

智能差異對市場活動之影響：以遺傳規劃為基礎的 代理人基雙方喊價市場模擬研究

戴中擎¹

收件日期：Aug. 31, 2017

接受日期：Sep. 30, 2017

摘要

本文研究目的在於探討個體認知能力對交易者在雙方喊價市場交易表現的長期影響，以及交易者的認知能力水準對市場價格造成的廣泛效果。為達此目的，本文建立一個代理人基模擬模型，並利用遺傳規劃演算法作為刻劃個別交易者認知能力的工具，以遺傳規劃中策略群體大小作為認知能力的替代參數，讓模型中的決策個體在擁有學習能力的情況下同時具有不同的認知能力。本文首先透過與真人實驗數據的比較來確認代理人的行為可以重現真人實驗的主要結果。其次，透過大規模模擬發現市場交易者認知能力對價格的影響並非像真人實驗所呈現的單一關聯性。本文發現真人實驗研究所得結論僅在供需對稱的市場中成立，反之在供需不對稱的市場中交易者認知能力高低對價格的影響有可能呈現出非線性的關聯性。

關鍵字：雙方喊價、代理人基模型、遺傳規劃、認知能力、學習效果

¹東海大學經濟學系助理教授。E-mail: chungching.tai@thu.edu.tw。

1. 前言

長久以來經濟學主流理論皆以理性的代表性個體 (rational representative agent) 為理論的核心假設。在此假設下，市場中的決策者沒有智賢愚不肖之分。然而，其實早在理性的代表性個體假設成為經濟學的核心假設之前，經濟學家便已發現個人心智能力的差異是導致經濟表現差異的一項重要因子。知名的經濟學家柏瑞圖 (Vilfredo Pareto) 在一世紀前研究歐美社會時便曾提到人與人之間諸如智能 (intellectual qualities)、道德、勤奮程度、及勇氣等難以直接觀察的差異是造成貧富差距的重要原因 (Pareto, 1971, Chap II, 102)。而庇古 (Arthur Cecil Pigou) 也認為在解釋所得分配現象時，不宜假設所有的工作者都是同質的 (Pigou, 1924)。

據此，早期經濟學家對認知能力的研究多半集中在薪資或所得的分配，如 Ammon (1895)，Moore (1911)，以及 Staehle (1943)。早期研究中所謂的認知能力指的是當代著名科學家 Francis Galton 所提出的概念——假設人類智能是有差異的，並且應該與許多自然律一樣呈現常態分配 (Galton, 1869)。晚近的經濟實證研究仍舊遵循此一方向，不同的是結合了心理計量學對於認知能力更確切的測量方法（如 IQ 測驗等）並利用經濟計量學的諸多統計技巧來探討認知能力對薪資的影響 (Murnane et al., 1995; Cawley et al., 1997; Cawley et al., 2001; Zax & Rees, 2002; Gould, 2005; Heckman et al., 2006)。

在另一方面，經濟學家開始注意到薪資顯然並非是唯一會受認知能力影響的行為變數。在實驗經濟學領域中，探討個體心智能力對市場行為影響的研究在過去十年間開始出現，並在最近兩年間得到非常具體的證據支持。最早的相關研究始於 Casari et al. (2007)，他們利用真人實驗探討認知能力和人們在共同價值喊價 (common value auction) 中的競價行為，並發現認知能力愈低者犯贏家詛咒 (winner's curse) 的情況會愈嚴重。Bosch-Rosa et al. (2015) 利用實驗方法來檢視金融市場中交易者的認知複雜度 (cognitive sophistication) 是否與資產價格泡沫 (bubbles) 有所關聯，進而發現只有在交易者的認知複雜度較低的市場中才會觀察到泡沫現象。Cueva & Rustichini (2015) 發現在真人實驗的市場中，如果交易者的認知技巧 (cognitive skills) 愈低，市場價格的波動性就會愈高。Breaban & Noussair (2015) 利用認知反映測驗 (cognitive reflection test, CRT) 來衡量受試者的認知思考模式，他們發現在資產市場實驗中分數愈高的受試者行為愈接近基本面價值交易者 (fundamental value trader)，且他們對資產價格的預測也愈接近真實的基本價值。Noussair et al. (2016) 則是發現 CRT 分數愈高的受試者在資產實驗中獲得的利潤愈高，而且若市場交易者的平均 CRT 分數愈高，該市場的價格偏誤 (mispricing) 就會愈低。Tai et al. (2017) 利用真人實驗檢視認知能力與交易者在雙方喊價 (double auctions) 市場中的獲利表現間的關聯性，他們發現認知能力愈高的受試者獲利表現就愈好，而在有限的實驗期限中，雖然受試者不論智能高低都會因學習而顯著改善其獲利情況，但最終智能較低的受試者仍舊無法追趕上高智能受試者的獲利水準。

上述實驗研究雖然提出了相當具體的證據說明認知能力與市場行為之間的關聯性，但其結論都難免受限於研究方法而無法百分之百肯定在真實市場中其效果是否依然普

遍存在。茲列舉幾點實驗研究無法克服的問題如下。首先，真人實驗受限於經費、時間、與場地的限制，實驗的規模無法太大。比如 Noussair et al. (2016) 比較了荷蘭與紐西蘭兩所大學的受測者所造成的市場價格偏誤，但因為只有兩個市場樣本而限制了結論的普及性。其次，在諸如 Cueva & Rustichini (2015) 及 Breaban & Noussair (2015) 的資產市場實驗研究中通常只會進行少量的實驗場次，而每場實驗也僅能測試一種資產的基本價值走勢。第三，雖然 Tai et al. (2017) 以單人市場實驗的形式進行了數百個獨立的市場實驗，但因為受限於時間，每場實驗僅能進行六期交易，無法看出在有學習效果的情況下長期而言認知能力的影響到底有多大。

前述問題其實是真人實驗方法的先天限制：在成本考量下實驗研究無法一次進行大規模的重複實驗，而在受試者體力與專注力的考量下也無法進行長時間的實驗研究。² 為了克服實驗研究的先天限制，近年來許多經濟學家皆提出以模擬研究法來補實驗法之不足。通常作法是在小規模真人實驗的結果基礎上，找出幾項重要的典型事實 (stylized facts)。研究者接著設計出相對應的代理人基模型 (agent-based model, ABM)，若該 ABM 模型可以重現真人實驗中所觀察到的典型事實，便可依靠 ABM 進行大規模、可重複、及長時間的電腦模擬。³ 本文便依循此研究方法，在雙方喊價市場的架構下建立一個代理人基模型，並利用此模型進行模擬以探討交易者的認知能力在雙方喊價市場中的影響。

為了檢驗前述實驗文獻所觀察到的現象是否具有更大的普遍性，本文便以代理人基模擬方法來補真人實驗方法之不足。更具體而言，本文期望透過 ABM 模擬實驗來驗證或回答的研究問題為：

1. 是否可以找到一種合適的演算法來建構具有不同認知能力且同時又有學習能力的軟體交易者，並使其模擬結果符合真人實驗所觀察到的市場表現？
2. 在長時間的學習下，認知能力較低的交易者是否能在獲利表現上透過學習以趕上認知能力較高的交易者？
3. 由認知能力較高的交易者所組成的市場，其價格收斂性和波動性會不會與交易者認知能力較低時有所不同？

本文具體安排如下：在第二節中，本文將介紹與本文相關的文獻研究；第三節將介紹本文的建模方法及實驗設計；第四節為模擬結果之分析，包含驗證實驗及目標實驗；第五節則為結論。

2 文獻探討

在本節中，我們將介紹 Tai et al. (2017) 及其他相關的實驗研究結果，並揭示本文的研究問題。其次，本節也將介紹如何建立具有不同認知能力的代理人基研究文獻。

² 在實驗經濟學中，通常實驗時間長度不會超過兩個小時，以免受試者出現疲勞現象。但在這兩小時中，通常實驗說明以及各項問卷或附帶測驗（如風險測驗、時間偏好測驗、智力測驗等）便已佔掉相當大的比例，因此留給主要市場實驗所用的時間便非常有限。

³ 這種研究方法在近年來大量出現在諸如金融市場及總體經濟學的研究中，諸如 Anufriev & Hommes (2012a, 2012b), Anufriev et al. (2013), Hommes & Lux (2013), Assenza et al. (2013) 等。

2.1 認知能力與市場表現的實驗研究

在現有的實驗經濟學文獻中，絕大多數探討認知能力與市場交易表現的研究都是以資產市場實驗為主 (Bosch-Rosa et al., 2015; Cueva & Rustichini, 2015; Breaban & Noussair, 2015; Noussair et al., 2016)。在此類資產市場實驗中，通常受試者會被告知可透過股票交易來獲取利潤。利潤的來源有二：買賣價差以及股利，而股票會定期發放股利，且股利呈現某種隨機分配。

在前述的實驗設計下，我們可以觀察到受測者認知能力和其獲利是有正相關的。雖然這種設計是目前文獻上的主流作法，但我們也同時發現受測者在計算股票基本價值的能力、使用基本價值交易法的傾向、交易次數、交易技巧、甚至對市場運作規則的理解上等諸多行為層面上都存在明顯的差異，也因此較難讓研究者找出認知能力真正造成獲利差異的主因。而 Tai et al. (2017) 的實驗因為採用了資產市場的核心交易機制（即雙方喊價市場），所以不但可以在更為可控的條件下比較受試者的獲利能力，也有較廣泛的市場應用空間。因此本文同樣採用雙方喊價市場作為交易環境。

