



國立政治大學博士學位證書



政博字第九〇九五八五〇三號

學生 戴中學 生於中華民國 陸拾陸(西元1977)年 伍月 捌日

在本校 社會科學學院 經濟學系

修業期滿成績及格准予畢業依學位授予法之規定

授予 經濟學博士 學位

院長 高永光
校長 吳思華



中華民國 九十七年 七月



國立政治大學
NATIONAL CHENGCHI UNIVERSITY

The President of National Chengchi University
on the Recommendation of the Faculty of

ECONOMICS
SOCIAL SCIENCES

Has Conferred upon

TAI, CHUNG-CHING (戴中學)

Who Has Satisfactorily Fulfilled All Requirements the Degree of

Doctor of Philosophy

With all the Rights Privileges and Honors Thereunto Appertaining

in Witness Whereof the Seal of the University and the Signature of the

Proper Authority Is Hereunto Affixed Given at Taipei City, Republic of China

THIS MONTH OF JULY, TWO THOUSAND AND EIGHT.



Sehwa Wu

PRESIDENT Sehwa Wu

國立政治大學經濟學系

博士論文

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

研究生：戴中擎

指導教授：陳樹衡博士

中華民國九十七年七月

誌謝

本研究之所以完成，必須感謝指導教授 陳樹衡教授在學生撰寫論文乃至於博士班生涯中，不斷地給予思想上的啓迪、知識上的指導、以及態度上的糾正，讓個人在博士班求學及論文撰寫的過程中，感到無比的充實和興奮，也在個人研究生涯的規劃上，起了相當大的鼓舞作用。同時，也由衷感謝座師心理系顏乃欣教授，台灣科技大學陳錫明教授、王乃堅教授，真理大學李沃牆教授，元智大學葉佳炫教授，以及雲林科技大學陳重臣教授的悉心指教及建議，讓本論文最後得以更嚴謹的面貌呈現於世。

感謝母親無怨無悔的支持，因為您為家庭的付出與辛勞，築成一個無風無浪的避風港，讓個人得以在困境中穩步向前。也要感謝心愛的妻子家賓，在論文撰寫最關鍵的時期，妳的鼓勵與體諒，是我努力不停的力量泉源，在冰冷的電腦外，給了我最大的幸福與溫暖。

政大人工智慧經濟學研究中心的成員及學長姊們，你們適時的鼓勵與建議，就像綿延不斷的溫暖陽光，也因為有你們，讓個人在政大的歲月裡不再乏味孤單，謝謝你們！

本論文之完成，蒙國科會「獎勵人文與社會科學領域博士候選人撰寫博士論文」辦法，計劃編號 NSC 96-2420-H-004-016-DR 之獎助，特此銘謝。

摘要

因應電子化交易興起而進行的一系列人機互動研究顯示，縱使人類會透過學習而改善其表現，電腦化的交易程式獲利能力還是遠勝於真人交易者之表現。本研究遂以遺傳規劃演算法作為學習型交易者之代表，與一系列電腦化交易策略相競爭，以探討學習的能效及其限制。

本研究採用離散型雙方喊價機制，摒除了計算能力所造成之決策時間差異所會帶來的影響，亦排除掉人類情緒、預期、相關知識不足等可能因子，在計算能力對等的情況下，單純地來評估學習與理性設計策略的結果。並且首次嘗試將影響學習至鉅的智商因子帶入模型之中，

實驗結果顯示學習具有相當的能力，即使是在對環境缺乏認識的情況下，隨著時間的經過其表現最終可凌駕理性設計的策略之上，然而學習所需的時間是學習型交易者的一大弱點。同時，本研究也顯示對於以遺傳規劃建構的學習型交易者而言，其虛擬智商的參數愈高，學習的效果也愈佳。此研究因此可作為未來在代理人基經濟學模型中，更深入地探討智商水準不同所造成之行為差異的基礎。

關鍵字：代理人基計算經濟模型，雙方喊價市場，交易策略，學習，智商，異質性個體

The study of a series of human-agent interactions as well as computerized trading tournaments in double auction markets has exhibited a general superiority of computerized trading strategies over learning agents. The ineffectiveness of learning motivates the study of learning versus designed trading agents in this research. We therefore initiates a series of experiments to test the capability of learning GP agents and rationally-designed trading strategies. The results shows that with the cost of time, eventually learning agents can beat all other trading strategies.

