

國立政治大學經濟學系碩士學位論文

探討人力資本不均與薪資收入不均之關聯—  
以台灣製造業資料為例

A study on the relationship between human capital and wage  
inequality – Using dataset of Taiwan manufacturing sector

指導教授：蕭明福 博士

研究生：韓詠翔 撰

中華民國 一零九 年 十二 月

## 摘要

本論文利用民國 92 年到 108 年的人力運用調查資料及經濟部製造業投資營運概況調查之資料，依製造業及其次產業別彙編成追蹤資料，探討台灣製造業之薪資收入不均與人力資本不均之間的關聯性。經由追蹤資料單根檢定，確立研究資料的定態性質，並經由 F 檢定、LM 檢定、及 Hausman 檢定，選出合適的迴歸模型進行資料分析。

對於人力資本的衡量，本論文認為教育程度適切地描述了進入職場以前的人力資本，但潛在工作年數並不足以描述職場階段的人力資本，因為產業之間存在著技術特性的差異，因而提出此階段人力資本的新衡量方式：潛在工作年數與實物資本量之乘積。

本論文實證發現，對整體製造業而言，教育年數不均度、潛在工作年數不均度、及調整後的工作經驗不均度，對薪資收入不均度皆呈現顯著的正向關係。然而，比起以潛在工作年數代理職場人力資本的迴歸模型，用潛在工作年數和實物資本量之乘積當作職場人力資本代理變數的迴歸模型，具有較高的解釋能力。在製造業次產業別裡，民生工業、化學工業以及資訊電子工業的迴歸結果顯示，民生工業與資訊電子工業的薪資收入不均度僅受潛在工作年數不均度和調整後的工作經驗不均度的顯著正向影響，但無足夠證據支持這兩個次產業的薪資收入不均度與教育年數不均度有顯著正向關係。在化學工業方面，其迴歸結果顯示，教育年數不均度對薪資收入不均度有顯著的正向關係，但沒有足夠的證據支持潛在工作年數不均度及調整後的工作經驗不均度對其有顯著的正向影響。同樣被歸類在製造業，但在次產業別間的迴歸結果顯示，不同次產業的薪資不均度的影響因素，存在著差異性。再者，除資訊電子工業之外，以潛在工作年數和實物資本量之乘積當作職場人力資本代理變數的迴歸模型，都具有較高的解釋能力。

關鍵字：人力資本、薪資不均、固定效果模型、隨機效果模型、製造業

## 謝辭

時光匆匆，兩年半的碩士求學階段，也在畢業論文上傳的時刻畫下句點。回首這兩年半的碩士生涯，一路上跌跌撞撞地也到了今天。非常感謝指導教授蕭明福老師於這一年半中，對我撰寫論文遇到的困難所提供的悉心指導，老師總是很有耐心的與學生進行溝通，確保學生能夠走在正確的道路上，不至於在進行研究時感到茫然無助。老師從大學時期的總體經濟學課程到碩士階段最後的畢業論文指導，都給予了我非常多具有實質幫助的建議，使我對經濟學有了更深入的認識，對於老師的感謝之情實在難以在寥寥數語的謝辭之中表達清楚。

此外，非常感謝擔任口試委員的徐美老師以及陳鎮洲老師，這篇論文因為兩位老師給予的意見而更趨完善；感謝盛冠、宇文、登毅、曉萱、依涵，碩班生活因為你們的陪伴而更加精采；感謝女友惠如，如果沒有你陪在我身邊，我沒有辦法撐過碩一有如地獄般的生活，完成學業；最後要感謝我的父母，能夠支持我繼續念書的夢想，提供金錢上的援助，讓我無後顧之憂地完成學業。

韓詠翔 謹誌於

國立政治大學經濟學研究所

中華民國一百零九年十二月

## 目次

第一章 緒論.....	1
第二章 文獻回顧.....	4
第一節 衡量人力資本存量的相關文獻.....	4
第二節 探討人力資本不均與薪資收入不均關聯之相關文獻.....	10
第三章 計量方法.....	15
第一節 對資料時間序列性質的處理：追蹤資料單根檢定.....	16
第二節 對資料橫斷面性質的處理：模型選定的檢定.....	17
第四章 實證模型.....	22
第一節 不均程度的衡量與計算方式.....	22
第二節 迴歸模型的被解釋變數與解釋變數之選用.....	22
第三節 原始資料來源與變數之計算.....	25
第四節 迴歸模型.....	29
第五章 實證結果.....	33
第一節 敘述性統計.....	33
第二節 追蹤資料單根檢定.....	37
第三節 模型選定.....	40
第四節 迴歸結果.....	45
第六章 結論.....	52
參考文獻.....	55

## 表目錄

表 4.1	各教育程度之教育年數.....	27
表 4.2	原始資料來源與用途.....	28
表 4.3	變數說明與資料來源.....	29
表 5.1	原始資料基本統計量.....	33
表 5.2	各變數基本統計量.....	34
表 5.3	追蹤資料單根檢定結果.....	38
表 5.4	有單根之變數取一階差分後，單根檢定之結果.....	40
表 5.5	式(4.3)模型選用檢定.....	41
表 5.6	式(4.4)模型選用檢定.....	44
表 5.7	各資料適用之模型整理.....	45
表 5.8	式(4.3)迴歸結果.....	47
表 5.9	式(4.4)迴歸結果.....	47

## 圖目錄

圖 5.1	全體製造業各變數時間趨勢圖.....	35
表 5.2	民工工業各變數時間趨勢圖.....	35
表 5.3	化學工業各變數時間趨勢圖.....	36
表 5.4	資訊電子工業各變數時間趨勢圖.....	36



## 第一章 緒論

經濟學家對於貧富差距的成因多有討論，其中較常被提出討論的有以下幾種觀點。第一種觀點認為貧富差距是一些常見經濟定律運作下的自然產物。只要資本報酬率一直超過該經濟體的經濟成長率，則該經濟體的財富將會逐漸往資本家移動，除非政府出手干預，否則貧富差距將會越來越大(Piketty, 2014; Berman and Shapira, 2017)。第二種觀點認為，經濟體的制度才是造成貧富差距的關鍵因素。貧富差距始終是一個分配的問題，而制度設計將大大影響經濟體內資源的流向，若制度設計不良，則將使財富往某些族群集中，造成貧富差距(Christelis et al., ; Acemoglu and Robinson, 2013)。

第三種觀點則認為，勞工收入的差異是造成貧富差距的主要原因(Koske, Fournier and Wanner, 2014; Rani and Furrer, 2016)。Rani and Furrer (2016)透過研究 13 個 G20 國家的資料發現，在大部分的國家中，高收入家戶的所得增長速度遠高於低收入家戶的所得增長速度，且收入最高的 10% 家戶單位與收入最低的 10% 家戶單位之間的薪資水準差距不斷地在擴大。這樣的結果顯示了薪資收入的差距是造成這些國家貧富差距擴大的原因之一。除此之外，Koske et al. (2014)也透過研究 OECD 國家的資料，發現 OECD 國家的貧富差距主要來自於勞工薪資收入的差異，支持了上面的觀點。

在造成薪資收入不均的因素上，經濟學家主要有幾種常見的討論。第一種討論聚焦在工會力量的強弱上。該觀點認為工會力量的減弱將會影響其對於基本薪資的議價能力，使薪資收入不均的程度惡化(Card, 2001; Autor et al., 2008)；第二種討論聚焦在貿易自由化對薪資收入差距的影響。Lechthaler and Mileva (2019)發現，隨著貿易程度的自由化越來越高，技術勞工與非技術勞工的薪資差距將被逐漸拉大，使薪資收入不均的程度惡化；第三種討論聚焦在近幾年來科技的快速進步上。這個觀點認為科技進步拉大技術與非技術勞工間的收入差距(Acemoglu, 2002; Adachi et al., 2019)，使薪資收入不均的程度惡



化；最後一種觀點，則將焦點放在人力資本上。根據傳統的經濟理論，一名勞工所獲得的勞動工資取決於其生產力，而生產力的高低則與其生產技術、所能使用的資本、該勞工所擁有的人力資本等因素息息相關。於是我們可以推論，勞工人力資本水準的不同將會造成勞工收入的差異，而這樣的觀點也被某些實證研究給證實了。舉例來說，Tchernis (2010)便透過研究 PSID 資料庫的資料得出勞動薪資的高低與該勞工人力資本水準密切相關的結論。因此，若能釐清造成個體間人力資本存量差異的原因，即能找出造成勞工收入差異的其中一個原因，進一步從根本改善貧富差距的現象。

由於人力資本不同於實物資本，是一種無形的存在，因此人力資本水準的衡量方式十分不易且相當多元。根據莊奕琦與李鈞元 (2003)的看法，常見的人力資本累積方式有正式與非正式的教育、在職訓練、邊做邊學以及醫療水準的進步等等。雖然文獻上對上述諸多方式皆有探討，但主要還是以正式教育以及潛在工作年數作為累積人力資本水準最直接且最基本的管道，例如 Romer (1990)便是以個體接受的正規教育投入來當作衡量人力資本水準的指標、Mincer (1974)則是以教育年數與潛在工作年數這兩個變數來衡量人力資本存量對薪資水準的影響。

藉由對過往文獻的梳理，我們可以發現目前實證文獻中有兩個部分值得嘗試討論：第一，文獻中對於人力資本不均的代理變數的選取可能存在較好的選項。大多數的文獻以教育年數作為衡量人力資本的代理變數 (Shahpari and Davoudi, 2013; Chani et al., 2012)，這樣的分析很可能無法體現人力資本不均與收入不均之間的真實關係，因為以教育年數不均度作為人力資本不均度的替代變數意味著個體在工作後的人力資本累積將無法被納入討論；第二，文獻在討論人力資本不均與收入不均之關聯的議題時，選用的分析單位常以跨國資料為主 (Foldvari and Leeuwen, 2011; Castello-Climent and Domenech 2014; Lee and Lee, 2018)，但其結果不適合用於說明特定國家內的薪資不均度。由於特定國家產業特性的不同，不同產業的從業人員在工作中對於人力資



本的累積過程亦有差異，在探討此議題上著實有必要將其分開討論。

為了對上述問題嘗試進行研究，本文有以下做法：首先，受限於資料的取得，本研究將樣本資料聚焦於台灣的製造業資料，而非全體勞工之資料。由於產業特性的差異，或許對於製造業勞工而言，其人力資本累積過程將會不同於其他產業之勞工，將焦點著重在製造業資料上有助於理解造成製造業勞工薪資收入不均的主要原因是甚麼；其次，本研究提出人力資本的新代理變數，嘗試捕捉勞工在工作之後的人力資本累積，改善文獻上以教育年數吉尼係數作為人力資本吉尼係數的代理變數在實證分析上的不足之處。

本文之結構如下：第一章為緒論，闡述研究動機與目的；第二章為文獻回顧，梳理關於人力資本存量的衡量方式以及人力資本不均與收入不均之關聯的文獻演進脈絡；第三章介紹本研究所使用的各種計量方法；第四章中，我們將介紹本文所使用的資料來源以及各變數之計算方法及其所代表之意義；第五章為實證結果；第六章為結論。

## 第二章 文獻回顧

### 第一節 衡量人力資本存量的相關文獻

本研究之目的在於探討人力資本不均與收入不均之間之關聯，因此如何精確的衡量人力資本存量並以此計算出人力資本之不均程度非常重要。以下將介紹人力資本衡量在過往文獻中的演進脈絡。

在衡量人力資本存量的眾多方法中，共有四種方法被廣泛的使用，分為別成本法、收入法、人力資本投資法以及教育法。根據 Folloni and Vittadini (2011)之整理，成本法最早係由 Engel (1883)所提出。該方法的核心概念為個體所擁有的人力資本存量等同於為了將該個體養育至一定歲數所需付出的金錢成本。Engel 以當時的德國社會為觀察對象，將社會中的人們分為上、中、下三個階級，並估計階級  $i$  的人們在  $a$  歲時的人力資本存量  $C_{i,a}$  為：

$$C_{a,i} = C_{0,i} \left[ 1 + a + p \left( \frac{a(a+1)}{2} \right) \right] \quad (2.1)$$

其中，由於 Engel 認為男性在 26 時及女性在 20 歲時將成長為成熟的勞動力，此後人力資本存量不會再增長，因此對男性而言  $a \leq 26$ ；對女性而言  $a \leq 20$ 。另外，根據 Engel (1883)的估計，對應上、中、下不同階級的  $C_{0,i}$  分別為 300、200 與 100。

雖然 Engel (1883)所提出的成本法在之後的幾十年間被許多經濟學家所採用，但該方法也面臨許多批評。其中最常見的批評有二：其一，該方法忽略了不同個體間實際支出的教育、醫療保健等費用，而賦予相同階級內同一歲數之人相同的人力資本存量，未免太過粗略；其二為該方法在考慮支出的花費時並未考慮時間的貨幣價值，也就是折現的問題。

為了改善上述的問題，之後的文獻將人力資本存量定義為扶養一個人到  $a$  歲為止所花費的金錢。Dublin and Lotka (1930)在計算個體的人力資本存量時，考慮扶養一個人到  $a$  歲為止的花費，並考慮該個體每期繼續存活的機率以及以利率折線後的花費金額；Kendrick (1976)則將人力資本投資分為有形和無形

的投資。有形者為扶養一個人到 14 歲為止花費的金錢，無形者為投資在其身上之衛生保健、運輸、教育、訓練等有助於提升勞動生產力的支出。

儘管有了上述的修正，成本法還是受到以下四點批評：第一，Kiker (1966)認為人力資本累積的投入金錢與產出品質之間缺乏明確的關聯性；第二，學者間對於人力資本累積的相關投入要素沒有廣泛的共識，舉例來說，雖然大部分學者同意將扶養一個人至某一歲數為止的花費納入考量之中，但 Bowman (1969)認為只有在衡量受主人養的奴隸之人力資本存量時，將扶養一個人的費用納入考量才是合理的；第三，Dagum and Vittadini (1996)認為該法忽略政府在幫助人力資本累積時的功用，並未將如健康保險或公立教育制度等因素納入考量之中；第四，在不同的社會脈絡與環境下，投入相同的成本所累積的人力資本存量亦會有所不同，而成本法在衡量人力資本存量時卻無法呈現其中的差異。

第二種常見的人力資本存量衡量方法為收入法，由 Farr (1853)最先提出此概念。Farr 嘗試找出一個合理且可計算的方式來衡量個體的人力資本存量，並發現由於人力資本存量將很大一部份影響該個體之收入，因此使用收入來當作人力資本存量的衡量是一個不錯的選擇。Farr 的計算方式非常簡單，認為個體的人力資本存量即為該個體的終生收入扣掉維持該個體生存的必要支出之現值。

其後，Dublin and Lotka (1930)在 Farr (1853)的基礎上加入了失業的可能性，得到下面衡量人力資本存量的公式：

$$V_0 = \sum_{x=0}^{\infty} \frac{p_{0,x}(y_x E_x - c_x)}{(1+i)^x} \quad (2.2)$$

其中， $i$ 為利率、 $p_{0,x}$ 為個體在 $x$ 歲仍生存的機率、 $y_x$ 為個體在 $x$ 歲之收入、 $E_x$ 為個體 $x$ 歲之就業率、 $c_x$ 為個體在該年為求生存之必要花費。

由上述公式可以求得個體在 $a$ 歲時的人力資本價值以及至 $a$ 歲為止的必要花費 $V_a$ 、 $C_a$ 如下：

$$V_a = \sum_{x=a}^{\infty} \frac{p_{a,x}(y_x E_x - c_x)}{(1+i)^{x-a}} \quad (2.3)$$

$$C_a = \sum_{x=0}^{a-1} \frac{p_{a,x}(c_x - y_x E_x)}{(1+i)^{x-a}} \quad (2.4)$$

整理上述兩條算式，可以得到：

$$V_a = \frac{(1+i)^a}{p_{0,a}} V_0 + C_a \quad (2.5)$$

$$C_a = V_a - \frac{(1+i)^a}{p_{0,a}} \cdot V_0 \quad (2.6)$$

收入法也遇到了與成本法相同的問題：維持一個人生活所需之費用是否應納入人力資本的考量依然存在爭議。因此，Weisbrod (1961)將Dublin and Lotka (1930)的模型修改為以下形式，去掉了維持個體生存所需的成本：

$$V_a = \sum_{x=a}^{\infty} \frac{y_x E_x p_{a,x}}{(1+i)^{x-a}} \quad (2.7)$$

Graham and webb (1979)則認為在一個成長中的經濟體，年資以及個體特徵等因素亦會影響到個體的人力資本價值，因而將Weisbrod (1961)修改為下列型態：

$$PV_x^i = \sum_{x=a}^N \frac{\prod_{k=a}^x y_k^i W_k^i p_{a,x}^i (1+g_k^i)}{\prod_{k=a}^x (1+r_k^i)} \quad (2.8)$$

