅是資源分配不均的問題，更顯露出教育機會的不平等的長期效果。此即美國科學史研究者 Merton（1968）於 *Science* 所發表的一篇經典論文，借用聖經《馬太福音》的寓言故事，將基於優勢地位者可以得到更多機會的現象稱為馬太效應（Matthew effects）（Merton, 1968, 1988）。

馬太效應的概念不僅用來反映貧者愈貧、富者愈富，贏家通吃的經濟學中收入分配不公的現象，在教育體系中也逐步獲得重視（Petersen, Jung, Yang, & Stanley, 2011; Protopapas, Sideridis, Mouzaki, & Simos, 2011; Stanovich, 1986; Walberg & Tsai, 1983），並獲得實證數據的支持（王瓊珠、洪麗瑜、陳秀芬，2007；甘鳳琴，2006；林碧芳，2011）。如果將時間的軸線放入本研究所關注的學習優弱勢議題當中，很明顯的也就是前述馬太效應的展現，所不同的是，本研究欲採用潛在異質族群的分類方法學，試圖先從學生的學習成就狀況辨識優弱勢族群，並利用縱貫成長軌跡的變化來檢視是否具有優者更優、弱者更弱的馬太效應現象。

### 三、異質性研究的方法學議題

從方法學的角度來看，辨識學習優弱勢族群與其樣態檢驗的核心議題，是學生的學習成就成長軌跡是否具有母體異質性，亦即觀察資料背後是否具有不同成長趨勢的次母體，此即有限混合模式（finite mixture modeling）（McLachlan & Peel, 2000）可加以檢測的問題，此種模式中假設同一種次母體內的個體都享有相同的成長趨勢（Roeder, Lynch, & Nagin, 1999; Kreuter & Muthén, 2007），若假設次母體內的個體各有不相同的成



長軌跡則稱之為成長混合模式(GMM)(Muthén et al., 2002; Muthén, 2004; Muthén & Asparouhov, 2008; Wang & Bodner, 2007)。

異質性(heterogeneity)雖然是一個古老的研究議題,但直到最近才逐漸獲得方法學者的普遍重視。過去研究者常進行的多樣本分析(亦即利用某一類別變數將受測者分群)所進行的已知族群分析,可說是潛在異質族群的一種特例(Muthén, Kao, & Burstein, 1991; Muthén & Lehman, 1985),尤其在青少年犯罪歷程研究,GMM模型扮演重要的角色(例如 Elliot, 1985; Farrington & West, 1993; Nieuwbeerta & Blokland, 2003; Tracy, Wolfgang, & Figlio, 1990)。國內學者近來亦開始關注異質性的研究,例如王郁琮(2012)曾以異質性分析探討國中生霸凌危機與憂鬱情緒之關係,以多層次混合迴歸模式(Multi-level Regression Mixture Model, MLR-Mixture Model),投入個人與團體層次變數,定義出三類異質學生族群。王郁琮與溫福星(2011)以IRT混合模式分析國中生家庭與學校生活適應因素結構,藉由潛在異質性分析辨識家庭關係與學校生活適應困擾之潛在次群體。最近的一篇研究中,曾明基與邱皓政(2015)則以多群組混合MIMIC-DIF分析研究生與大學生對於教師評鑑的項目功能差異(differential item function, DIF),辨識出學生在評鑑教師時的潛在異質差異,並發現不同異質團體對於教學內容與教師表現存有評鑑不公的現象。但是對於成長軌跡的混合模式,在國內研究的應用仍屬有限。

基本上,GMM模式是基於LGM的一種延伸,因此GMM必須建立在良好的潛在變數模式的測量基礎之上。如果今天對同一批受測者進行四波重複觀測(W1至W4),利用LGM可以估計兩個基本的潛在變數:其中成長曲線的起始地位稱為水準因子(以Level表示),型態因子則反映各波資料的變化情形(以Shape表示),水準因子與型態因子的共變反映起始水準與型態變化之間是否具有連動關係。至於GMM模式的不同,主要是在LGM當中另外再納入一個類別潛在變數(以C表示),藉以辨識Level與Shape因子是否具有異質化的次群體,當LGM納入此一潛在類別時,模式的適配度將可提高,模式概念示意圖如圖1所示。

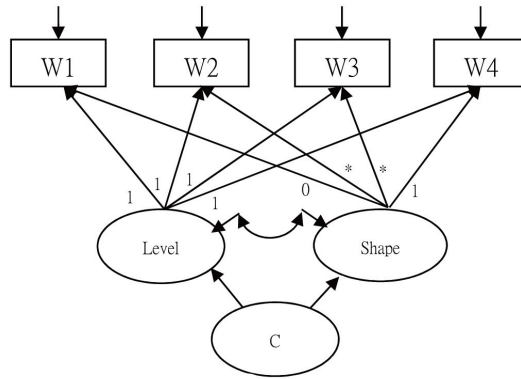


圖 1 四波學習成就測量的成長混合模式示意圖

註：標示\*者表示自由估計參數

由於圖 1 的模式設定單純反映了不同時點測量的成長軌跡的異質性，而未放入其他共變項來加以解釋，因此稱之為未限制模型（unconditional model），其優點是可以專注於各參數的異質狀態加以評估，並利用 BIC 指標與 LMR、BLRT 檢定策略來決定最佳的族群數量，並利用事後分類機率來檢視各族群分類成效（Jung & Wickrama, 2008; Ram & Grimm, 2009）。一旦分類模式確立之後，即可將所有受測者進行分群，並利用其他統計方法來檢視異質分群與其他變數間的關係，例如不同族群在連續變數上的平均數差異可進行 ANOVA 分析，如果是類別變數即可進行卡方檢定，或是利用羅吉斯迴歸來整合這些不同類型的變數作為解釋變數，例如學生的性別、城鄉別、家庭文化資本與個人文化資本等等，來對於不同異質族群進行分類分析（Hair, Black, Babin, & Anderson, 2010）。

#### 四、研究問題與研究變數

##### （一）研究目的與問題

綜合前述的討論，本研究的主要目的是在探討臺灣青少年學生學習成就軌跡的潛在異質性，並進一步分析異質性的相關因素與變化型態，研究具體問題列舉如下：

- 第一、學生的學習成就軌跡如何？是否隨著年級增加而呈現線性增長，還是具有特殊的非線性趨勢？
- 第二、學生的學習成就成長軌跡是否可以區分成兩個或更多的潛在類別？不同類別表示不同型態的成長趨勢，起始點高且斜率高者可被定義成優勢族群，相對的，起始點低且斜率低者可被定義成弱勢族群。
- 第三、不同的潛在異質族群，其學習成就成長軌跡是否具有優者更優、弱者更弱的馬太效應？
- 第四、優勢與弱勢族群在哪些相關背景因素具有顯著差別？是否與教育分流有關？不同優弱勢族群與其背景變數（例如文化資本與個人背景變數）具有何種關係？不同族群學生的教育抱負水準是否有所不同？

基本上，本研究是一個探索性研究，而非基於特定的理論觀點欲檢定特定的研究假設，因此將採探索性的統計模式來逐一檢驗各研究問題。至於在異質族群的數目方面，本研究基於對於優弱勢族群辨識的出發點，因此擬以雙異質族群（ $k=2$ ）為主要檢視的標的，但是由於資料的型態決定了異質族群的多寡，而且樣本規模達到 2,806 人，具有統計意義的族群數量可能會遠超過 2，但為了保持模式的簡效性，討論馬太效應是否存在，因此本研究將利用不同的模式指標與檢定方法來判定最少數量的異質族群，若能維持在 2 至 4 個異質族群，將可有助於後續的相關因素的討論。

## （二）影響異質軌跡的相關因素彙整

綜合前述關於影響優弱勢的社會與心理學觀點，可以發現影響學習成就的相關因素可能涉及不同層次的議題，但如果要落實到實徵研究的層次，則需考量個人、家庭、學校和環境等四種不同層面的影響變數。

首先，個人在生涯發展過程當中不同時期的學習成長與進步狀況，相當程度取決於個人智力水準、身心條件與信念態度等個人因素，同時隨著年齡的增加與環境的變化，不同因素所發揮的作用不同（余民寧，2006；張春興，2006）。基於資料庫的限制，本研究雖無法掌握學生的智力水準，但可以從學生學習歷程的資料，瞭解學生的學習動機、態度與策略技巧等傳統用於解釋學習成就的個人變數。在最近的一項研究中，詹秀雯與張芳

全（2014）以 1,770 位國中生分析其學習態度、學習技巧與同儕互動與學習成就的關係。態度指標包括課業上的預複習與背誦情形，學習技巧則包括學習過程中會運用學習技巧註記、重點整理、回想與討論等學習情形。研究結果發現，雖然學習技巧與成就有正相關，但是利用結構方程模式進行分析後則僅有學習態度能夠正向影響學習成就。

依循相同的檢驗邏輯，本研究檢視 TEPS 資料庫當中關於學生學習狀況的題目，配合先前林碧芳（2011）整理相關教育心理文獻與因素分析結果，抽取出四項可能影響學生學習成就的個人學習狀態變數：學習開放性（學生廣泛學習的程度）、學習投入（學生投入課業研讀的努力程度）、學習策略（學生運用各種學習策略的程度）與學習自我效能（學生對於有效學習的自我信念），用以解釋學生學習成長軌跡的異質狀態。

對於家庭的影響，國內外學者提出大量的研究文獻均支持了家庭是協助學生取得教育地位與優異學習成就的主要因素（De Graaf, 1986; Farkas, Grobe, Sheehan, & Shuan, 1990; 李敦仁、余民寧，2005；林碧芳，2011；詹秀雯、張芳全，2014）。主要是因為家庭系統是對學習成就有正向助益的教育資源的主要提供者，這些資源包括文化資本理論所主張各種正向因素（例如文化活動參與、才藝學習機會）與負向形式，亦即負向文化資本（例如考試作弊、逃學或蹺課等負向文化參與）（蘇船利、黃毅志，2009），以及人力資本（例如父母親的社經地位與教育程度）與財務資本（例如家庭收入）等關鍵要素。

本研究檢視 TEPS 資料庫中關於文化資本的相關測量題目後，採取蘇船利與黃毅志（2009）的測量方式，納入正向（精緻）文化資本（包括參觀各種展覽、博物館、音樂會、戲劇表演、逛書店與看電影）與負向（不利嗜好與休閒）文化資本（包括抽煙、喝酒、嚼檳榔、參加廟會活動、上網咖），作為文化資本的兩項指標。至於家庭當中子女數目的多寡與出生序，也是常被提出討論的議題，其理論基礎在於家庭資源稀釋理論，認為子女數增加將會對於家庭的資源產生稀釋（dilution）作用而對學業表現產生不利影響（Blake, 1981, 1989），獲得實徵資料的支持（例如 Kanazawa, 2012; Roscigno & Ainsworth-Darnell, 1999; Zajonc & Mullally, 1997; 李敦仁、余民寧，2005；蔡毓智，2007）。

在學校與環境變數部分，考量臺灣的學制狀況，過去國內研究者多著重於教育分流與學校類型對於學生學習成就的影響（例如林大森，2002；李敦義，2011；周家宏，2014），因此本研究將 TEPS 資料庫能夠提供的各個學校資訊以及學校區位（學校地點位於城、鎮、鄉）加以納入，討論學校因素的影響。之所以納入城鄉變數，主要是因為臺灣地區的教育資源仍存在城鄉地區與師資結構差異，而可能對於學生具有不利影響，但國內外關於此一議題的研究結果並不一致。例如 Roscigno 與 Crowley（2001）使用 NELS88 資料庫的追蹤數據進行分析，發現鄉村地區學生的教育成就較低且有較高退學比例。林碧芳（2011）以 TEPS 資料分析結果亦發現我國都市學生的學習成就顯著高於城鎮與鄉村學生，城鎮學生的學習成就也顯著高於鄉村學生。但稍早 Fan 與 Chen（1999）檢驗學生在閱讀、數學、科學與社會研究上的表現，發現在控制了社經地位之後，鄉村地區學生的表現不但與都市學生一樣好，在某些領域甚至優於都市學生，其他研究也顯示鄉村學校的學生表現與城市學校學生相近甚至有較佳（例如 Reeves & Bylund, 2005）。因此本研究也將詳細檢視城鄉差異對於異質群體的解釋力。

最後，由於 TEPS 當中涵蓋了教育期望的調查題目，因此本研究在討論異質群體的差異時，也將加以納入，藉以探討不同異質團體的教育抱負水準（educational aspiration）（Garg, Kauppi, Lewko, & Urajnik, 2002; Wilson & Wilson, 1992），瞭解不同群體在未來成就水準上所渴望達成的目標是否不同。從學習優弱勢的角度來看，處於弱勢地位者的學生，其主觀評估自己所能達到教育的目標水準及獲得成功的機會勢必會較低，因此可以作為異質族群內涵差異的判準之一。

## 貳、研究方法

### 一、研究資料來源

本研究所使用的資料係取自中央研究院所釋出的臺灣教育長期追蹤資料庫（TEPS）公共使用版調查資料。TEPS 的主要特色是多波段的追蹤樣本調查（panel data），亦即不同學生追蹤調查多次。抽樣方法係針對臺

灣地區的不同城鄉地區的公私立國中、高中／職、五專等不同學制進行分層隨機抽樣。其中國中樣本與高中樣本是跨越傳統高中聯招兩階段追蹤樣本，進行四波追蹤調查。若發生遺漏者採全列刪除法加以排除，獲得有效樣本數共 2,806 筆，女生 1,420 人（50.61%），男生 1,386 人（49.39%），樣本結構如表 1 所示。