At the same time, the notion of intelligence is introduced into the model to investigate the influence of individual intelligence on learning ability. We utilize the population size of the GP trader as the proxy variable of IQ which is a measure of general intelligence. The results show that individuals with higher intelligence can perform better than those with lower intelligence, which manifests its importance discovered in Psychological research.

Keywords: Agent-based Computational Economic Models, Double Auction Markets, Trading Strategies, Learning, IQ, Heterogeneous Agents

目錄

誌謝	i
摘要	iii
1 緒論	1
1.1 學習行為與軟體代理人	1
1.2 智商與學習	3
1.3 本文架構	6
2 文獻回顧	9
2.1 人類與軟體代理人之競賽	9
2.1.1 Das et al. (2001) 的雙方喊價市場研究	9
2.1.2 Taniguchi et al. (2004) 的期貨市場交易研究	12
2.1.3 Grossklags and Schmidt (2006) 的期貨市場研究	14
2.1.4 小結	18
2.2 Santa Fe 雙方喊價市場競賽	19

2.2.1	實驗設計	19
2.2.2	策略分類	21
2.2.3	結果與探討	24
2.3	智商與代理人基建模	26
2.3.1	經濟建模: 由經濟人邁向智人	26
2.3.2	智商與學習行為的關聯	28
2.4	研究議題	31
3	研究方法與實驗設計	33
3.1	AIE-DA 雙方喊價市場平台	33
3.1.1	市場結構	33
3.1.2	保留價格與籌碼	34
3.1.3	喊價活動流程	36
3.2	研究問題與假設	39
3.2.1	學習與設計	39
3.2.2	智商與學習	43
3.2.3	研究假設	44
3.3	實驗設計	47
3.3.1	GP 交易者參數	47
3.3.2	實驗參數	48

4 交易策略	53
4.1 基本名詞介紹	53
4.2 文獻策略	56
4.2.1 Truth Teller 交易策略	56
4.2.2 Skeleton 交易策略	56
4.2.3 Kaplan 交易策略	58
4.2.4 Ringuette 交易策略	59
4.2.5 ZIC 交易策略	61
4.2.6 Markup 交易策略	62
4.2.7 ZIP 交易策略	63
4.2.8 Easley-Ledyard 交易策略	65
4.2.9 Gjerstad-Dickhaut 交易策略	67
4.2.10 BGAN 交易策略	68
4.2.11 Empirical 交易策略	71
4.2.12 文獻策略之比較	72
4.3 Genetic Programming 交易者	74
4.3.1 基本概念	74
4.3.2 AIE-DA GP 交易者	79
4.4 策略分類	82

5	策略表現分析	85
5.1	衡量標準	85
5.2	文獻策略之基本表現與特性	88
5.2.1	文獻策略的獲利排名	89
5.2.2	固定型策略與調適型策略之比較	92
5.2.3	獲利波動程度	93
5.2.4	平均財富與財富變異	95
5.2.5	效率前緣	98
5.3	學習性個體	101
5.3.1	GP 之學習能力	104
5.3.2	No Free Lunch 檢驗	108
5.3.3	策略複雜度	114
5.4	動態市場	118
5.5	總結	123
6	智商與學習效果	127
6.1	智商與學習成果	127
6.1.1	更為完整的智商抽樣	130
6.1.2	智商優勢與學習努力	136
6.2	動態環境中的學習能力	140

6.3 總結	145
7 結論與未來研究方向	147
7.1 未來研究方向	151
參考文獻	153

表格目錄

3.1	GP 參數表	48
3.2	實驗參數表	50
3.3	實驗參數表 – 智商抽樣	51
4.1	文獻策略之比較	73
4.2	文獻策略之分類	83
5.1	策略所得之波動性 – 文獻策略	95
5.2	策略表現相似度之檢定	100
5.3	期末財富之平均排名	112
6.1	不同智商之學習型交易者期末表現比較表 – p5L, p20L, 及 p50L 之比較	130
6.2	各智商水準下交易者之獲利檢定 – 第三十四代結果	134
6.3	各智商水準代理人學習時間長度表	137
6.4	各智商水準下交易者之學習競賽	138