其中，上標  $i$  代表不同個體的特性， $g_k^i$  和  $r_k^i$  代表  $i$  特徵的個體從事同一份工作  $k$  年所面對的產業成長以及利率水準； $W_x^i$  及  $p_{a,x}^i$  分別代表各體在  $a$  歲時被雇用的機率以及仍存活的機率。

Jorgenson and Fraumeni (1989)則在此基礎上將特徵分為性別、年齡以及教育程度，並依此對全體美國勞工的人力資本存量進行估計。他們的衡量方法為考量不同年齡及特徵的個體當年及未來各年之預期收入乘上未來各年存活機率的現值，即為該個體在當下所擁有的人力資本存量。其公式如下：

$$\begin{aligned} life_{t,s,a,e} = & y_{i,t,s,a,e} + senr_{t,s,a,e} \cdot sr_{t,s,a,a+1} \cdot life_{t,s,a+1,e+1} \\ & + (1 - senr_{t,s,a,e}) \cdot sr_{t,s,a,a+1} \cdot life_{t,s,a+1,e} \cdot \frac{1+g}{1+i} \end{aligned} \quad (2.9)$$

其中  $life_{y,s,a,e}$  為該個體在  $t$  年、 $s$  性別、 $a$  歲與  $e$  教育程度下的終身收入； $y_i$  為該個

體第 $t$ 年的收入、 $senr$ 代表該年類似特徵個體的註冊率、 $sr$ 代表該年類似特徵個體的存活機率、 $g$ 為經濟體的成長率、 $i$ 為折舊率。

Jorgenson and Fraumeni (1989)所提出的方法雖被經濟學界廣泛運用，但也被批評者認為過度高估非市場因素的力量。例如，Dagum and slottje (2000)認為，該模型假設人力資本存量的提高會同時提高工作和休閒的生產力，但事實上對休閒不會有影響；另外，Conrad (1992)認為，該模型的結果會受到失業率與就業率比例的影響，但對個體而言其人力資本價值不應受此影響。有鑑於此，Le et al. (2006)以及Wei (2008)雖然使用此方法進行研究，但是都在某種程度上去除了對非市場因素的考慮下進行。

綜上所述，收入法有三大優點。第一，收入法以市場價格作為衡量人力資本存量之依據，很大程度上能客觀反映其價值；第二，此方法能以市場利率做為折現率進行計算，不用額外估計抽象的主觀折現率；第三，因為多數學者在使用收入法進行人力資本存量的衡量時，會考慮經濟體的成長，相較成本法更適合用來估算正在成長中之經濟體未來的生產力。

除了優點外，收入法也存在以下缺點。第一，如景氣循環、工會力量等雖與個體生產能力無關卻會影響該個體薪資水準的因素，在此法的計算下也會影響其人力資本存量。第二，其結果對於設定之退休年齡或是折現率非常敏感；第三，以該方法衡量之人力資本存量不僅體現在其生產力上，也會受到需求面的影響，例如不同產業對於勞動力的需求不同，因此個體所獲得的工資也有所不同，但是收入法卻無法體現這一點；第四，工資收入的資料在許多國家並不齊全，也因此常常無法進行分析。第五，同成本法所面臨之批評，維持一個人生活所需之費用是否應納入人力資本的考量依然存在爭議，即便將其納入，應該納入之項目至今依然未有定論。

第三種常見的人力資本存量衡量方法為人力資本投資法，該方法認為人力資本存量的多寡為個體進行人力資本投資決策的結果。人力資本的投資與實物資本相似，皆可增加個體之生產力，不同之處在於人力資本的投資是將人力資



本儲存在個體體內，成為該勞工所擁有的屬性。該方法是目前學界運用最廣泛的方法，主要代表為 Becker (1962, 1964) 以及 Mincer (1958, 1974)。

Becker (1962) 認為，累積人力資本的主要兩種方式為工作中學習與學校教育，於是在此基礎上建立一個數學模型，探討個體在效用極大化的假設下應如何進行人力資本的投資決策。Becker 的模型清楚地表明，如果個體天生的能力呈現常態分佈的假設成立，則人力資本投資決策的不同能夠很好的解釋為何薪資分佈未呈現常態分配而呈現明顯左偏的情況。

Becker 將教育視為累積人力資本存量的一般化訓練，因此不同教育程度之個體在薪資水準上理應出現落差，該觀點在許多實證研究中得到驗證；而工作訓練所造成之工資提升則肇因於兩部分：個人能力的提升與公司成長後利潤的增加。不過，因為很難將工作訓練後工資增加的兩種原因清楚分開，因此許多實證研究都直接將工資之提升分為教育以及教育之外的部分，並將非教育的部分稱之為「經驗」的累積。

Mincer (1958, 1974) 則是連結了人力資本投資與工資差異之關聯，並提出了大名鼎鼎的 Mincer 方程式，成為該脈絡文獻的基石。Mincer 方程式可表示如下：

$$\ln w = \alpha_0 + \rho_s s + \beta_0 x + \beta_1 x^2 + \varepsilon \quad (2.10)$$

其中， $w$  代表個體的薪資水準、 $s$  代表接受學校教育的年份、 $x$  代表潛在工作年數，為了捕捉潛在工作年數與工資之間的非線性關係，因此在方程式中加入了經驗的平方項。上面的方程式可由 Mincer (1958, 1974) 導出。

Mincer (1958) 提出三個假設，第一，不同個體有相同的能力和工作的機會；第二，經濟體系內存在完美的信貸市場；第三，每個個體在進行不同的人力資本投資後，將得到一個對應的人力資本存量，並獲得與其人力資本存量相符的工作與工資水準。透過上面的三個假設，得到的結論如下：對個體而言，接受教育的代價昂貴，因為必須放棄把時間拿去工作所能得到的工資以及經驗的累積，因此，接受越久的教育，則需要越高的工資來進行補償，否則一輩子所賺

取的工資現值將低於未接受教育之個體，在人是理性的個體的經濟學假設下，將沒有人願意進行教育的投資。也就是說，進行教育投資後的工資提升屬於一種補償性質的提升。

Mincer 方程式在提出後被經濟學界廣泛的使用，例如 Harmon et al. (2003)透過比對不同國家的資料，發現雖然不同地區在教育對薪資的回報上有所不同，但效果皆十分顯著；Psacharopoulos and Patrinos (2004)則有三點發現。第一，平均來說教育對薪資的回報大約落在 10%左右，不過在貧窮的地區教育的回報將會更高；第二，男性與女性在不同的教育階段的回報有所不同，舉例來說，女性在初等教育的回報上較低，但在國高中階段的教育回報較男性為高；第三，人力資本存在外部性，如果一個地區的平均人力資本水準較高，將會提高個別勞工的生產力。

即使受到經濟學家廣泛的使用，Mincer 方程式仍難逃受到部分學者的大力批判。其中最有力的批判應屬 Heckman et al. (2003)所提出。該篇文章運用美國人口普查的資料對美國黑人與白人分開進行檢驗，發現 1940 年代到 1950 年代的資料與 Mincer 方程式大致吻合，但隨著年代的遞移，模型的解釋程度卻越來越低，顯示該模型隨著時代背景的變遷已未必適合用來分析當代的資料。

在 Mincer 方程式提出的數十年後，Sianesi and Van Reenen (2003)在其基礎上加入了對人力資本存在外部性的探討，將 Mincer 方程式擴充為以下型態：

$$\ln w_{i,j,t} = \alpha_0 + \delta_j + \delta_t + \mathbf{x}'_i \mu + \rho_s s_{i,t} + \gamma s_{j,t} + u_{j,t} + \varepsilon_i \quad (2.11)$$

其中， $\delta_j$ 為代表不同區域的固定效果的虛擬變數、 $\delta_t$ 為代表時間效果的虛擬變數、 $s_{j,t}$ 為第t期在 j 地區的平均受教育年限、 $s_{i,t}$ 為第t期個體i所接受的教育年限、 $\mathbf{x}'_i$ 則為個體 i 的特徵，是一個向量。

Sianesi and Van Reenen (2003)進行這樣的修正主要是因為越來越多研究證實了人力資本對生產力的提升存在外部性，例如 Rauch (1993)支持教育存在外部性、Acemoglu and Angrist (1999)認為早期資料顯示外部性存在但並不顯



著等等。然而，本模型還是受到以下三個批評：第一，有學者認為 $S_{i,t}$ 和 $S_{j,t}$ 之間應存在內生性關係；第二，本模型未考慮其他因素諸如該國家之經濟情況或在地化的企業型態；最後，本模型未考慮其他非金錢因素帶來的外部性，例如工作品質、勞工健康水準或該地區的犯罪率。

最後一種常見的人力資本衡量方式為教育法，該法以所受教育的指標作為主要衡量人力資本累積的變數，將原本只在乎教育年數的人力資本累積研究延伸到同時在意教育年數與教育品質的全新境界。其中較具代表性的研究有 Barro and Lee (1996)、Hanushek (1996)以及 Wossmann (2003)。

在衡量教育品質方面，較常見的變數有師生比、每名學生所面對的教育金費金額、政府教育預算佔 GDP 比例、教學設施數量與品質等等，除此之外，也有研究在考慮上述變數外，額外考慮影響不同個體在接受相同資源後之效果的變數，像是居住地、年齡、種族、性別等等(Jorgenson, 1995; OECD, 1998)。

此法所受到的常見批評如下：第一，該法忽略了沒有正式授予證書之課程或公司培訓所帶來之效果；第二，在此方法下，每年的在學年數享有相同的報酬率，與實證研究之邊際報酬遞減的現象有所不同；第三，也是最常見的批判，就是在不同社會環境脈絡下，接受相同教育投資的回報也將不同。例如，對貧窮的地區而言，初級教育是最為重要的；但對富有地區而言，高等教育的回報較高。然而此法卻無法顯示出其中差異。

為了改善上述的批判，有學者提倡應該使用問卷調查的形式來得到勞工實際工作能力的資料，但因為此種方法成本過於昂貴，僅少數 OECD 國家有建立較為完善的資料庫供研究使用。

## 第二節 探討人力資本不均與薪資收入不均關聯之相關文獻

在探討人力資本不均與薪資收入不均的實證研究中，主要有以下三大特徵。首先，多數文獻在衡量個體的人力資本時，以教育年數作為其替代變數，並未考量工作後的邊做邊學等人力資本的累積方式 (Shahpari and Davoudi,

2013; Chani et al. , 2012), 其原因可能與工作後之邊做邊學的資料蒐集不易有關; 第二, 在探討人力資本與薪資水準之關聯時, 並未考慮各產業別之產業特性差異, 而是直接以整體國家的資料進行分析; 最後, 雖然大部分的文獻支持人力資本不均與收入不均之間呈正向相關且達到統計上的顯著, 但仍然有研究認為此兩者之間的關聯並不顯著。支持人力資本不均與收入不均之間有關的文獻如下:

Shahpari and Davoudi (2013)利用伊朗 1969 到 2007 年的資料, 以教育年數來做為人力資本的替代變數進行分析, 發現提升教育水準可以有效降低伊朗的收入不均情形。

Mahmood and Noor (2014)利用全球 55 個開發中國家從 1970 到 2010 年的資料檢驗人力資本不均與收入不均之間的關聯, 發現兩者之間呈現正向關係且達到統計上的顯著。除此之外, 該篇文獻建議, 若開發中國家的政府想要減緩國內的貧富差距, 那麼便應該致力於減緩國內的人力資本不均問題。

Hartog and Gerritsen (2016)利用荷蘭 1962 到 2012 年的資料, 來檢驗 Mincer 方程式中的教育程度對於薪資水準的影響, 發現教育對薪資的回報隨著時間的經過呈現 U 字形, 也就是說一開始教育的回報很高, 隨後慢慢降低, 最後再慢慢回升。作者認為這個 U 字形的關係應該適用於世界各國。該結果支持了教育年數與薪資之間應該呈正向關係的觀點。

Lee and Lee (2018)透過檢驗 1980 到 2015 年的跨國資料, 發現公平的教育成就分配將導致較為公平的收入分配, 且兩者之間的關係達到統計上的顯著。除此之外, 這篇研究還發現公立教育的擴張是減緩教育不均與收入不均的主要因素, 而貿易開放與技術快速進步則會造成收入不均的程度惡化。

Serawat and Singh (2019)利用印度 1970 到 2016 年的資料, 發現教育擴張導致國內更高的平均教育年數, 並大幅降低國內收入不均的情形; 不過, 高速的經濟成長、通貨膨脹以及貿易自由度的提升則會使收入不均的程度惡化。最後, 作者建議印度政府可以將教育擴張當作減緩國內貧富差距的有效政策工

具使用。

上面介紹的研究包含了開發中國家、已開發國家或甚至是跨國資料的分析，且個別研究時間跨度亦長達數十年之久，得出之結論應可證明人力資本不均與收入不均之間的正向關聯。然而，還是有少數文獻持相反意見：

Foldvari and Leeuwen (2011)透過兩階段最小平方法檢驗產出與人力資本之間的關係以及教育程度與人力資本水準之間之關係，發現教育年數不均對收入不均的影響很小，且兩者之間的關係並未達到統計上的顯著。除此之外，該篇研究亦表明，目前沒有任何證據能夠證明一個更公平的教育年數分配能夠換來一個收入更為公平的世界。

Chani et al. (2012)利用巴基斯坦1973到2009年的時間序列資料，檢驗人力資本不均與薪資收入不均之間之關聯，得到兩者之間為正相關的結論。除此之外，本篇文獻還透過格蘭傑因果檢定(Granger causality test)檢驗兩者之間之因果關係，發現收入不均將會導致人力資本不均，但是人力資本不均卻不會導致收入不均。

Castello-Climent and Domenech (2014)利用全球146個國家從1950年到2010年的資料進行分析，發現儘管在全球的範圍內，教育不均的程度已大大降低，但是對於收入不均的程度卻無多大影響，許多地區2005年的收入基尼係數與1950年代並無多大差異。這個結果顯示了雖然教育程度的提升大大增長了人們的生活水準，但是卻對降低貧富差距沒有太大的幫助。該研究指出造成這個結果的原因可能並非教育程度的普及無法影響收入不均，而是因為近幾年來全球化以及技術進步所造成的收入不均惡化抵銷了教育程度普及所造成的影響。

綜上所述，雖然大部分文獻支持人力資本不均與收入不均之間的正向關係，但仍有證據顯示出相反的觀點，除了顯示目前在此一領域的研究上各方觀點仍多有爭論，尚未達成共識外，可能也反映出在研究人力資本累積的相關議題時，以國家為單位進行分析可能過於巨大，無法有效顯現不同國家或是同一個國家內的產業差異，因此才會得出分歧之結果。

國內文獻依照國內之情況進行分析，試圖找出人力資本與薪資水準之間之關聯，並探討造成薪資收入不均的原因。值得注意的是，不同於外國之文獻在探討此議題時，多數使用勞工的個體資料進行分析，國內文獻在此議題的探討上多使用家戶資料進行分析。

鄭保志 (2004)將主計處 1978 到 2001 年的人力運用調查整理為追蹤資料進行分析，發現儘管教育不均度因教育擴張政策而在越晚出生的世代中越低，但工資不均度卻無顯著的差異。該篇文獻認為造成此結果的原因可能為年輕世代所面對的教育報酬率較高，抵銷了教育不均度下降的效果。

黃芳玟 (2011)探討台灣 22 歲到 64 歲間不同技術水平之全職工作者，在 1978 到 2008 年間之薪資變動與勞動力的質與量變動之間的關聯。該篇文獻發現，學校教育所累積之人力資本存量對於薪資成長有顯著的正向影響，且該影響對專科以上學歷的勞工影響更為明顯；而由工作年數所累積而成的人力資本存量則對於高中(職)以下學歷之勞工的實質薪資成長有較為顯著的影響。

陳建良 (2014)運用台灣 1980 到 2010 年的家庭收支資料，使用擬真分析的方式分解台灣過往 30 年間薪資收入不均度惡化的原因。該文獻發現，戶長的年齡老化改變了家戶生命週期的所得輪廓，是造成所得分配不均惡化的主要原因。其他原因諸如戶長教育程度、戶長性別、家戶規模等等，雖然對家戶的薪資所得亦造成影響，只是影響程度不如戶長年齡老化來的大。