由前述的文獻中我們可以發現影響交易者在資產市場實驗表現的因素很多，為了討論認知能力在純交易能力的影響，Tai et al. (2017) 採取了下列幾項特別的實驗設計：

1. 採用單一受測者設計：每個市場實驗由一個真人受測者與七個電腦交易程式組成，以杜絕真人受測者錯綜複雜的策略互動性。而每位真人交易者所面對的電腦交易程式完全相同，因此最大限度地控制了市場的交易條件。
2. 採用雙方喊價市場，而非資產市場實驗，作為實驗環境：在雙方喊價市場實驗中受測者會被指派為買方或賣方之一，而其保留價格（或生產成本）則由研究者直接指派，因此毋需如同在資產市場實驗中一樣計算資產基本面價值，從而避免了計算能力差異所造成的潛在影響。
3. 測試了三種不同供需組合，包含了對稱與不對稱的市場型態，以期瞭解認知能力在不同市場情況下對獲利所造成的效果，而每位受測者在每種市場中會重複交易六個回合。
4. 採用工作記憶 (working memory capacity, WMC) 測驗來衡量受試者的認知能力：工作記憶測量的是人們在解決問題的過程中所使用到的各項能力，而非單純地測量記憶力的大小。⁴

Tai et al. (2017) 的目標是理解工作記憶對受試者在市場中獲利能力的影響，其結論可歸納為下列三點普遍現象：

1. 若將受測者依工作記憶分成高低兩組，則平均而言在每個市場的每一期交易中，高工作記憶的受試者獲利在統計上都顯著地高於低工作記憶的受測者表現。迴歸分析亦顯示工作記憶在三種市場型態中對受試者獲利都有顯著正向的貢獻。
2. 平均而言，不論是高或者低工作記憶受測者的獲利表現，在每個市場實驗中都會隨著

⁴ 在經濟領域中使用工作記憶測驗來衡量受測者認知能力的大小，並觀察其對經濟決策行為的影響最早的文獻為 Chen et al. (2014)，而 Tai et al. (2017) 所使用之工作記憶測驗與該文完全相同。

時間有顯著的進步。換言之，在重複性的市場實驗中可觀察到明顯的學習效果。

3. 雖然平均而言隨著時間經過，低工作記憶受測者的獲利表現因為學習而有逐漸追趕上高工作記憶受測者的傾向，但在有限的實驗時間（六期）結束後，高和低認知能力受測者的獲利表現仍舊存在顯著差異。

針對 Tai et al. (2017) 的研究結果，其中的前兩點與其他探討認知能力在資產市場實驗文獻之發現一致，但第三點卻是非常獨特的發現。Tai et al. (2017) 希望探討的研究問題之一是「先天認知能力所造成的差異是否會因為後天學習而消失？」，或者更通俗的問法是「勤是否能補拙？」。然而受限於實驗時間，Tai et al. (2017) 並不能給出一個確定的答案：在僅六期的學習中，雖然低工作記憶者的平均表現進步較多，但最終仍與高工作記憶受測者的表現有段距離。而這點正是本文可以利用代理人基模擬方法來回答的第一個重要議題。

第二個 Tai et al. (2017) 無法回答的問題是市場價格的收斂性與穩定性問題。Tai et al. (2017) 採用的單受測者市場實驗設計雖然可以更好地控制受試者在交易時所處的市場條件，但卻也限制了和其他文獻對話的空間。因為在絕大多數的資產市場實驗都是由具有不同認知能力的真人受測者所組成的，所以當 Bosch-Rosa et al. (2015)，Cueva & Rustichini (2015)，以及 Noussair et al. (2016) 在討論市場價格收斂性和波動程度時，Tai et al. (2017) 的實驗設計使其無法與之直接相比。而本文的第二個研究方向，就是在 Tai et al. (2017) 的市場架構下，使用具備不同認知能力的電腦交易者來組成市場，如此便可以探討認知能力水準對市場價格收斂性及穩定性的影響了。

2.2 建構具有不同認知能力的代理人

由第一節所呈現的研究問題中可知，要能成功地回答第 2、3 個研究問題，前提是必須找到一個合適的方法來建構代理人基模型，且要確保此模型所產生的結果與真人實驗所得到的結果相符。要在代理人基模型中建構一個具有不同認知能力的軟體代理人其實有許多的方法，如 Savit et al. (1999) 在賽局中賦予決策者不同的記憶長度 (memory length)，Okada & Oha (2002) 以完成工作的成本高低來間接表達代理人的能力，以及 Lobben & Bone (2016) 以代理人的記憶量、搜尋範圍等來刻劃各項心理學測驗所衡量的認知能力等作法。針對本文的研究目的而言，真正的挑戰在於同時賦予決策者學習能力以及不同等級的認知能力，因此一般以固定程序或法則運作的建模方法皆不適用。縱觀目前的文獻，最為貼近本文需求者僅有 Casari (2004)。

為了要重現真人受試者在共有資源 (common property resource) 賽局實驗中的結果，Casari (2004) 在代理人基模型中以遺傳演算法 (genetic algorithm, GA) 建立具有學習能力的決策者。每一位決策者都會進行學習，並在每期決定其貢獻量。每位決策者都擁有數個策略可選用，而這個策略組合的大小就代表該決策者的工作記憶大小。因為工作記憶反映的是人們同時之間可以記住（或注意到）並加以處理的資訊量，因此腦中可選策略愈多的決策者就等於擁有較大的工作記憶。接著，每個策略都由一條染色體 (chromosome) 來表示，而每條染色體可以被解碼成為一個決策數字。GA 會透過各項遺

傳機制來更新策略組合中的每一條策略，因此就賦與了決策者學習的能力。

透過這種建模方法，Casari (2004) 的代理人不但具有不同的認知能力（以策略集合大小表示），也具有學習的能力。而 Casari (2004) 也成功地利用此模型模擬出真人實驗所觀察到的結果，證明這是一個可行的建模方法。因此，本文參考了 Casari (2004) 的作法，以決策者的策略集合大小作為工作記憶的代理變數。⁵ 但在另一方面，本文改用遺傳規劃 (GP) 作為學習演算法賦與代理人學習能力，原因在於在雙方喊價市場中交易者的決策較為複雜（可直接出價或放棄出價），可參考的市場資訊也較多，因此用更有彈性的 GP 作為交易者的學習演算法會更佳合適。

2.3 代理人基雙方喊價市場研究

利用代理人基模擬方法來研究雙方喊價市場最早始於 Gode & Sunder (1993) 的研究。Gode & Sunder (1993) 為了探討交易者理性程度對市場價格收斂性的影響，便設計了兩種不同的軟體交易者——零智能 (zero-intelligence, ZI) 交易者以及受限的零智能 (zero-intelligence constrained, ZIC) 交易者，並利用這兩種交易者來進行雙方喊價市場的模擬。以買方為例，所謂的 ZI 交易者會毫無策略地進行隨機喊價，因此稱為零智能交易者；所謂的 ZIC 交易者則是選擇在其保留價格以下的數字範圍內進行隨機喊價，而也因為其隨機喊價的數字範圍有所限制而被稱為受限的零智能交易者。由這兩種交易者所個別組成的市場便有了不同的理性程度，Gode & Sunder (1993) 發現由 ZI 交易者所組成的市場毫無任何的秩序，市場成交價格會呈現大範圍的劇烈波動。相反地，由 ZIC 交易者組成的市場則表現出與真人實驗相近的結果，其中市場價格會在理論均衡價格上下非常小的範圍內波動，而且市場的效率也非常接近 100%。

幾乎與 Gode & Sunder (1993) 同一時期，美國的聖塔菲研究機構 (Santa Fe Institute, SFI) 進行了一場大規模的雙方喊價市場模擬競賽。由於在雙方喊價市場中策略互動極其複雜，因此到目前為止經濟理論尚無法提出最適的均衡喊價策略。SFI 的目的在於發掘出雙方喊價市場中的優勢策略，因此便向學術界及業界徵求雙方喊價市場交易策略並進行競賽 (Santa Fe Double Auction Tournament, SFDA)。在收到各界所設計的策略後，SFI 將策略改寫為電腦程式並進行大規模的配對與模擬來比較各策略的表現。Rust et al. (1993, 1994) 整理了 SFDA 的競賽結果，並且分析了優勢策略的類型和內容，其結論是優勢策略並不需要進行複雜或精確的計算，且皆為使用簡單決策法則 (rule of thumb) 的策略。

Andrews & Prager (1994) 接續 Rust et al. (1993, 1994) 的研究結果，嘗試使用遺傳規劃作為學習機制來產生雙方喊價市場交易策略。Andrews & Prager (1994) 首先由真人所遞交的策略中找出人類策略中的初始知識 (initial knowledge)，亦即人類策略中所曾用到的知識單位或操作方法，再將這些初始知識交由 GP 來組成策略。Andrews & Prager (1994) 更進一步地將 GP 交易者與 Rust et al. (1993, 1994) 所發現的數種優勢策

⁵ 由於本文的比較對象是 Tai et al. (2017) 的真人實驗，而該研究正是以工作記憶來衡量真人受試者的認知能力，因此是一種理想的建模方法。

略同置於市場中競爭。Andrews & Prager (1994) 的貢獻在於他們是首先賦與雙方喊價軟體交易者學習能力的研究，他們的 GP 交易者真正成為了定義上的自動化代理人 (autonomous agent) 交易者。