6.5 各智商水準下交易者之獲利檢定 – 第三十四代結果 143

圖形目錄

3.1	AIE-DA 之市場結構	34
3.2	AIE-DA 交易者策略之選擇	35
3.3	AIE – DA 的交易試合	36
3.4	AIE-DA 的交易時間單位	37
3.5	一個 AIE-DA 交易試合的實例	39
4.1	Skeleton 交易策略 – 買方	57
4.2	Kaplan 交易策略 – 買方	58
4.3	Ringuette 交易策略 – 買方	60
4.4	Empirical 交易策略更新預期的方式	71
4.5	$(x + 1) * 2$ 的樹狀結構圖	75
4.6	Crossover 示意圖	78
4.7	點突變示意圖	79
4.8	樹突變示意圖	80
4.9	AIE-DA 中 GP 終點集合元素設定之介面	82

4.10 AIE-DA 中 GP 函數集合元素設定之介面	84
5.1 個體效率計算標準	86
5.2 文獻策略之平均獲利表現時間序列圖	89
5.3 文獻策略之平均獲利表現時間序列圖 – 前 40 個交易日	94
5.4 文獻策略之財富分配	96
5.5 文獻策略之財富分配盒鬚圖	97
5.6 文獻策略之平均財富與財富變異	98
5.7 平均獲利時間序列圖 – 實驗 p5, p20, 及 p50 之結果	103
5.8 平均獲利時間序列圖 – 實驗 p5L, p20L, 及 p50L 之結果	106
5.9 平均財富與財富變異 – 實驗 p5L, p20L, 及 p50L 之結果	107
5.10 NFL 示意圖	109
5.11 平均財富與財富變異演化圖 – 實驗 p5L、p20L、p50L 之結果	110
5.12 期初及期末之財富盒鬚圖 – 實驗 p5L, p20L, 及 p50L 之結果	113
5.13 GP 交易者之平均策略複雜度 – 實驗 p5L、p20L、p50L 之結果	115
5.14 p50 之平均策略複雜度分佈	116
5.15 GP 在動態市場下之獲利演化 – 實驗 DMp5L, DMp20L, DMp50L 之結果	119
5.16 GP 交易者之平均策略複雜度 – 實驗 DMp5L、DMp20L、DMp50L 之結果	122

6.1	不同智能的 GP 交易者之獲利表現分配 – 實驗 p5L, p20L, p50L 之結果	128
6.2	不同智能的 GP 交易者之獲利表現分配分位數散佈圖 – 實驗 p5L, p20L, p50L 之結果	129
6.3	各智商水準下 GP 交易者之獲利演化圖 – 34 代之結果	131
6.4	各智商水準下 GP 交易者之獲利進步幅度 – 34 代之結果	132
6.5	各智商水準之 GP 交易者達成獲利目標所需之時間 – 34 代之結果	133
6.6	各智商水準之 GP 交易者學習競賽圖	139
6.7	各智商水準之 GP 交易者在動態市場中之表現	141
6.8	各智商水準之 GP 交易者獲利演化圖 – 動態市場第 34 代	142
6.9	固定市場與隨機動態市場下的智商-學習趨勢圖	144

第 1 章

緒論

本文的研究目的, 是比較學習型行為與人類設計之軟體代理人行為, 在雙方喊價市場中經濟決策的差異。並將影響人類學習行為的重要因子—智商差異—引入模型並探討其結果。本章將分別介紹這兩個面向之動機與議題。

1.1 學習行為與軟體代理人

在現今的經濟社會中, 有愈來愈多人類與軟體程式在同一個市場中交易的情況發生。例如在股市中, 個人以程式作為決策支援系統 (如軟體交易產品 workstation)、券商提供給客戶的線上交易程式、法人、投顧業者多以軟體交易程式為師於股市交易買賣等等。軟體交易程式似乎具備了許多人類交易者所沒有的優勢, 能夠克服人類決策者智能的限制、克服時間空間障礙、不受情緒因素干擾、以龐大的記憶量與快速的計算能力扛起重任, 大有將人類決策取而代之之勢。

有鑑於此, 經濟學者便開始研究人類與軟體代理人之間的人機互動 (Human-Agent Interaction) 問題。Das et al. (2001)、Taniguchi et al. (2004)、Grossklags and Schmidt (2006) 等人的研究利用各種不同的軟體代理人和真人決策者在雙方喊價市場及期貨市場的交易競賽, 結果幾乎都顯示出人類交易者的弱勢 – 不僅在時間上慢於軟體代理人所以成交量較少, 而且在獲利能力上也普遍表現不佳。這樣