徐美、莊奕琦與陳晏羚 (2015)發現，台灣存在家戶所得不均擴大以及個人薪資停滯性成長兩種現象並存的矛盾情形，因此採用主計處公布的家戶收支調查進行分析試圖找出原因所在。該篇文獻發現產業結構性的變動、女性逐漸投入職場、人口快速高齡化以及失業率的提高是造成家戶所得不均擴大的主要因素。除此之外，由於產業在台灣的分布具有區域性的性質，因此產業結構的改變同時也是造成台灣不同區域之收入不均的主要原因。

Chuang and Lai (2017)透過 1978 到 2003 年台灣人力運用調查的資料檢驗這 25 年來教育報酬率與潛在工作年數報酬率的變化趨勢，來探討人力資本不均



與薪資收入不均之間的關聯。該篇文獻發現，隨著時間的演進，教育的報酬率越來越高，但是經驗的報酬率卻越來越低，推測其原因為在產業結構快速改變與經濟環境日漸自由的情況下，知識基礎對於學習新知有決定性的作用，而經驗的累積相對來說重要性已不如以往。除此之外，該文還發現，當教育對工資的回報率較高時，收入不均的程度將會擴大；而當經驗對工資的回報率較高時，收入不均的程度將會縮小。

陳建良、曹添旺與林佑龍 (2019)使用 1990 到 2014 年的個人年度勞動所得資料，探討勞工的教育年數、潛在工作年數、性別、婚姻狀態、公私部門與產業別等等變數，對於薪資差異的影響。值得注意的是，該篇文獻強調使用個人所得資料進行分析的結果會比用家戶所得資料來的好，原因為個人所得不均乃是造成家戶所得不均的根本原因，在探討所得分配與社會公平的議題時，個人所得不均相較於家戶所得不均是更為基本的問題，算是對台灣大部分以家庭收支資料為基礎所進行的文獻提出了不同的未來研究方向。最後，這篇文章透過擬真分析的方法，得到造成工資差異的主要原因為教育程度不同、次因為潛在工作年數、性別、婚姻狀態等等因素的結論。

綜上所述，以台灣的文獻脈絡來看，影響台灣薪資差異的主要因素為教育程度以及潛在工作年數，與外國文獻得到之結果相同；除此之外，對台灣而言，產業結構的變遷、經濟體的開放、教育擴張、女性投入職場等等也是造成薪資不均度擴大不容小覷的次要因素。

### 第三章 計量方法

本研究之主要目的為探討人力資本不均與薪資收入不均之間之關聯，並將樣本資料聚焦在製造業上。為了體現製造業中各個子產業之資料特性以及考量整體資料隨時間經過的轉變，本研究將以追蹤資料(Panel Data)進行實證分析，使樣本同時包含時間序列及橫斷面資料的特性。

在資料處理上，因資料具有時間序列的特性，因此必須先進行追蹤資料單根檢定(Panel data Unit Root Test)以確定各變數為定態序列，避免發生Granger and Newbold (1974)提到的「虛假迴歸」問題使迴歸結果失真。

在確定資料中各變數皆呈現定態後，才能對其橫斷面的特性進行檢驗，並依照檢定的結果選定適當的計量模型進行分析。常見的追蹤資料迴歸模型有三種，分別為混合迴歸模型(Pooled regression model)、固定效果模型(Fixed effect model)以及隨機效果模型(Random effect model)。

在計量模型的選定上，通常先進行F檢定與LM檢定來確認迴歸模型截距項之性質。F檢定的虛無假設為該迴歸模型之截距項不存在不同的個別效果，若檢定結果為拒絕虛無假設時，代表該迴歸模型的截距項在不同分組的資料下存在不同的個別效果，需要以固定效果模型進行分析；若檢定結果為不拒絕虛無假設，則代表該迴歸模型的截距項不存在不同的個別效果，以混合迴歸模型分析即可。

而LM檢定之虛無假設為該迴歸模型之截距項不存在隨機變數的性質，因此當檢定結果拒絕虛無假設時，代表該迴歸模型的截距項俱備隨機變數的性質，應當以隨機效果模型分析之；若檢定結果不拒絕虛無假設，則代表該迴歸模型的截距項不俱備隨機變數的特性，以混合迴歸模型分析即可。

當F檢定與LM檢定之檢定結果皆拒絕各自的虛無假設時，則需使用Hausman (1978)所提出的Hausman檢定來做最後的判斷。Hausman檢定之虛無假設為模型迴歸式的個別效果與誤差項之間不存在內生性關係。當檢定結果拒

絕該虛無假設時，代表個別效果與誤差項之間存在內生性關係，此時以固定效果模型進行分析較佳；若檢定結果不拒絕虛無假設，則代表個別校鍋與誤差項之間不存在內生性關係，以隨機效果模型進行分析較好。

上述為本研究在操作計量方法時的使用邏輯與順序，以下各節將對上述所提到的計量方法進行較為詳細的介紹。

## 第一節 對資料時間序列性質的處理：追蹤資料單根檢定

包含時間序列的資料分為兩種類型：定態(stationary)序列與非定態序列(non-stationary)。定態的時間序列在面對外來衝擊時，其影響只是暫時性的，只要經過時間的調整後衝擊效果便會慢慢消失，資料最終將回到長期的平均值；然而，非定態的序列在面對外來衝擊時，其影響不會隨著時間的經過而消逝，而使資料隨著時間的經過慢慢遠離長期的平均水準。根據 Granger and Newbold (1974)的說法，在未確定時間序列為定態的情形下進行迴歸分析，將會產生名為「虛假迴歸」的問題，亦即在資料存在單根的情形下，對兩個沒有因果關係的變數進行迴歸分析時仍有可能得到不應存在的相關性，造成迴歸結果的失準。有鑑於此，當資料包含時間序列時皆應對資料進行單根檢定以確定其為定態序列。檢定之基本精神如下：

考慮以下的 AR(1)模型：

$$y_{i,t} = \rho_i \cdot y_{i,t-1} + \beta_i \cdot x_{i,t} + \varepsilon_{i,t} \quad (3.1)$$

其中， $i = 1, 2, 3, \dots, N$ 代表橫斷面數量； $t = 1, 2, 3, \dots, T$ 代表時間點； $x_{i,t}$ 代表解釋變數； $\varepsilon_{i,t}$ 為白噪音； $\rho_i$ 為自我迴歸的係數。若 $|\rho_i|$ 小於1，則該序列為一穩定的序列；若 $|\rho_i|$ 等於1，則該序列為一非定態的序列，此時我們稱 $y_{i,t}$ 為一存在單根的序列。

我們將上面的式(3.1)同時減去 $y_{i,t-1}$ ，並令 $\rho_i - 1 = \alpha_i$ ，經整理後得到下式：

$$\Delta y_{i,t} = \alpha_i \cdot y_{i,t-1} + \beta_i \cdot x_{i,t} + \varepsilon_{i,t} \quad (3.2)$$



該檢定之虛無假設與對立假設設定如下：

$$H_0 : \alpha_i = 0$$

$$H_1 : \alpha_i < 0$$

若檢定結果拒絕虛無假設，則代表該序列為一穩定之序列；反之，則代表該序列為一非定態之序列，須對序列進行差分，直到其成為一定態序列後，方可進行迴歸分析。

## 第二節 對資料橫斷面性質的處理：模型選定的檢定

本節將對各種常見的追蹤資料迴歸模型進行介紹，再介紹選定該模型時應使用的檢定方法。如果在模型選定階段不透過檢定而隨意選擇其中一種模型進行分析，則容易產生異質性偏誤(Heteroskedasticity bias)，意即雖然其迴歸結果得到之估計量仍為不偏估計量，但卻不是最佳估計量。因此，透過本節的檢定找出最適用的計量模型能夠使迴歸分析的結果更為精準。

### 3.2.1 混合迴歸模型

混合迴歸模型，顧名思義即是直接以最小平方法(OLS)來對追蹤資料進行迴歸分析。這種方法假設各觀察單位的個別效果相同，然而卻容易發生異質性偏誤(Heteroskedasticity bias)使迴歸結果失真。因此，唯有在確定資料的截距項不具固定效果與隨機效果時，方可使用。

### 3.2.2 固定效果模型與 F 檢定

考慮以下之複迴歸方程式：

$$Y_{i,t} = \beta_{1,i} + \sum_{k=2}^K \beta_k \cdot X_{k,i,t} + \varepsilon_{i,t} \quad (3.3)$$

其中，下標  $i$  代表觀察單位， $i=1, 2, \dots, N$ ；下標  $t$  代表觀察時間， $t=1, 2, \dots, T$ ； $\beta = (\beta_2, \dots, \beta_K)'$ ，代表  $(K-1) \times 1$  行向量； $X_{i,t}$  為對應之自變數向量，但不包括截距項； $\beta_{1,i}$  在文獻中稱為個別效果，不隨時間變動而改變，但不同觀察單位卻有不同的個別效果。

所謂的固定效果模型，就是將個別效果  $\beta_{1,i}$  當作特定之常數，使不同觀察分

組*i*擁有不同的特性常數，因此又稱為「共變異數模型」(Covariance model)。在此模型中，不同觀察單位間之差異可被不同的個別效果解釋，所以每個 $\beta_{1,i}$ 都是不同的待估計未知常數。

$Y_i$ 和 $X_i$ 分別是大小為 $T \times 1$ 和 $T \times (K-1)$ 的向量和矩陣，分別用來表示第*i*個觀察單位的應變數與自變數的觀察值， $\varepsilon_i$ 為對應之隨機干擾項向量，並令 $j_T = (1, 1, \dots, 1)'$

為一個 $T \times 1$ 的向量，我們可將式(3.3.1)改寫為以下型態：

$$Y_i = j_T \cdot \beta_{1,i} + X_i \cdot \beta + \varepsilon_i \quad (3.4)$$

若以矩陣表示，則：

$$Y_i = \begin{bmatrix} Y_{i,1} \\ Y_{i,2} \\ \vdots \\ Y_{i,T} \end{bmatrix}, \quad X_i = \begin{bmatrix} X_{2i1} & X_{3i1} & \dots & X_{Ki1} \\ X_{2i2} & X_{3i2} & \dots & X_{Ki2} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ X_{2iT} & X_{3iT} & \dots & X_{KiT} \end{bmatrix}, \quad \varepsilon_i = \begin{bmatrix} \varepsilon_{i1} \\ \varepsilon_{i2} \\ \vdots \\ \varepsilon_{iT} \end{bmatrix}$$

接著，我們將全部 $N \cdot T$ 個樣本堆疊起來，得到：

$$\begin{bmatrix} Y_{i,1} \\ Y_{i,2} \\ \vdots \\ Y_{i,T} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} j_T & 0 & \dots & 0 \\ 0 & j_T & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & \dots & 0 & j_T \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \beta_{11} \\ \beta_{12} \\ \vdots \\ \beta_{1N} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} X_1 \\ X_2 \\ \vdots \\ X_N \end{bmatrix} \beta + \begin{bmatrix} \varepsilon_1 \\ \varepsilon_2 \\ \vdots \\ \varepsilon_N \end{bmatrix} \quad (3.5)$$

式(3.5)在文獻中被稱為最小平方虛擬變數模型，簡稱 LSDV 模型。如欲得知待估計係數 $\beta$ 之值，直接以最小平方法估計即可。

在決定是否使用固定效果模型時，我們需要知道每個觀察單位的截距項是否均相同。如果每個觀察單位的截距項均相同，代表我們僅需估計一個截距項，且該筆資料失去其追蹤資料的特性，因為我們可將該筆追蹤資料視為有 $N \times T$ 個觀察值的橫斷面或時間序列資料，其迴歸模型也退化為混合迴歸模型。將上述改寫成假設檢定的型態表達如下：

$$H_0 : \beta_{11} = \beta_{12} = \dots = \beta_{1N}$$

$$H_1 : H_0 \text{ 為偽}$$

其檢定統計量為 F 分配，定義如下：

$$FF = \frac{(SSE_R - SSE_U)/(N - 1)}{SSE_U/(NT - N - K + 1)}$$

其中， $SSE_R$ 為令式(3.3)中之 $\beta_{1,i}=\beta_1$ 後，估計該式所得之殘差平方和，也就是混和迴歸模型的殘差平方和； $SSE_U$ 則為直接估計式(3.3)後得到之殘差平方和； $(N - 1)$ 表示虛無假設的限制條件個數； $(NT - N - K + 1)$ 則為不受限制模型的自由度。在不拒絕虛無假設的情況下，統計檢定量FF是自由度為 $(N - 1)$ 和 $(NT - N - K + 1)$ 的F分配隨機變數。

檢定之結果若為拒絕虛無假設，則使用固定效果模型；反之，則使用混合迴歸模型即可。

### 3.2.3 隨機效果模型與LM檢定

考慮以下之複迴歸方程式：

$$Y_{it} = \sum_{k=1}^K \beta_k \cdot X_{kit} + u_i + \varepsilon_{it} \quad (3.6)$$

其中， $\beta$ 為待估計係數； $u_i$ 為第*i*個觀察單位所特有之隨機變數，且不隨時間改變； $\varepsilon_{it}$ 為誤差項； $X_{kit}$ 與 $Y_{it}$ 分別為解釋變數與被解釋變數。由於此模型中包含兩個誤差項，故又稱為誤差成分模型。

此模型通常有以下四個假設：

1.  $E(u_i) = E(\varepsilon_{it}) = 0$ ， $E(\varepsilon_{it}) = \sigma_\varepsilon^2$ ， $E(u_i) = \sigma_u^2$
2.  $E(u_j \cdot \varepsilon_{it}) = 0$  對所有*i, t*和*j*
3.  $E(\varepsilon_{it} \cdot \varepsilon_{js}) = 0$  若*t ≠ s*或*i ≠ j*
4.  $E(u_i \cdot u_j) = 0$  若*i ≠ j*

同式(3.4)之符號，我們可將第*i*個觀察單位以矩陣形式表達如下：

$$Y_i = X_i \cdot \beta + j_T \cdot u_i + \varepsilon_i \quad (3.7)$$

將全部 $N \cdot T$ 個樣本堆疊起來，表示為：

$$\begin{bmatrix} Y_1 \\ Y_2 \\ \vdots \\ Y_N \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} X_1 \\ X_2 \\ \vdots \\ X_N \end{bmatrix} \beta + \begin{bmatrix} j_T u_1 \\ j_T u_2 \\ \vdots \\ j_T u_N \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \varepsilon_1 \\ \varepsilon_2 \\ \vdots \\ Y \varepsilon_N \end{bmatrix} \quad (3.8)$$

如欲得知待估計係數之值，文獻上多以可行的一般化最小平方法(feasible

generalized least squares)進行。

在模型選用時，為了確認迴歸模型是否存在隨機效果，最常見的檢定方法為 Breusch and Pagan (1980)所提出的 LM 檢定法(Lagrange multiplier)。其虛無假設與對立假設如下：

$$H_0 : \sigma_u^2 = 0$$

$$H_1 : \sigma_u^2 \neq 0$$

統計檢定量為：

$$\lambda = \frac{N \cdot T}{2 \cdot (T - 1)} \cdot \left[ \frac{\sum_{i=1}^N (\sum_{t=1}^T \varepsilon_{it})^2}{\sum_{i=1}^N \sum_{t=1}^T e_{it}^2} - 1 \right]^2$$

經過整理後得到：

$$\lambda = \frac{N \cdot T}{2 \cdot (T - 1)} \cdot \left[ \frac{\sum_{i=1}^N (T \cdot \varepsilon_i)^2}{\sum_{i=1}^N \sum_{t=1}^T e_{it}^2} - 1 \right]^2$$

其中， $\varepsilon$ 為透過最小平方法得到殘差向量。當虛無假設成真時， $\lambda$ 成為一個自由度為一的卡方隨機分配。

如果檢定結果拒絕虛無假設，代表模型有隨機效果存在，應以隨機效果模型進行迴歸分析；若結果不拒絕虛無假設，則代表模型不存在隨機效果，以混合迴歸模型分析即可。

### 3.2.4 最終模型選定：Hausman 檢定

固定效果模型的優點在於無須假設個別效果的機率分配，也無須假設個別效果與誤差項及自變數之間相互獨立，然而，卻有因為使用虛擬變數進行估計造成自由度大幅減少的缺點存在；隨機效果模型雖然不會有自由度大幅減少的問題存在，但須假設個別效果與誤差項及自變數之間相互獨立，使資料在選用上較為嚴格。