## 二、研究變數

### （一）學生學習成就

TEPS 當中的學生綜合分析能力，係基於心理學者 Robert Sternberg 的三元智慧理論所發展出的紙筆測驗，用以評估學生一般分析能力，其中包含三方面的智能：分析能力、生活應用的能力及創造力。每一種智能各以

表 1 本研究所使用的 TEPS 資料樣本結構

|    | 第一、二波        |              |              | 第三、四波        |              |              |
|----|--------------|--------------|--------------|--------------|--------------|--------------|
|    | 女生           | 男生           | 合計           | 女生           | 男生           | 合計           |
| 公立 | <b>1,253</b> | <b>1,181</b> | <b>2,434</b> | <b>980</b>   | <b>976</b>   | <b>1,956</b> |
|    | 88.24%       | 85.21%       | 86.74%       | 69.01%       | 70.42%       | 69.71%       |
| 私立 | <b>167</b>   | <b>205</b>   | <b>372</b>   | <b>440</b>   | <b>410</b>   | <b>850</b>   |
|    | 11.76%       | 14.79%       | 13.26%       | 30.99%       | 29.58%       | 30.29%       |
| 鄉村 | <b>75</b>    | <b>69</b>    | <b>144</b>   | <b>59</b>    | <b>38</b>    | <b>97</b>    |
|    | 5.28%        | 4.98%        | 5.13%        | 4.15%        | 2.74%        | 3.46%        |
| 城鎮 | <b>533</b>   | <b>542</b>   | <b>1,075</b> | <b>496</b>   | <b>506</b>   | <b>1,002</b> |
|    | 37.54%       | 39.11%       | 38.31%       | 34.93%       | 36.51%       | 35.71%       |
| 都會 | <b>812</b>   | <b>775</b>   | <b>1,587</b> | <b>865</b>   | <b>842</b>   | <b>1,707</b> |
|    | 57.18%       | 55.92%       | 56.56%       | 60.92%       | 60.75%       | 60.83%       |
| 合計 | <b>1,420</b> | <b>1,386</b> | <b>2,806</b> | <b>1,420</b> | <b>1,386</b> | <b>2,806</b> |
|    | 50.61%       | 49.39%       |              | 50.61%       | 49.39%       |              |

註：城鄉分類係依學生就讀學校所在地來加以區分，鄉村包括山地鄉鎮、坡地鄉鎮、偏遠鄉鎮，城鎮包括新興鄉鎮、綜合性鄉鎮、服務性鄉鎮，都會包括工商市鎮、台北市、高雄市、省轄市。分類方式係取自 <https://srda.sinica.edu.tw/commu> 資訊。

語文型、圖像型與數字型三種方式測量。資料庫中共提供國一（2001年上學期）、國三（2003年上學期）、高二（2005年上學期）以及高三（2007年下學期）四個時間點所分別測得的分數，各波的測驗分數均經過IRT三參數對數型模式（IRT 3PL）的估計而得，TEPS官方網站所提出的技術報告顯示測驗分數經過了嚴格測驗理論檢視而具有良好的適配性與內部效度，也經過DIF檢定，確認题目的可類化性，實證信度介於.738至.911（楊孟麗、譚康榮、黃敏雄，2003），在實徵研究上已經廣泛作為學生學習成就的指標（例如林碧芳，2011；李敦仁，2010；周家宏，2014；趙珮晴，2009）。

## （二）解釋變數

為了解釋不同異質族群的特徵差異，本研究採取試探性的策略取用TEPS當中各類個人、家庭、學校與環境變數，來對於不同異質族群的關係加以討論。在個人與家庭背景變數方面包括了性別（女0、男1）、出生序（非獨生0、獨生1）、兄弟姊妹數，父母婚姻狀況（完整家庭0、缺位家庭1），家庭收入、父母教育層級。對於就讀學校則納入學校類型（公立0、私立1）、分流類型（普通學程0、綜合學程1、高職2、五專3）、學校區位（鄉村0、城鎮1、都會2）。

文化資本測量係合併自TEPS家長問卷當中的「您或配偶是否和他一起逛書店、書展或各種展覽？」、第一波學生問卷「從開學到現在，你是否經常從事下列活動？聽古典音樂、觀賞舞蹈或戲曲表演等」等四題，以及反映個人負向文化資本的第一波學生問卷的「考試作弊」、「逃學或曠課」、「在學校打架」、「看黃色書刊」、「光碟或上色情網站」、「抽煙、喝酒或吃檳榔」或「逃家」等七題，各分量表經過彙總後轉為標準分數。分數越高，表示學生有越高的個人負向文化資本，內部一致性係數（Cronbach's  $\alpha$ ）為.818。

至於個人學習狀況包括三個取各測量題目平均值的彙整變數：學習開放性（Cronbach's  $\alpha = .704$ ），測量題目為「從小我就喜歡接觸新事物」、「我一向會主動認識新朋友」。學習投入（Cronbach's  $\alpha = .678$ ）的測量題目為「從小學開始，我從不會讓別的事耽誤功課」、「從小學開始，我回家都會複習上課教的東西」。學習策略（Cronbach's  $\alpha = .727$ ）的題目

為「從小在學習上碰到困難，我會設法搞懂」、「我很會利用圖書館或網路找資料」、「要發表意見、報告或說明時，我都做得很好」。自我效能由「我很會利用圖書館或網路找資料」等六個題項測得，分數越高，表示學生的自我效能越高（Cronbach's  $\alpha = .815$ ）。最後，關於教育抱負水準由學生教育期望的測量題目所反映，題目包括「你期望自己的教育程度？」與「以你的能力，認為自己可念到的教育程度？」，區分成高中職專科、大學學院、碩士學位、博士學位四個等級。

### 三、分析方法

在成長模式與異質性分析部分，本研究採用 Mplus7 (L. K. Muthén & Muthén, 1998-2012) 進行最大概似法 (ML) 參數估計與模式評估，藉以鑑別學習成就發展的優勢與弱勢族群，所使用的 GMM 語法列於附錄。在模式品質的評估與異質族群數目的判定上，本研究同時採用訊息指標 BIC (Schwartz, 1978)、分群亂度 Entropy 與概似比檢定策略，這些指標與檢定策略經過學者的模擬實徵分析運用，已經普遍運用於 GMM 分析 (例如 Nylund, Asparouhov, & Muthén, 2007; Ram & Grimm, 2009; Tofighi & Enders, 2007; Wright & Hallquist, 2014)。其中 BIC 指標是一種基於統計訊息理論得以反映模式是否適配於觀察資料的穩定指標，並可廣泛應用於複雜模式的選擇與競爭比較 (Collins, Fidler, Wugalter, & Long, 1993; Hagenaaars & McCutcheon, 2002; Magidson & Vermunt, 2004)。

由於 GMM 的異質族群選擇涉及到巢套模式 (亦即有系統的增減參數的競爭模型) 的比較，因此 Nylund et al. (2007) 建議 GMM 應同時搭配最大概似檢定的重複拔靴程序 (bootstrapped likelihood ratio test, BLRT)，藉以確保足夠的檢定力與足夠的收斂性。BLRT 的原理係以概似比檢定量來比較區分成  $k$  組與  $k-1$  組的卡方差異量，當此一檢定達到顯著時，表示區分成  $k$  組為較佳模式，但是此一檢定在應用於大樣本時會有過度拒絕的現象，因此最近學者建議採用 Lo-Mendell-Rubin test (LMR) (Lo, Mendell, & Rubin, 2001) 作為選擇較佳異質群體的替代策略 (Berlin, Williams, & Parra, 2014)。

此外，近來異質群體的辨識模式逐漸採納從物理學延伸而來的亂度指標 (entropy)，用來反映分類機率勝算比 Odds ratio 最低水準 (組內最同



質而組間最異質的低亂度)，作為異質分類是否有效的指標。本研究採用 Mplus 軟體所提供的相對亂度 entropy 指數，當指數數值越接近 1.0，表示分類效果越好，一般的判準是以 .80 以上為理想指標 (Ram & Grimm, 2009)，但實務上將 Entropy = .6 則視為可接受的邊際 (marginal) 水準，低於 .6 不理想 (Berlin et al., 2014)。

當潛在異質曲線被辨識出來之後，將進一步討論各族群的基本特質差異。除了將前述提及的各背景變數、個人變數與文化資本變數以各族群作為分組自變數，進行卡方檢定 (當被解釋變數為類別變數時) 或變異數分析  $F$  檢定 (當被解釋變數為連續變數時)。進一步的，為瞭解各異質族群的內涵與意義，本研究將納入一系列與學習成就有關的解釋變數，採用羅吉斯迴歸 (logistic regression)，對於各異質族群的影響進行分析。如果 GMM 辨識出兩個異質族群，將進行二元羅吉斯迴歸分析，如果 GMM 辨識出三個或以上的異質族群，將進行多元羅吉斯迴歸分析，不論是二元或多元結果變數的羅吉斯迴歸，均將以狀況最不理想的弱勢族群作為參照組，各解釋變數係數若為正值 ( $EXP(B) > 1$ ) 表示對於學習成就的族群預測有正向影響。各解釋變數的顯著性由 Wald test 判定，並以  $EXP(B)$  值估計各解釋變數的效果量。

## 參、研究結果

### 一、學習成就的描述統計與相關分析

TEPS 資料庫中原有 12,624 名學生資料，經過整併後得到全四波追蹤樣本共計 2,806 名學生，在四波的學習成就平均數分別為 0.44、1.29、1.95、1.98，亦即學生學習成就呈現逐年上升的趨勢：後一個測量時點下的學生學習成就分數皆高於前一個測量時點下的得分，同時由標準差分別為 0.82、1.10、1.21、1.38，可推知各波段下的學習成就個別差異也有放大的趨勢。此外，值得注意的是，最後兩波的測量時點間隔只有一年，而且平均值非常接近 ( $W3 = 1.95$ ;  $W4 = 1.98$ )。如以重複量數 ANOVA 來分析四波測量之間的平均數得到顯著差異 ( $F(3,2803) = 3584.22, p < .001$ )，Bonferroni 事後比較發現第二波顯著高於第一波、第三波顯著高於第二波、但第四波並未顯著高於第三波 ( $p = .295$ )。

另外，從相關分析可以得知，四波學習成就之間的相關係數介於 .70 至 .81 之間，皆達  $p < .001$  的顯著水準，表示各波學習成就之間具有正向關係，前一波分數高者，後續波次的測量分數也會較高， $r_{12} = .79$ 、 $r_{23} = .81$ 、 $r_{34} = .81$ 。由於跨越兩波段的相關為  $r_{13} = .75$ 、 $r_{24} = .77$ ，以及跨越三波段的相關最低， $r_{14} = .70$ ，顯示學習成就的近期相關性高於遠期相關，符合追蹤資料的基本特徵。

## 二、學習成就的潛在成長模型分析

為了回答本研究的第一個問題，探討學生學習成就的軌跡狀態為何，因此先利用 LGM 來分析四波綜合分析能力的線性成長與非線性成長模式。其中線性模式一係將型態因子的四波負荷量參數依照一般等距設定為 1、2、3、4，藉以捕捉學習成就的線性成長趨勢（LM1），但由於 TEPS 四波調查時間間隔不同，型態因子負荷量參數應設計為間隔不等。由於四波調查時間分別為第 0、4、8、11 學期，將學期除以 11，得到 0、.36、.73 與 1，利用此組型態因子負荷量得到的線性成長模式（LM2）應有較佳的適配度。最後，非線性模式則是將型態因子的第一波與最後一波負荷量分別設定為 0 與 1，中間各波次負荷量自由估計，藉以捕捉分數變動的非線性狀態（LM3）。截距因子負荷量仍均設定為 1，藉以估計學習成就曲線的起點狀態，分析結果列於表 2。

由表 2 可知，等距負荷的線性成長模型（LM1）適配最不理想， $\chi^2(5) = 1692.78$ ， $TLI = .784$ ， $CFI = .820$ ， $RMSEA = .347$ ， $SRMR = .094$ ， $BIC = 26525$ 。不等距負荷模式（LM2）模式適配相對較佳， $\chi^2(5) = 1170.35$ ， $TLI = .851$ ， $CFI = .876$ ， $RMSEA = .288$ ， $SRMR = .288$ ， $BIC = 26002$ ，但仍未達理想適配。最後，非線性成長模型（LM3）適配度大幅改善， $\chi^2(3) = 31.97$ ， $TLI = .994$ ， $CFI = .997$ ， $RMSEA = .059$ ， $SRMR = .026$ ， $BIC = 24880$ ，符合 LGM 所要求的理想適配水準，因此得出學生學習成就呈現非線性成長的結論。

表2 不同成長曲線模式的適配度指標摘要表

| 模型             | $\chi^2$ | df | TLI  | CFI  | RMSEA | SRMR | BIC   |
|----------------|----------|----|------|------|-------|------|-------|
| LM1 線性模式（等距負荷） | 1692.78  | 5  | .784 | .820 | .347  | .094 | 26525 |
| LM2 線性模式（不等負荷） | 1170.35  | 5  | .851 | .876 | .288  | .074 | 26002 |
| LM3 非線性模式      | 31.97    | 3  | .994 | .997 | .059  | .026 | 24880 |

LM3 的型態因子中間兩波負荷量分別為 .553 ( $t = 74.21, p < .001$ ) 與 .970 ( $t = 103.13, p < .001$ )，顯示從第一波到第二波、以及第二波到第三波變動劇烈，但是從第三波到第四波變動甚小，亦即成長趨勢到最後兩波呈現平緩趨勢。水準因子平均數為 .443 ( $t = 28.69, p < .001$ )，變異數為 .608 ( $t = 28.42, p < .001$ )，表示非線性變動的起點水準是 .443，此即全體受測者在第一波的學習成就平均值。型態因子平均數為 1.551 ( $t = 85.16, p < .001$ )，變異數為 .429 ( $t = 17.41, p < .001$ )，表示四波平均變化幅度為 1.551 分。由於水準與型態因子變異數均達顯著水準，表示這兩個因子在全體受測者之間具有顯著不同，反映了後續進行異質團體分析的必要性。