雖然 Rust et al. (1993, 1994) 以及 Andrews & Prager (1994) 的研究很大幅度地開拓了雙方喊價市場 ABM 建模可使用交易策略的範疇，但由 Gode & Sunder (1993) 所揭示的交易者理性程度與市場均衡的議題仍未獲得充份解答。Chen & Tai (2003) 便在一個延續 SFI 的 AIE-DA 架構下對雙方喊價的價格收斂及市場效率進行更深入的研究。⁶ Chen & Tai (2003) 延續 Andrews & Prager (1994) 的作法使用 GP 來建構交易者（但市場全由 GP 交易者所組成），並在多種不同類型的供需結構下探索價格的收斂性與市場效率。他們發現在不同的供需結構下 GP 交易者所組成的市場有可能呈現完美的價格收斂與高市場效率，也可能呈現大幅的價格波動。

另一方面，Chen & Tai (2010) 則針對 Andrews & Prager (1994) 所不曾完整回答的問題進行討論。Chen & Tai (2010) 搜羅了文獻上各種雙方喊價市場交易策略（其中包括了 SFI 中的優勢策略），並將 GP 交易者與這些文獻上的策略置於同一市場中進行大規模且長時間的交易競賽。其模擬結果顯示不論 GP 交易者認知能力之高低，只要給予足夠的學習時間，GP 交易者均有能力擊敗所有 SFI 以及經濟學文獻上由學者們所提出過的交易策略。

3 研究方法

在本節中，我們將介紹本文的研究方法，包含市場設計、代理人建模、以及實驗設計三個層次。市場設計將介紹本文進行模擬的雙方喊價市場環境設定以及喊價流程；代理人建模則將說明如果利用 GP 來建構同時具有學習能力和不同認知能力的軟體交易者；實驗設計部分則將詳述如何透過兩個不同的模擬實驗來回答本文的研究問題。

3.1 雙方喊價市場設計

為了與 Tai et al. (2017) 的真人實驗進行比較，本文採用與其完全相同的雙方喊價市場設計 (AIE-DA)。AIE-DA 是國立政治大學人工智慧經濟學研究中心所開發的雙方喊價市場架構，而真人實驗或代理人基模擬在該架構下皆可進行。接下來我們將分別說明該市場的各項環節。

3.1.1 市場構成

在 AIE-DA 中，市場由數個買方交易者（以下簡稱買方）及賣方交易者（以下簡稱賣方）所組成。在交易的過程中買方和賣方的角色是固定的，亦即一個交易者（不論是真人抑或是電腦程式）一旦被指派成為某個買方或賣方，那自始至終其角色都不會變，

⁶ AIE-DA 是國立政治大學人工智慧經濟學研究中心所開發的雙方喊價市場架構，其架構細節將在第 3.1 節中揭示。

因此也就會有更多的機會來學習精進其交易技巧。

交易者的目標為儘可能的透過交易來獲取利潤：買方必須買入商品、而賣方必須賣出商品才有獲得利潤的機會。買方買到商品時若成交價格低於其保留價格便會有正利潤，而利潤金額等於其保留價格減去商品成交價格。賣方賣出商品時若其成交價格高於生產成本便會有正利潤，而利潤金額等於成交價格減去其生產成本。

研究者可決定每個交易者的最高交易數量，並直接指派保留價格（買方）或生產成本（賣方）。因此在 AIE-DA 架構中，每位交易者都可以百分之百知道自己的底價（買方的保留價格或賣方的生產成本），獲利的方法就是到市場喊價以期能以理想的成交價格來買入或賣出商品。在本文中，市場由四個買方及四個賣方來組成，而每個交易者則各自擁有四個單位商品的交易機會。也就是說市場的買方總共會有 $4 \times 4 = 16$ 個等待買入的單位，而賣方也會有 $4 \times 4 = 16$ 單位的商品等待賣出。

3.1.2 交易規則

交易者在 AIE-DA 中必須按順序來出價以買入或賣出商品。以買方為例，每位買方最高可買入四單位的商品，而研究者也會直接指派四個保留價值給這位買方。這位買方必須從參考編號一號的保留價值開始出價買起，在成功購入第一個商品後才能開始參考編號為二的保留價值來出價購買第二個商品，接下來依此類推。⁷ 每位買方交易者所擁有的四個保留價值將由高到低排列以符合邊際效用遞減法則，而賣方的四個生產成本則會由低到高排列以符合邊際成本遞增原則。

市場交易將重複多期，在每一期的一開始研究者都會重新指派完全一樣的保留價值或生產成本給交易者，而這也意謂著交易者將可在完全同樣的條件下學習如何交易以獲取更高的利潤。每一期又分為 25 個交易步驟，而在每個交易步驟中每位交易者都只能出價一次。市場會等到收齊八位交易者的出價後才進行撮合，因此 AIE-DA 並非連續型的雙方喊價市場，而較近似於多個回合的集合競價。

在收到每位交易者的喊價後，市場會整理好定價簿 (order book)，並找到數字最高的買方出價 (current bid) 以及數字最低的賣出方價 (current ask)。若 current bid 大於等於 current ask，則出該價的買方及賣方便可以成交。成交價格為 current bid 及 current ask 的平均值。反之，若 current bid 小於 current ask，則交易不會發生，而此交易步驟直接結束並進入下一交易步驟。

3.1.3 供給與需求曲線

由於研究者可直接指派保留價值（生產成本）給買方（賣方），若將買方的十六個保留價值由高到低排列便可得到需求，而將賣方的生產成本由低到高排列則為供給，故在 AIE-DA 中研究者可以百分之百控制市場的供給與需求。為了直接與 Tai et al. (2017) 實驗結果進行比較，本文採用了與其完全相同的三種市場設計，如圖 1 所示。在這三個

⁷ 買賣雙方都必須透過出價才有可能達成交易，若沒有出價或雖然出價了但沒有成交，則保留價值或生產成本將不會列入利潤的計算之中。

市場中，M3 是完全對稱的市場，在完全競爭均衡下每一位交易者都各自有三單位的商品可以成交。M2 是極端不對稱的市場，且在均衡下每位交易者都將只能成交一單位商品。M1 介於兩者之間而有些微的不對稱性，且在均衡下每位交易者各自可成交兩單位商品。⁸

若就在市場中達成交易並賺取利潤的難易程度而言，本文認為由最難到最簡單為 $M2 > M1 > M3$ 。交易之難易程度可由兩方面來思考：出價複雜度以及潛在成交數。在 M2 中，每個交易者理論上只有一單位商品可以成交，並且由於供需極端不對稱，因此必須要很好地掌握其他交易者的出價才能賺取差額利潤；相反地在 M3 中，每個交易者理論上都有三單位商品可以成交，且保留價值（或生產成本）較為連續故交易者若錯失一次出價機會還可透過小幅度的改變出價而與其他交易者競爭。

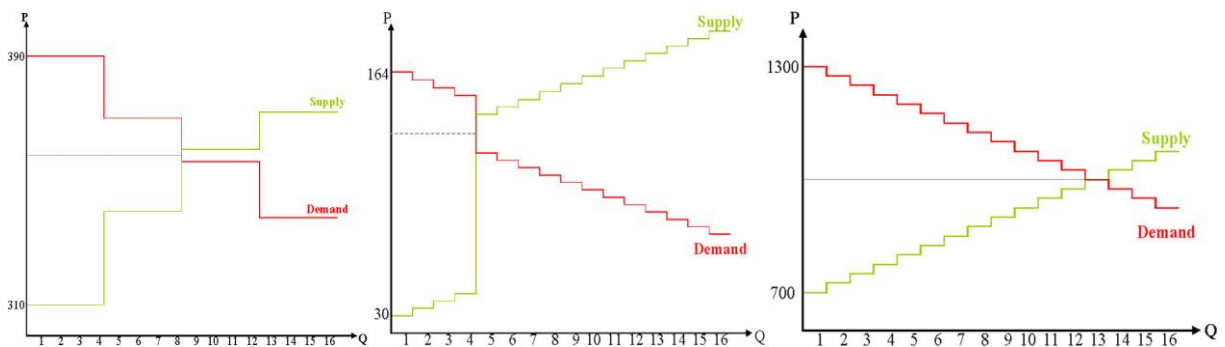


圖 1 三種不同的市場供需設計（由左至右分別為 M1, M2, M3）

3.2 代理人建模

為了在賦與交易者學習能力的同時也能擁有不同的認知能力，本文選擇以遺傳規劃 (GP) 作為刻劃代理人學習的演算法，並以 GP 中個人學習 (individual learning) 情況下的策略集大小 (population size) 作為工作記憶的代理變數。在本小節中我們將先簡介 GP 在雙方喊價市場中基本運作原理，及 GP 交易者如何透過學習來更新其喊價策略。

3.2.1 遺傳規劃

遺傳規劃是由現任美國史丹佛大學醫學資訊學及電機工程系顧問教授 John Koza 所發明的演算法 (Koza, 1992)。顧名思義，Genetic Programming 乃是藉由生物學中的遺傳方法，來進行電腦程式的自我設計，以達到解決特定問題的一種人工智慧演算法。Koza (1992) 首先證明了 GP 在解決工程問題上的可靠性，而後續的 Koza (1994), Koza et al. (1999), 以及 Koza et al. (2003) 則進一步展示了 GP 在解決各種領域問題上的優越性。

⁸ 其中 M3 代表買方的保留價格及賣方的邊際成本呈現連續而綿密的分佈，在真實市場中近似的例子為一般股票市場的中大型股票；M2 則代表買方保留價格及賣方成本個別呈現大幅落差，且只有少部分潛在交易者得以成交，因此存在著操縱價格的巨大空間，在真實市場中近似的例子為股票市場中的冷門股票 (thin market)；M1 則介於兩者之間。