由於固定效果模型及隨機效果模型各有其優缺點，因此模型的選定上通常以 Hausman (1978)提出之檢定進行。該檢定的精神在於確認個別效果 $u_i$ 與自變數之間是否存在相關性，若 $u_i$ 與自變數不相關時，代表應選用隨機效果模型；反之，則應選用固定效果模型。其虛無假設與對立假設檢定表達如下：

$$H_0 : Cov(u_i \cdot X_{it}) = 0$$

$$H_1 : Cov(u_i \cdot X_{it}) \neq 0$$

其檢定統計量為：

$$H = (\widehat{\beta}_{fe} - \widehat{\beta}_{re})' \cdot [\text{Var}(\widehat{\beta}_{fe}) - \text{Var}(\widehat{\beta}_{re})]^{-1} \cdot (\widehat{\beta}_{fe} - \widehat{\beta}_{re})$$

其中， $\widehat{\beta}_{fe}$ 為固定效果模型下的估計參數； $\widehat{\beta}_{re}$ 為隨機效果模型下的估計參數； $\text{Var}(\widehat{\beta}_{fe})$ 為固定效果模型的共變數矩陣； $\text{Var}(\widehat{\beta}_{re})$ 為隨機效果模型的共變數矩陣。該檢定統計量服從自由度為 $k-1$ 之卡方分配，其中 $k$ 為解釋變數的個數。

當檢定結果無法拒絕虛無假設時，則應選用隨機效果模型；若檢定結果拒絕虛無假設，則選用固定效果模型進行分析。



## 第四章 實證模型

本章對變數選擇及資料處理作細節性說明。第一節介紹衡量各變數不均程度的指標以及其計算方式；第二節介紹選用的解釋變數與被解釋變數，並說明選擇這些變數的原因；第三節介紹本研究原始資料的來源，並說明原始資料如何計算成為本研究的解釋變數與被解釋變數；第四節則介紹本文建構之迴歸模型。

### 第一節 不均程度的衡量與計算方式

本研究將以吉尼係數作為衡量各變數不均程度的指標。吉尼係數為洛倫滋曲線(Lorenz curve)與完全均等直線間所包含之面積對完全均等直線以下整個三角形面積之比率，介於0到1之間。吉尼係數愈大，表示分配不均的程度愈高；反之，則表示不均的程度愈低。

本文在計算吉尼係數時，則參考Castello-Climent and Domenech (2014)之方法，其公式如下：

$$X^{gini} = \frac{1}{2H} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n |m_i - m_j| \cdot q_i \cdot q_j \quad (4.1)$$

$$H = \sum_{i=1}^n m_i \cdot q_i \quad (4.2)$$

其中， $X^{gini}$ 代表不同變數之吉尼係數，可帶入薪資收入、教育年數、潛在工作年數等不同變數進行計算，求得各變數之吉尼係數； $H$ 為樣本人口的該變數平均值；下標的 $i$ 、 $j$ 代表該變數的不同分組級距； $q_i$ 、 $q_j$ 代表樣本中處於為 $i$ 、 $j$ 級距中的樣本數佔全體樣本數之比例； $m_i$ 、 $m_j$ 代表 $i$ 、 $j$ 級距的組中點之值。如同Gini (1931)所提出之吉尼係數，以上述公式計算出的吉尼係數的值也介於0到1之間，且吉尼係數越大，代表該變數的分配越不平均。

### 第二節 迴歸模型的被解釋變數與解釋變數之選用

透過對過往文獻的梳理，文獻中典型的人力資本累積管道有正式與非正式的教育、在職訓練與邊做邊學等等。在進行人力資本不均與薪資收入不均之關



聯的實證研究時，一些文獻直接以教育年數吉尼係數作為人力資本不均的代理變數進行分析(Foldvari and Leeuwen, 2011;Chani et al. , 2012)；另一些文獻除了考慮教育年數的影響之外，也以勞工的潛在工作年數作為其工作經驗的代理變數，進行實證分析。然而，這樣的作法存在缺陷，其理由有二：

第一，僅以教育年數作為人力資本的替代變數無法呈現勞工在工作後的人力資本累積。首先，對於兩個擁有相同最高學歷且從事相同工作的個體而言，若其中一個個體僅進入職場五年的時間，另一個卻已在職場工作超過二十年，則兩者在工作之後累積的人力資本存量應當存在差異；除此之外，選擇高強度工作的個體與選擇低強度工作的個體，在工作相同的年限後，人力資本的累積上肯定也有截然不同的成果，但是以教育年數作為人力資本的代理變數卻無法體現上述兩種情況對人力資本累積的差異。

第二，即便加入考慮潛在工作年數，仍然無法完整呈現不同工作強度對於人力資本累積的差異。文獻上通常都以勞工的潛在工作年數作為其工作經驗的代理變數，然而，若直接將潛在工作年數換算為潛在工作年數吉尼係數，將無法有效體現不同工作強度為勞工帶來的人力資本累積差異。想像一個每日庶務類型的低技術型工作以及一個須不斷學習新知的高技術型工作，有著完全一模一樣的從業勞工潛在工作年數分配，則計算出來的潛在工作年數吉尼係數將會完全相同。在這樣的情況下，我們很容易從數據解讀成這兩個產業有著一樣的工作經驗不均程度，但事實卻與從數據解讀到的大相逕庭。即便擁有相同的潛在工作年數吉尼係數，高技術產業在工作經驗的不均程度上理應大於每日庶務型的工作。綜上所述，潛在工作年數雖然可以從勞工從業時間的長短一定程度地體現邊做邊學上的人力資本累積差異，但仍無法全面性的涵蓋整個觀念，仍有改進空間。

因此，本文擬在傳統文獻的基礎上，再加入一個新的變數來嘗試改善上述問題。我們將這個變數定義為調整後的工作經驗，其組成為個體的潛在工作年數乘上個體所在產業的歷年累計固定資產支出的對數值，可表達如下：



$$\exp_{adj_{i,t}} = \exp_{i,t} \cdot \ln(FAE_{j,t})$$

其中，下標 $t$ 代表時間； $\exp_{adj_i}$ 為個體 $i$ 調整後的工作經驗； $s_i$ 為個體 $i$ 的累積教育年數； $\exp_i$ 個體 $i$ 的潛在工作年數； $\ln(FAE_j)$ 為個體 $i$ 所處的產業 $j$ 在當年的固定資產支出累計值（fixed asset expenditure）。本文以 2003 年作為計算累計值的基期。如此設定調整後的工作經驗的理由如下：

第一，加入考量固定資產支出是為了捕捉不同產業的工作強度的不同之處。若某產業有不斷地更新硬體設備，則對於勞工來說，將不斷有新事物去學習，否則有極高機率因不會使用新的機具而遭到淘汰。因此，我們以不同產業的累計固定資產支出的對數值來捕捉不同產業應學習的技能數量，希望可以體現出產業間不同工作強度對人力資本累積的差異。

第二，潛在工作年數是體現工作經驗不同的重要因素。從常理推斷，一個人從事一項工作越久，對於該工作的熟練度將會越高，因此，潛在工作年數的累積與其工作表現也有一定程度的關聯。

至此，我們選定了人力資本累積過程中我們所關注的變數，分別是教育年數、潛在工作年數以及調整後的工作經驗等三項。若要同時考慮此三項變數對人力資本累積的影響，並探討人力資本不均與薪資收入不均之間之關聯，比較好的做法將是考量每個個體的教育年數、潛在工作年數以及調整後的工作經驗後，計算出該個體的人力資本存量；接著再由樣本中每個個體的人力資本存量計算出人力資本基尼係數，並對薪資收入基尼係數進行迴歸分析。

但是，該方法在技術上卻有執行的困難，因為我們無法精確地得知在累積人力資本存量時，教育年數、潛在工作年數與調整後的工作經驗的投入分別有何影響，也就是說，我們並不知道人力資本累積的生產函數長甚麼樣子。因此，若要給予人力資本存量與此三項變數一個函數關係來計算出個體的人力資本存量，將會顯得任意且武斷。因此，我們將分別計算影響人力資本累積的三個變數的基尼係數，並以此來衡量人力資本不均對於薪資收入不均的影響。

除了關於人力資本的探討之外，本文亦加入台灣的貿易開放程度此一變數來體現產業外在環境對於產業內薪資收入不均的影響。理論上，一國的貿易開放程度對於薪資收入不均應有正負兩種方向的影響。根據國際貿易的 H-O 定理，當一個擁有大量低階技術勞工的國家開始與他國進行貿易時，該國將會因為大量低技術勞工的薪資增加而使薪資收入不均的情況減少；然而，若貿易的開放僅集中在少數高技術勞工存在的產業時，則會因為對高技術勞工有更多的需求而拉高其薪資收入，使薪資收入不均的情形惡化。Lee and Wie (2015) 便證實了貿易開放程度對一國的薪資收入不均度有顯著的影響性。

在貿易開放程度的呈現上，本研究參考 Lee and Lee (2018) 的作法，以該國的當年度出口額與進口額之加總與該國當年度 GDP 之比值，可表示如下：

$$\text{貿易開放程度} = \frac{EX_t + IM_t}{GDP_t}$$

其中，下標  $t = 1, 2, \dots, T$ ，用來表示不同年度； $EX_t$  為該國第  $t$  年的貿易出口量； $IM_t$  為該國第  $t$  年的貿易進口量； $GDP_t$  為該國第  $t$  年的 GDP。

綜上所述，本研究的被解釋變數為製造業從業人員薪資收入吉尼係數，解釋變數為製造業從業人員教育年數吉尼係數、製造業從業人員潛在工作年數吉尼係數、製造業從業人員調整後的工作經驗吉尼係數、台灣的貿易開放程度等四項。下節，將分別介紹解釋變數與被解釋變數的原始資料來源以及計算成本研究使用之變數的方法。

### 第三節 原始資料來源及變數之計算

本研究的樣本為台灣 2003 年至 2019 年的製造業追蹤資料，資料庫來源分別為取自中央研究院人文社會科學研究中心調查研究專題中心學術調查研究資料庫的行政院主計處人力運用調查、經濟部的製造業投資及營運概況調查以及中華民國統計資訊網等三處。本節將分別介紹各資料的來源以及如何計算為本研究使用之解釋變數與被解釋變數。

#### 4.3.1 原始資料來源與介紹

#### 1. 製造業從業人員薪資收入

本文從歷年人力運用調查的原始資料中得到製造業從業人員每月主要薪資收入資料。由於該筆資料僅納入有實際支領薪水的製造業從業人員勞工，因此忽略了失業中的製造業從業人員，可能會使計算出來的製造業從業人員薪資收入基尼係數有被低估的情形。

#### 2. 製造業從業人員教育年數

本研究從歷年人力運用調查資料中擷取製造業從業人員的最高學歷資料，並將其轉換為接受正規教育的年數。在人力運用調查中，教育程度分為不識字、國小畢業、國中畢業、高中(職)畢業、專科畢業、大學畢業、研究所畢業以及博士班畢業等八種類型，我們將其按照台灣的學制轉換為教育年數，並列於表 4.1 中。

#### 3. 製造業從業人員潛在工作年數

在探討人力資本累積與薪資差異的議題上，許多文獻係利用勞工的年齡減去其最高學歷所需的修業年限後再減去 7 後得到潛在工作年數來當作工作經驗的代理變數(Chuang and Lai, 2017; Hartog and Gerritsen, 2016)。本文也將依循此方法，在擷取人力資源調查的製造業從業人員年齡資料後，依照上述計算公式得出製造業從業人員潛在工作年數的樣本資料。

稱此變數為潛在工作年數而非工作年數的原因在於，該變數僅能顯示出某一特定勞工可能的最大工作年數，但是實際情況仍有各體之間的差異。最明顯的例子即為女性勞動者往往因生產而離開職場一段時間，然而這樣的工作年數減少卻是我們無法從資料當中得知的。

#### 4. 製造業各子產業固定資產支出

本資料取自經濟部的製造業投資及營運概況調查，在該資料庫中，本資料按照經濟部發佈的中華民國行業分類標準進行分類，提供了製造業中全部 26 個子產業的固定資產支出數據。由 4.2 節的介紹我們得知，製造業各子產業的固定資產支出資料係用於計算調整後的工作經驗。

表 4.1 各教育程度之教育年數

教育程度	教育年數	累積教育年數
不識字	0	0
國小畢業	6	6
國中畢業	3	9
高中(職)畢業	3	12
專科畢業	2	14
大學畢業	4	16
碩士畢業	2	18
博士畢業	4	22

註 1：由於資料中有少數自學之樣本，無法歸類進教育程度之中，故不將該資料納入考量

#### 5. 台灣的進出口貿易數額

本資料取自中華民國統計資訊網，為國民所得及經濟成長統計資料庫中的商品及服務輸出入資料。本資料以新台幣百萬元為單位，並依照主計處所提供的消費者物價指數調整成為實質進出口數額。由 4.2 節的介紹我們得知，本資料用於貿易開放程度的計算。

#### 6. 台灣的國內生產毛額

本資料取自中華民國統計資訊網，為國民所得及經濟成長統計資料庫中的 GDP 資料。本資料以新台幣百萬元為單位，並依照主計處所提供的消費者物價指數調整成為實質國內生產毛額。由 4.2 節的介紹我們得知，本資料用於貿易開放程度的計算。

### 4.3.2 本研究使用之被解釋變數與解釋變數之計算

#### 1. 製造業從業人員薪資收入基尼係數

製造業從業人員薪資收入基尼係數為本研究的被解釋變數。本文將製造業從業人員薪資收入資料以 5000 為一個級距進行分組，共分為 20 組。之後，再

表 4.2 原始資料來源與用途

資料名稱	資料用途	資料來源
薪資收入	計算薪資收入吉尼係數	歷年人力運用調查
教育年數	計算教育年數吉尼係數	歷年人力運用調查
潛在工作年數	計算潛在工作年數吉尼係數	歷年人力運用調查
製造業各產業固定資產支出	計算調整後的工作經驗吉尼係數	製造業投資營運概況調查
台灣進出口貿易額	計算貿易開放程度	中華民國統計資訊網
台灣 GDP 資料	計算貿易開放程度	中華民國統計資訊網

資料來源：作者自行整理

帶入式(4.1)與式(4.2)對於吉尼係數的計算公式，得出製造業從業人員的薪資收入吉尼係數。

## 2. 製造業從業人員教育年數吉尼係數

製造業從業人員教育年數吉尼係數為本研究之解釋變數。本文將製造業從業人員教育年數資料以不同學歷為一個級距進行分組，共分為 8 組。之後，再帶入式(4.1)與式(4.2)對於吉尼係數的計算公式，得出製造業從業人員的教育年數吉尼係數。

## 3. 製造業從業人員潛在工作年數吉尼係數

製造業從業人員潛在工作年數吉尼係數為本研究之解釋變數。本文將製造業從業人員潛在工作年數資料以 5 年為一個級距進行分組，共分為 10 組。之後，再帶入式(4.1)與式(4.2)對於吉尼係數的計算公式，得出製造業從業人員的潛在工作年數吉尼係數。

## 4. 製造業從業人員調整後的工作經驗吉尼係數



製造業從業人員調整後工作經驗吉尼係數為本研究之解釋變數。本文將製造業從業人員調整後的工作經驗資料以 50 為一個級距進行分組，共分為 15 組。之後，再帶入式(4.1)與式(4.2)對於吉尼係數的計算公式，得出製造業從業人員的調整後的工作經驗吉尼係數。

#### 5. 貿易開放程度

貿易開放程度為本研究之解釋變數。本文參考 Lee and Lee (2018)之作法，將台灣同一年度的進出口貿易總額與 GDP 之比值當作該年度台灣的貿易開放程度。

表 4.3 變數說明與資料來源

變數代號	變數名稱	資料來源
$wage^{gini}$	薪資收入吉尼係數	歷年人力運用調查與作者自行計算
$edu^{gini}$	教育年數吉尼係數	歷年人力運用調查與作者自行計算
$exp^{gini}$	潛在工作年數吉尼係數	歷年人力運用調查與作者自行計算
$exp_{adj}^{gini}$	調整後的工作經驗吉尼係數	歷年人力運用調查、製造業投資營運概況調查與作者自行計算
$\frac{EX + IM}{GDP}$	貿易開放程度	中華民國統計資訊網與作者自行計算