的結果引發了一個有趣的問題：人類的決策過程和軟體代理人到底各有何特點、孰優孰劣？

要回答這個問題，必須先釐清一個簡單的議題：哪種行為可稱為人類的行為，哪些行為又該視作軟體代理人的行為？這個問題的答案乍看顯而易見，但深究其中差異卻能幫助我們瞭解人類行為的特點。舉例而言，某位真人交易者觀看著電視上的個股行情，接著透過其經紀人下單，這樣的行為毫無疑問地屬於人類的行為。然而，倘若這位交易者將其交易策略改寫為電腦程式，在電腦中演算並透過網路進行交易，此電腦程式可以算是人類的行為嗎？若此程式可以代表人類的決策行為，那技術交易程式同為人類所設計創造，是否也可被視為人類決策行為呢？若否，那麼到底什麼樣的行為可視為人類決策行為，標準到底為何？

吾人可以由人類與電腦在本質上的分野作為探索此問題的依據。人類是有限理性的個體，而此限制的重要來源便是人類有限的計算力 (computational capacity)。人類也因為計算能力上的限制，而必須採用迥異於理性分析的方式來解決問題、制訂決策。是故人類在經濟決策之中，必須仰賴其過往經驗與極為簡單的法則來行事，並且透過不斷地學習調適，來改善決策的品質。

然而電腦卻大不相同。電腦雖然受命於人類指令，但其計算能力與工作記憶容量卻遠非人類所能企及。在大部分的情況裡，由於這個特性使然，即使人類與電腦執行完全相同的策略運算，電腦總是可以做得比人類更快更好。

由此觀之，人類行為與軟體代理人在決策上一個主要的分野便是執行模式之不同。人類行為是在十分有限的計算力之下，依靠經驗、捷思 (heuristics)、與學習來解決問題，而軟體代理人，則可依靠強大的計算力與龐大的記憶量來處理極為複雜的運算，並且也因為這個特質，使得人類得以憑藉知識與邏輯理性，設計出能夠充份利用電腦此項優點的決策策略。

因此，這兩種模式的比較便顯得相當值得探討：一者是在有限的計算能力下、在時間的限制下，憑藉著「即時」的「學習」來解決問題的行為；另一者則是憑藉事先的設計，運用電腦快速的計算能力與大量的記憶，來執行理性設計過卻難以由真人即時執行的策略。兩者在解決經濟問題時，各有何優缺點？是學習較有效果，

還是精巧的設計表現較好呢？

然而，如果要明確地比較這兩種決策方法 – 學習與理性設計 – 的差異，我們便需要摒除其他因子的影響，例如真人實驗中誘因動機、情緒波動、操作錯誤、以及預期心理等變數的影響，在純粹由兩種不同模式所代表的交易者身上找到行為的差異。

因此，本研究便以雙方喊價市場作為研究平台，將文獻上曾探討過的各類型交易策略作為軟體代理人之代表，並以一個「計算智慧」中的學習演算法作為學習型行為的代表，來嘗試回答此一問題。並期許藉由對計算智慧之學習行為的討論，引導後續對人類學習行為的研究。

1.2 智商與學習

在經濟學的研究議題中，個體能力差異所造成的分配問題，往往涉及道德與價值的判斷而顯得棘手而難以辦明。因此，主流經濟學長久以來多採取迂迴的方式，來面對經濟個體差異性所衍生的不均現象。除了將經濟學自我定義為「實證科學」(positive science)，以免除探討如何分配的道德義務外，更根本地，莫過於強調追求總體效益的最大化為討論的主要戰場，從而架空了正視個體不均現象的需求。

然而經濟學畢竟是社會科學，個體差異與不均的現象充斥著整個社會，大量的資料訴說著鐵一般的事實，經濟學研究者無可避免地必須針對這些現象進行探討。十九世紀著名的經濟學家柏瑞圖 (Vilfredo Pareto)，便是早期在這方面最著名的研究者。

Pareto 留給經濟學的遺產，除了柏瑞圖最適的概念外，最重要的是他所發現的所得分配極度不均之現象。Pareto 研究了歐美諸多國家的財富分配，得到了一個跨越種族、文化、時間、開發程度等因素的共通現象——一個社會中的財富分配，並非呈現對稱的鐘形分配，而是極小部分的人掌握了絕大多數的財富。¹ 這個迥異於