GP 之所以能夠自行組合電腦程式，乃是透過以樹狀結構來表達解決問題的策略所達成。因為所有可執行的程序都可以用樹狀結構來表達，因此賦與 GP 極大的彈性可應用於各式的問題中。圖 2 為一個喊價策略的樹狀結構的例子，其策略內容為「若 HT 大於 CBID 則以 $CBID + 1$ 作為出價數字，否則以 HT 作為出價數字」。

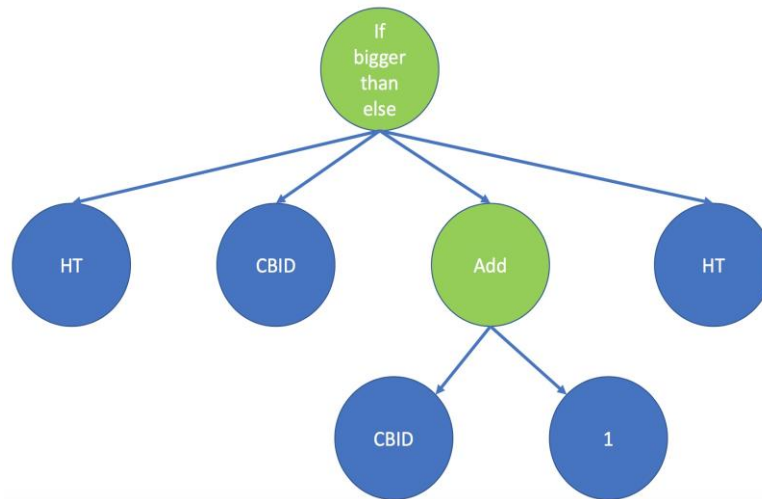


圖 2 遺傳規劃喊價策略之樹狀結構示意圖

GP 交易者的策略由樹狀結構中的節點所組成，而節點又分為功能節點 (functional node) 及終端節點 (terminal node) 兩類。終端節點為各種可供使用的資訊，而功能節點則是各種處理或判斷資訊的方法。本文所採用的功能元素包含 Add, Minus, Multiply, Divide, Abs, Log, Exp, Sin, Cos, If-Than-Else, If-Bigger-Than-Else, Max, Min, 以及 Bigger；終端元素則包含 PMax, PMin, PAvg, PMaxBid, PMinBid, PAvgBid, PMaxAsk, PMinAsk, PAvgAsk, HT, NT, LT, CASK, CBID, TimeLeft, TimeNonTrade, Pass, 以及常數。⁹

每一個策略都會由一棵樹來表示，而每棵策略樹在被使用過後便可得知其獲利表現，此表現便是這棵樹的配適值 (fitness value)。在得知每個策略的配適值後，GP 便會依循適者生存的演化原則，隨機挑選出 K 個策略作為競賽集合，在此集合中挑出配適值最高的兩者作為父母樹進行交配 (crossover) 以產生下一代策略。¹⁰ 此外 GP 會再透過突變 (mutation) 機制來隨機加入新的策略元素，而這兩種生物演化機制便是 GP 之所以能用來刻劃交易者隨著學習而精進其策略的方法。¹¹ 在本文的模擬中，會不斷重複交配及突變兩機制直到產生全新一代策略為止，而挑選交配父母樹時競賽集合大小為五，突變機率則為百分之五。¹²

⁹ 終端集中元素的代號說如下：PMax, PMin, PAvg 分別表示當期最高、最低、及平均成交價格；PMaxBid, PMinBid, PAvgBid 則表示前期最高、最低、及平均買方出價（Ask 系列則為相應的賣方出價）；CBID（CASK）為上一交易步驟最高（低）買方（賣方）出價；HT, NT, LT 分為代表當期、接下來、以及最後一個保留價值或生產成本；TimeLeft 為本期剩餘步驟數目；TimeNonTrade 為至目前步驟為止連續無成交的步驟數目；Pass 表示本步驟放棄出價。

¹⁰ 所謂的交配便是在兩棵策略樹上各自隨機挑選一個節點，然後將父樹在選定節點以下的子樹以母樹在選定節點以下的子樹取代，如此便可產生一棵新的策略樹。

¹¹ 突變便是在一棵策略樹上隨機選定一個節點，將該節點以完全隨機產生的新節點或新子樹取代。

¹² 本文會保留原本策略中表現最好的一個策略到下一代中，此即所謂的菁英保留制。

3.2.2 學習過程及認知能力

本文的 GP 交易者採用個人學習法來更新其策略——每個 GP 交易者都擁有 N 個策略可供選用，而不會與其他交易者進行交流或學習。這 N 個策略所構成的集合代表 GP 交易者腦中可以選用的交易方法，因此本文便以這個集合的大小 (N) 作為工作記憶（即認知能力）的代理變數。本文選擇了三種大小的策略集合：5、25、以及 125 代表三個不同的認知能力等級，並以 GP5, GP25, GP125 來稱呼具備不同認知能力的 GP 交易者。

GP 交易者每期都會從其策略群體中隨機挑選一個策略出來實際使用，在經過一段時間（稱為評估期）的實地測試後，因為大部分的策略理論上都應被使用過，便可以計算每一個策略的平均配適值並進行策略群體之更新。而「評估期」過後遺傳規劃演算法便開始運作，因此形成了 GP 中“代”(generation) 的觀念：每經歷一代就表示 GP 交易者學習了一次。為了讓策略集合中的每一個策略都有被選用到的機會，本文設定評估期的大小為策略集合大小的兩倍。亦即 GP5 的一代為 10 期；GP25 的一代為 50 期；GP125 的一代為 250 期。因此 7,000 的模擬可讓 GP5 學習 700 代；可讓 GP25 學習 140 代；可讓 GP125 學習 28 代。

3.3 實驗設計

為了回答本文的研究問題，我們設計了兩系列的模擬實驗：實驗一的目標是為問題一及問題二提供答案，而實驗二則針對問題三進行模擬。

3.3.1 實驗一：模擬認知能力的長期表現

為了驗證本文模型設計的合理性，在實驗一中我們首先採取了與 Tai et al. (2017) 類似的單 GP 設計來檢驗 GP 交易者的獲利表現是否符合真人實驗的結果，並推測長期學習下認知能力的效果。在實驗一中每個市場只有一個 GP 交易者，其餘七位交易者則由 ZIC 軟體交易者擔任。ZIC 是由 Gode & Sunder (1993) 提出的一種隨機喊價交易者，以買方為例，ZIC 的喊價方法是在保留價值之下隨機出價。由於 ZIC 的行為完全沒有任何策略性，因此常作為代理人基市場模擬中市場組成份子的標準交易者。

由於市場由四個買方及四個賣方所組成，所以為了充份測試不同認知能力的 GP 交易者的交易獲利能力，我們讓 GP5, GP25, GP125 分別在三個市場結構 (M1, M2, M3) 中的八個交易者位置上各進行 30 次模擬。每一種認知能力的 GP 交易者在每一個市場中都進行了 $8 \times 30 = 240$ 次模擬，因此本文在實驗一共進行了 $3 \times 3 \times 240 = 2,160$ 個模擬。此外為了探討學習的長期效果，每個模擬都持續了 7,000 期。需要注意的是雖然 GP5, GP25, GP125 在每次模擬中都同樣學習了 7,000 期，但由於各認知能力的 GP 交易者評估期長度不一，所以同樣 7,000 期的時間可讓 GP5 學習 700 次（700 代）、讓 GP25 學習 140 次（140 代）、讓 GP125 學習 28 次（28 代）。這種認知能力較低者反而有較多學習次數的設計雖然看似對認知能力高者不利，但讓本文可針對研究問題二進行探討。

3.3.2 實驗二：模擬交易者認知能力對價格的影響

為了探討市場組成份子的認知能力對價格收斂性及穩定性的影響，實驗二的目的是操控市場組成份子的認知能力。與實驗一不同的是，在實驗二中八位交易者皆為 GP 交易，且具有相等水準的認知能力。因此在實驗二中我們便分別有由 GP5, GP25, GP125 組成的市場。由於遺傳規劃創造策略的過程中有一定的隨機性，我們在每種市場結構 (M1, M2, M3) 下，讓不同認知能力水準的市場各進行了 100 次模擬。因此在實驗二中我們共進行了 $3 \times 3 \times 100 = 900$ 個模擬，而每次模擬皆持續 7,000 期。

4 模擬結果與分析

在本節中，我們將針對本文的三個研究問題依序呈現分析，先透過與 Tai et al. (2017) 真人實驗主要質性結果的比較來驗證代理人設計的合理性，再探討認知能力對個人表現的表期影響以及對市場價格的作用。

4.1 認知能力、學習效果、與遺傳規劃交易者之表現

為了與 Tai et al. (2017) 在進行真人實驗後發現的三個主要結論進行比較，我們首先觀察在短期內高認知能加和低認知能力的交易者在獲利能力上的表現。

表 1 為 GP5, GP25, GP125 獲利能力之統計量及比較，而圖 3 則展示了他們在 M1, M2, M3 中 (由左至右) 的平均獲利表現。¹³ 而圖中我們可以很清楚地看到認知能力愈高的 GP 交易者平均獲利也愈高，且雖然有明顯的學習效果，但其差距在第 28 代時在統計上仍十分顯著。由此可知我們的模型在短期內之模擬結果與 Tai et al. (2017) 真人實驗結論完全吻合。因此我們可以說研究問題一的答案是肯定的：若運用遺傳規劃來刻劃交易者在市場中的學習行為，並使用遺傳規劃的中策略群體大小作為認知能力的代理變數，其模擬結果與真人受試者在平均獲利的層面上之表現在各方面表現皆可得到一致的結果。