值得注意的是，水準與型態因子的相關係數達 .316 ( $t = 7.14, p < .001$ )，表示起始水準越高者，型態變動的程度越高。由於型態因子平均值為正數，兩因子間的正相關顯示起始水準越高者，其成就水準也將越高，相對之下，當起始水準越低，成就水準也將越低，隱含了馬太效應所具備的優者更優、弱者更弱的趨勢。

### 三、混合成長模型分析

#### (一) 異質族群數目的估計

前一節已經確認學生學習成就為一非線性成長模型，為了了解成長軌跡的異質性，本節進行 GMM 分析，除了前面已經估計完成的非線性成長模型，異質模型的潛在類別數目從 1 到 7 而有七個模式 (GM1 至 GM7)，各模式型態因子均為非線性設定，第一與第四波的負荷量為 0 與 1，中間兩波為自由估計，各潛在類別當中的自由估計負荷量則設定為等值，以利

各潛在異質族群性質的解釋。各模型模式適配結果如表 3 所示。模式品質的 BIC 與 Entropy 的變化曲線則列於圖 2。

各巢套模型的模式優劣比較，若以 BIC 指數來進行判斷，最理想的模式適配以  $k = 3$  的三群模式最佳（BIC = 24694），但若以 Entropy 指數大於 .80 的經驗法則來看，則以  $k = 4$  的四群模式（Entropy = .806）最佳。至於 LMR 檢定則到了  $k = 6$  才趨於不顯著，BLRT 更無未顯著者，顯示以概似比差異檢定策略在本研究中的大樣本資料下，無法發揮模式選擇的功能。因此對於最適切的異質族群數目的判定，參考 BIC 與 Entropy 指數，保留  $k = 3$  與  $k = 4$  兩者進行後續比較，其參數估計結果同時列於表 4。

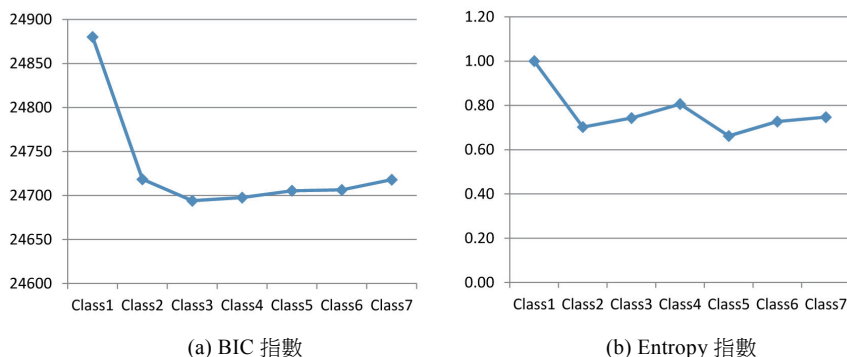


圖 2 不同潛在類別數目下的 GMM 適配指標變化圖示

表 3 不同異質族群數目下的 GMM 適配指標摘要表

|               | LL         | Npar | BIC          | Entropy      | LMR's $p$ | BLRT's $p$ |
|---------------|------------|------|--------------|--------------|-----------|------------|
| GM1 ( $k=1$ ) | -12396.389 | 11   | 24880        | 1.000        | —         | —          |
| GM2 ( $k=2$ ) | -12303.647 | 14   | 24718        | 0.702        | <.001     | <.001      |
| GM3 ( $k=3$ ) | -12279.534 | 17   | <b>24694</b> | 0.743        | .0030     | <.001      |
| GM4 ( $k=4$ ) | -12269.417 | 20   | 24698        | <b>0.806</b> | .0023     | <.001      |
| GM5 ( $k=5$ ) | -12261.409 | 23   | 24705        | 0.662        | .0056     | <.001      |
| GM6 ( $k=6$ ) | -12249.997 | 26   | 24706        | 0.727        | .0122     | <.001      |

註：LL 為對數概似值，Npar 表示參數數目。

表4 三類族群 ( $k=3$ ) 與四類族群 ( $k=4$ ) 的 GMM 參數估計結果

| N (%)  | Class1       |       | Class2       |       | Class3        |       |               |       |
|--------|--------------|-------|--------------|-------|---------------|-------|---------------|-------|
|        | 係數           | t     | 係數           | t     | 係數            | t     | 係數            | t     |
| 型態因子   |              |       |              |       |               |       |               |       |
| W1     | .000         |       | .000         |       | .000          |       |               |       |
| W2     | .553         | 76.31 | .553         | 76.31 | .553          | 76.31 |               |       |
| W3     | .971         | 99.50 | .971         | 99.50 | .971          | 99.50 |               |       |
| W4     | 1.000        |       | 1.000        |       | 1.000         |       |               |       |
| 平均數    |              |       |              |       |               |       |               |       |
| I (截距) | <b>.695</b>  | 39.50 | <b>-.204</b> | -1.96 | <b>-1.209</b> | -5.61 |               |       |
| S (型態) | <b>1.768</b> | 69.81 | <b>.651</b>  | 8.37  | <b>1.414</b>  | 6.27  |               |       |
| 變異數    |              |       |              |       |               |       |               |       |
| I (截距) | .356         | 17.07 | .356         | 17.07 | .356          | 17.07 |               |       |
| S (型態) | .247         | 9.33  | .247         | 9.33  | .247          | 9.33  |               |       |
| S與I共變  | .002         | .11   | .002         | .11   | .002          | .11   |               |       |
| 事後機率   |              |       |              |       |               |       |               |       |
| Class1 | <b>.925</b>  |       | .065         |       | .010          |       |               |       |
| Class2 | .156         |       | <b>.742</b>  |       | .102          |       |               |       |
| Class3 | .053         |       | .217         |       | <b>.730</b>   |       |               |       |
| N (%)  | Class1       |       | Class2       |       | Class3        |       | Class4        |       |
|        | 係數           | t     | 係數           | t     | 係數            | t     | 係數            | t     |
| 型態因子   |              |       |              |       |               |       |               |       |
| W1     | .000         |       | .000         |       | .000          |       | .000          |       |
| W2     | .553         | 76.09 | .553         | 76.09 | .553          | 76.09 | .553          | 76.09 |
| W3     | .971         | 98.86 | .971         | 98.86 | .971          | 98.86 | .971          | 98.86 |
| W4     | 1.000        |       | 1.000        |       | 1.000         |       | 1.000         |       |
| 平均數    |              |       |              |       |               |       |               |       |
| I (截距) | <b>.697</b>  | 40.82 | <b>-.342</b> | -4.22 | <b>-1.394</b> | -8.71 | <b>.903</b>   | 4.07  |
| S (型態) | <b>1.760</b> | 71.03 | <b>.749</b>  | 12.85 | <b>1.649</b>  | 6.58  | <b>-4.484</b> | -1.67 |
| 變異數    |              |       |              |       |               |       |               |       |
| I (截距) | .347         | 16.54 | .347         | 16.54 | .347          | 16.54 | .347          | 16.54 |
| S (型態) | .245         | 9.63  | .245         | 9.63  | .245          | 9.63  | .245          | 9.63  |
| S與I共變  | .010         | .51   | .010         | .51   | .010          | .51   | .010          | .51   |
| 事後機率   |              |       |              |       |               |       |               |       |
| Class1 | <b>.928</b>  |       | .064         |       | .006          |       | .002          |       |
| Class2 | .154         |       | <b>.765</b>  |       | .064          |       | .017          |       |
| Class3 | .042         |       | .228         |       | <b>.730</b>   |       | .000          |       |
| Class4 | .085         |       | .141         |       | .000          |       | <b>.774</b>   |       |

## （二）異質族群的參數估計與命名

由表 4 的 GMM 的詳細分析結果可知，本研究所使用的 TEPS 資料中的臺灣青少年的學習成就成長軌跡，若區分成三個異質類別時，第一個人數最多的族群共有 2,262 名學生，佔 80.6%，其次為 459 位（16.4%）與 85 位（3%）。進一步的從參數估計結果可知，第一個族群的學習成就呈現遞增漸緩的成長曲線：起點為 .695 ( $t = 39.5, p < .001$ )，平均變動 1.768 ( $t = 69.81, p < .001$ )，第二個族群的學習成就亦呈遞增漸緩的成長曲線，但在最後一波呈現下降的變動曲線。起點低，成長變動亦低：起點為  $-0.204$  ( $t = -1.96, p < .05$ )，平均變動 .651 ( $t = 8.37, p < .001$ )。至於最後一個族群的學習成就起點最低，截距平均值僅有  $-1.209$  ( $t = -5.61, p < .001$ )，但平均變動則有 1.414 ( $t = 6.27, p < .001$ )。

但是，如果將成長軌跡區分成四個族群，則會發現第一個主要族群完全沒有變化，仍佔 80.6%，第二個族群的變化也很小，族群規模略放大至 17.1%，但是起點為  $-0.342$  ( $t = -4.22, p < .01$ )，平均變動 .749 ( $t = 12.85, p < .001$ ) 的趨勢與原來的第二族群也相仿。很明顯的， $k = 3$  與  $k = 4$  兩種模型的主要差異發生在第三群，尤其是第四群最為特殊，起點是四組中最高 .903 ( $t = 4.07, p < .01$ ) 但平均變動無統計意義 ( $-0.484, t = 1.67, ns$ )，顯示此一族群的軌跡屬於起點高的平緩趨勢，但是這個族群僅有 12 個人，比例僅達 .43%。

由前述分析可知， $k = 3$  與  $k = 4$  兩模型僅是對於最後一個族群產生更細膩的分割，使得  $k = 4$  模型的 Entropy 較高，對於主要族群的區辨影響不大，因此為使後續的分析趨於簡效，並使解釋能夠更聚焦於馬太效應與相關因素關係的討論，因此將採  $k = 3$  的三族群模式來進行命名與後續的分析。

在三族群模式中，第一個主要族群的學習狀況良好，不但起點高，成就增幅也最大，因此本研究將之命名為「正常成長群」。相對之下，人數較少的後兩個族群雖然比例較低，但是其學習成就的起點均為負值，因此本研究界定為落後族群。但是第三個族群雖然起點最低，但是仍有正常的進步幅度，因此命名為「落後發展群」。狀況最不理想的族群則為「停滯發展群」。三個族群的學習成長變化軌跡如圖 3 所示。從優弱勢的學習狀況來看，正常成長族群的學習進步狀況良好，因此可視為優勢者，相對之下，另兩個落後族群則為相對弱勢。

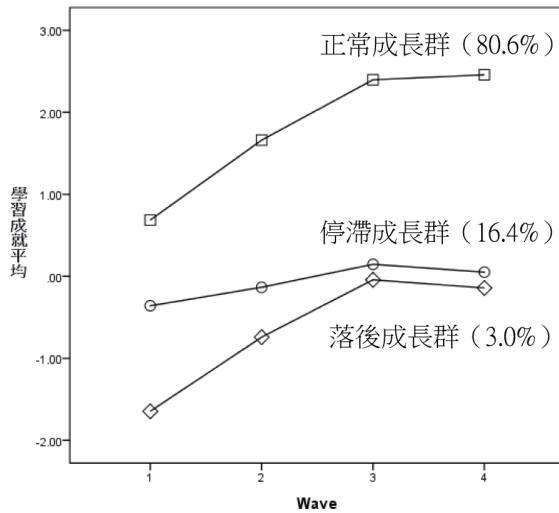


圖 3 不同異質群體的成長軌跡圖示

以混合設計二因子變異數分析來檢驗三個族群學生在四波學習成就平均值高低，發現不但族群主要效果 ( $F(2,2803) = 1904.63, p < .001, \text{Eta}^2 = .576$ ) 與波段主要效果 ( $F(3,8409) = 768.37, p < .001, \text{Eta}^2 = .215$ ) 均達顯著水準，族群與波段的交互作用亦具有統計意義 ( $F(6,8409) = 248.39, p < .001, \text{Eta}^2 = .151$ )，三個效果的淨效果量 ( $\text{Eta}^2$ ) 均相當高，顯示三組差異、波段差異與交互作用均十分明顯。

由於交互作用顯著，因此進行單純主要效果的檢驗，分別就橫斷面下各異質族群的學習成就差異，以及就縱貫面下各波段的學習成就差異，分別進行單因子 ANOVA 分析，結果列於表 5。在橫斷面下的各波段中，三個異質族群在四個波段的  $F$  檢定均達顯著差異，且效果量高達 .427 至 .557。其中在第三波 (W3) 的差異最大，( $F(2,2803) = 1761.23, p < .001, \text{Eta}^2 = .557$ )，表示三個族群學生的學習成就在第三波的差異有高達 55.7% 可由族群差異來解釋，但是 Scheffe 的事後多重比較發現僅有第一族群 (2.40) 顯著優於第二族群 (.15) 與第三族群 (-0.4)，至於第二與第三族群的差異僅為 .189 ( $p = .139$ )，並未具有統計意義。同樣的趨勢也發生在第四波，Scheffe 事後多重比較也發現第一族群 (2.46) 顯著優於第二族群 (.05) 與第三族群 (-0.14)，第二與第三族群的差異並不顯著 ( $p = .259$ )。