¹Pareto 所研究的資料來源，包括了瑞士巴塞爾(Basel)、德國奧格斯堡 (Augsburg)、義大利、

常態的分配，便因此被稱作「柏瑞圖分佈」(Pareto distribution, 即 power-law distribution), 而這個現象也被稱作「柏瑞圖法則」(Pareto Principle, 亦稱作 80-20 法則)。

發現了財富分佈極度不均的情況之後，該如何解釋這樣的現象呢？Pareto 的見解是：社會的菁英階層 (Elite) 囊括了絕大多數的資源，不論歷史和制度如何更替，即使在民主制度下，這樣的菁英階層 (或曰上層階級, the aristocracies) 也許組成分子有別，但仍一直存在不滅。結果是愈聰明和愈有能力的人，所得到的資源也會愈來愈多。Pareto 後來走上了社會主義的道路，而其在這方面的觀點往往引起諸多爭議，因而未受到足夠的重視。²

1994 年，一本著作挑起了美國社會的激烈反應。Herrnstein and Murray (1994) 所著的《鐘形曲線：美國社會中的智力與階層結構》(The Bell Curve: Intelligence and class structure in American life) 一書，利用智商作為衡量人類智能的依據，進而探討人類智慧和社會結構之關係。由各項的數據揭露出智商對於人們社會成就、工作表現、薪資等等面向的重大影響。

若我們將 Herrnstein and Murray (1994) 對於智能天生註定、種族間智能歧異、以及社會政策等方面的爭議性看法暫置一旁，客觀地觀察其所揭露的現象，我們確實可以發現智商對於人類行為結果的影響層面可說是既深且廣。在後續的相關研究中，Murray (1998) 及 Murray (2002) 利用成長條件相同但智商不同的手足資料，在智商差異對所得、學習成就、職業等結果的影響上，得到了明確而且統計上顯著的結果。很明顯地，若要探究個體能力差異所造成的所得不均現象，智商可作為相當重要的代表因素。

那麼，智商衡量的到底是什麼呢？智商是心理測驗學 (Psychometrics) 中用以衡量智能 (intelligence) 的一套方法。而智能在心理學中的定義，是指一種用以**推理、計畫、解決問題、抽象思考、理解複雜概念、及學習** (learn quickly and learn from experiences) 的綜合能力。³

法國巴黎、英國、普魯斯、薩克森、愛爾蘭、及祕魯。

²見 Fonseca (nd) 及 Mandelbrot and Hudson (2004) 對於 Pareto 思想的簡述

³見 Gottfredson (1997) 嘗試為科學界對智能所彙整的主流見解。

Gottfredson (1997) 針對智商的重要性與其對行爲的影響總結如下：

“Intelligence, so defined, can be measured, and intelligence tests measure it well. They are among the most accurate (in technical terms, reliable and valid) of all psychological tests and assessments.”

“IQ is strongly related, probably more so than any other single measurable human trait, to many important educational, occupational, economic, and social outcomes. Its relation to the welfare and performance of individuals is very strong in some arenas in life (education, military training), moderate but robust in others (social competence), and modest but consistent in other (law-abidingness). Whatever IQ test measure, it is of great practical and social importance.”

而 Gottfredson (1997) 也指出擁有較高的智商對處理複雜問題(新的、含糊不清的、變動的、無法預測的、或多面向的問題)時較有優勢,但對簡單的問題則較不明顯。

在現今的經濟學中,不論個體還是總體現象,皆可見到探討智商對人類社會乃至於國家之間所得不均的研究。例如 Lynn and Vanhanen (2002, 2006) 認為國家平均智商可以解釋國家財富與經濟成長率的差異; Jones and Schneider (2006) 發現智商可作為人力資源的有效衡量方法,並且在統計上成功地利用國家平均智商來解釋 GDP 成長的差異; Ram (2007) 則正式將智商納入 Mankiw-Romer-Weil 成長模型中,並利用國家平均智商與 GDP 資料,發現 IQ 比教育及健康兩項要素更能代表人力資源的品質,而且甚至比制度品質 (institutional quality) 還重要。

如果在考量到錯綜複雜的條件與影響因子後,吾人認為智商對於總體現象的解讀不能做為描述個體行爲立論的依據,那麼要利用智商來描述個體行爲及其結果的差異,就還需要更直接的觀察才能證明其重要性。