表 1 三種市場下各 GP 交易者在第 28 代獲利能力之統計量與比較

	M1			M2			M3		
	GP5	GP25	GP125	GP5	GP25	GP125	GP5	GP25	GP125
中位數	120.00	128.65	133.44	84.29	93.68	101.90	121.80	133.75	135.83
平均數	120.14	133.63	140.79	88.90	98.35	112.63	115.73	131.59	134.62
標準差	45.03	31.13	25.03	27.19	25.27	24.36	29.28	14.08	7.11
KRUSKAL-WALLIS 檢驗結果	chi-squared = 31.52, p-value = 1.431e-07			chi-squared = 117.02, p-value < 2.2e-16			chi-squared = 45.657, p-value = 1.218e-10		

¹³ 圖 3 展示的是平均獲利指標，而橫座標軸則為代數。獲利指標意指實際獲利除以均衡價格下理論獲利所得到的指標。指標 100 代表獲利能力與理論獲利相同，本文接下來皆以獲利指標作為比較的依據以便跨市場比較。

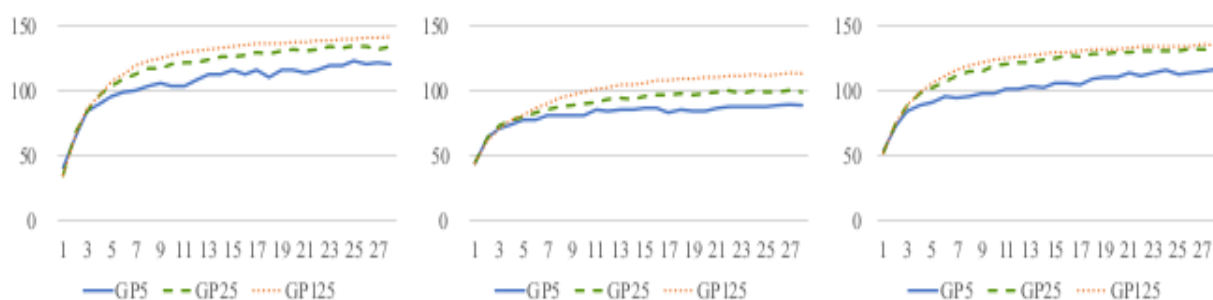


圖 3 不同認知能力的 GP 交易者在前 28 代的平均獲利表現

在確認可使用 GP 合適地複製真人實驗的結果後，本文進一步利用代理人基模擬模型的優勢，針對研究問題二進行探討。由於 Tai et al. (2017) 真人實驗的期間太短，以致無法確認長期而言低認知能力交易者能否透過長時間的學習來趕上高認知能力受試者的表現，故本文刻意賦與認知能力較低的 GP 交易者數倍以上的時間學習（見 3.2.2 節最後之介紹），並比較他們在學習最後階段的獲利表現。

表 2 為 GP5, GP25, GP125 獲利能力之統計量及比較，而圖 4 則展示了他們在 M1, M2, M3 中（由左至右）的平均獲利表現。由圖中我們可以明確觀察到認知能力較低的交易者（GP5 及 GP25）雖然有較多的學習代數，但他們在中後期的表現卻是相對穩定的，因此我們可藉由最後一代的表現來判斷最終的學習成效是否可以超越 GP125 在短短 28 期中的學習成果。由表 2 中我們可以發現以下幾個與短期相左的現象：首先，在 M1 中三種不同認知能力的交易者並沒有顯著差異；其次，在 M3 中 GP25 透過學習可以比 GP125 有更好的獲利表現。唯一展現認知能力與獲利能力呈正相關的市場為 M2，而這個市場也是最困難的市場：在 M2 中因為供需不對稱且呈現階梯式的落差，若要成功賺取超額的利潤就必須在合適的時間點喊出最準確的數字才行。14 而 Tai et al. (2017) 對真人受測者的喊價行為分析已證明認知能力愈高的受測者愈傾向使用此策略。因此我們可以發現學習的確讓低認知能力之交易者有趕上他人的機會，但也跟市場環境的難易程度有密切關聯：在最簡單的市場（M3）中，更長的學習期間可讓 GP25 超越 GP125；在中等難度的市場（M1）中，更長的學習讓 GP5 及 GP25 趕上了 GP125 但仍無法超越；在最難的市場（M2）中，即使經過長期的學習，認知能力造成的差異仍是無法消弭的。

表 2 三種市場下各 GP 交易者在最後一代獲利能力之統計量與比較

	M1			M2			M3		
	GP5	GP25	GP125	GP5	GP25	GP125	GP5	GP25	GP125
中位數	133.87	133.54	133.44	98.27	102.06	101.90	138.01	139.30	135.83
平均數	136.92	141.15	140.79	104.66	109.81	112.63	133.39	137.11	134.62
標準差	37.32	26.10	25.03	34.15	26.88	24.36	21.56	10.12	7.11
KRUSKAL-WALLIS 檢驗結果	chi-squared = 1.5618, p-value = 0.458			chi-squared = 12.367, p-value = 0.002063			chi-squared = 12.893, p-value = 0.001586		

¹⁴ 此即 Tai et al. (2017) 文中所謂的 underbidding 策略。以買方為例，一方面要儘可能地壓低價格，但又不能太低以致於被其他買方的喊價超過而失去交易的機會。

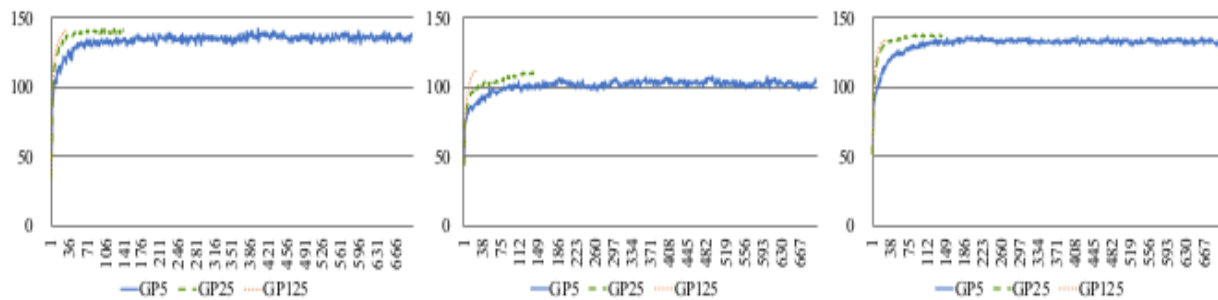


圖 4 不同認知能力的 GP 交易者在全部學習期間的平均獲利表現

總結前述的觀察，本文認為研究問題二的答案應是視情況而定的：在較為簡單的市場（如 M1 及 M3）中，低認知能力的交易者可藉由學習而趕上高認知能力者；在獲取超額利潤較為困難的市場（M2）中，平均而言低認知能力之交易者即使透過數倍及至於數十倍的學習仍舊無法與高認知能力者匹敵。

4.2 市場成員之認知能力水準與價格動態

在比較過高低認知能力 GP 交易者之獲季表現後，本節將焦點放在交易者之認知能力水準對價格收斂性及穩定性的影響。本文的實驗二讓市場由 GP5, GP25, GP125 組成，並分別在三種供需結構下進行了長期的模擬，而圖 5 便為 GP5, GP25, GP125 所組成的市場在 M1, M2, M3（由左至右）之平均價格演進情況。由圖中可以明顯看到在 M1 及 M3 中不論認知能力高低，市場價格皆非常迅速地收斂至理論的均衡價格（供給及需求曲線的交會點）。但在 M2 中，不但有明顯偏離均衡價格的現象，且交易者認知能力愈高其偏離程度愈大。

為何在 M2 中會有這麼明顯的偏離情況呢？我們可由圖 1 的市場結構圖作為說明。M2 與其他市場不同之處在於其極端不對稱的供需形態，其中供給曲線在前四個單位的低成本段之後便陡升至相當高的水準。而這樣特殊的供給曲線型態為買方交易者創造了一個獨特的獲利策略——為了搶佔前四單位低成本的商品，買方必須競爭提高喊價以取得交易先機（因為不交易便不會有任何利潤，提早交易便有可能賺取正利潤）；相反地，賣方若在市场上觀察到這個情況，便可好整以暇地提高出價。在競爭的態勢下結合買賣雙方的策略互動後，一個合理的可能便是價格普遍性的提升，而且由於認知能力愈高的交易者其策略鑽營的程度愈深，造成價格提升的情況也就愈顯著。