資料來源：作者自行整理

### 第四節 迴歸模型

本章前三節的說明中，提到文獻中對於人力資本與薪資差異的討論中最常放入的解釋變數為教育年數以及潛在工作年數等兩項，也詳盡地討論了為何本文認為此兩項變數無法充分解釋人力資本不均與薪資收入不均之間的關聯，因而加入了調整後的工作經驗此一變數。據此，本文將建構兩條迴歸模型，第一條

探討文獻中提到的教育年數基尼係數及潛在工作年數基尼係數此兩項變數與薪資收入基尼係數的關聯；第二條將在傳統文獻的基礎上加入調整後的工作經驗基尼係數，以比較新、舊兩條迴歸模型對於此議題的解釋能力何者更佳。

首先，典型文獻中提到的兩種變數為教育年數與潛在工作年數，因此本文於建構的第一條方程式中以教育年數基尼係數與潛在工作年數基尼係數作為解釋變數，表達為下式(4.3)：

$$wage_{i,t}^{gini} = \alpha_{1,i} + \alpha_2 \cdot edu_{i,t}^{gin} + \alpha_3 \cdot exp_{i,t}^{gin} + \alpha_4 \cdot \frac{EX_{t-1} + IM_{t-1}}{GDP_{t-1}} + \varepsilon_{i,t} \quad (4.3)$$

其中，下標*i*代表不同產業別之資料， $i = 1, 2, \dots, N$ ；下標*t*代表時間， $t = 1, 2, \dots, T$ ； $\alpha_{1,i}$ 、 $\alpha_2$ 、 $\alpha_3$ 、 $\alpha_4$ 為待估計參數； $\varepsilon_{i,t}$ 為隨機干擾項，其餘變數符號之意義同表 4.3 中所示。值得注意的是，為了避免貿易開放程度與薪資收入不均程度之間存在內生性問題，本文之貿易開放程度將使用前一期資料進行分析。

再來，為了捕捉不同產業在工作上的強度不同所造成的人力資本累積差異，我們將潛在工作年數基尼係數修改為調整後的工作經驗基尼係數作為解釋變數，並得到下式(4.4)：

$$wage_{i,t}^{gini} = \beta_{1,i} + \beta_2 \cdot edu_{i,t}^{gini} + \beta_3 \cdot exp_{adj\ i,t}^{gin} + \beta_4 \cdot \frac{EX_{t-1} + IM_{t-1}}{GDP_{t-1}} + u_{i,t} \quad (4.4)$$

其中，下標*i*代表不同產業別之資料， $i = 1, 2, \dots, N$ ；下標*t*代表時間， $t = 1, 2, \dots, T$ ； $\beta_{1,i}$ 、 $\beta_2$ 、 $\beta_3$ 、 $\beta_4$ 為待估計參數； $u_{i,t}$ 為隨機干擾項，其餘變數符號之意義同表 4.3 中所示。與式(4.3)相同，為避免內生性問題，貿易開放程度將使用前一期之資料進行分析。

在分析迴歸結果時，各解釋變數若對被解釋變數有顯著影響，其代表的意義如下：首先，教育基尼係數代表產業內的不同個體接受一般的正規教育的年限不均度，若其迴歸結果呈現統計上的顯著，則代表在該產業內，教育程度的高低確實是影響其薪資高低的原因之一；再來，潛在工作年數基尼係數代表產業內的不同個體在該產業內潛在工作年數的不均度，但卻無法完整顯示出不同產業勞工在其工作崗位上的學習情況差異，因此該變數呈現統計上的顯著時，



僅能告訴我們對於該產業而言，年資的累積會造成薪資的增加，而無法完整體現工作後邊做邊學的人力資本累積情況；第三，調整後的工作經驗吉尼係數透過各體所處產業的累計固定資產支出來捕捉該產業從業人員學習到的新知識，因此若此變數呈現統計上的顯著時，則可代表對該產業而言，工作後的邊做邊學對其薪資水準是有影響的；最後，貿易開放程度透過貿易進出口總額與國內生產毛額的比值來體現該國國際貿易的活躍程度，因此，若此變數呈現統計上的顯著時，則有足夠證據支持台灣的貿易開放程度對於製造業薪資收入不均度有影響力。

最後，本研究除了對全體製造業進行迴歸分析外，為了瞭解製造業內部不同產業是否擁有不同之特性，亦挑選數個性質較為接近之產業合併成較小之追蹤資料，進行迴歸分析，說明如下：

本文參考民國 106 年經濟部發佈的中華民國行業標準分類及經濟部統計處工業產銷存動態調查資料庫之分類，將製造業中的子產業分為民生工業、化學工業以及資訊電子工業，其所包含的產業別如下：

### 1. 民生工業

民生工業包含食品及飼品製造業、飲料製造業、菸草製造業、紡織業、成衣及服飾品製造業、木竹製品製造業、非金屬礦物製品製造業、家具製造業等 8 個產業。

### 2. 化學工業

化學工業包含皮革、皮毛及其製品製造業、紙漿、紙及其製品製造業、印刷及資料儲存媒體複製業、石油及煤製品製造業、化學原材料、肥料、氮化合物、塑橡膠原料及人造纖維製造業、其他化學製品製造業、藥品及醫用化學製品製造業、橡膠製品製造業、塑膠製品製造業等 9 個產業。

### 3. 資訊電子產業

資訊電子產業包含電子零組件製造業、電腦、電子產品及光學製品製造業等 2 個產業。

綜上所述，本文建構了式(4.3)及式(4.4)的迴歸模型，用來檢驗對製造業而言，人力資本不均對薪資收入不均的影響為何。除了對整體製造業資料進行迴歸分析外，也會以民生工業、化學工業以及資訊電子工業等三個次產業的資料進行迴歸分析，來觀察製造業的各個子產業之間是否也存在產業間之差異造成人力資本累積過程中應重視的變數有所不同。迴歸結果將於第五章中呈現。



## 第五章 實證結果

### 第一節 敘述性統計

表 5.1 整理了全體製造業以及其次產業的薪資收入、教育年數、潛在工作年數以及調整後的工作經驗等原始資料的基本統計量。表 5.1 顯示，製造業次產業中平均薪資的高低依序為資訊電子工業、化學工業、民生工業；平均教育程度高低依序為資訊電子工業、化學工業、民生工業；潛在工作年數長短依序為民生工業、化學工業、資訊電子工業；平均調整後的工作經驗長短依序為民生工業、化學工業、資訊電子工業。

除此之外，薪資收入依照變異程度大小排列，依序為化學工業、民生工業以及資訊電子工業；教育程度依照變異程度大小排列，依序為民生工業、化學工業、電子資訊工業；潛在工作年數依照變異程度大小排列，依序為民生工業、化學工業、資訊電子工業；調整後的工作經驗依照變異程度大小排列，依序為化學工業、民生工業、資訊電子工業。

從表 5.1 中可看出，各製造業次產業的從業勞工擁有差不多的教育程度，平均接受教育年數皆落在 14 年上下；在潛在工作年數方面，民生工業與化學工業的平均值落在 20 年附近，然而資訊電子工業卻只有 13 年左右，顯示出資訊電子工業的從業勞工平均工作年數遠低於另外兩個子產業；然而，資訊電子工業卻擁有三個次產業中最高的薪資收入平均數，可能表示資訊電子工業的潛在工作經驗累積能迅速累積高於另外兩個次產業的人力資本存量，使其能夠在從業勞工教育水準與其他次產業幾乎相同的情況下，透過工作後的邊做邊學累積較多的人力資本存量，從而擁有最高的平均薪資收入水準。

表 5.2 整理了全體製造業以及其次產業的薪資收入基尼係數、教育年數基尼係數、潛在工作年數基尼係數以及調整後的工作經驗基尼係數等解釋變數與被解釋變數的基本統計量。表 5.2 顯示，各次產業薪資收入不均度由高至低依序為民生工業、化學工業、資訊電子工業；教育年數不均度由高至低依序為民

表 5.1 原始資料基本統計量

全體製造業				化學工業			
變數	樣本數	平均值	標準差	變數	樣本數	平均值	標準差
<i>wage</i>	126663	35513	25200.4	<i>wage</i>	21700	36276.7	24931
<i>edu</i>	126663	14.276	2.514	<i>edu</i>	21700	14.141	2.484
<i>exp</i>	126663	18.005	10.996	<i>exp</i>	21700	20.014	11.251
<i>exp<sub>adj</sub></i>	126663	148.411	89.674	<i>exp<sub>adj</sub></i>	21700	156.506	89.878
民生工業				資訊電子工業			
變數	樣本數	平均值	標準差	變數	樣本數	平均值	標準差
<i>wage</i>	26043	31888.4	23066.1	<i>wage</i>	35268	37449.6	21311.4
<i>edu</i>	26043	14.054	2.74	<i>edu</i>	35268	14.707	2.292
<i>exp</i>	26043	20.919	11.382	<i>exp</i>	35268	13.119	8.814
<i>exp<sub>adj</sub></i>	26043	160.499	88.744	<i>exp<sub>adj</sub></i>	35268	123.624	83.732

表 5.2：各變數基本統計量

全體製造業				化學工業			
變數	樣本數	平均值	標準差	變數	樣本數	平均值	標準差
<i>wage<sup>gini</sup></i>	442	0.219	0.018	<i>wage<sup>gini</sup></i>	153	0.227	0.018
<i>edu<sup>gini</sup></i>	442	0.093	0.003	<i>edu<sup>gini</sup></i>	153	0.092	0.002
<i>exp<sup>gini</sup></i>	442	0.350	0.013	<i>exp<sup>gini</sup></i>	153	0.324	0.006
<i>exp<sub>adj</sub><sup>gini</sup></i>	442	0.338	0.014	<i>exp<sub>adj</sub><sup>gini</sup></i>	153	0.323	0.008
民生工業				資訊電子工業			
變數	樣本數	平均值	標準差	變數	樣本數	平均值	標準差
<i>wage<sup>gini</sup></i>	136	0.229	0.024	<i>wage<sup>gini</sup></i>	34	0.210	0.014
<i>edu<sup>gini</sup></i>	136	0.098	0.003	<i>edu<sup>gini</sup></i>	34	0.084	0.002
<i>exp<sup>gini</sup></i>	136	0.310	0.008	<i>exp<sup>gini</sup></i>	34	0.377	0.030
<i>exp<sub>adj</sub><sup>gini</sup></i>	136	0.309	0.009	<i>exp<sub>adj</sub><sup>gini</sup></i>	34	0.371	0.031

生工業、化學工業、電子工業；潛在工作年數不均度由高至低依序為資訊電子工業、化學工業、民生工業；調整後的工作經驗不均度由高至低依序為資訊電子工業、化學工業、民生工業。