表 5 不同異質族群在四波學習成就的差異檢定結果

|                  | Class1<br>正常成長群<br>(N = 2262) |      | Class2<br>停滯成長群<br>(N = 459) |      | Class3<br>落後成長群<br>(N = 85) |      | Total<br>全體<br>(N = 2806) |      | 橫斷面      |                  |
|------------------|-------------------------------|------|------------------------------|------|-----------------------------|------|---------------------------|------|----------|------------------|
|                  | Mean                          | Std  | Mean                         | Std  | Mean                        | Std  | Mean                      | Std  | Oneway F | Eta <sup>2</sup> |
| 第一波 w1           | 0.69                          | 0.64 | -0.36                        | 0.56 | -1.65                       | 0.38 | 0.44                      | 0.82 | 1042.66  | .427             |
| 第二波 w2           | 1.66                          | 0.82 | -0.13                        | 0.75 | -0.74                       | 0.65 | 1.29                      | 1.10 | 1241.23  | .470             |
| 第三波 w3           | 2.40                          | 0.83 | 0.15                         | 0.70 | -0.04                       | 0.74 | 1.96                      | 1.21 | 1761.23  | .557             |
| 第四波 w4           | 2.46                          | 1.04 | 0.05                         | 0.76 | -0.14                       | 0.73 | 1.99                      | 1.38 | 1320.24  | .485             |
| 縱貫面              |                               |      |                              |      |                             |      |                           |      |          |                  |
| Oneway F         | 5495.19                       |      | 71.58                        |      | 171.64                      |      | 4358.82                   |      |          |                  |
| Eta <sup>2</sup> | .708                          |      | .135                         |      | .671                        |      | .608                      |      |          |                  |

註：所有的  $F$  檢定均達 .001 顯著水準。Eta<sup>2</sup> 為淨效果量指標。

在縱貫面下各波段學習成就的比較中，遞變趨勢對於三個異質族群以及對於全體樣本的趨勢並不一致。就全體樣本來說，四個波段的重複測量具有顯著差異，（ $F(3,8415) = 4358.82, p < .001, \text{Eta}^2 = .608$ ），高達 60.8% 的成就分數差異量可由波段解釋。但如果就各族群來看，第一個正常成長族群的學習成就持續進步，四波段平均數差異顯著， $F(3,6783) = 5495.19, p < .001, \text{Eta}^2 = .708$ ，亦即波段解釋變異高達 70.8%，但是另兩個族群波段差異就有明顯不同：停滯成長族群的四波變化效果量僅有 .135， $F(3,1374) = 71.58, p < .001, \text{Eta}^2 = .135$ ，落後成長族群的四波變化效果量雖有 .671， $F(3,252) = 171.64, p < .001, \text{Eta}^2 = .671$ ，但是這兩族群學生到了後面兩個測量波段學習成就均相對不佳。其中以落後發展者的起點最差（-1.65），第四波的成就水準也最低（-.14），可以說是最弱勢的族群。至於停滯進步者雖然起點並非最差（-.36），但是四波之間幾無變化，弱勢最為明顯，很可能在未來的就業或就學機會上居於不利的地位，因此，後續的分析將進行這三個族群的背景狀態分析與羅吉斯迴歸的預測。

#### 四、不同族群的背景分析與預測分析

為瞭解各異質族群的背景特徵差異，以及與個人心理變數與文化資本變數的關係，本節分就三點進行說明。



### (一) 背景變數與家庭狀態分析

對於三個族群在背景變數上的差異比較結果列於表6。就性別而言，三個族群的性別比例差異並不明顯， $\chi^2(2) = 1.44, p = .487$ ，換言之，優弱勢族群與性別差異無關。在家庭結構因素中，非缺位家庭（與父母同住者）的學生比例與族群類型具有顯著關聯， $\chi^2(2) = 58.51, p < .001$ ，非缺位家庭比例最高者為正常成長族群（88.9%），停滯成長族群（79.5%）與落後成長族群（67.1%）相對較低。

若就子女數來看，正常、停滯、落後成長三族群的家庭平均子女數分別為1.29（Std = .63）、1.42（Std = .74）、1.51（Std = .88），效果量雖小但具有顯著差異（ $F(3,2803) = 11.98, p < .001, \eta^2 = .008$ ），若就出生序來看，不同族群在獨生子女則無差別， $\chi^2(2) = .22, p = .895$ 。這些結果顯示，弱勢族群家庭所要關注的子女數較多，但非是否為獨生子女或性別問題。

若就族群的居住區位來看，三個異質族群居住於城鎮鄉的比例不同，第一波時已有顯著差異， $\chi^2(2) = 57.92, p < .001$ ，第三波時差異更明顯， $\chi^2(2) = 87.17, p < .001$ 。其中正常成長組群在第一波時有59.7%居住於都會地區，到了第三波時增至63.6%，但是停滯成長族群在第一三波時居住於都會地區僅有44.2%與52.3%，落後成長族群更低，僅為38.8%與32.9%，顯示弱勢族群的居住區位較偏向鄉鎮地區。但就社經地位指標來說，父母教育水準（ $\chi^2(2) = 3.91, p = .951$ ； $\chi^2(2) = 10.74, p = .378$ ）與家庭收入水準（ $\chi^2(2) = 8.95, p = .537$ ）等各背景變數亦與三個組群的分化無關。顯示本研究鑑別的三個學習變動族群與社經地位指標關係不大，但與家庭區位有關。

### (二) 教育分流與學校類型

如果就三個族群就讀學校的狀況來分析，差異也十分明顯。在第一波（國中階段）與第三波（高中階段）時，正常成長族群就讀於公立學校的比例分別為85.7%與79.0%，中學時多就讀於普通學程佔67.6%，高職僅有17.8%，綜合學程則有12.3%。相對之下，停滯成長族群在國中時就讀於公立學校者高達90.8%，但中學時大幅降至31.6%，且中學時就讀於普通學程者僅佔20.5%，高職則高達46.4%，綜合學程為24.2%。落後成長族群的分流效果則更明顯，在國中時就讀於公立學校者高達92.9%，但中學時更降至29.4%且多就讀高職（51.8%）與綜合學程（28.2%），普通學程僅有14.1%。

表 6 不同異質族群在各背景變數上的差異檢定結果

| 變數          | Class1<br>正常成長群 |       | Class2<br>停滯成長群 |       | Class3<br>落後成長群 |       | Total |       | $\chi^2$ test |
|-------------|-----------------|-------|-----------------|-------|-----------------|-------|-------|-------|---------------|
|             | freq            | %     | freq            | %     | freq            | %     | freq  | %     |               |
| <b>性別</b>   |                 |       |                 |       |                 |       |       |       |               |
| 女           | 1133            | 50.1% | 244             | 53.2% | 43              | 50.6% | 1420  | 50.6% | 1.44          |
| 男           | 1129            | 49.9% | 215             | 46.8% | 42              | 49.4% | 1386  | 49.4% |               |
| <b>生序</b>   |                 |       |                 |       |                 |       |       |       |               |
| 非獨生         | 2096            | 93.9% | 416             | 93.3% | 75              | 93.8% | 2587  | 93.8% | .22           |
| 獨生          | 137             | 6.1%  | 30              | 6.7%  | 5               | 6.3%  | 172   | 6.2%  |               |
| <b>家庭</b>   |                 |       |                 |       |                 |       |       |       |               |
| 缺位          | 251             | 11.1% | 94              | 20.5% | 28              | 32.9% | 373   | 13.3% | 58.51***      |
| 完整          | 2011            | 88.9% | 365             | 79.5% | 57              | 67.1% | 2433  | 86.7% |               |
| <b>城鄉別</b>  |                 |       |                 |       |                 |       |       |       |               |
| W1 鄉村       | 95              | 4.2%  | 43              | 9.4%  | 6               | 7.1%  | 144   | 5.1%  | 57.92***      |
| 城鎮          | 816             | 36.1% | 213             | 46.4% | 46              | 54.1% | 1075  | 38.3% |               |
| 都會          | 1351            | 59.7% | 203             | 44.2% | 33              | 38.8% | 1587  | 56.6% |               |
| W3 鄉村       | 50              | 2.2%  | 37              | 8.1%  | 10              | 11.8% | 97    | 3.5%  | 87.17***      |
| 城鎮          | 773             | 34.2% | 182             | 39.7% | 47              | 55.3% | 1002  | 35.7% |               |
| 都會          | 1439            | 63.6% | 240             | 52.3% | 28              | 32.9% | 1707  | 60.8% |               |
| <b>家庭收入</b> |                 |       |                 |       |                 |       |       |       |               |
| 2萬以下        | 228             | 10.3% | 48              | 10.7% | 5               | 6.1%  | 281   | 10.2% | 8.95          |
| 未滿5         | 926             | 41.6% | 185             | 41.4% | 30              | 36.6% | 1141  | 41.4% |               |
| 未滿10        | 788             | 35.4% | 153             | 34.2% | 34              | 41.5% | 975   | 35.4% |               |
| 未滿15        | 180             | 8.1%  | 32              | 7.2%  | 10              | 12.2% | 222   | 8.1%  |               |
| 未滿20        | 62              | 2.8%  | 18              | 4.0%  | 1               | 1.2%  | 81    | 2.9%  |               |
| 20以上        | 40              | 1.8%  | 11              | 2.5%  | 2               | 2.4%  | 53    | 1.9%  |               |
| <b>父親教育</b> |                 |       |                 |       |                 |       |       |       |               |
| 國中以下        | 753             | 35.1% | 149             | 34.4% | 24              | 30.4% | 926   | 34.8% | 3.91          |
| 高中職         | 805             | 37.5% | 152             | 35.1% | 30              | 38.0% | 987   | 37.1% |               |
| 專科          | 327             | 15.2% | 73              | 16.9% | 15              | 19.0% | 415   | 15.6% |               |
| 大學          | 194             | 9.0%  | 46              | 10.6% | 8               | 10.1% | 248   | 9.3%  |               |
| 研究所         | 55              | 2.6%  | 11              | 2.5%  | 2               | 2.5%  | 68    | 2.6%  |               |
| <b>母親教育</b> |                 |       |                 |       |                 |       |       |       |               |
| 國中以下        | 828             | 38.1% | 190             | 42.8% | 25              | 31.3% | 1043  | 38.6% | 10.74         |
| 高中職         | 945             | 43.4% | 178             | 40.1% | 38              | 47.5% | 1161  | 43.0% |               |
| 專科          | 236             | 10.8% | 44              | 9.9%  | 13              | 16.3% | 293   | 10.9% |               |
| 大學          | 116             | 5.3%  | 26              | 5.9%  | 2               | 2.5%  | 144   | 5.3%  |               |
| 研究所         | 25              | 1.1%  | 4               | .9%   | 1               | 1.3%  | 30    | 1.1%  |               |

(續下頁)

| 變數          | Class1<br>正常成長群 |       | Class2<br>停滯成長群 |       | Class3<br>落後成長群 |       | Total |       | $\chi^2$ test |
|-------------|-----------------|-------|-----------------|-------|-----------------|-------|-------|-------|---------------|
|             | freq            | %     | freq            | %     | freq            | %     | freq  | %     |               |
| <b>公私立</b>  |                 |       |                 |       |                 |       |       |       |               |
| W1公立        | 1938            | 85.7% | 417             | 90.8% | 79              | 92.9% | 2434  | 86.7% | 11.81**       |
| W1私立        | 324             | 14.3% | 42              | 9.2%  | 6               | 7.1%  | 372   | 13.3% |               |
| W3公立        | 1786            | 79.0% | 145             | 31.6% | 25              | 29.4% | 1956  | 69.7% | 472.82***     |
| W3私立        | 476             | 21.0% | 314             | 68.4% | 60              | 70.6% | 850   | 30.3% |               |
| <b>學校類型</b> |                 |       |                 |       |                 |       |       |       |               |
| 普通學程        | 1528            | 67.6% | 94              | 20.5% | 12              | 14.1% | 1634  | 58.2% | 432.28***     |
| 綜合學程        | 278             | 12.3% | 111             | 24.2% | 24              | 28.2% | 413   | 14.7% |               |
| 高職          | 402             | 17.8% | 213             | 46.4% | 44              | 51.8% | 659   | 23.5% |               |
| 五專          | 54              | 2.4%  | 41              | 8.9%  | 5               | 5.9%  | 100   | 3.6%  |               |

\*\*  $p < .01$  \*\*\*  $p < .001$

由前述資料可以清楚的看出，教育分流與三個族群異質性關係密切，尤其在第三波中學時代的變化尤為明顯。弱勢族群集中於高職與綜合學程等技術導向的學習環境，而且不容易進入公立學校就讀，顯示教育機會確實具有不相同的基礎。

### (三) 心理與社會變數

對於學生個人的自我效能、學習策略與所身處的家庭文化資本概況等社會與心理變數在三個異質團體上的ANOVA分析結果列於表7。其中具有顯著差異者為學習策略( $F(2,2756) = 16.33, p < .001, \text{Eta}^2 = .012$ )，Scheffe多重比較檢定結果發現正常成長族群(2.98)顯著優於停滯成長(2.82)與落後成長(2.80)兩者。學習開放性則在三個異質團體無顯著差別，自我效能僅有微弱的差異( $F(2,2756) = 3.94, p < .05, \text{Eta}^2 = .003$ )，且僅為正常成長組(3.06)略高於停滯成長組(2.99)。這些結果顯示，優勢族群的學習內涵與方式對於本研究所使用的學習成就指標較有幫助，而非學生的學習投入或特質。相較之下，弱勢族群的學習內涵與方式相對較差，此一結果與前一節關於教育分流的關係有相互呼應之處。

在文化資本上的差異，ANOVA分析結果發現僅在負向文化資本有顯著不同， $F(2,2769) = 23.70, p < .001, \text{Eta}^2 = .017$ 。其中以落後成長族群的分數最高(7.97)、停滯成長次之(7.51)，正常成長族群最低(7.24)。相對之下，正向的家庭文化資本則無差異， $F(2,2764) = .30, p = .742$ ，顯示家庭所提供的文化資本多寡，在三個族群當中並沒有什麼不同。