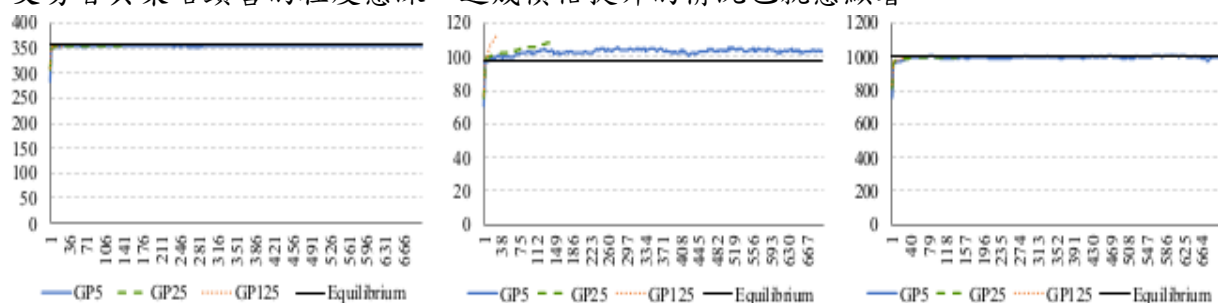


圖 5 由 GP5, GP25, GP125 所組成之交易者群體在 M1, M2, M3 之平均價格時間序列

探討價格收斂性除了直接觀察價格時間序列，本文另採用三個量化指標進行比較：Alpha 值、交易量及市場效率。Alpha 值衡量是交易價格偏離均衡價格的情況，定義為：

$$\alpha = \frac{\sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (P_i - P^*)^2}{n}}}{P^*}, \quad (1)$$

其中 n 為每期中曾出現過的交易次數； P_i 為該期的第 i 筆成交價格； P^* 則為理論均衡價格。Alpha 值愈小代表每期成交價格離理論均衡價愈近，而圖 6 展示了 GP5, GP25, GP125 在 M1, M2, M3 之平均 Alpha 值走勢。由圖中我們可以很清楚地看到在 M1 和 M3 中皆處於非常低的水準，反之在 M2 中若交易者的認知能力愈高，價格偏離均衡便愈嚴重。因此，我們可以確認由圖 5 的所觀察到的視覺化結論是正確的。



圖 6 由 GP5, GP25, GP125 組成之交易者群體在 M1, M2, M3 之平均 Alpha 值時間序列

除了價格外，市場收斂的另一個表徵便是成交量應同步收斂至均衡成交量。我們可由圖 1 得知 M1, M2, M3 之均衡交易量分別為 8 單位、4 單位、及 12 單位，而 GP 交易者的交易數量則可見表 3，而其分佈則可見圖 7。我們可以觀察到在雖然價格在 M1 及 M3 中趨向均衡，但在 M1 中交易者的認知能力愈高交易量就愈大，而在 M3 中則呈現相反的情況（M1 及 M3 中差異皆達顯著水準）。反而在價格偏離均衡的 M2 中，不論市場交易者認知能力水準之高低，市場交易量都沒有顯著差異。若綜合價格與交易量的發現，我們可以發現在供需較為對稱的市場中（M1 及 M3），交易者的智能是透過在交易數量上的變化來獲利的，但在供需極度不對稱且成交機會稀少的市場中，交易者的智能則是透過價格上的變化來實現獲利。

但我們也可從另一角度來檢視交易量——由交易量的標準差及分配圖中，我們可以發現不論是在哪一種供需型態，凡是交易者認知能力愈低的市場，其交易量也就愈不穩定。因此，若從市場交易量的穩定性出發，則交易者認知能力是與穩定性呈現正相關的。¹⁵

表 3 三種供需結構下不同認知能力的市場最後一代交易數量之統計量

	M1			M2			M3		
	GP5	GP25	GP125	GP5	GP25	GP125	GP5	GP25	GP125
中位數	8.10	8.28	8.33	4.00	4.06	4.04	12.70	12.68	12.53
平均數	8.38	8.31	8.38	4.20	4.10	4.05	12.51	12.73	12.53
標準差	0.77	0.25	0.20	0.70	0.28	0.19	1.38	0.67	0.21
KRUSKAL-WALLIS 檢驗結果	chi-squared = 16.458, p-value = 0.0002668			chi-squared = 1.503, p-value = 0.4717			chi-squared = 6.0663, p-value = 0.04816		

¹⁵ 此處的穩定性指的是在不同模擬下交易量的變化情況，非指同一模擬中不同期間內交易量的波動。

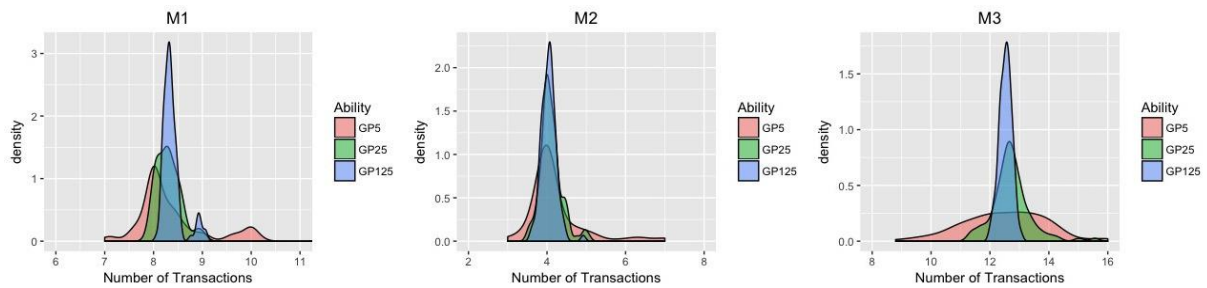


圖 7 三種供需結構下不同認知能力的市場最後一代交易數量分配圖

衡量市場收斂性的第三個指標是市場的效率，在本文中我們定義市場效率為每期中所有交易者之獲利總合除以完全競爭均衡下之社會總剩餘。圖 8 展示了由 GP5, GP25, GP125 組成之交易者群體在 M1, M2, M3 所造成的市場效率比例時間序列，由圖中我們可以看到在 M1 及 M3 中，高認知能力交易者群（GP25 及 GP125）可以實現較高之市場效率。但在 M2 中，GP125 所組成的市場之實現效率比例反而較低，而 GP25 及 GP125 所組成的市場效率實現比例則相差無幾。

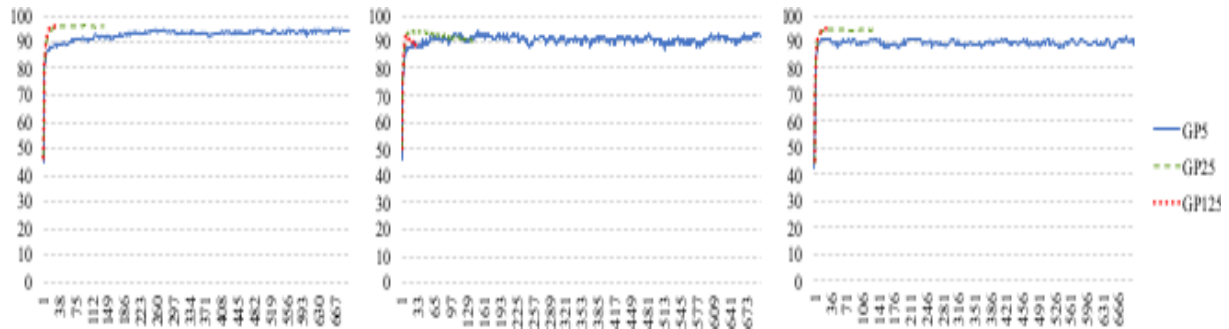


圖 8 由 GP5, GP25, GP125 組成之交易者群體在 M1, M2, M3 所造成的市場效率比例

在市場價格的分析上除了收斂與否外，穩定性也是另一個重要的特性。本文在探討價格穩定性時有一個與金融市場實驗或模擬不同的特點——由於供給與需求是固定的，故市場並沒有任何來自外部的衝突（shock），也沒有類似股利分配等隨機成份的存在。因此在本研究中價格的任何變化都源自於交易者策略的互動與相應的學習。因此，本文將由「波動性」及「一致性」兩個的不同層次來探討價格之穩定性。

首先，價格的波動性意指在同一個市場模擬中，市場價格隨著時間推移而發生的變化。承前所述，價格的波動性來自於隨著時間經過交易者因為學習而帶來的策略演化。我們可由每個模擬中各期價格的標準差來反映價格波動性的概念，而表 4 便彙整了各種交易者認知能力與供需結構組成下所有模擬之平均價格標準差。由表中數字我們可以很清楚地看到在 M1 中，交易者的認知能力愈高所造成的價格波動性便愈大。令人感到意外的是在 M2 及 M3 中，交易者認知能力與價格波動性之間的關係卻呈現 U 型現象——波動性最小的情況發生在中等認知能力的市場中。

表 4 由 GP5, GP25, GP125 組成之交易者群體在 M1, M2, M3 下價格標準差之平均值

	M1	M2	M3
GP5	7.40	11.90	51.69
GP25	12.46	9.78	43.11
GP125	26.16	14.35	76.07

為何在 M2 中反是 GP25 交易者所組成的市場有最低價格波動性呢？本文提出解釋如下：首先，同一個市場中的價格標準差來自於同一期中各個交易價格的差異所產生，而 M2 與其他兩個市場最大的不同處就在於其供需結構所造成的敏感性。由於在 M2 中每個交易者理論上只有一單位的商品可以成交，因此只要其出價稍微不同，便有可能從可以成交變成無法成交。而一旦喪失一次成交機會，由於市場中可供交易的對象非常稀少便有可能到該期結束都無法再次成交。因此在 M2 中出價數字的改變對交易價格結果的影響遠大於其他兩個市場。其次，由戴中擎 (2008) 的研究結果可以得知若 GP 交易者的策略集合愈大（即認知能力愈高），演化出來的策略複雜度便會愈高。再更精確地說，戴中擎 (2008) 指出 GP5 交易者的平均策略複雜度幾近於 1，表示 GP5 交易幾乎都採用單一市場資訊為其出價依據，因此只要市場資訊改變交易者便立即跟著調整出價，因此可用以理解為何 GP5 交易者所組成的市場之價格變異數較高的現象。那麼為何 GP125 的平均價格變異數又會比 GP25 的市場為高呢？根據戴中擎 (2008) 的發現進行推論，GP125 的策略複雜度應高於 GP25，較複雜的策略意謂著該策略參考的資訊較細或認知到的市場狀態數量愈多，這也表示一旦市場條件改變則較複雜的策略也會跟著調整其出價，因此造成較大的價格波動。反而是居於中間的 GP25，其策略複雜度適中，因此在出價行為上較為穩定，也較不敏感，因此使市場價格的波動性較小。