圖 5.1 全體製造業各變數時間趨勢

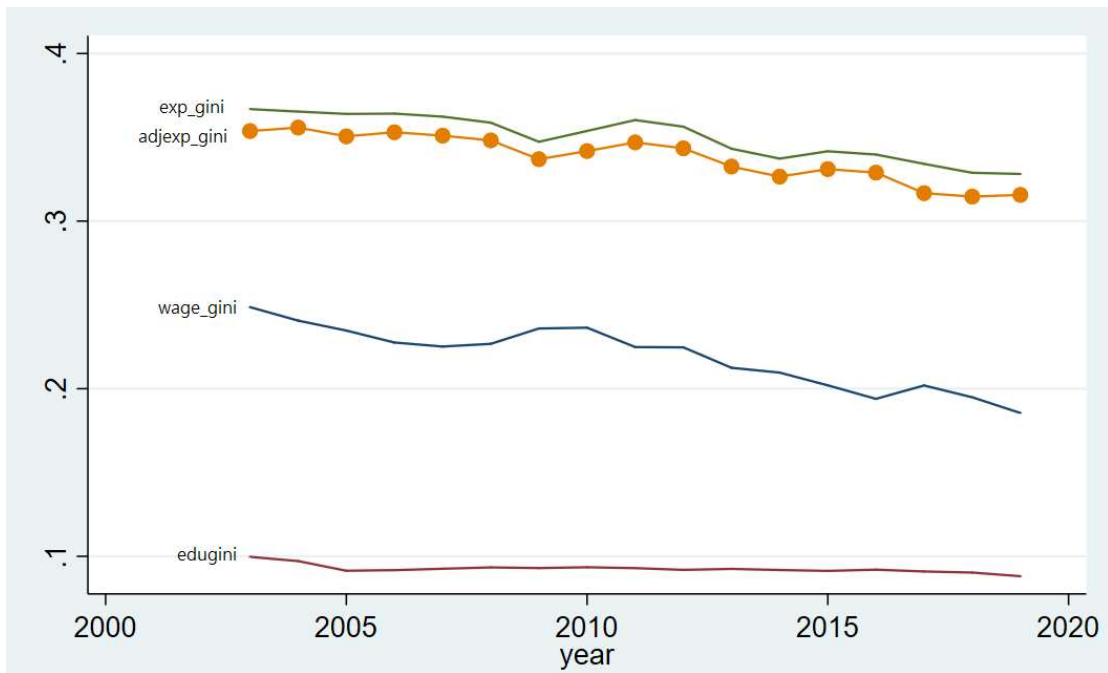


圖 5.2 民生工業各變數時間趨勢圖

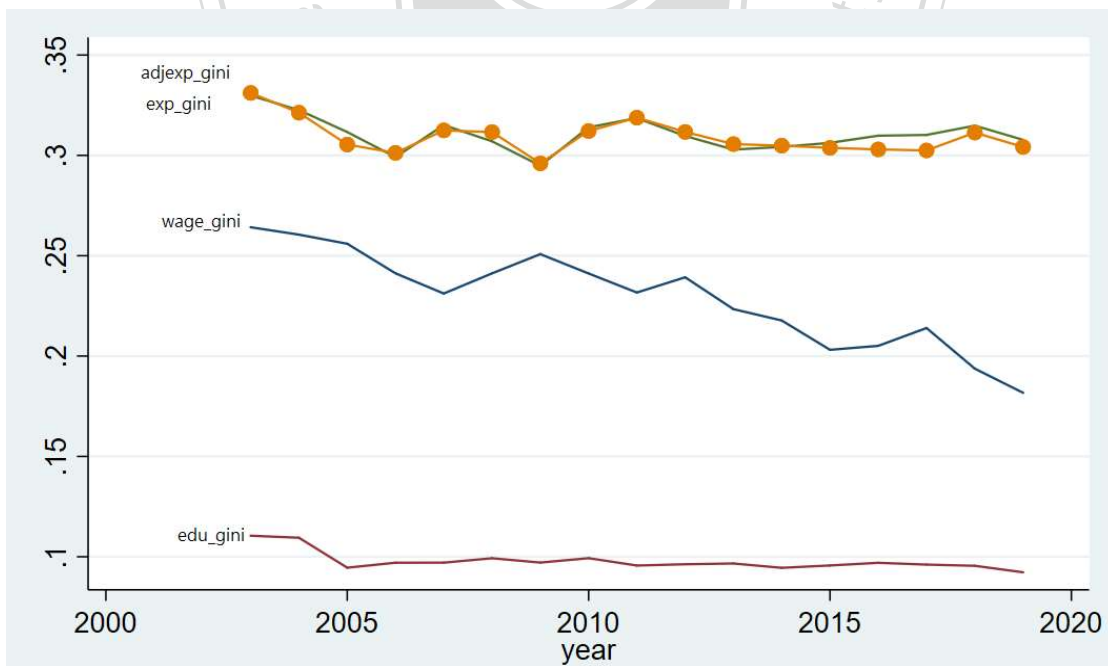




圖 5.3 化學工業各變數時間趨勢圖

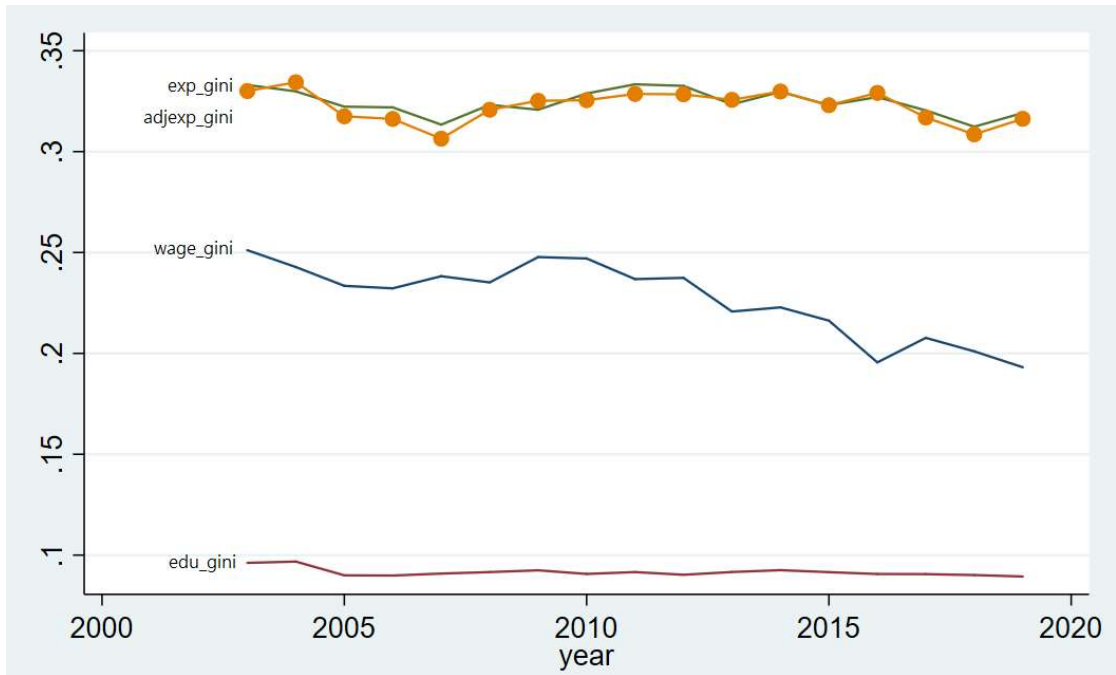


圖 5.4 資訊電子工業各變數時間趨勢圖

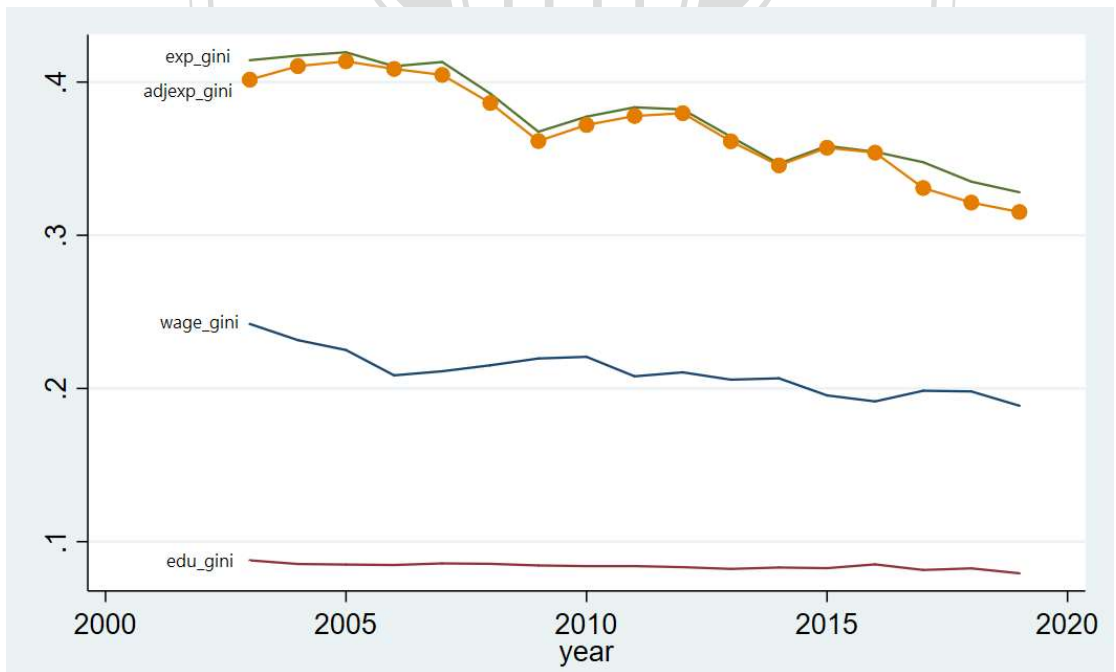


圖 5.1 到圖 5.4 分別為全體製造業、民生工業、化學工業以及資訊電子工業的各變數時間趨勢圖，其中有圓點的線條代表的是調整後經驗不均度的時間趨勢變化，因為其與工作年數不均度的時間趨勢變化重疊在一起，特此敘明。由圖中顯示出，不論是全體製造業、民生工業、化學工業還是資訊電子工業，薪資收入不均度、工作年數不均度以及調整後的工作經驗不均度等三個變數隨著時間過去都有越來越低的趨勢；而教育不均度則一直保持在 0.1 附近，沒有明顯上升或下降的趨勢，可能原因為教育擴張的政策已經過一段時間，台灣的勞工教育程度已達到一個均衡的狀態，短時間內不太會有大幅度的波動。

## 第二節 追蹤資料單根檢定

在進行迴歸分析之前，應先對包含時間序列性質的資料進行追蹤單根檢定，以確保該資料為定態序列，不會因外來之衝擊而造成殘差之累積，造成迴歸結果失真。下表 5.3 為各變數進行單根檢定之結果。

全體製造業資料進行 ADF-FISHER 檢定及 IPS 檢定之結果顯示，薪資收入基尼係數、教育年數基尼係數、潛在工作年數基尼係數以及調整後的工作經驗基尼係數等變數在 95% 的信心水準下，都拒絕單根檢定的虛無假設，表示上述變數皆不具單根，為一定態之序列；在貿易開放程度變數方面，其 ADF-Fisher 檢定與 IPS 檢定結果顯示，它無法拒絕單根檢定之虛無假設，表示此變數包含單根，為一非定態之序列。

民生工業資料進行 ADF-FISHER 檢定及 IPS 檢定之結果顯示，薪資收入基尼係數、教育年數基尼係數、潛在工作年數基尼係數以及調整後的工作經驗基尼係數等變數在 95% 的信心水準下，都拒絕單根檢定的虛無假設，表示上述變數皆不含單根，為一定態之序列；在貿易開放程度變數方面，其 ADF-Fisher 檢定與 IPS 檢定結果顯示，它無法拒絕單根檢定之虛無假設，表示此變數包含單根，為一非定態之序列。

化學工業資料進行 ADF-FISHER 檢定及 IPS 檢定之結果顯示，薪資收入基尼

表 5.3 追蹤資料單根檢定結果

全體製造業				
變數名稱	ADF-Fisher 檢定		IPS 檢定	
	檢定量	P 值	檢定量	P 值
$wage^{gini}$	86.672	0.001***	-1.801	0.036**
$edu^{gini}$	313.777	0.000***	-9.261	0.000***
$exp^{gini}$	403.113	0.000***	-8.565	0.000***
$exp_{adj}^{gini}$	132.342	0.000***	-5.085	0.000***
$\frac{EX + IM}{GDP}$	26.1065	0.999	1.843	0.985
民生工業				
變數名稱	ADF-Fisher 檢定		IPS 檢定	
	檢定量	P 值	檢定量	P 值
$wage^{gini}$	30.860	0.006***	-3.853	0.000**
$edu^{gini}$	59.362	0.000***	-3.742	0.000***
$exp^{gini}$	142.306	0.000***	-5.479	0.000***
$exp_{adj}^{gini}$	65.075	0.000***	-3.730	0.000***
$\frac{EX + IM}{GDP}$	8.033	0.948	1.633	0.934
化學工業				
變數名稱	ADF-Fisher 檢定		IPS 檢定	
	檢定量	P 值	檢定量	P 值
$wage^{gini}$	34.362	0.011**	-2.441	0.007***
$edu^{gini}$	126.717	0.000***	-5.898	0.000***
$exp^{gini}$	83.045	0.000***	-5.197	0.000***
$exp_{adj}^{gini}$	38.386	0.003***	-3.974	0.000***
$\frac{EX + IM}{GDP}$	9.037	0.959	1.987	0.997

資訊電子工業				
變數名稱	ADF-Fisher 檢定		IPS 檢定	
	檢定量	P 值	檢定量	P 值
$wage^{gini}$	13.298	0.009***	-2.125	0.017**
$edu^{gini}$	14.639	0.006***	-3.9192	0.000***
$exp^{gini}$	46.497	0.000***	-1.5246	0.064*
$exp_{adj}^{gini}$	0.587	0.965	1.568	0.941
$\frac{EX + IM}{GDP}$	2.732	0.734	1.605	0.872

註：\*、\*\*、\*\*\*分別表示在 10%、5%、1%的信心水準下，達到顯著。

係數、教育年數吉尼係數、潛在工作年數吉尼係數以及調整後的工作經驗吉尼係數等變數在 95%的信心水準下，都拒絕單根檢定的虛無假設，表示上述變數皆不含單根，為一定態之序列；在貿易開放程度變數方面，其 ADF-Fisher 檢定與 IPS 檢定結果顯示，它無法拒絕單根檢定之虛無假設，表示此變數包含單根，為一非定態之序列。

資訊電子工業資料進行 ADF-FISHER 檢定及 IPS 檢定之結果顯示，薪資收入吉尼係數與教育年數吉尼係數在 95%的信心水準下，都拒絕單根檢定的虛無假設，表示上述二變數不含單根，為一定態之序列；而進行 ADF-FISHER 檢定與 IPS 檢定之結果均顯示調整後的工作經驗吉尼係數與貿易開放程度無法拒絕單根檢定之虛無假設，表示此二變數包含單根，為一非定態之序列。

值得注意的是，以資訊電子工業資料進行 IPS 檢定發現，雖然潛在工作年數吉尼係數在 95%的信心水準下無法拒絕單根檢定的虛無假設，但在 90%的信心水準下即可拒絕單根檢定的虛無假設；此外，以 ADF-FISHER 檢定進行檢驗，發現此一變數在 99%的信心水準下拒絕單根檢定的虛無假設，因此本研究判斷此一變數應不包含單根，為一定態之序列。

至此，依照追蹤資料單根檢定的結果，發現各產業資料的貿易開放程度及

電子產業的調整後工作經驗等變數為非定態資料，須對其進行一階差分後再次進行追蹤資料單根檢定，以確定各變數成為定態序列，不會使迴歸結果失真。

下表 5.4 為進行一階差分後的單根檢定結果。由表中 ADF-FISHER 檢定及 IPS 檢定之結果顯示顯示，各變數在 95% 的信心水準下，都拒絕單根檢定的虛無假設，表示各變數在取一階差分之後已成為一定態之序列。這些變數都將使用一階差分後的資料進行接下來的檢定與迴歸分析。

表 5.4 有單根之變數取一階差分後，單根檢定之結果

變數名稱	ADF-Fisher 檢定		IPS 檢定	
	檢定量	P 值	檢定量	P 值
資訊電子工業 $exp_{adj}^{gini}$	16.161	0.003***	-3.125	0.001***
全體製造業 $\frac{EX+IM}{GDP}$	123.972	0.000***	-17.343	0.000***
民生工業 $\frac{EX+IM}{GDP}$	14.305	0.026**	-5.891	0.000***
化學工業 $\frac{EX+IM}{GDP}$	14.305	0.026**	-5.891	0.000***
資訊電子工業 $\frac{EX+IM}{GDP}$	9.536	0.049**	-4.810	0.000***

註：\*\*、\*\*\*分別表示在 5%、1% 的信心水準下，達到顯著。

### 第三節 模型選定

依照第三章所介紹的模型選定程序，本節將進行迴歸模式的選定。我們將式(4.3)與式(4.4)分別搭配不同產業之資料後，先進行 F 檢定確認樣本資料是否存在個別效果，再以 LM 檢定確認截距項是否具隨機變數的性質。最後，如果檢定結果顯示樣本資料同時適用固定效果模型與隨機效果模型，則採用 Hausman 檢定選定最適合該筆資料的實證模式。這些檢定量呈現於表 5.5 與表 5.6 之中。

表 5.5 為式(4.3)的 F 檢定、LM 檢定與 Hausman 檢定之結果。表 5.5 的第一個部份為全體製造業樣本資料的各項檢定結果。在 F 檢定方面，其 F 統計量



表 5.5 式(4.3)模型選用檢定

全體製造業					
模型檢定類別		檢定統計量		顯著性	P 值
F 檢定	H0：混合迴歸模型	F 統計量	22.27	***	0.000
	H1：固定效果模型				
LM 檢定	H0：混合迴歸模型	卡方統計量	288.61	***	0.000
	H1：隨機效果模型				
Hausman 檢定	H0：隨機效果模型	卡方統計量	3.10		0.377
	H1：固定效果模型				
最適用模型：隨機效果模型					
民生工業					
模型檢定類別		檢定統計量		顯著性	P 值
F 檢定	H0：混合迴歸模型	F 統計量	11.62	***	0.000
	H1：固定效果模型				
LM 檢定	H0：混合迴歸模型	卡方統計量	124.87	***	0.000
	H1：隨機效果模型				
Hausman 檢定	H0：隨機效果模型	卡方統計量	1.40		0.706
	H1：固定效果模型				
最適用模型：隨機效果模型					
化學工業					
模型檢定類別		檢定統計量		顯著性	P 值
F 檢定	H0：混合迴歸模型	F 統計量	6.18	***	0.001
	H1：固定效果模型				
LM 檢定	H0：混合迴歸模型	卡方統計量	105.78	***	0.000
	H1：隨機效果模型				
Hausman 檢定	H0：隨機效果模型	卡方統計量	1.57		0.667
	H1：固定效果模型				
最適用模型：隨機效果模型					
資訊電子工業					
模型檢定類別		檢定統計量		顯著性	P 值
F 檢定	H0：混合迴歸模型	F 統計量	5.37	***	0.003
	H1：固定效果模型				
LM 檢定	H0：混合迴歸模型	卡方統計量	0.00		1
	H1：隨機效果模型				
Hausman 檢定	H0：隨機效果模型	卡方統計量	10.68	***	0.001
	H1：固定效果模型				
最適用模型：固定效果模型					

為 22.27，表示在 99%的信心水準下，拒絕適用混合迴歸模型的虛無假設，顯示全體製造業資料存在個別效果。在 LM 檢定方面，其卡方檢定量為 288.61，表示在 99%的信心水準下，拒絕適用混合迴歸模型的虛無假設，顯示全體製造業資料之截距項具隨機變數之特性。最後，Hausman 檢定的卡方統計量為 3.10，表示無法拒絕適用隨機效果模型較佳的虛無假設，亦即式(4.3)最適合全體製造業資料的迴歸模型為隨機效果模型。

表 5.5 的第二個部份為民生工業樣本資料的各項檢定結果。在 F 檢定方面，其 F 統計量為 11.62，表示在 99%的信心水準下，拒絕適用混合迴歸模型的虛無假設，顯示民生工業資料存在個別效果。在 LM 檢定方面，其卡方檢定量為 124.87，表示在 99%的信心水準下，拒絕適用混合迴歸模型的虛無假設，顯示民生工業資料之截距項具隨機變數之特性。最後，Hausman 檢定的卡方統計量為 1.40，表示無法拒絕適用隨機效果模型較佳的虛無假設，亦即式(4.3)最適合民生工業資料的迴歸模型為隨機效果模型。

表 5.5 的第三個部份為化學工業樣本資料的各項檢定結果。在 F 檢定方面，其 F 統計量為 6.18，表示在 99%的信心水準下，拒絕適用混合迴歸模型的虛無假設，顯示化學工業資料存在個別效果。在 LM 檢定方面，其卡方檢定量為 105.78，表示在 99%的信心水準下，拒絕適用混合迴歸模型的虛無假設，顯示化學工業資料之截距項具隨機變數之特性。最後，Hausman 檢定的卡方統計量為 1.57，表示無法拒絕適用隨機效果模型較佳的虛無假設，亦即式(4.3)最適合化學工業資料的迴歸模型為隨機效果模型。

表 5.5 的最後一個部份為資訊電子工業樣本資料的各項檢定結果。在 F 檢定方面，其 F 統計量為 5.37，表示在 99%的信心水準下，拒絕適用混合迴歸模型的虛無假設，顯示資訊電子工業資料存在個別效果。在 LM 檢定方面，其卡方檢定量為 0.00，表示無法拒絕適用混合迴歸模型的虛無假設，顯示資訊電子工業資料之截距項不具隨機變數之特性。最後，Hausman 檢定的卡方統計量為 10.68，表示在 99%的信心水準下，拒絕適用隨機效果模型較佳的虛無假設，亦