表 7 不同異質族群在各心理與社會變數的差異檢定結果

|        | Class1 |      | Class2 |      | Class3 |      | 全體   |      | F        | Eta <sup>2</sup> |
|--------|--------|------|--------|------|--------|------|------|------|----------|------------------|
|        | 正常成長群  |      | 停滯成長群  |      | 落後成長群  |      |      |      |          |                  |
|        | Mean   | Std  | Mean   | Std  | Mean   | Std  | Mean | Std  |          |                  |
| 學習策略   | 2.98   | 0.58 | 2.82   | 0.65 | 2.80   | 0.58 | 2.95 | 0.60 | 16.33*** | .012             |
| 學習投入   | 2.97   | 0.60 | 2.93   | 0.65 | 2.87   | 0.60 | 2.96 | 0.61 | 1.90     | .001             |
| 學習開放性  | 3.21   | 0.64 | 3.21   | 0.66 | 3.26   | 0.63 | 3.21 | 0.64 | 0.27     | .000             |
| 自我效能   | 3.06   | 0.50 | 2.99   | 0.53 | 2.97   | 0.48 | 3.04 | 0.50 | 3.94*    | .003             |
| 正向文化資本 | 5.07   | 1.96 | 5.04   | 2.01 | 4.90   | 1.85 | 5.06 | 1.96 | .30      | .000             |
| 負向文化資本 | 7.24   | 0.87 | 7.51   | 1.83 | 7.97   | 2.64 | 7.30 | 1.17 | 23.70*** | .017             |

\*  $p < .05$  \*\*\*  $p < .001$ 

#### (四) 教育抱負水準的異質性

經過了卡方分析，不同族群學生在教育抱負水準上的差異發現具有顯著不同，結果列於表 8。從表 8 的列聯表資料顯示，弱勢族群的教育抱負水準偏低，優勢族群者則有較高的教育抱負水準。正常成長族群者依其能力評價傾向於中高層次的教育抱負水準，例如第四波時認為自己可以念到碩士者有 39.6%，博士者有 31.8%，合計達七成。相對之下，弱勢族群對其能力評價則傾向於中低層次的教育抱負水準，例如落後成長群認為自己的能力只能念到博碩士者合計僅有 42%，停滯成長群更只有 32.3%。

#### (五) 各相關變數與異質族群的羅吉斯迴歸分析

從前述的分析可以看出，教育分流、家庭區位、負向文化資本等變數在三個異質族群上的差異具有顯著意義。為了檢驗所有的變數對於三個異質族群的區辨力，辨識何者具有顯著意義，以多元羅吉斯迴歸進行分析的結果發現，所有預測變數進行分類預測的整體模式的解釋力能夠有效改善  $-2LL$  值， $\chi^2(42) = 787.69, p < .001$ ，模式的 Nagelkerke  $R^2 = .413$ ，McFadden  $R^2 = .291$ ，正確分類比率達到 84.3%，顯示迴歸模型對於不同族群的預測有一定的水準，參數估計結果列於表 9。

表 8 不同異質族群在教育抱負水準的差異檢定結果

| 教育抱負水準 | Class1<br>正常成長群 |       | Class2<br>停滯成長群 |       | Class3<br>落後成長群 |       | Total |       | $\chi^2$ test |
|--------|-----------------|-------|-----------------|-------|-----------------|-------|-------|-------|---------------|
|        | Freq            | %     | Freq            | %     | Freq            | %     | Freq  | %     |               |
| W1     |                 |       |                 |       |                 |       |       |       |               |
| 高中職專科  | 19              | 1.0%  | 24              | 6.5%  | 4               | 6.6%  | 47    | 2.0%  | 227.17***     |
| 大學學院   | 86              | 4.6%  | 71              | 19.2% | 14              | 23.0% | 171   | 7.4%  |               |
| 碩士學位   | 966             | 51.3% | 211             | 57.2% | 33              | 54.1% | 1210  | 52.3% |               |
| 博士學位   | 812             | 43.1% | 63              | 17.1% | 10              | 16.4% | 885   | 38.3% |               |
| W2     |                 |       |                 |       |                 |       |       |       |               |
| 高中職專科  | 8               | .4%   | 2               | .5%   | 0               | 0.0%  | 10    | .4%   | 291.58***     |
| 大學學院   | 45              | 2.3%  | 66              | 16.3% | 12              | 16.0% | 123   | 5.0%  |               |
| 碩士學位   | 855             | 42.8% | 258             | 63.9% | 49              | 65.3% | 1162  | 46.9% |               |
| 博士學位   | 1088            | 54.5% | 78              | 19.3% | 14              | 18.7% | 1180  | 47.7% |               |
| W3     |                 |       |                 |       |                 |       |       |       |               |
| 高中職專科  | 18              | 1.0%  | 22              | 6.0%  | 4               | 5.9%  | 44    | 2.0%  | 235.31***     |
| 大學學院   | 607             | 34.4% | 257             | 70.0% | 40              | 58.8% | 904   | 41.1% |               |
| 碩士學位   | 624             | 35.4% | 47              | 12.8% | 12              | 17.6% | 683   | 31.1% |               |
| 博士學位   | 513             | 29.1% | 41              | 11.2% | 12              | 17.6% | 566   | 25.8% |               |
| W4     |                 |       |                 |       |                 |       |       |       |               |
| 高中職專科  | 12              | .6%   | 28              | 7.1%  | 4               | 5.8%  | 44    | 1.8%  | 275.40***     |
| 大學學院   | 543             | 28.0% | 241             | 60.7% | 36              | 52.2% | 820   | 34.1% |               |
| 碩士學位   | 768             | 39.6% | 73              | 18.4% | 17              | 24.6% | 858   | 35.7% |               |
| 博士學位   | 617             | 31.8% | 55              | 13.9% | 12              | 17.4% | 684   | 28.4% |               |

\*\*\*  $p < .001$

由表 9 的參數檢定結果可以發現，停滯成長與落後成長兩個族群對於正常成長族群的區辨，同時具有顯著意義的解釋變數為 w1 公立、w3 公立、w3 高職學程、w3 鄉村、缺位家庭、負向資本。這些解釋變數不僅同時可以用於兩個弱勢族群對於正常成長族群的區辨，其解釋力也十分明顯。其中解釋力最強者幾乎都與教育分流或學校區位有關：「高中就讀公立者」對於族群區辨力最高，停滯成長群的 Wald = 205.19, Exp (B) = .11，落後成長群的 Wald = 72.05, Exp (B) = .07。同樣的，「高中就讀鄉村者」對於族群區辨力也很高，停滯成長群對比的 Wald = 14.09, Exp (B) = 3.47，落後成長群對比的 Wald = 20.31, Exp (B) = 16.28。「高中就讀高職者」在停滯成長群對比的 Wald = 9.28, Exp (B) = 2.45，落後成長群對比的 Wald = 10.20, Exp (B) = 14.24。顯示在什麼地方讀什麼學校最能辨識這三個族群。

表 9 多元羅吉斯迴歸分析結果摘要表

|                         | 停滯成長對比正常成長 |     |        |      |         | 落後成長對比正常成長 |      |       |      |         |
|-------------------------|------------|-----|--------|------|---------|------------|------|-------|------|---------|
|                         | B          | SE  | Wald   | p    | Exp (B) | B          | SE   | Wald  | p    | Exp (B) |
| 截距                      | -2.57      | .76 | 11.55  | .001 |         | -9.08      | 1.90 | 22.97 | .000 |         |
| 性別 = 女 <sup>b</sup>     | .20        | .14 | 2.13   | .145 | 1.22    | .00        | .28  | .00   | .990 | 1.00    |
| 子女數                     | .24        | .11 | 4.51   | .034 | 1.27    | .39        | .20  | 3.62  | .057 | 1.47    |
| 家庭 = 缺位 <sup>g</sup>    | .60        | .18 | 10.53  | .001 | 1.82    | 1.10       | .32  | 11.90 | .001 | 3.00    |
| 生序 = 非獨生 <sup>d</sup>   | -.59       | .32 | 3.38   | .066 | .55     | .62        | 1.09 | .32   | .572 | 1.86    |
| 父親教育 <sup>a</sup>       | .20        | .09 | 5.21   | .022 | 1.22    | .00        | .19  | .00   | .995 | 1.00    |
| 母親教育 <sup>a</sup>       | -.21       | .11 | 3.88   | .049 | .81     | .17        | .22  | .60   | .439 | 1.18    |
| 家庭月收入 <sup>a</sup>      | .00        | .08 | .00    | .975 | 1.00    | -.02       | .16  | .01   | .925 | .98     |
| w1 城鄉 = 鄉 <sup>c</sup>  | .36        | .30 | 1.38   | .239 | 1.43    | -1.05      | .65  | 2.64  | .104 | .35     |
| w1 城鄉 = 鎮 <sup>c</sup>  | .53        | .17 | 10.00  | .002 | 1.71    | .18        | .35  | .28   | .599 | 1.20    |
| w3 城鄉 = 鄉 <sup>c</sup>  | 1.24       | .33 | 14.09  | .000 | 3.47    | 2.79       | .62  | 20.31 | .000 | 16.28   |
| w3 城鄉 = 鎮 <sup>c</sup>  | -.15       | .17 | .75    | .387 | .86     | 1.04       | .36  | 8.41  | .004 | 2.83    |
| w1 公立 <sup>e</sup>      | .64        | .23 | 7.96   | .005 | 1.90    | 1.91       | .75  | 6.48  | .011 | 6.74    |
| w3 公立 <sup>e</sup>      | -2.19      | .15 | 205.19 | .000 | .11     | -2.73      | .32  | 72.05 | .000 | .07     |
| w3 學程 = 普通 <sup>f</sup> | -1.16      | .30 | 15.04  | .000 | .31     | .35        | .86  | .16   | .687 | 1.41    |
| w3 學程 = 綜合 <sup>f</sup> | -.08       | .29 | .07    | .791 | .93     | 1.55       | .82  | 3.60  | .058 | 4.70    |
| w3 學程 = 高職 <sup>f</sup> | .89        | .29 | 9.28   | .002 | 2.45    | 2.66       | .83  | 10.20 | .001 | 14.24   |
| 學習策略                    | -.44       | .14 | 9.25   | .002 | .65     | -.14       | .29  | .24   | .622 | .87     |
| 學習投入                    | .22        | .14 | 2.53   | .111 | 1.24    | -.01       | .27  | .00   | .975 | .99     |
| 開放性格                    | .18        | .12 | 2.26   | .132 | 1.20    | .15        | .24  | .41   | .523 | 1.16    |
| 正向資本                    | -.02       | .04 | .22    | .639 | .98     | -.06       | .08  | .52   | .471 | .94     |
| 負向資本                    | .23        | .05 | 18.59  | .000 | 1.26    | .25        | .08  | 11.31 | .001 | 1.29    |

註：<sup>a</sup>為簡化解釋變數檢定，避免順序變數（父母親教育與家庭月收入）產生過多類別虛擬變數，故以連續變數形式投入方程式。<sup>b</sup>性別以男性為參照，<sup>c</sup>城鄉別以都會為參照，<sup>d</sup>出生序以獨生子女為參照，<sup>e</sup>公私立別以私立為參照，<sup>f</sup>學程以五專為參照，<sup>g</sup>缺位家庭以非缺位為參照。

另外, 負向文化資本與缺位家庭也能夠非常有效率的區辨優弱勢族群, 負向文化資本在停滯成長群對比的  $Wald = 18.59$ ,  $Exp(B) = 1.26$ , 落後成長群對比的  $Wald = 11.31$ ,  $Exp(B) = 1.29$ ; 缺位家庭在停滯成長群對比的  $Wald = 10.53$ ,  $Exp(B) = 1.82$ , 落後成長群對比的  $Wald = 11.90$ ,  $Exp(B) = 3$ , 這些解釋變數皆能穩定的區辨兩個弱勢族群與正常成長族群。

兩組對比比較中, 停滯成長群對比於正常成長族群的獨特解釋變數較多, 其中以中學就讀於普通高中者的檢定值最強 ( $Wald = 15.04$ ,  $Exp(B) = .31$ ), 其次為國中就讀的地區是鄉鎮而非都會者有較高的停滯成長族群機率 ( $Wald = 10.00$ ,  $Exp(B) = 1.71$ ), 值得注意的是, 父母教育的預測力恰好相反, 停滯成長者的父親教育水準較高 ( $Wald = 5.21$ ,  $Exp(B) = 1.22$ ) 但是母親教育水準較低 ( $Wald = 3.88$ ,  $Exp(B) = .81$ )。對於落後成長族群與正常成長族群的分類能夠獨立預測者僅有 w3 城鎮 ( $Wald = 8.41$ ,  $Exp(B) = 2.83$ ), 顯示中學在城鎮就讀而非都會就讀時有較高成為落後成長族群的機率。

## 肆、討論與結論

社會文化條件、族群或家庭背景、個人條件等種種因素影響個人教育機會的取得, 進而影響個人職業取得、收入與成就, 被視為一種社會常規, 也正因如此, 教育機會均等理想的實現, 成為普世價值與基本教育目標。然而教育機會均等的意義不僅在於教育的過程, 更反映在個人不同學習階段的學習成果。隨著年齡的增長與教育年數的提升, 學生學習成就應有一定的增進, 形成學習成就的增長軌跡, 然而身處不同學習機會與條件之下的學生, 其學習成就曲線未必全然相同, 亦即本研究所欲估計的成長軌跡的異質群體, 而這些屬於不同族群的學生是否即是學習上的優勢族群或弱勢族群, 需要以詳細的統計分析來進行檢驗。本研究利用臺灣教育長期追蹤資料庫中 2,806 名持續追蹤的學生學習概況, 以 LGM、GMM 與一系列後續統計檢定具體回答四個問題, 茲將研究結果整理說明如下:

### 一、學習成長的非線性軌跡與多元異質性

根據分析結果發現, 全體樣本學生學習成就的成長軌跡呈現非線性的

遞增的成長曲線，學生的起始能力與成長速率具有正相關，顯示隨著時間的遞移，起始能力高與低的學生，其能力的差距會逐漸擴大，此一結果不僅與西方學者（例如 Fraine et al., 2007; Muthén & Khoo, 1998）的研究結果一致，也在國內的實徵研究中有相同的發現（例如游錦雲、陳敏瑜、曾秋華、李慧純，2009；李敦仁，2010；林碧芳，2011）。然而成長曲線的起始水準與成長速率具有正向關係並存在相當程度的個別差異，因此可以推知可能存在著異質族群，可進一步利用 GMM 來進行辨識。

經過 GMM 的分析，臺灣青少年學習成就成長軌跡存在著三至四個明顯的異質族群，由於四族群模式雖有最低的亂度（最高的 entropy），但最後一個族群比例僅達 0.3%，解釋價值不高，因此本研究最後採用三群體作為後續檢驗的異質模式。其中最主要的一群學生的學習成就呈現遞增漸緩的成長曲線，亦即符合前述所提及的學習變動趨勢，因此本研究將之命名為「正常成長族群」。另外兩個族群的共同特色具有偏低的起始能力，顯示從第一波測量開始，這些學生的學習成就即已經相對低落。但隨著時間的發展，部分學生如同正常成長族群學生般的進步，本研究將之命名為「落後成長族群」。然而卻有另外一群學生，隨著時間的發展，其學習成就並沒有進步甚至有所退化，因此將其命名為「停滯成長族群」。這兩群學生在本研究中被視為弱勢族群，因為他們的學習成就偏向低落，一個非常可能的原因是因為他們處於不利的學習環境中，造就了他們的低迷不振的學習軌跡。

## 二、優弱族群軌跡存在馬太效應

從數據分析結果可以發現，全體樣本的截距因子與型態因子具有正向關係，但是以 GMM 區辨出三個異質族群後，截距與型態因子的正相關在各異質族群內即不復存在，而且三個異質族群具有不同遞增或遞減的型態變化，顯示學生的學習成就隨著時間的演變，高者更高而低者更低，兩者之間的差異會逐漸擴大，成為扇形的擴展現象，亦即存在馬太效應，此一發現不僅呼應了理論層次的觀點，更值得教育實務與政策制訂者的重視。就如同本文所引述的駱明慶（2002）以長期縱貫資料所發現的菁英學生背景的分析發現，學生後期的成就相當程度被遠期條件所決定，號稱最能達到社會正義公平的聯考制度，卻只是不平衡的教育選擇機制當中體現其影



響的一個中間過程，教育機會存在非經濟分配的因素而存在起點不平等的現象，對於弱勢族群的關注與實質協助是落實教育機會平等的救濟手段。

本文的研究發現確認了馬太效應確實存在於臺灣青年學子的學習經驗當中，辨識出兩群相對於正常成長學生之外的弱勢族群，但更重要的是能夠具體協助這些學習不利者，擁有適當的發展條件。事實上，教育部在相關專家學者的建議與支持下，也開始正視學習弱勢者的輔導與救濟，例如自104學年度起推動的起飛計畫，鼓勵國立大學招收弱勢生並建立完善的弱勢學生學習輔導機制，從經濟扶助措施面擴大至入學機會的保障弱勢學生，因而有了臺師大的晨光計畫、清大旭日組、交大旋坤揚帆組、政大政星組、陽明璞玉計畫、中山南星計畫、中央向日葵計畫等，朝向社會正義與教育機會平等的實現邁開重要的一步。

從學術研究的立場來看，統計模式雖能辨識成長軌跡的異質族群，但是卻無法從理論或實務層次回答馬太效應實質成因與內涵。誰屬於富者越富者，誰屬於貧者越貧者，無法單從軌跡的本身，或從水準與型態因子間的正相關來判讀，必須進一步藉由其他變數來進行判讀。在最近的一篇研究中，林碧芳（2011）利用高低文化資本的分割來進行多樣本潛在成長曲線模型分析，發現高文化資本者之學習成就軌跡存在著富者越富的趨勢，低文化資本者的學習成就軌跡則呈現貧者越貧的現象，作者主張此一現象即反映馬太效應，並以文化資本論作為馬太效應的論述基礎。但是值得懷疑的是為何造就馬太效應的原因僅止於文化資本的高低分群，難道沒有別的原因？

本研究主張，學習軌跡的不同型態其本質是異質母體的存在，對於異質性的解釋原因自然無法用單一變數來加以解釋，而應以潛在變數來定義，因此本研究與先前學者的主要不同作法，即是主張以潛在分群代替外顯分群，並利用混合模式來辨識不同異質群體的可能性，辨識出來之後再以各項指標來加以釐清異質樣態的意義與內涵，並進而得以回答究竟誰才是學習上的弱勢族群，這些弱勢族群集中於何處？接受何種的教育處遇？甚至於未來的際遇將是如何，都應該深入加以探究，除了豐富學術發現，更能提供政策制訂者更充分的學術研究結論據以擬定相關輔助方案與救濟措施。因此，從方法學的角度來看，透過混合模式的分群估計，配合後

續的檢定分析，使得我們得以進行軌跡的異質性的成因分析，得到更細膩的成長遞變意涵，是本文在方法學上的貢獻。

### 三、教育分流反映了弱勢族群的可能肇因

關於第四個研究問題的回答，本研究利用一系列的統計檢定與分析，檢驗了包括個人背景變數、社會經濟條件變數、教育分流與學校屬性變數對於異質軌跡的影響與解釋，發現中學時代的教育分流與就學區位是解釋異質族群的主要變數，而非個人家庭或背景因素。相對於正常成長者的增長軌跡，另外兩個學習成就狀況不盡理想的族群（起點偏低但未能進步的停滯成長者，以及起點最低但卻仍有進展的落後成長者），關係最為密切的並非心理及社會變數，而是與教育分流有關的學校區位與性質。研究結果發現，不論是停滯成長者或落後發展者，皆集中於高職與綜合學程等技術導向的校園，而且不容易進入公立學校就讀，此一現象在第三波之後趨於明顯，顯示教育分流與學習成長軌跡的異質性有相當的關聯，也可以據以推論這兩群學生的學習成就不利，一方面也即是因為所身處的教育機會確實具有不同的基礎。

在最近的一篇也是以 TEPS 的學生學習成就資料所進行的研究，李敦義（2011）以配對傾向分數分析了國內中學分流政策的影響，發現基於延遲分化、適性發展、多元選擇、升學就業兼顧等功能所提出的綜合高中分流政策，並無助於學生的學習成就，但是傳統學術導向的分流學生仍是最有利的成就族群（普通高中學術組的平均高達 69.96 分），高職仍是最不利的族群（平均僅有 56.17 分），如何分流與時間早晚並非是影響學生學習成就的主要因素，長期以來華人社會「萬般皆下品，唯有讀書高」所成就的「普通高中」優於「技職高中」的教育價值分流，所造成的階層化才是關鍵角色，也持續影響臺灣人才培育政策與社會發展。事實上，國內早期的一些研究即已發現教育分流是影響學生後期發展與地位取得的重要影響因素，例如林大森（2002）利用「臺灣地區社會變遷基本調查」二期三次階層組的資料分析發現，公立高中分流途徑學生最有利於往後的三高地位（高教育、高職業與高收入）的取得，最不利者則為私立高職軌道的學生。事實上，林大森（2002）的研究係延續更早之前章英華、薛承泰與黃毅志（1996）等學者對於教育分流與社會經濟地位的研究，在職業地位

和收入機會等不平等的「階層化」(stratification)之外，主張「教育分流階層化」的存在，確立「高中優於高職」與「公立優於私立」現象，以及對於後續地位取得影響的實徵證據。此一結論與本研究的發現不謀而合，不僅證實教育分流大於社經地位與個人條件的影響，提供了本研究所主張的教育馬太效應的主要解釋成因。

值得注意的是，從臺灣的教育制度可以得知教育分流發生在國中升高中的階段，在國中時期的教育成就低落與分流並無關係。本研究所以估計得到的兩個學習成就不利族群當中，「落後成長族群」雖然起點低，但是到了高中仍會有進步，因此可以解釋為他們仍獲得一定的教導而成長，亦即雖然成就不佳，但是分流後有漸入佳境，因此不宜定義為弱勢者。相對之下，「停滯成長族群」成就起點未必低於落後成長族群，但其未能在分流後繼續獲得成長進步，符合了弱勢的定義。因而與此一族群的學生有相似背景學生的輔導與救濟，是落實社會正義與教育機會平等的更有意義的作為。

#### 四、文化資本教育優勢論之多元方法觀點

在教育文獻上，對於文化資本在教育成就上的優勢地位之討論可說是不勝枚舉。從直觀來看，文化資本創造了教育機會的優勢，因此處於高社經地位或擁有較多文化資本者自然屬於教育的優勢族群，相對之下，缺乏文化資本者則相對欠缺學習資源與有利條件，因此應該被視為弱勢族群。事實上，實徵研究的結論也多支持了文化資本有利於學習成就的理論觀點，因而在教育領域皆以社會經濟條件來論述學習的優弱勢，例如 McCoach、O'Connell、Reis 與 Levitt (2006) 和 Morgan 與 Todd (2008) 的研究發現低能力的學童通常都處於低社經地位的家庭，除了能力落後，且學習的成長速率也較緩慢。國內學者李敦仁與余民寧 (2005) 以 TEPS 資料所進行的結構方程模式分析也證實了父母社經地位會直接影響子女教育成就，亦會間接透過手足數目和家庭教育資源，間接影響子女教育成就。林碧芳 (2011) 甚至以高低文化資本的族群差異作為教育優弱勢族群的判定基準，再利用多樣本成長模式來支持教育的馬太效應的存在，都是植基於文化資本再製卓越成就的觀點。

本研究結果發現，三個不同異質族群者在文化資本擁有量的多寡並無差異，反而是在負向文化資本與不良的家庭結構關係，更能辨識學生屬於正常組還是弱勢組，同時社經地位指標也都不是三個族群具有區辨力的變數，反映了學習軌跡的劣勢未必起因於經濟與文化條件，而是在於選擇的過程。此一發現與過去以文化資本論或家庭教育資源理論為基礎所進行的研究結果（例如林碧芳，2011；李敦仁、余民寧，2005）之所以不一致，主要的原因是本研究採用了異質性分類技術，先將學生學習成就軌跡加以分離之後，再針對類似背景的同質性族群進行相關背景因素分析，此一過程所強調的是「軌跡異質性」的成因，而非「學業成就高低」的解釋。也正因為異質團體差異並非取決於傳統的文化資本或社經地位變數，因此兩個不同異質族群（例如正常成長與落後成長兩者）可能有類似的社經文化條件造就進步成長的軌跡，但因為處於不同的學制分流或區位條件而被分割為兩個不同族群，在進行異質團體間的比較時，就無法看出這些傳統變數的影響力。也就是說，異質族群的組間差異雖無法被文化資本或社經地位所解釋，並不代表這些傳統變數的影響力並不存在，而是因為異質性分析模式焦點不同使然。

雖然本研究與先前研究結論的不一致相當程度歸因於方法的差異，但是也突顯出文化資本論在教育弱勢與教育機會不平等的議題中的角色，應有更進一步檢證的必要。至少從本研究的發現可知，正常成長的主流族群與落後成長族群兩者都有向上成長的成就軌跡，顯然支撐其持續向上進步的軌跡的力量，並非完全取決於較佳的文化社會條件或豐厚的家庭資源，相對之下，停滯不前的學生學習成就，也並非缺乏資源，更可能是其生活經驗當中的不利經驗與教育分流的結果。異質群體的辨識技術的進步，提供了我們對於教育影響與學習成就複雜因素不同的觀點，也為文化資本再製論提供一個不同解讀的框架與角度。從本研究的結果來看，學生學習成就優弱勢的成因最可能的解答，是學生所身處的社會文化框架、教育體系與制度設計，以及聖經馬太福音當中古老智慧的提醒與告誡。誠如 Gladwell 在《異數：超凡與平凡的界線在哪裡？》（*Outliers: The Story of Success*）一書引述社會學家莫頓的優勢累積論所說：

「……成功者愈能得到特別的成功機會而變得更成功；愈富有的，稅額減免的額度愈高；成績最好的學生愈能得到老師的關注。……小小的差異使他得到更好的機會，同輩愈差越多，最後就遠遠落後了。最初那一丁點的差異使他出類拔萃，最後成了真正突出的人。」（廖月娟譯，2009，頁 26）。

從學習軌跡可以確知，不同異質族群的成就差異在起點就已存在，但落後或突出隨著時間而擴大。學生學習成就與學校教育機會的提供，一方面是個人與體系關係的互動，更會影響個體與集體的發展，除了需要哲學思潮與理論對話，更需要大型教育調查提供實徵的證據。