價格穩定性在另一個層次上的意義，便是在不同模擬間價格走勢的比較。由於每一個模擬中八位市場交易者的初始策略均是隨機產生的，而隨著市場交易活動的進行每個模擬市場都有其獨特經歷，因而交易者們也會有不同學習歷程。由於本文針對不同的「認知能力—供需結構」組合下各進行了 100 次模擬，故我們將模擬視為抽樣的過程，並對 100 個樣本點的分配情況進行比較。圖 9 展示了各種組合下 100 個模擬中價格的 97.5% 百分位數、中位數、及 2.5% 百分位數的走勢。圖中由 97.5% 及 2.5% 兩個百分位數所構成的區塊呈現了大多數模擬中價格可能出現的位置，因此我們可以非常明顯地看到不論是在哪種市場結構下，交易者的認知能力若愈高，則模擬結果的價格一致性就愈高。

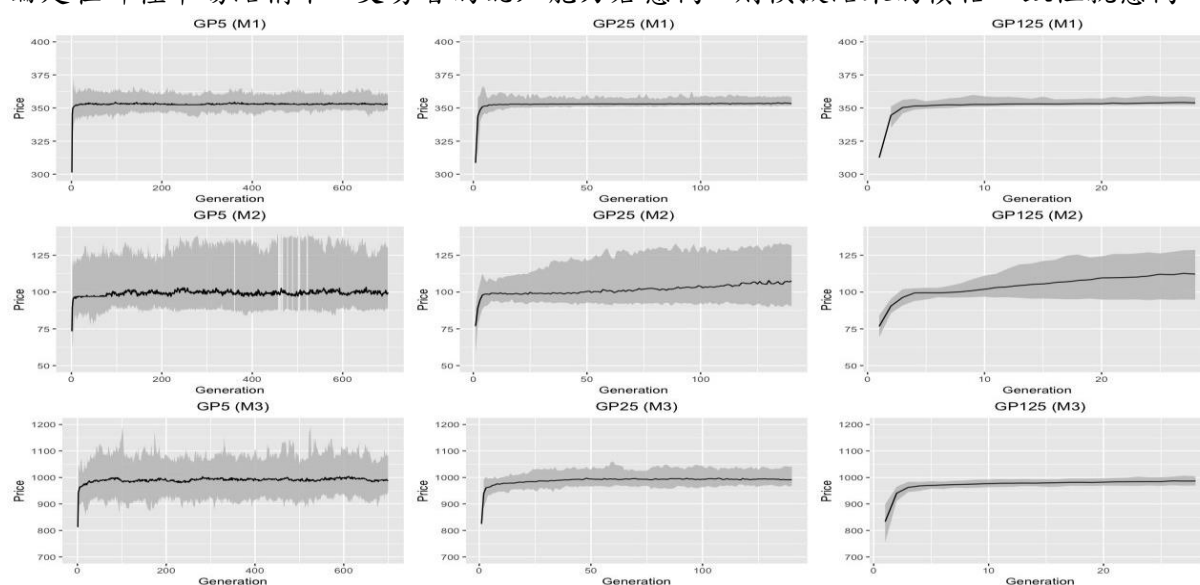


圖 9 各種「認知能力—供需結構」組合下 100 個模擬所產生的價格趨勢

5 結論

近年來，在經濟學中有愈來愈多的研究利用實驗方法檢視認知能力對市場活動之影響。這些研究的結果顯示認知能力與個人表現以及市場價格間有顯著的關聯性：在個人表現方面，認知能力愈高個人表現愈好，且在資產實驗中其行為愈接近基本面交易者；在市場整體方面，若市場中交易者的認知能力愈高，則市場價格較不易產生泡沫。這樣的研究發現若被證明為普遍性的結果，則不但對主流經濟理論中的理性代表性個體假設產生了衝擊，也在政策層面上產生了一定的潛在影響。

智能差異對市場活動是否有影響？如果有影響又是什麼樣的影響？這兩個問題的答案對政策制定者及個別決策者都有非常重要的啟示。就個體層次而言，自金融風暴以來許多國家皆訂定了類似我國金融消費者保護法之類的專法，其目的在於勸阻不諳金融市場者誤入市場而導致鉅額損失。因此若智能過低者在金融市場交易行為上處於不利的地位，則政策或法規制定者一則可以勸阻部分交易者進入，或者可以鼓勵認知能力過低者使用諸如人工智慧等創新工具的協助來改善其交易之效率。反之，若認知能力較低者可望藉由學習來趕上認知能力較高者，則政策制定者也許可以透過教育來加快學習進程，而非消極地阻止其進入市場。在總體層次上，若市場構成交易者的認知能力水準與金融市場穩定性有關，則主管單位便可利用此知識來對當前市場進行預測或模擬。換言之，此類研究對於金融市場穩定性的管理將有正面積極的貢獻。

然而，目前針對此議題多透過真人實驗法進行，但真人進行實驗卻有許多先天的限制：例如真人實驗的規模無法太大、實驗期間無法過長、市場樣本過少等，這些都限制了實驗研究結果的普及性。舉例而言 Tai et al. (2017) 的實驗只有六期而無法看出學習的長期效果；Noussair et al. (2016) 僅比較荷蘭及紐西蘭兩地受測者的認知能力，因而只有兩個樣本點；Bosch-Rosa et al. (2015) 的資產基本價值只有線性下降一種走勢。基於成本的考量，單一的真人實驗是無法克服上述缺點的，因此代理人基模擬便成為一個理想的研究方法來補其不足。

本文利用遺傳規劃來刻劃交易者的學習歷程，搭配以個人學習中的策略集合大小作為認知能力（工作記憶）代理變數的作法，來檢視過去真人實驗所發現的成果。本文的研究問題涵蓋了個人表現與市場價格動態兩個層面。在個人表現層面上，本文首先想知道是否可藉代理人基模型來模擬真人實驗中所觀察到的主要結果。其次本文希望能在長期的模擬中討論認知能力和學習效果交互作用下的結果。在市場價格動態層面上，本文希望檢視市場構成交易者之認知能力是否會對價格的收斂性及穩定性造成影響。本文針對個人表現及價格行為分別設計了兩個模擬實驗、為了探討不同市場條件而設計了三種市場供需結構、為了操控認知能力而設計了高中低三種不同認知能力的遺傳規劃交易者。透過模擬，本文的主要發現可歸納為以下幾點：

1. 本文證實以遺傳規劃作為建立具有認知能力差異的軟體交易者是可行的作法，且其模擬結果與真人實驗的質性結果一致。
2. 學習能否克服認知能力所造成的差異與市場環境的難易程度有密切關聯：在長

時間的學習後，處於簡單市場環境中的低認知能力交易者可以趕上甚至超越高認知能力者，但在困難的市場中認知能力所造成的獲利差異卻很難藉由學習而消弭。

3. 在供需較對稱的市場中價格都會很快收斂至理論均衡價，但在極端不對稱的市場中交易者認知能力愈高所造成的價格偏離也就愈大。
4. 認知能力與交易量多寡之間的關聯性也與市場供需類型習習相關；而交易量的穩定性則與交易者的認知能力呈正相關。
5. 交易者認知能力與價格波動性的關聯有可能在特定的市場供需型態下呈現 U 型關係，但認知能力與價格的一致性卻明顯呈現正向關係。

在政策涵義上，本文揭示了在不同市場結構下，過去文獻所發現的關係可能不復存在。例如 Bosch-Rosa et al. (2015) 發現若市場中的交易者認知複雜度愈高就愈不會發生資產價格泡沫，然而其結果可能完全依附在其基本價值隨時間遞減的前提上，若資產基本價值呈現不同的走勢（如週期性變化等）也許結果便會完全不同。如果要以經濟實驗研究的結果推行任何的 policy，首先必須留意市場結構是否會造成與預期相反的結果。

在方法論上，本文最大的貢獻在於利用代理人基模擬來補足真人實驗研究法之不足。代理人基模擬方法不但能進行大規模、長時間的市場研究，更能反過來作為未來設計真人實驗時的參考。但在另一方面，雖然在真人實驗中納入心理因子（如認知能力、人格特徵等）的研究方法在近年來以漸趨成熟，但在代理人基建模上應該如何描述人類心理因子與行為之間的關聯性卻未受到相對的重視。本文以遺傳規劃演算法中策略集合的大小作為工作記憶力的代理變數雖然取得了成功，但也許還有其他更合理的建模方法，而這個目標則有賴於更多研究者的投入方能取得進展。

最後，由於本文的目的是對文獻上真人實驗所得到的結果利用 ABM 模擬進行更大規模的檢視，在設計實驗時便由真人實驗所得到的結論出發，而未考慮動態的供需結構以及不確定性所可能造成的影響。因此，本研究在將來的第一個延伸方向便是將動態供需與不確定性納入設計之中，如此便可探討認知能力與風險態度的交互影響。其次，本文在探討認知能力的市場層面影響時假設交易者的認知能力皆屬同一水準，這個假設也可在後續研究中放鬆，引入不同程度的智能差異性到市場中再探討其對收斂性、效率性、及穩定性的影響。