即式(4.3)最適合資訊電子工業資料的迴歸模型為固定效果模型。

表 5.6 為式(4.4)的 F 檢定、LM 檢定與 Hausman 檢定之結果。表 5.6 的第一個部份為全體製造業樣本資料的各項檢定結果。在 F 檢定方面，其 F 統計量為 13.54，表示在 99%的信心水準下，拒絕適用混合迴歸模型的虛無假設，顯示全體製造業資料存在個別效果。在 LM 檢定方面，其卡方檢定量為 247.53，表示在 99%的信心水準下，拒絕適用混合迴歸模型的虛無假設，顯示全體製造業資料之截距項具隨機變數之特性。最後，Hausman 檢定的卡方統計量為 1.57，表示無法拒絕適用隨機效果模型較佳的虛無假設，亦即式(4.4)最適合全體製造業資料的迴歸模型為隨機效果模型。

表 5.6 的第二個部份為民生工業樣本資料的各項檢定結果。在 F 檢定方面，其 F 統計量為 2.57，表示在 90%的信心水準下拒絕適用混合迴歸模型的虛無假設，顯示民生工業資料存在個別效果。在 LM 檢定方面，其卡方檢定量為 85.69，表示在 99%的信心水準下，拒絕適用混合迴歸模型的虛無假設，顯示民生工業資料之截距項具隨機變數之特性。最後，Hausman 檢定的卡方統計量為 0.40，表示無法拒絕適用隨機效果模型較佳的虛無假設，亦即式(4.4)最適合民生工業資料的迴歸模型為隨機效果模型。

表 5.6 的第三個部份為化學工業樣本資料的各項檢定結果。在 F 檢定方面，其 F 統計量為 6.18，表示在 99%的信心水準下拒絕適用混合迴歸模型的虛無假設，顯示化學工業資料存在個別效果。在 LM 檢定方面，其卡方檢定量為 105.09，表示在 99%的信心水準下，拒絕適用混合迴歸模型的虛無假設，顯示化學工業資料之截距項具隨機變數之特性。最後，Hausman 檢定的卡方統計量為 1.44，表示無法拒絕適用隨機效果模型較佳的虛無假設，亦即式(4.4)最適合化學工業資料的迴歸模型為隨機效果模型。

表 5.6 的最後一個部份為資訊電子工業樣本資料的各項檢定結果。在 F 檢定方面，其 F 統計量為 3.26，表示在 95%的信心水準下，拒絕適用混合迴歸模型的虛無假設，顯示資訊電子工業資料存在個別效果。在 LM 檢定方面，其卡方

表 5.6 式(4.4)模型選用檢定

全體製造業					
模型檢定類別		檢定統計量		顯著性	P 值
F 檢定	H0：混合迴歸模型	F 統計量	13.54	***	0.000
	H1：固定效果模型				
LM 檢定	H0：混合迴歸模型	卡方統計量	247.53	***	0.000
	H1：隨機效果模型				
Hausman 檢定	H0：隨機效果模型	卡方統計量	1.57		0.665
	H1：固定效果模型				
最適用模型：隨機效果模型					
民生工業					
模型檢定類別		檢定統計量		顯著性	P 值
F 檢定	H0：混合迴歸模型	F 統計量	2.57	*	0.058
	H1：固定效果模型				
LM 檢定	H0：混合迴歸模型	卡方統計量	85.69	***	0.000
	H1：隨機效果模型				
Hausman 檢定	H0：隨機效果模型	卡方統計量	0.40		0.940
	H1：固定效果模型				
最適用模型：隨機效果模型					
化學工業					
模型檢定類別		檢定統計量		顯著性	P 值
F 檢定	H0：混合迴歸模型	F 統計量	6.18	***	0.000
	H1：固定效果模型				
LM 檢定	H0：混合迴歸模型	卡方統計量	105.09	***	0.000
	H1：隨機效果模型				
Hausman 檢定	H0：隨機效果模型	卡方統計量	1.44		0.697
	H1：固定效果模型				
最適用模型：隨機效果模型					
資訊電子工業					
模型檢定類別		檢定統計量		顯著性	P 值
F 檢定	H0：混合迴歸模型	F 統計量	3.26	**	0.037
	H1：固定效果模型				
LM 檢定	H0：混合迴歸模型	卡方統計量	0.00		1
	H1：隨機效果模型				
Hausman 檢定	H0：隨機效果模型	卡方統計量	8.47	***	0.004
	H1：固定效果模型				
最適用模型：固定效果模型					

檢定量為 0.00，表示無法拒絕適用混合迴歸模型的虛無假設，顯示資訊電子工業資料之截距項不具隨機變數之特性。最後，Hausman 檢定的卡方統計量為 8.47，表示在 99%的信心水準下，拒絕適用隨機效果模型較佳的虛無假設，亦即式(4.4)最適合資訊電子工業資料的迴歸模型為固定效果模型。

至此，模型選用的檢定告一段落，為求方便閱讀，將適合各產業資料用於迴歸分析之計量模型整理至表 5.7 中。

表 5.7 各資料適用之模型整理

	式(4.3)	式(4.4)
整體製造業	隨機效果模型	隨機效果模型
民生工業	隨機效果模型	隨機效果模型
化學工業	隨機效果模型	隨機效果模型
資訊電子工業	固定效果模型	固定效果模型

資料來源：作者自行整理

#### 第四節 迴歸結果

依照前一節之檢定結果選擇使用固定效果模型以及隨機效果模型進行迴歸分析。我們以薪資收入基尼係數為被解釋變數，教育年數基尼係數、潛在工作年數基尼係數、調整後的工作經驗基尼係數以及台灣的貿易開放程度等作為解釋變數，探討製造業之薪資不均與人力資本不均之間的關聯，其結果分別列於表 5.8 與表 5.9 中。

表 5.8 為式(4.3)的迴歸結果。表中顯示，以整體製造業而言，在 90%的信心水準下，薪資不均度受到教育年數不均度的正向影響；潛在工作年數不均度及貿易開放程度則在 99%的信心水準下，對薪資不均度有顯著正向影響。然而，誠如在第四章中提及，製造業的次產業間有著不一樣的特性，為此將分析樣本依照不同的特性切割成更小的樣本單位進行估計，或可能有不同的結果。為了驗證這個猜想，接著將製造業資料再細分為民生工業、化學工業以及電子資訊工業進行分析。這些迴歸結果同樣列於表 5.8 內。



表 5.8 中顯示，民生工業的薪資不均度在 99%的信心水準下，受到潛在工作年數不均度的正向影響，但卻沒有足夠的證據支持教育年數不均度以及貿易開放程度對薪資不均度有影響性。化學工業的迴歸分析結果則顯示，薪資不均度在 90%的信心水準下，受到教育年數不均度的正向影響，貿易開放程度則在 99%的信心水準下，對薪資不均度有正向影響；但是沒有足夠證據支持潛在工作年數不均度對薪資不均度有影響性。資訊電子工業的薪資不均度則在 99%的信心水準下，受到潛在工作年數不均度的正向影響，但是卻沒有足夠的證據支持教育年數不均度及貿易開放程度對薪資不均度有影響性。這樣的結果顯示了將即便同樣被歸類在製造業內，不同產業間在降低薪資收入不均度時，需要關注的變數仍存在差異。

表 5.9 為式(4.4)的迴歸結果。由表中可以看到，以整體製造業而言，在 95%的信心水準下，薪資不均度受到教育年數不均度以及調整後的工作經驗不均度的正向影響；而貿易開放程度則在 99%的信心水準下，對薪資不均度有顯著正向的影響。

如同我們對式(4.3)的解釋，為了驗證將製造業細分成幾個不同的子產業後，可能得到與全體製造業不同的結果，我們同樣將製造業分成民生工業、化學工業以及資訊電子工業，並以式(4.4)進行迴歸分析。這些迴歸結果也呈現於表 5.9 之中。

民生工業的薪資不均度在 95%的信心水準下，受到調整後的工作經驗不均度的正向影響，而貿易開放程度則在 90%的信心水準下，對薪資不均度有正向的影響；但卻沒有足夠的證據支持教育年數不均度對薪資不均度有影響性。化學工業的迴歸分析結果顯示，化學工業的薪資不均度在 90%的信心水準下，受到教育年數不均度的正向影響，而貿易開放程度則在 99%的信心水準下，對薪資不均度有正向的影響；但是沒有足夠的證據支持調整後的工作經驗不均度對薪資不均度有影響性。資訊電子工業的薪資不均度則在 95%的信心水準下，受到調整後的工作經驗不均度的正向影響，但是卻沒有足夠的證據支持教育年數

表 5.8 式(4.3)迴歸結果

變數	整體製造業	民生工業	化學工業	資訊電子工業
	$wage^{gini}$	$wage^{gini}$	$wage^{gini}$	$wage^{gini}$
Constant	0.1212*** (0.0116)	0.0850*** (0.0211)	0.1822*** (0.0217)	0.1280*** (0.0204)
$edu^{gini}$	0.0311* (0.0185)	0.0175 (0.0353)	0.0728* (0.0389)	0.0103 (0.0200)
$exp^{gini}$	0.2123*** (0.0399)	0.3882*** (0.0708)	-0.0180 (0.0732)	0.1857*** (0.0654)
$\frac{EX + IM}{GDP}$	0.0382*** (0.0094)	0.0121 (0.0221)	0.0504*** (0.0130)	0.0068 (0.0167)
R-square	0.1536	0.2490	0.1250	0.3720
樣本數	442	136	153	34
分組數	26	8	9	2

註 1：\*、\*\*\*分別代表在 10%與 1%的信心水準下，達到顯著。

註 2：括號中的數字代表標準誤

表 5.9 式(4.4)迴歸結果

變數	整體製造業	民生工業	化學工業	資訊電子工業
	$wage^{gini}$	$wage^{gini}$	$wage^{gini}$	$wage^{gini}$
Constant	0.1512*** (0.0125)	0.1310*** (0.0254)	0.1705*** (0.0233)	0.1345*** (0.0253)
$edu^{gini}$	0.0395** (0.0189)	0.0186 (0.0394)	0.0669* (0.0390)	0.0086 (0.0218)
$exp_{adj}^{gini}$	0.0936** (0.0393)	0.1939** (0.0888)	0.0238 (0.0704)	0.1416** (0.0705)
$\frac{EX + IM}{GDP}$	0.0561*** (0.0122)	0.0498* (0.0275)	0.0622*** (0.0168)	0.0065 (0.0205)
R-square	0.1983	0.3438	0.3028	0.3000
樣本數	442	136	153	34
分組數	26	8	9	2

註 1：\*、\*\*、\*\*\*分別代表在 10%、5%、1%的信心水準下，達到顯著。

註 2：括號中的數字代表標準誤

不均度及貿易開放程度對薪資不均度有影響性。

在諸多探討人力資本與薪資水準的文獻當中，大部分都支持教育年數與潛在工作年數的累積將會增加勞工的薪資水準，因此，教育年數不均度、潛在工作年數不均度以及調整後工作經驗不均度的下降理應導致薪資收入不均度的降低。然而，在本節的迴歸結果中我們發現，教育年數基尼係數、潛在工作年數基尼係數以及調整後的工作經驗基尼係數等解釋變數對薪資收入基尼係數的影響力並不總是顯著的。

關於迴歸結果中教育年數不均度無法顯著影響薪資收入不均度的原因，文獻上有三種討論。第一種觀點認為，無用的教學將使教育年數與人力資本的累積兩者之間的關係脫鉤，造成表面上教育年數的提升無法影響薪資水準的現象 (Ramirez and Boli, 1987; Pritchett, 1996; Heyneman, 2003)；第二種討論則由 Foldvari and Leeuwen (2011) 提出，該文獻以數學推導的方式證明在以基尼係數進行迴歸分析的時候，該迴歸結果將很難達到統計上的顯著，除此之外，即便迴歸結果達到顯著，亦很容易得出一個很小的估計係數，且沒有太大的經濟意義；第三種觀點由 Castello-Climent and Domenech (2014) 所提出，認為如果教育對於人力資本的累積為一邊際報酬遞增函數的話，則教育擴張的現象即使能有效提升最底層勞工的薪資收入，也無法改善薪資收入不均的現象。因為只要少部分原本就擁有比較多資源的人接受更高等的教育就能累積更多的人力資本存量，與教育擴張而提升薪資的大量底層勞工迅速拉開距離。

以台灣的情況來說，第三種觀點較有可能解釋為甚麼製造業中大部分的產業，在 95% 的信心水準下，沒有足夠的證據支持薪資收入不均度受到教育年數不均度影響的原因。根據 Chaung and Lai (2017) 的研究，台灣的教育報酬率確實呈現邊際報酬遞增的情形。該研究將教育程度分為大學、專科以及高中等不同學歷的族群，透過迴歸分析得出各教育程度的報酬率，由高至低排列分別為大學、專科以及高中，證明了台灣的教育年數對人力資本累積為一邊際報酬遞增的函數，符合 Castello-Climent and Domenech (2014) 中提出教育年數不

均度對薪資收入不均度影響不顯著的前提假設。因此，台灣製造業之所以無法藉由教育年數不均度的下降改善其產業內之薪資收入不均，是因為教育擴張雖然提高大部分勞工的收入水準並降低了薪資收入不均的程度，但同時也使少數的勞工接受更高等教育並領取更高的薪資，抵銷了教育擴張所造成的薪資收入不均下降效果。而這樣的結果也與鄭保志（2004）認為台灣教育不均度的下降無助於改善薪資收入不均的看法相同。

至於潛在工作年數不均度無法顯著的影響薪資收入不均度的原因，則很有可能代表該產業大部分勞工的工作性質較為接近日常性庶務。由於日常工作上需要學習的新知不多，導致該產業內人力資本隨著工作後的邊做邊學提升的成長曲線較為平坦，連帶使薪資收入水準的提升與潛在工作年數的累積脫鉤，因此，潛在工作年數不均度的降低便無法使薪資收入不均度一起下降。

根據 108 年人力運用調查資料顯示，化學工業從業人員中，生產機械設備操作人員占 36.6%、商業及行政助理專業人員占 10.9%、手工藝及印刷工作人員占 6.2%、一般及文書事務人員占 5.1%、會計、生產、運輸及有關事務人員占 4.6%，上述職位總計共占 63.4%。也就是說，化學工業中有超過一半的勞工從事的是薪資成長性較低的工作，潛在工作年數的累積自然不容易轉換為人力資本的累積。除此之外，化學工業中，科學及工程專業人員以及科學及工程專業助理人員合計共占 15.7%，顯示出該產業發展性較好的職缺占比不大。化學工業中的職業分布與上述的推論結果吻合，解釋了化學工業在迴歸結果中潛在工作年數吉尼係數與薪資收入吉尼係數之間的關係不顯著的可能原因。

相較於化學工業，資訊電子工業中，生產機械設備操作人員、商業及行政助理專業人員、手工藝及印刷工作人員、一般及文書事務人員、會計、生產、運輸及有關事務人員等職位占比約 42.5%，且其科學及工程專業人員以及科學及工程專業助理人員等職位占整體產業 34.66%，因庶務性質工作的比例較低且具發展性的職位占比較高，解釋了資訊電子工業的迴歸結果中，潛在工作年數吉尼係數對薪資收入吉尼係數有顯著的正向關係的可能原因。



最後是有關於調整後的工作經驗吉尼係數的討論。調整後的工作經驗吉尼係數其實本質上還是用來探討潛在工作年數對於薪資收入的影響，只是此變數同時考慮了不同產業間工作強度的差異對於工作後的邊做邊學的效果的影響。該變數解決了兩個不同工作強度的產業，在擁有相同的勞工潛在工作年數分配時，將擁有相同的潛在工作年數吉尼係數的困擾。因為多考慮了固定資產支出的累計值，因此兩個產業即便有相同的勞工潛在工作年數分配，仍可以看出工作強度較強的產業，擁有較高的調整後工作經驗吉尼係數。這樣的設計是為了更精準的去觀察工作後的邊做邊學這樣的人力資本累積管道對於薪資收入的影響。

而在式(4.4)的迴歸結果方面，在全體製造業、民生工業與資訊電子工業中，在95%的信心水準下，支持調整後的工作經驗吉尼係數對薪資收入吉尼係數有正向的影響。這樣的結果顯示出在考慮了不同產業間工作強度後，以更精確的方式衡量工作經驗不均度與薪資收入不均度之間的關聯，仍得到與式(4.3)相同的結論，代表在民生工業以及資訊電子工業中，工作後的邊做邊學是影響人力資本累積的一大關鍵因素。