#### 五、本研究的限制與建議

本研究的主要目的在辨識不同的異質軌跡，利用 GMM 來進行成就軌跡的分群，藉以回答學生學習成就是否存在優弱族群與馬太效應。從方法的角度來看，混合模式確實能有效辨識學生異質族群樣態，有別於傳統策略將全體學生視為同質團體來辨識哪些變數影響了學生的學業成就的高低優劣，因此雖然同是以 TEPS 作為分析的資料，但本研究採用了多階段的分析策略，以異質團體的辨識為核心，進而分析分群後的影響因素，方法上的多元觀點提供了相同的研究資料而有不同的解讀，突顯出方法多元性的價值所在。相對的，正因為混合模式倚賴統計指標從資料本身來判定異質族群的存在，不同的資料可能產生不同的分群結果，亦即存在著樣本依賴與未定性的威脅，如果沒有理論作為分類的導引與結果詮釋的依據，利用高階統計方法所得到的結果相當程度將淪於資料推導（data driven）的結論，不僅限縮了研究發現的價值，更可能引導出違背傳統理論的結論與實務建議的錯誤見解（Berlin et al., 2014; Ram & Grimm, 2009; Wright & Hallquist, 2014）。

以本研究的分析結果為例，利用 BIC、Entropy 與 BLRT 等檢定策略得到的理想族群數都不盡相同，雖然研究者期望得到兩個異質軌跡族群來討論優弱勢族群，但是由於樣本規模過大（技術論文與模擬研究多以 1000 為大樣本而多探討 1,000 人以下的狀況），因而得到四群甚至於更多族群的分類結果是「統計最佳解」，但未必最符合理論觀點或實務上的真實狀

況，本文依循方法學者的建議而採取三族群結論，可以說是基於資料狀態與理論期望的平衡，也是本研究採取探索性研究所可能存在的一項主要的方法學限制。

本研究為次級資料的分析研究，所採用的 TEPS 資料庫雖經過審慎規劃與嚴謹執行，不論是抽樣程序、測量過程與資料整備釋放等各環節都符合學術要求，但是次級資料的使用者必須配合資料庫所提供的資料格式與測量內容來進行分析，即使 TEPS 資料內容範疇雖然廣泛，但畢竟無法滿足每一個研究者與研究目的之所需，這也成為本研究的限制之一。例如成長軌跡的研究如果能夠蒐集更多波段的資料，將可得到更豐富的資訊與變化趨勢，此外，TEPS 資料庫的學生學習成就資料反映的是學生的學科能力或認知能力，若從「教育機會均等議題」來看，認知學科能力雖是重要的一項學習成就指標，但未必是能充分反映學生在不同教育條件下的結果。因此，本研究結論的推論範圍必須限定在資料庫本身所提供的資料範圍與抽樣對象。未來的研究可以自行設計與取樣，採取驗證性的取向，提出可供檢測的假設來交叉驗證本研究的發現或其他先前文獻的發現。

## 六、結語

為了對比渡海到新大陸尋夢的移民主流族群，著名的人類學家 Ogbu (1987) 曾以「非自願少數族群」(involuntary minorities) 來描述非裔或原住民等自始便淪落至社會最底層位置的邊緣弱勢族群，論述負面惡性循環的長期族群互動所產生的社會對立與階層分化。但其結構決定論的觀點並無法解釋那些具有主動性自我篩選的非自願族群份子的存在，或是教育成就表現優異的亞裔學生，因此遭到後期非決定論或文化取向學者的挑戰 (Kao & Thompson, 2003; Trueba, 1988)，認為個人的努力與社會文化條件的改變，即使是非自願弱勢份子，仍有跨越族群的不幸命運。

基於相同的立場，我們必須在此提醒，學習優弱勢與教育階層化固然是一種可被論述與觀察辨識的異質族群，但是並不意味著族群間具有一定的界線與牢不可破的藩籬，更非 Ogbu (1987) 眼中的「非自願的少數族群」，而是一種模糊類屬而非具有共同命運的社會族群 (Kao & Thompson, 2003)。本研究自始便主張優勢與弱勢僅是一種相對的比較而非絕對的劃分，分析結果所得到的類屬辨識更是一種統計分類，雖有現象解釋的便利

性，但未必具有理論網絡（nomological network）的實然意義，進一步的實徵分析仍有需要，學理性的理論論述與實務證據更是支持教育階層分化更重要的解釋架構。

本研究雖然倚重統計方法來探討教育弱勢議題，但統計分析的證據也呼應了理論學者的觀點，亦即學習效果低落族群的樣態與不同的教育階級存在必須從多重面向的角度來觀察與解釋，而非單一或少數變數的影響。更具體的結論是，教育機會均等的理想，不僅是入學機會的合理設計以及教育資源的公平分配，進一步更應實現協助弱勢族群提供文化經驗上的補償教育與制度上的救濟，方能兼顧獲取均等（equal access）與結果均等（equal outcome）的積極目標。本研究僅是提供部分的觀察與解釋，未來仍需要更多的實徵研究來更深入掌握優弱勢族群的真實意涵與樣貌。

## 誌謝

本文在科技部補助下完成，計畫編號 MOST 103-2420-H-003-001，特此致謝。

## 參考文獻

- 王郁琮（2012）。從異質性分析探討國中生霸凌危機與憂鬱情緒之關係：多層次迴歸混合模式。*教育與心理研究*，**35**(1)，127-153。
- [Wang, Y. L. (2012). Analysis of latent heterogeneity of relationship between bully and depression: Application of multi-level regression mixture model. *Journal of Education and Psychology*, 35(1), 127-153.]
- 王郁琮、溫福星（2011）。混合因素分析對群體異質性之探索：以國中生學業困擾二元資料為例。*教育與心理研究*，**34**(3)，37-63。
- [Wang, Y. L., & Wen, F.-S. (2011). Investigating population heterogeneity by factor mixture model: Application to learning difficulties in middle schools. *Journal of Education and Psychology*, 34(3), 37-63.]
- 王瓊珠、洪麗瑜、陳秀芬（2007）。低識字能力學生識字量發展之研究－馬太效應之可能表現。*特殊教育研究學刊*，**32**(3)，1-16。
- [Wang, C.-C., Hung, L.-Y., & Chen, H.-F. (2007). The problem of the “Matthew Effects”. Evidence from students with small character sizes. *Bulletin of Special Education*, 32(3), 1-16.]

- 甘鳳琴（2006）。國小兒童學業成績馬太效應現象：一個長期的觀察。**雲嘉特教**，**4**，68-75。
- [Gan, F.-C. (2006). The Matthew effects in elementary school students: A longitudinal observation. *Yuna-Chia Special Education*, *4*, 68-75.]
- 李旻樺、林清文（2003）。高中學生之自我效能、成功期望、學習任務價值與動機調整策略之研究。**中華輔導學報**，**14**，117-145。
- [Lee, M.-H., & Lin, C.-W. (2003). The relationships among self-efficacy, expectancy for success, academic task value, and academic motivational regulation strategies of senior high school students. *Chinese Annual Report of Guidance and Counseling*, *14*, 117-145.]
- 李敦仁（2010）。**父母參與對青少年學習成長軌跡的影響之貫時追蹤研究：以 TEPS 資料分析為例**（未出版之博士論文）。國立政治大學，臺北市。
- [Lee, D.-R. (2010). *The panel study of the effects of parental involvement on adolescent academic growth trajectories in Taiwan: Evidence from Taiwan Education Panel Survey* (Unpublished doctoral dissertation). National Chengchi University, Taipei, Taiwan.]
- 李敦仁、余民寧（2005）。社經地位、手足數目、家庭教育資源與教育成就結構關係模式之驗證：以 TEPS 資料庫資料為例。**臺灣教育社會學研究期刊**，**5**(2)，1-48。
- [Lee, D.-R., & Yu, M. (2005). The verification of a structural equation model on SES, siblings, household education resources and educational achievement: Using the empirical data of TEPS. *Taiwan Journal of Sociology of Education*, *5*(2), 1-48.]
- 李敦義（2011）。綜合高中分流政策對學生學習成就的影響：以 TEPS 資料分析為例。**教育科學研究期刊**，**56**(2)，107-135。
- [Lee, D.-Y. (2011). Effects of comprehensive high school policy on students' achievement: Evidence from Taiwan Education Panel Survey. *Journal of Research in Education Sciences*, *56*(2), 107-135.]
- 余民寧（2006）。影響學習成就因素的探討。**教育資料與研究雙月刊**，**73**，11-24。
- [Yu, M. (2006). Study of the impact factor of academic achievement. *Educational Resources and Research Bimonthly*, *73*, 11-24.]
- 林大森（2002）。高中／高職的公立／私立分流對地位取得之影響。**教育與心理研究**，**22**，35-62。
- [Lin, T.-S. (2002). The effect of academic/vocational public/private tracking in status attainment. *Journal of Education and Psychology*, *22*, 35-62.]
- 林碧芳（2011）。**家庭文化資本與個人學習動機對青少年學習成就影響之貫時研究**（未出版之博士論文）。國立政治大學，臺北市。
- [Lin, P.-F. (2011). *The panel study of effects of family cultural capital and individual learning motivation on adolescent learning achievement* (Unpublished doctoral dissertation). National Chengchi University, Taipei, Taiwan.]



- 吳羿葦 (2014年10月28日)。國立頂尖大學區域化趨勢逐漸成形。**新新聞**。取自 <http://www.new7.com.tw/>。
- [Wu, Y. T. (2014, October 28). Regionalization of the national top university. *The Journalist*. Retrieved from <http://www.new7.com.tw/>]
- 周家宏 (2014)。國中階段補習對學業成績的助益與階層化 (未出版之碩士論文)。南華大學，嘉義縣。
- [Chou, C.-H. (2014). *The stratification of cram schooling and its effect on junior high school student's academic achievement* (Unpublished master thesis). Nan-Hwang University, Chia-Yi, Taiwan.]
- 周新富 (2005)。布爾迪厄論學校教育與文化再製。臺北市：心理。
- [Chao, H.-F. (2005). *Bourdieu's theory of education and cultural reproduction*. Taipei, Taiwan: Psychological.]
- 教育部 (2004)。教育政策白皮書。臺北市：作者。取自 <http://law.moj.gov.tw/LawClass/LawContent.aspx?PCODE=H0020045>。
- [Ministry of Education (2004). *The white-book of education*. Taipei, Taiwan: Author. Retrieved from <http://law.moj.gov.tw/LawClass/LawContent.aspx?PCODE=H0020045>]
- 陳智華 (2013年8月7日)。指考放榜：臺大新生還是明星高中天下。**聯合新聞網**。取自 <http://udn.com/news/index>。
- [Chen, C.-H. (2013, August 7). Announcement of Advanced Subjects Test: The world of NTU or the star high schools. *United Daily News*. Retrieved from <http://udn.com/news/index>]
- 陳婉琪 (2005)。族群、性別與階級：再探教育成就的省籍差異。**臺灣社會學**，10，1-40。
- [Chen, W.-C. (2005). Ethnicity, gender and class: Ethnic difference in Taiwan's educational attainment revisited. *Taiwanese Sociology*, 10, 1-40.]
- 章英華、薛承泰、黃毅志 (1996)。教育分流與社會經濟地位：兼論對技職教育改革的政策意涵。臺北市：行政院教育改革審議委員會。
- [Chang, Y.-H., Hsueh, C.-T., & Hwang, Y.-J. (1996). *The impact of educational tracking on status attainment and its policy implication on vocational education reform*. Taipei, Taiwan: The Education Reform Committee of the Executive Yuan Collect.]
- 張春興 (2006)。現代心理學。臺北市：東華。
- [Chang, C.-H. (2006). *Contemporary psychology*. Taipei, Taiwan: Tung Hua Book.]
- 許宏儒 (2004)。Bourdieu 文化資本的思想在教育機會均等議題上的闡釋 (未出版之碩士論文)。國立新竹教育大學，新竹市。
- [Hsu, H.-J. (2004). *Bourdieu's "cultural capital" and its explanation for the equality of opportunity in education* (Unpublished master thesis). National Hsin-Chu University of Education, Hsin-Chu, Taiwan.]

- 曾明基、邱皓政（2015）。研究生評鑑教師教學的結果真的可以與大學生一起比較嗎？多群組混合 MIMIC-DIF 分析。*測驗學刊*，62(1)，1-24。
- [Tseng, M.-C., & Chiou, H. (2015). Graduate student in SRI can really compare with the university student? Multi-group Mixture MIMIC-DIF analysis. *Psychological Testing*, 62(1), 1-24.]
- 程炳林（2002）。學習工作、動機問題與大學生自我調整學習策略之關係。*教育心理學報*，33(2)，79-102。
- [Cherng, B.-L. (2002). The relationship among college students' academic tasks, motivational problems, and self-regulated learning strategies. *Bulletin of Educational Psychology*, 33(2), 79-102.]
- 游錦雲、陳敏瑜、曾秋華、李慧純（2009）。臺灣學生在 TEPS 的數學表現及其啟示。*研究資訊*，26(6)，97-106。
- [Yu, C.-Y., Chen, M.-Y., Tsang, C.-H., & Lee, H. T. (2009). Taiwanese students' TEPS mathematical performance and notes. *Inservice Educational Bulletin*, 26(6), 97-106.]
- 詹秀雯、張芳全（2014）。影響國中生學習成就因素之研究。*國立臺中教育大學學報*，28(1)，49-76。
- [Chan, H.-W., & Chang, F.-C. (2014). A study of factors affecting learning achievement of junior high school students. *Journal of National Taichung University of Education*, 28(1), 49-76.]
- 楊孟麗、譚康榮、黃敏雄（2003）。*心理計量報告：TEPS 2001 分析能力測驗*。臺北市：中央研究院調查研究專題中心。
- [Yang, M.-L., Tam, T., & Huang, M.-H. (2003). *Psychometric report for the Ability Tests of TEPS 2001*. Taipei, Taiwan: Center for Survey Research, Academia Sinica.]
- 廖月娟譯（2009）。*異數：超凡與平凡的界線在哪裡？*（原作者：M. Gladwell）。臺北市：時報文化。
- [Gladwell, M. (2008). *Outliers: The story of success* (Y.-J. Liao Tans.). New York, NY: Little, Brown and Company]
- 趙珮晴（2009）。*影響臺灣學生自律學習的因素：TEPS 資料的縱貫性分析*（未出版之碩士論文）。國立政治大學，臺北市。
- [Chao, P.-C. (2009). *The impact of self-regulation learning on Taiwan student: Longitudinal analysis of TEPS data* (Unpublished master thesis). National Chengchi University, Taipei, Taiwan.]
- 駱明慶（2002）。誰是臺大學生？性別、省籍與城鄉差異。*經濟論文叢刊*，30(1)，113-147。
- [Luoh, M.-C. (2002). Who are NTU Students?—Differences across ethnic and gender groups and urban/rural discrepancy. *Taiwan Economic Review*, 30(1), 113-147.]