致謝

感謝科技部專題研究計畫編號 MOST 104-2410-H-029-002 之經費支持，使本研究得以順利完成。

參考文獻

- 戴中擎 (2008), *學習行為與軟體交易策略之比較: 個體心智能力對學習行為之影響*, 國立政治大學經濟學系博士論文。
- Ammon, O. (1895), *Die Gesellschaftsordnung und ihre natürlichen Grundlagen*. Jena: Verlag Gustav Fischer.
- Andrews, M. & Prager, R. (1994), "Genetic Programming for the Acquisition of Double Auction Market Strategies," in: Kinnear, K. E. Jr. (Ed.), *Advances in Genetic Programming*, pp. 355–368, Cambridge, MA: MIT Press.
- Anufriev, M. & Hommes, C. H. (2012a), "Evolution of Market Heuristics," *The Knowledge Engineering Review*, 27(2), 255-271.
- Anufriev, M. & Hommes, C. H. (2012b), "Evolutionary Selection of Individual Expectations and Aggregate Outcomes in Asset Pricing Experiments," *American Economic Journal: Microeconomics*, 4(4), 35-64.
- Anufriev, M., Hommes, C. H., & Philipse, R. H. S. (2013), "Evolutionary Selection of Expectations in Positive and Negative Feedback Markets," *Journal of Evolutionary Economics*, 23(3), 663-688.
- Assenza, T., Heemeijer, P., Hommes, C. H., & Massaro, D. (2011), "Individual Expectations and Aggregate Macro Behavior," DNB Working Papers 298, Netherlands Central Bank, Research Department.
- Breaban, A. & Noussair, C. N. (2015), "Trader Characteristics and Fundamental Value Trajectories in an Asset Market Experiment," *Journal of Behavioral and Experimental Finance*, 8, 1–17.
- Bosch-Rosa, C., Meissner, T., & Bosch-Domènech, A. (2015), "Cognitive Bubbles," Economics Working Papers 1464, Department of Economics and Business, Universitat Pompeu Fabra. Retrieved 1 June 2017 from <https://ideas.repec.org/p/upf/upfgen/1464.html>.
- Casari, M. (2004), "Can Genetic Algorithms Explain Experimental Anomalies? An Application to Common Property Resources," *Computational Economics*, 24, 257–275.
- Casari, M., Ham, J., & Kagel, J. (2007), "Selection Bias, Demographic Effects, and Ability Effects in Common Value Auction Experiments," *American Economic Review*, 97(4), 1278–1304.
- Cawley, J., Conneely, K., Heckman, J., & Vytlačil, E. (1997), "Cognitive Ability, Wages, and Meritocracy," in: Devlin, B., Fienber, S., Resnick, D., & Roeder, K. (Eds), *Intelligence, Genes, and Success: Scientists' Respond to The Bell Curve*, New York: Springer-Verlag.

- Cawley, J., Heckman, J., & Vytlačil, E. (2001), "Three Observations on Wages and Measured Cognitive Ability," *Labour Economics*, 8, 419–442.
- Chen, S.-H., Du, Y.-R., & Yang, L.-X. (2014), "Cognitive Capacity and Cognitive Hierarchy: A Study Based on Beauty Contest Experiments," *Journal of Economic Interaction and Coordination*, 9(1), 69–105.
- Chen, S.-H. & Tai, C.-C. (2003), "Trading Restrictions, Price Dynamics and Allocative Efficiency in Double Auction Markets: An Analysis Based on Agent-Based Modeling and Simulations," *Advances in Complex Systems*, 6(3), 283–302.
- Chen, S.-H. & Tai, C.-C. (2010), "The Agent-Based Double Auction Markets: 15 Years On," in: Takadama, K., Cioffi-Revilla, C., & Deffuant, G. (Eds), *Simulating Interacting Agents and Social Phenomena: The Second World Congress*, Springer.
- Cueva, C. & Rustichini, A. (2015), "Is Financial Instability Male-Driven? Gender and Cognitive Skills in Experimental Asset Markets," *Journal of Economic Behavior & Organization*, 119, 330–344.
- Galton, F. (1869), *Hereditary Genius*, London: Macmillan.
- Gode, D. K. & Sunder, S. (1993), "Allocative Efficiency of Markets with Zero-Intelligence Traders: Market as a Partial Substitute for Individual Rationality," *Journal of Political Economy*, 101(1), 119–137.
- Gould, E.D. (2005), "Inequality and Ability," *Labour Economics*, 12(2), 169–189.
- Heckman, J. J., Stixrud, J., & Urzua, S. (2006), "The Effects of Cognitive and Noncognitive Abilities on Labor Market Outcomes and Social Behavior," *Journal of Labor Economics*, 24(3), 411–482.
- Hommes, C. & Lux, T. (2013), "Individual Expectations and Aggregate Behavior in Learning-to-Forecast Experiments," *Macroeconomic Dynamics*, 17(02), 373–401.
- Koza, J. R. (1992), *Genetic Programming: On the Programming of Computers by Means of Natural Selection*, Cambridge: MIT Press.
- Koza, J. R. (1994), *Genetic Programming II: Automatic Discovery of Reusable Programs*, Cambridge: MIT Press.
- Koza, J. R., Bennett, F. H. III, Andre, D., & Keane, M. A. (1999), *Genetic Programming III: Darwinian Invention and Problem Solving*, Morgan Kaufmann.
- Koza, J. R., Keane, M. A., Streeter, M. J., Mydlowec, W., Yu, J., & Lanza, G. (2003), *Genetic Programming IV: Routine Human Competitive Machine Intelligence*, Kluwer Academic Publishers.
- Lobben, A. & Bone C. (2016), "Agent-Based Model Simulating Pedestrian Behavioral

- Response to Environmental Structural Changes,” National Institute for Transportation and Communities Project Report. Retrieved 1 June 2017 from http://pdxscholar.library.pdx.edu/cgi/viewcontent.cgi?article=1114&context=trec_reports.
- Moore, H.L. (1911), *Laws of Wages: An Essay in Statistical Economics*, McMaster University.
- Murnane, R. J., Willett, J. B., & Levy, F. (1995), “The Growing Importance of Cognitive Skills in Wage Determination,” *Review of Economics and Statistics*, 77(2), 251–266.
- Noussair, C. N., Tucker, S., & Xu, Y. (2016), “Futures Markets, Cognitive Ability, and Mispricing in Experimental Asset Markets,” *Journal of Economic Behavior & Organization*, 130, 166–179.
- Okada, I. & Ohta, T. (2002), “Psychological Personality and Organizational Performance with MAS Simulation,” in: Namatame, A., Terano, T., & Kurumatani, K. (Eds), *Agent-Based Approaches in Economic and Social Complex Systems*, IOS Press.
- Pareto, V. (1971), *Manual of Political Economy* (A. S. Schwier, Ed./Trans., A. N. Page, Ed.), New York: A. M. Kelley. (Original work published 1906).
- Pigou, A. C. (1924), *The Economics of Welfare*, 2nd edition, London, pp. 608-9.
- Rust, J., Miller, J., & Palmer, R. (1993), “Behavior of Trading Automata in a Computerized Double Auction Market,” in: Friedman, D. & Rust, J. (Eds), *Double Auction Markets: Theory, Institutions, and Laboratory Evidence*, Redwood City, CA: Addison Wesley.
- Rust, J., Miller, J., & Palmer, R. (1994), “Characterizing Effective Trading Strategies: Insights from a Computerized Double Auction Tournament,” *Journal of Economic Dynamics and Control*, 18, 61–96.
- Savit, R., Manuca, R., & Riolo, R. (1999), “Adaptive Competition, Market Efficiency, and Phase Transitions,” *Physical Review Letters*, 82(10), 2203–2206.
- Staehle, H. (1943), “Ability, Wages, and Income,” *Review of Economics and Statistics*, 25(1), 77–87.
- Tai, C.-C., Chen, S.-H., & Yang, L.-X. (2017), “Cognitive Ability and Earnings Performance: Evidence from Double Auction Market Experiments,” manuscript submitted for publication.
- Zax, J. & Rees, D. (2002), “IQ, Academic Performance, Environment, and Earnings,” *Review of Economics and Statistics*, 84(4), 600–616.

The Effects of Cognitive Ability on Market Activities: An Agent-Based Simulation Study on Double Auction Markets Based on Genetic Programming

Chung-Ching Tai¹⁶

Abstract

The aim of this paper is to investigate the potential influence of traders' cognitive ability on their performance in double auction markets, and how levels of cognitive ability will impact market price in general. To do this, we use Genetic Programming to characterized the level of cognitive ability as well as learning capability of our agents in an agent-based model. The parameter of population size in Genetic Programming is regarded as a proxy parameter of cognitive ability in this study so that agents could be assigned with different levels of cognitive ability. We first compare our simulation results with human experimental outcomes to see if our model can capture the main patterns observed in human experiments. Next, we run our artificial markets with multiple simulations and find that the impact of cognitive ability on price behavior is inconsistent with previous studies. To be specific, we find that the results found in previous studies only hold when market is symmetric. The levels of cognitive ability could have a nonlinear impact on price stability.

Keywords: Double auction, Agent-based models, Genetic programming, Cognitive ability, Learning effect

¹⁶ Assistant professor, Department of Economics, Tunghai University.
E-mail: chungching.tai@thu.edu.tw.