在個體層面,更直接的證據出現在實驗經濟學的研究室裡。在一篇探討金錢誘因(financial incentives)與認知能力(cognitive abilities)對實驗受試者的表現的論文中, Rydval and Ortmann (2004) 發現金錢報酬之有無或多寡以及受試者的智商差異都會影響受試者的表現,但受試者的智商差異所造成的表現差異,則顯著地較金錢報酬之有無及多寡來得大。

倘若智商能代表個體思考問題、解決問題、與學習的能力,對人們的經濟行為有著決定性的影響,並且其影響力大於其他因子的情況下,那麼我們在建構模型一個可以描述個體行為差異的模型時,便應該將其納入描述個體的行為或特性中,但重點是:該怎麼做?在建構代理人基計算經濟 (Agent-Based Computational Economics, ABM) 模型時,又該如何將「智商」這個代表認知能力的變數納入我們的個體模型中呢?

代理人基模型的存在目的之一,就是建立一個真正由異質個體組成的市場模型,在描述模型中的代理人時,便以許多經濟參數如風險偏好、效用函數來表現經濟個體的多變 (Chen and Huang, forthcoming),或以不同的演算法或有限理性建模來刻劃個體的決策與學習模組,如 Gigerenzer and Selten (2001) 對有限理性建模及 Brenner (1999) 對學習性個體的詳細介紹。然而,心理學及社會科學所發現影響人類行為的重要因子,許多都仍未被有效地納入代理人基模型的設計之中,經濟決策者的智能就是一個例子。

換言之,目前的代理人基經濟模型,並沒有將「智商」的概念納入模型的先例。復如 Gottfredson (1997) 所言,智商可用以衡量學習能力的高低,這激發了本研究將「智商」納入個體差異以進行代理人基建模的想法,並提出一個可操作的方法來探討智商所衡量的學習能力效果是否可在代理人基模型中被呈現出來。

1.3 本文架構

本文第 2 章將介紹與本研究有關的一系列文獻,並探討本研究的定位與各項研究議題;第 3 章介紹本研究之實驗平台及研究方法;第 4 章介紹本研究所使用的各

種交易策略及學習演算法；第 5 章為本研究實驗策略表現之基本分析；第 6 章為針對智商與學習結果之分析；第 7 章為結論並討論未來研究方向。

第 2 章

文獻回顧

本章將介紹與本文之研究議題、研究方法、以及研究典範等面向相關之文獻。第 2.1 節將介紹在代理人基經濟學中人機互動之研究，藉以瞭解人類學習行為與軟體代理人在若干實驗中所呈現出來的結果。接著，第 2.2 節將介紹 Santa Fe 雙方喊價市場競賽，此一研究不僅涵蓋了種類眾多的軟體代理人，其中包涵具有學習能力之人工智慧演算法，並且其實驗方式亦可作為本研究的基礎。第 2.3.2 為代理人基建模的發展方向及智商對人類行為之討論。

2.1 人類與軟體代理人之競賽

人類與軟體代理人在市場中競爭互動的情況雖然存在已久，但在代理人基模擬經濟學界專門探討人機互動 (Human-Agent Interaction) 的文獻卻是屈指可數。本節將介紹目前已知的三篇研究，並著重於人類行為與軟體代理人行為之比較。

2.1.1 Das et al. (2001) 的雙方喊價市場研究

隨著電子商務時代的來臨，經濟個體與各式各樣軟體交易代理人於市場中互動競爭也日益頻繁，Das et al. (2001) 因此利用連續型雙方喊價市場 (Continuous

Double Auction, CDA) 進行了軟體代理人與真人同場競爭的實驗。

交易機制與市場設計

市場參與者交易的是一種虛擬的商品, Das et al. (2001) 會在每期之初給予每位市場參與者八到十四個固定的「保留價格」作為交易者心目中該商品的真實價值。¹ 每場實驗計有十五至十六個交易期間, 而保留價格每經過四至五期便會隨機變動一次, 以探討交易者對市場情況改變的應變行為。

每一個市場參與者(不論是真人或軟體代理人) 都會被賦予一個特定的角色(買方或賣方), 而參與者不允許在這兩種角色間作轉換。市場的供需設計使得買方與賣方的潛在獲利是相當的。市場由六位真人交易者與六個軟體代理人組成: 每個真人交易者都對應到一個軟體代理人, 兩者的保留價格與買賣方角色完全一樣, 因此真人交易者與軟體代理人的先天秉賦 (endowment) 是完全相等的。