- 蔡毓智 (2007)。臺灣地區國中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. (2007). *Study of family educational resources and its relationship with academic performance of Taiwanese junior high school students* (Unpublished doctoral dissertation). National Chengchi University, Taipei, Taiwan.]
- 蘇毓利、黃毅志 (2009)。文化資本透過學校社會資本對臺東縣國二學生學業成績之影響。教育研究集刊，55(3)，99-129。
- [Su, C.-L., & Hwang, Y.-J. (2009). Influence of cultural capital on academic performance through school social capital: A study of Eighth graders in Taitung. *Bulletin of Educational Research*, 55(3), 99-129.]
- Aunola, K., Leskinen, E., & Nurmi, J.-E. (2006). Developmental dynamics between mathematical performance, task motivation, and teacher's goals during the transition to primary school. *British Journal of Educational Psychology*, 76, 21-40.
- Bandura, A. (1977). Self-efficacy: Toward a unifying theory of behavior change. *Psychological Review*, 84(2), 191-215.
- Bandura, A. (1986). *Social foundations of thought and action*. Englewood Cliffs, NJ: Prentice Hall.
- Berlin, K. S., Williams, N. A., & Parra, G. R. (2014). An introduction to latent variable mixture modeling (part 1): Cross sectional latent class and latent profile analyses. *Journal of Pediatric Psychology*, 39(2), 174-187.
- Blake, J. (1981). Family size and the quality of children. *Demography*, 18(4), 421-42.
- Blake, J. (1989). *Family size and achievement*. Berkeley, CA: University of California Press.
- Boström, L., & Lassen, L. M. (2006). Unraveling learning, learning styles, learning strategies and meta-cognition. *Education & Training*, 48(2), 178-189.
- Bourdieu, P. (1977). *Reproduction in education, society, culture*. Beverly Hills, CA: Sage.
- Bourdieu, P. (1986). The forms of capital. In J. Richardson (Ed.), *Handbook of theory and research for the sociology of education* (pp. 241-258). New York, NY: Greenwood Press.
- Chamot, A. (2005). Language learning strategy instruction: Current issues and research. *Annual Review of Applied Linguistics*, 25, 112-130.
- Coleman, J. S. (1966). *Equality of educational opportunity*. Washington, DC: U. S. Office of Education.
- Collins, J., & Thompson, F. (1997). Family, school, and cultural capital. In L. J. Saha (Ed.), *International encyclopedia of the sociology of education* (pp. 618-622). Oxford, England: Elsevier Science.
- Collins, L. M., Fidler, P. L., Wugalter, S. E., & Long, J. D. (1993). Goodness-of-fit testing for latent class models. *Multivariate Behavioral Research*, 28, 375-389.
- Covington, M. V. (2000). Goal theory, motivation, and school achievement. *Annual Review of Psychology*, 51, 171-200.

- De Graaf, P. M. (1986). The impact of financial and cultural resources on educational attainment in the Netherlands. *Sociology of Education*, 59, 237-246.
- Elliot, D. (1985). *National Youth Survey 1976-1980: Wave I-V*. Ann Arbor, MI: Inter-University Consortium for Political and Social Research.
- Fan, X., & Chen, M. (1999). Academic achievement of rural school students: A multi-year comparison with their peers in suburban and urban schools. *Journal of Research in Rural Education*, 15(1), 31-46.
- Farkas, G., Grobe, R. P., Sheehan, D., & Shuan, Y. (1990). Cultural resources and school success: Gender ethnicity, and poverty groups within an urban school district. *American Sociological Review*, 55(1), 127-142.
- Farrington, D. P., & West, D. J. (1993). Criminal, penal and life histories of chronic offenders: Risk and protective factors and early identification. *Criminal Behaviour and Mental Health*, 3, 492-523.
- Fraine, B. D., van Damme, J., & Onghena, P. (2007). A longitudinal analysis of gender differences in academic self-concept and language achievement: A multivariate latent growth approach. *Contemporary Educational Psychology*, 32(1), 132-150.
- Garg, R., Kauppi, C., Lewko, J., & Urajnik, D. (2002). A structural model of educational aspirations. *Journal of Career Development*, 29(2), 87-108.
- Hagenaars, J., & McCutcheon, A. (Eds.). (2002). *Applied latent class analysis models*. New York, NY: Cambridge University Press.
- Hair, Jr., J. F., Black, W. C., Babin, B. J., & Anderson, R. E. (2010). *Multivariate data analysis: A global perspective* (7th ed.). Upper Saddle River, NJ: Pearson Prentice Hall.
- Jung, T., & Wickrama, K. A. S. (2007). An introduction to latent class growth analysis and growth mixture modeling. *Social and Personality Psychology Compass*, 2, 302-317.
- Kanazawa, S. (2012). Intelligence, birth order and family size. *Personality and Social Psychology Bulletin*, 38(9), 1157-1164.
- Kao, G., & Thompson, J. S. (2003). Racial and ethnic stratification in educational achievement and attainment. *Annual Review of Sociology*, 29, 417-44.
- Kreuter, F., & Muthén, B. (2007). Longitudinal modeling of population heterogeneity: Methodological challenges to the analysis of empirically derived criminal trajectory profiles. In G. R. Hancock & K. M. Samuelsen (Eds.), *Advances in latent variable mixture models*. Charlotte, NC: Information Age.
- Lee, J. K. (2009). The effects of self-regulated learning strategies and system satisfaction regarding learner's performance in e-learning environment. *Journal of Instructional Pedagogies*, 1, 30-45.
- Lo, Y., Mendell, N., & Rubin, D. (2001). Testing the number of components in a normal mixture. *Biometrika*, 88(3), 767-778.
- Magidson, J., & Vermunt, J. (2004). Latent class models. In D. Kaplan (Ed.), *Handbook of quantitative methodology for the social sciences* (pp. 175-198). Newbury Park, CA: Sage.

- McCoach, D. B., O'Connell, A. A., Reis, S. M., & Levitt, H. A. (2006). Growing readers: A hierarchical linear model of children's reading growth during the first 2 years of school. *Journal of Educational Psychology, 98*(1), 14-28.
- McLachlan, G., & Peel, D. (2000). *Finite mixture models*. New York, NY: John Wiley.
- Merton, R. K. (1968). The Matthew effect in science. *Science, 159* (3810), 56-63.
- Merton, R. K. (1988). The Matthew effect in science, II: Cumulative advantage and the symbolism of intellectual property. *Isis, 79*(4), 606-623.
- Morgan, S. L., & Todd, J. J. (2008). A diagnostic routine for the detection of consequential heterogeneity of causal effects. *Sociological Methodology, 38*(1), 231-281.
- Muthén, B. (2001). Latent variable mixture modeling. In G. A. Marcoulides & R. E. Schumacker (Eds.), *New developments and techniques in structural equation modeling* (pp. 1-33). Mahwah, NJ: Lawrence Erlbaum Associates.
- Muthén, B. (2004). Latent variable analysis: Growth mixture modeling and related techniques for longitudinal data. In D. Kaplan (Ed.), *Handbook of quantitative methodology for the social sciences* (pp. 345-368). Newbury Park, CA: Sage.
- Muthén, B., & Asparouhov, T. (2008). Growth mixture analysis: Analysis with non-Gaussian random effects. In G. Fitzmaurice, M. Davidian, G. Verbeke, & G. Molenberghs (Eds.), *Longitudinal data analysis* (pp. 143-165). Boca Raton, FL: Chapman & Hall/CRC Press.
- Muthén, B., Brown, C. H., Masyn, K., Jo, B., Khoo, S. T., Yang, C. C.,...Liao, J. (2002). General growth mixture modeling for randomized preventive interventions. *Biostatistics, 3*(4), 459-475.
- Muthén, B., Kao, C.-F., & Burstein, L. (1991). Instructional sensitivity in mathematics achievement test items: Applications of a new IRT-based detection technique. *Journal of Educational Measurement, 28*, 1-22.
- Muthén, B., & Khoo, S. T. (1998). Longitudinal studies of achievement growth using latent variable modeling. *Learning and Individual Differences, 10*(2), 73-101.
- Muthén, B., & Lehman, J. (1985). Multiple-group IRT modeling: Applications to item bias analysis. *Journal of Educational Statistics, 10*, 133-142.
- Muthén, L. K., & Muthén, B. O. (1998-2012). *Mplus user's guide* (7th ed.). Los Angeles, CA: Muthén & Muthén.
- Nieuwebeerta, P., & Blokland, A. (2003). *Criminal careers in adult Dutch offenders* (codebook and documentation). Leiden, Netherlands: NCSR.
- Nylund, K. L., Asparouhov, T., & Muthén, B. (2007). Deciding on the number of classes in latent class analysis and growth mixture modeling: A Monte Carlo simulation study. *Structural Equation Modeling, 14*(4), 535-569.
- Ogbu, J. U. (1987). Variability in minority school performance: A problem in search of an explanation. *Anthropology and Education Quarterly, 18*(4), 312-334.
- Petersen, A. M., Jung, W.-S., Yang, J.-S., & Stanley, H. E. (2011). Quantitative and empirical demonstration of the Matthew effect in a study of career longevity. *Proceedings of the National Academy of Sciences, 108*(1), 18-23.

- Protopapas, A., Sideridis, G. D., Mouzaki, A., & Simos, P. G. (2011). Matthew effects in reading comprehension: Myth or reality? *Journal of Learning Disabilities, 44*(5), 402-420.
- Ram, N., & Grimm, K. J. (2009). Growth mixture modeling: A method for identifying difference in longitudinal change among unobserved groups. *International Journal of Behavioral Development, 33*(6), 565-576.
- Roeder, K., Lynch, K. G., & Nagin, D. S. (1999). Modeling uncertainty in latent class membership: A case study in criminology. *Journal of the American Statistical Association, 94*, 766-776.
- Roscigno, V. J., & Ainsworth-Darnel, J. W. (1999). Race, cultural capital, and educational resources: Persistent inequalities and achievement returns. *Sociology of Education, 72*(3), 158-178.
- Roscigno, V. J., & Crowley, M. L. (2001). Rurality, institutional disadvantage, and achievement/attainment. *Rural Sociology, 66*(2), 268-292.
- Reeves, E. B., & Bylund, R. A. (2005). Are rural schools inferior to urban schools? A multilevel analysis of school accountability trends in Kentucky. *Rural Sociology, 70*(3), 360-386.
- Schwartz, G. (1978). Estimating the dimension of a model. *The Annals of Statistics, 6*(2), 461-464.
- Stanovich, K. E. (1986). Matthew effects in reading: Some consequences of individual differences in the acquisition of literacy. *Reading Research Quarterly, 21*(4), 360-407.
- Tofighi, D., & Enders, C. K. (2007). *Identifying the correct number of classes in a growth mixture model*. In G. R. Hancock (Ed.), *Mixture models in latent variable research* (pp. 317-341). Greenwich, CT: Information Age.
- Tracy, P., Wolfgang, M. E., & Figlio, R. M. (1990). *Delinquency careers in two birth cohorts*. New York, NY: Plenum Press.
- Trueba, H. T. (1988). Culturally based explanations of minority students' academic achievement. *Anthropology and Education Quarterly, 19*(3), 270-287.
- Walberg, H. J., & Tsai, S. L. (1983). Matthew effects in education. *American Educational Research Journal, 20*(3), 359-373.
- Wang, M., & Bodner, T. E. (2007). Growth mixture modeling: Identifying and predicting unobserved subpopulations with longitudinal data. *Organizational Research Methods, 10*(4), 635-656.
- Wilson, P. M., & Wilson, J. R. (1992). Environmental influences on adolescent educational aspirations: A logistic transform model. *Youth and Society, 24*(1), 52-70.
- Wright, A. G. C., & Hallquist, M. N. (2014). Mixture modeling methods for the assessment of normal and abnormal personality part II: Longitudinal models. *Journal of Personality Assessment, 96*(3), 269-282.
- Zajonc, R. B., & Mullanly, P. R. (1997). Birth order: Reconciling conflicting effects. *American Psychologist, 52*(7), 685-699.

## 附錄：本研究所使用的 GMM 分析語法 (以分三群之 GM3 為例)

---

```
TITLE: TEPS four waves dataset GMM analysis (cluster=3)
DATA: FILE = TEPS.dat;
VARIABLE: NAMES = u1-u9;
USEVARIABLES ARE u4-u7;
CLASSES = C(3);
ANALYSIS:
TYPE = MIXTURE;
STARTS = 100 10;
STITERATIONS = 10;
PROCESSORS = 2(STARTS);
MODEL:
%OVERALL%
  i s | u4@0 u5* u6* u7@1;
SAVEDATA: FILE IS TEPSc3; SAVE = CPROBABILITIES;
OUTPUT: SAMPSTAT STANDARDIZED TECH11 TECH8 TECH11
TECH14;
PLOT: SERIES = u4-u7 (s);
TYPE = PLOT3;
```

---