綜上所述，本節透過式(4.3)與式(4.4)的迴歸結果有以下三點發現。第一，將製造業拆分為不同子產業後，發現造成薪資收入不均的變數存在產業間之差異。對於化學工業而言，教育年數不均度對其薪資收入不均度有顯著的正向影響；然而，對於民生工業以及資訊電子工業來說，教育年數不均度卻無足夠證據去支持對薪資收入不均度有影響力。假設政府想要制定政策來減緩製造業的薪資收入不均情形，則鼓勵未來有志投入化學工業工作的學生進修更高的學位或許對於減緩化學工業從業人員的薪資收入不均有幫助，但是對於民生工業而言，這樣的政策可能幫助就不大。因此，這樣的發現可對政府制定政策上提供一定的政策意涵。

第二，相同產業以式(4.3)與式(4.4)進行迴歸分析的結果有很強的一致性。表5.8中顯示顯著影響全體製造業薪資收入不均的變數為教育年數吉尼係



數以及潛在工作年數基尼係數；表 5.9 中亦顯示影響全體製造業薪資收入不均的變數為教育年數基尼係數以及調整後工作經驗基尼係數。這樣的結果也出現在民生工業、化學工業以及資訊電子工業的迴歸結果中，顯示出這些解釋變數對於薪資收入不均的解釋力是穩定的。

第三，加入調整後的工作經驗基尼係數的式(4.4)在迴歸結果的判定係數上，整體表現要比以潛在工作年數基尼係數作為解釋變數的式(4.3)來的好，顯示出在探討薪資收入不均與人力資本不均之間的關聯時，以調整後的工作經驗作為解釋變數可能會較潛在工作年數基尼係數來的好。



## 第六章 結論

本文利用民國 92 年到民國 108 年的中華民國人力運用調查資料搭配經濟部製造業營運及投資概況調查資料，分別計算出製造業從業人員之薪資收入基尼係數、教育年數基尼係數、潛在工作年數基尼係數以及調整後的工作經驗基尼係數，並彙整成追蹤資料進行分析，試圖找出台灣製造業中人力資本不均以及薪資收入不均之間的關聯。

在資料處理方面，我們從歷年人力運用調查的原始數據中得到製造業從業人員之薪資、年齡、教育程度等資料，並搭配 Castello-Climent and Domenech (2014) 之公式計算得到各項變數之基尼係數，最終將各產業別資料分群整理為追蹤資料來進行分析。進行迴歸分析之前，本研究對各個變數進行 ADF-FISHER 檢定及 IPS 檢定，以確保各變數為定態序列，不會因外來之衝擊造成殘差之累積，使迴歸結果失準。接著進行模型選取的檢定，在確認資料的橫斷面特性後選擇適當的模型進行分析，以避免異質性偏誤的發生。在使用 F 檢定、LM 檢定以及 Hausman 檢定後，確定最適合各個資料集的計量模型，並開始進行分析。

本研究主要有三個貢獻。第一，我們發現多數傳統文獻以國家為單位進行分析，指出勞工教育年數的差異與潛在工作年數的差異是造成勞工間薪資收入差異的重要原因。依照本文的迴歸結果，我們發現實際情況仍需視分析的樣本單位大小而定。本文以台灣製造業資料進行分析，發現迴歸結果存在產業間之差異，即便是同樣被歸類在製造業內的各個產業，與其薪資收入不均有關聯的變數仍不盡相同。這樣的發現顯示了以國家為分析單位討論人力資本與薪資收入不均之間的關聯或許無法幫助我們深入了解國內薪資不均度的實際情形。

第二，本研究嘗試將潛在工作年數以及工作經驗這兩個概念加以區分。文獻中，探討個體的工作經驗對人力資本的影響時，多以該個體的年齡減去其教

育年數後在減去 7，然而，這樣的衡量方式充其量只能代表該個體的潛在工作年數，無法體現不同個體在各自的工作職位上接受的訓練強度存在差異。因此，本文有別於傳統文獻以潛在工作年數衡量工作經驗的設定，設定了調整後的工作經驗此一變數，在考慮潛在工作年數的同時，亦考慮該產業的固定資產支出累計值，嘗試將潛在工作年數與該勞工在工作崗位上的學習強度進行連結，試圖更精準地捕捉勞工在工作上邊做邊學的人力資本累積。

第三，在探討人力資本不均與薪資收入不均時，相較於以教育年數基尼係數及潛在工作年數基尼係數作為解釋變數的式(4.3)，以教育年數基尼係數及調整後的工作經驗基尼係數作為解釋變數的式(4.4)在不同資料的迴歸結果中普遍得到較高的判定係數( $R^2$ )，顯示出以調整後的工作經驗基尼係數當作解釋變數或許在探討此議題上有較好的解釋能力。

透過第五章的迴歸結果，我們發現以全體製造業資料進行分析時，教育年數基尼係數、潛在工作年數基尼係數以及調整後的工作經驗基尼係數皆對薪資收入基尼係數有顯著的正向影響；在民生工業方面，其薪資收入不均度受到潛在工作年數不均度以及調整後的工作經驗不均度顯著的正向影響；在化學工業方面，其薪資收入不均度受到教育年數不均度顯著的正向影響；最後是資訊電子工業，其薪資收入不均度受到潛在工作年數不均度以及調整後的工作經驗不均度顯著的正向影響。

本研究同時也面臨一些研究限制，有賴後續之研究與以補足。首先，本研究計算薪資收入基尼係數的資料來自歷年的人力運用調查，然而在該調查的原始資料當中，僅能找到固定薪資的資料，而沒有包含獎金的整體年薪資料。但是，製造業中的某些子產業如資訊電子工業，其薪資組成有一大部分是年終獎金這種非固定薪資，這是本研究在分析上所欠缺的。再來，如同第四章之說明，若要衡量個體之間人力資本不均對薪資收入不均的影響，最好的做法應該是找出各種影響人力資本累積的變數後，透過資本累積的生產函數計算出一個人力資本存量，再透過所有各體之人力資本存量資料計算出人力資本基尼係

數，並對薪資收入基尼係數進行迴歸分析。將各個變數分開計算基尼係數並對薪資收入基尼係數進行迴歸分析的作法，只能算是一種在現有的技術下做出的妥協。然而若要使用上述的方法進行分析，則有賴後續研究對人力資本的衡量方式有更深入的研究，以找出人力資本累積過程的明確的生產函數。



## 參考文獻

### 一、中文參考文獻

- 徐美、莊奕琦與陳晏羚 (2015). 台灣家戶所得不均度來源分析初探. *社會科學論叢*, 9(1), 1-32.
- 莊奕琦與李鈞元 (2003). 如何衡量人力資本：理論與台灣實證. *經濟論文叢刊*, 31(1). 51-85.
- 陳建良、曹添旺與林佑龍 (2019). 臺灣個人勞動所得不均度成因之分解. *經濟研究*, 55(2), 147-190.
- 陳建良 (2014). 臺灣家戶所得不均長期變化趨勢之分解. *臺灣經濟預測與政策*, 44(2). 1-44.
- 黃芳玫 (2011). 臺灣人力資本與薪資不均之研究. *臺灣經濟預測與政策*, 42(1). 1-37.
- 鄭保志 (2004). 教育擴張與工資不均度：臺灣男性全職受雇者之年群分析. *經濟論文叢刊*, 32(2). 233-266.

### 二、英文參考文獻

- Acemoglu, D. (2002). Technical Change, Inequality, and the Labor Market. *Journal of economic literature*, 40(1), 7-72.
- Acemoglu, D. and Robinson J. (2013). *Why nations fail : the origins of power, prosperity and poverty*. New York: Crown Business.
- Adachi, H. (2019). *Technological progress, income distribution, and unemployment : theory and empirics*. Singapore: Springer Singapore.
- Angrist, J., & Acemoglu, D. (1999). How Large are the Social Returns to Education? Evidence from Compulsory Schooling Laws. *NBER Working Paper*, No.7444.
- Autor, D. H., Katz, L. F., & Kearney, M. S. (2008). Trends in U.S. Wage Inequality: Revising the Revisionists. *The review of economics and statistics*, 90(2), 300-



323.

- Barro, R. J., & Lee, J. W. (1996). International Measures of Schooling Years and Schooling Quality. *The American economic review*, 86(2), 218-223.
- Becker, G. S. (1962). Investment in Human Capital: A Theoretical Analysis. *The Journal of political economy*, 70(5, Part 2), 9-49.
- Becker, G. S. (1964). *Human Capital: A theoretical and empirical analysis*. New York: Columbia University Press for the National Bureau of Economic Analysis.
- Berman, Y., & Shapira, Y. (2017). Revisiting  $r > g$ —The Asymptotic Dynamics of Wealth Inequality. *Physica A*, 467, 562-572.
- Bowman, M. J. (1969). Economics of Education. *Review of educational research*, 39(5), 641-670.
- Breusch, T. S., & Pagan, A. R. (1980). The Lagrange Multiplier Test and its Applications to Model Specification in Econometrics. *The Review of economic studies*, 47(1), 239-253.
- Card, D. (2016). The Effect of Unions on Wage Inequality in the U.S. Labor Market. *Industrial & labor relations review*, 54(2), 296-315.
- Chani, M. I., Jan, S. A., Pervaiz, Z., & Chaudhary, A. R. (2012). Human Capital Inequality and Income Inequality: Testing for Causality. *Quality & Quantity*, 48(1), 149-156.
- Christelis, D., Georgarakos, D., & Haliassos, M. (2013). Difference in Portfolios Across Countries: Economic Environment Versus Household Characteristics. *The review of economics and statistics*, 95(1), 220-236.
- Chuang, Y. C., & Lai, W. W. (2017). Returns to Human Capital and Wage Inequality: The Case of Taiwan. *Journal of economic development*, 42(3), 61-88.
- Conrad, K. (1992). Comment on D.W. Jorgenson and B.M. Fraumeni, "Investment in Education and U.S. Economic Growth.". *The Scandinavian journal of economics*, 94(SUP), 71.

- Castello-Climent A. and Domenech R. (2014). Human Capital and Income Inequality: Some Facts and Some Puzzles. BBVA Research Working paper 12/28.
- Dagum, C., & Slottje, D. J. (2000). A New Method to Estimate the Level and Distribution of Household Human Capital with Application. *Structural change and economic dynamics*, 11(1-2), 67-94.
- Dagum, C., & Vittadini, G. (1996). Human Capital Measurement and Distributions. Proceedings of the Business and Economic Statistics Section, *American Statistical Association*, 194–199.
- Dublin, L. I., & Lotka, A. J. (1930). *The money value of a man*. Columbia law review, 30(8), 1226-1226.
- Engel, E. (1883). *Der Werth des Menschen*. Berlin: Leonhard Simion.
- Farr, W. (1853). Equitable Taxation of Property. *Journal of the Royal Statistical Society*, XVI(March), 1–45.
- Földvári, P., & van Leeuwen, B. (2011). Should Less Inequality in Education Lead to a More Equal Income Distribution? *Education Economics*, 19(5), 537-554.
- Folloni, G., & Vittadini, G. (2011). Human Capital Measurement : a Survey. *Journal of Economics Survey*, 24(2), 248-279.
- Gini, C. (1931). *Le Basi Scientifiche della Politica della Popolazione*. Catania: Studio Editoriale Moderno
- Graham, J. W., & Webb, R. H. (1979). Stocks and Depreciation of Human Capital: New Evidence from a Present-Value Perspective. *The Review of income and wealth*, 25(2), 209-224.
- Granger, C. W. J., & Newbold, P. (1974). Spurious Regressions in Econometrics. *Journal of econometrics*, 2(2), 111-120.
- Hanushek, E. A. (1996). Measuring Investment in Education. *The Journal of economic perspectives*, 10(4), 9-30.

- Harmon, C., Oosterbeek, H., & Walker, I. (2003). The Returns to Education: Microeconomics. *Journal of economic surveys*, 17(2), 115-156.
- Hartog, J., & Gerritsen, S. (2016). Mincer Earnings Functions for the Netherlands 1962–2012. *De Economist*, 164(3), 235-253.
- Hausman, J. A. (1978). Specification Tests in Econometrics. *Econometrica*, 46(6), 1251-1271.
- Heckman, J. J., Lochner, L., & Todd, P. E. (2003). Fifty Years of Mincer Earnings Regressions. Mimeo, University of Chicago.
- Heyneman, S. P. (2003). The History and Problems in the Making of Education Policy at the World Bank 1960–2000. *International journal of educational development*, 23(3), 315-337.
- Jorgenson, D., & Fraumeni, B. M. (1989). *The accumulation of human and nonhuman capital, 1948–84*. Chicago: University of Chicago Press.
- Jorgenson, D. W. (1995). *Productivity*. Cambridge, Mass: MIT Press.
- Kendrick, J. W. (1976). *The formation and stock of total capital*. New York: Columbia University Press.
- Kiker, B. F. (1966). The Historical Roots of the Concept of Human Capital. *The Journal of political economy*, 74(5), 481-499.
- Koske, I., Fournier, J.-M., & Wanner, I. (2014). The Distribution of Labor Income. In Joumard, I., Koske, I. (Eds.), *Income Inequality in OECD Countries: What are the Drivers and Policy Options?* (pp. 43-84). World Scientific.
- Le, T., Gibson, J., & Oxley, L. E. S. (2006). A Forward-Looking Measure of the Stock of Human Capital in New Zealand. *The Manchester school*, 74(5), 593-609.
- Lechthaler, W., & Mileva, M. (2019). Trade Liberalization and Wage Inequality: New Insights from a Dynamic Trade Model with Heterogeneous Firms and Comparative Advantage. *Review of world economics*, 155(3), 407-457.

- Lee, J.-W., & Lee, H. (2018). Human capital and income inequality. *Journal of the Asia Pacific Economy*, 23(4), 554-583.
- Lee, J.-W., & Wie, D. (2015). Technological Change, Skill Demand, and Wage Inequality: Evidence from Indonesia. *World development*, 67, 238-250.
- Mahood, S., & Noor, Z. M. (2014). Human Capital and Income Inequality in Developing Countries: New Evidence Using the Gini Coefficient. *Journal of Entrepreneurship and Business*, 2(1), 40-48.
- Mincer, J. A. (1958). Investment in Human Capital and Personal Income Distribution. *The Journal of political economy*, 66(4), 281-302.
- Mincer, J. A. (1974). *Schooling, experience, and earnings*. New York: NBER Press.
- OECD. (1998). *Human capital investment. An international comparison*. OECD Publishing, Paris.
- Piketty, T. (2014). *Capital in the 21st Century*. Massachusetts: Belknap Press of Harvard University Press.
- Pritchett, L. (2001). Where Has All the Education Gone? *The World Bank economic review*, 15(3), 367-391.
- Psacharopoulos, G., & Patrinos, H. A. (2004). Returns to Investment in Education: a Further Update. *Education Economics*, 12(2), 111-134.
- Ramirez, F. O., & Boli, J. (1987). The Political Construction of Mass Schooling: European Origins and Worldwide Institutionalization. *Sociology of education*, 60(1), 2-17.
- Rani, U., & Furrer, M. (2016). Decomposing Income Inequality into Factor Income Components: Evidence from Selected G20 countries. *ILO Research Paper*, No. 15.
- Rauch, J. E. (1993). Productivity Gains from Geographic Concentration of Human Capital: Evidence from the Cities. *Journal of urban economics*, 34(3), 380-400.

- Romer, P. M. (1990). Endogenous Technological Change. *The Journal of political economy*, 98(5, Part 2), 71-102.
- Sehrawat, M., & Singh, S. K. (2019). Human Capital and Income Inequality in India: Is There a Non-Linear and Asymmetric Relationship? *Applied Economics*, 51(39), 4325-4336.
- Shahpari, G., & Davoudi, P. (2014). Studying Effects of Human Capital on Income Inequality in Iran. *Social and Behavioral Sciences*, 109, 1386-1389.
- Sianesi, B., & Reenen, J. V. (2003). The Returns to Education: Macroeconomics. *Journal of economic surveys*, 17(2), 157-200.
- Tchernis, R. (2010). Measuring Human Capital and its Effects on Wage Growth. *Journal of economic surveys*, 24(2), 362-387.
- Wei, H. (2008). Developments in the Estimation of the Value of Human Capital for Australia. Australian Bureau of Statistics.
- Weisbrod, B. A. (1961). The Valuation of Human Capital. *The Journal of political economy*, 69(5), 425-436.
- Wossmann, L. (2003). Specifying Human Capital. *Journal of economic surveys*, 17(3), 239-270.