軟體代理人

軟體代理人的交易策略有 ZIP 與 GD 兩種。² 此外, 代理人具有「睡眠」與「清醒」兩種狀態週期, 代理人在睡眠期間內不會作任何動作, 直到睡眠時間結束或市場上有事件發生才會被喚醒, 而代理人只有在清醒狀態才會進行喊價行為。因此, 代理人又被設計為「快」「慢」兩種: 快代理人睡眠時間僅一秒, 或只要市場上有新的喊價或交易便會醒來; 慢代理人睡眠時間為五秒, 且只有在市場上有交易發生才會醒來。

在同一個市場中的代理人使用完全相同的策略, 但因為代理人又有快慢之別, 故 Das et al. (2001) 進行了 GD Fast、ZIP Fast、及 ZIP Slow 三種實驗達六次之多。

¹對於保留價格的解說, 請見第 3.1.2 節之介紹。

²對 ZIP 和 GD 策略的介紹, 請分別見第 4.2.7 及 4.2.9 節。當然, Das et al. (2001) 在使用這兩個策略之前, 也對他們作了必要的修改以符合其市場環境。

結果與探討

Das et al. (2001) 的結果顯示, 不論代理人使用何種策略, 也不論代理人是快是慢, 整體來看代理人的表現皆優於真人交易者, 且平均而言其程度達到百分之二十之多。以個體效率來看, 代理人的個體效率普遍皆高於一百, 這便意味著代理人普遍地從真人交易者的決策失誤中獲得了額外利潤。

更特別的是, 爲了驗證人機互動的結果, Das et al. (2001) 另外進行了一場完全由真人組成的實驗, 結果發現真人在此實驗中的表現優於在前述實驗中的表現。這個結果意味著真人在面對同爲真人的對手時表現較好, 因而顯示出代理人是比真人還要強的交易者。

在人類行爲的特性方面, Das et al. (2001) 的結果顯示人類的表現有隨著時間改善的情況, 但最終仍落後軟體代理人百分之五至百分之七之多。

對於 Das et al. (2001) 的研究, 揭示了許多有意義的問題:

1. 首先, 代理人的表現遠優於真人交易的原因有以下幾種可能:
 - 軟體代理人的決策速度優於真人。
 - 真人受試者並非專業人員。

關於速度的差異, Das et al. (2001) 表示因爲不論快慢代理人的表現皆優於真人, 故計算速度並非代理人得以勝出的唯一原因。Das et al. (2001) 也建議可以找較爲專業的真人受試者, 測試其結論是否會有所不同。

2. 由實驗結果可以明確地觀察到人類的學習行爲的確發揮了作用, 其獲利的表現會隨著時間而進步。

Das et al. (2001) 作爲率先研究人機互動的文獻之一, 的確引出了許多有趣的問題, 但關於人類決策學習過程與軟體代理人間的差異問題, 卻沒有作太多深入的探討。

首先, Das et al. (2001) 的研究並不能有效辨別出真人與軟體代理人表現結果差異的背後原因。慢速的代理人雖然贏過真人交易者, 但因為慢速的交易者的睡眠時間也不過五秒, 五秒對真人交易者而言仍然是相當短促的時間, 所以並不能排除軟體代理人的優勢來自於其快速的運算。特別是在 Slow ZIP 對真人的實驗中, 市場交易都率先發生在軟體代理人之間, 其次才是人類與軟體代理人間的交易, 而真人交易者之間的交易則是最後才發生, 因此可以看出真人與軟體代理人在速度上的差異還是存在的。

其次, Das et al. (2001) 明確觀察到真人受試者學習的現象, 但可惜的是 Das et al. (2001) 並沒有探討學習的最終結果可到達什麼樣的地步 – 學習真的可以讓人類決策者克服計算能力上的劣勢, 進而學習到致勝之道嗎? 這些問題的答案, 不但有助於瞭解人類與軟體交易者的特性與獨特優勢, 更可藉此改良現有的軟體交易程式, 並進一步在未來促進人類與軟體代理人之間的合作整合。

2.1.2 Taniguchi et al. (2004) 的期貨市場交易研究

Taniguchi et al. (2004) 利用 U-Mart 系統作為研究人機互動的平台。U-Mart 是日本數所大學合力開發所成的一套整合了真人實驗與代理人基模擬的實驗平台, 其開放性的架構允許實驗者指派任一市場交易者為真人受試者或特定的軟體代理人, 因此不但可以進行真人實驗、代理人基模擬, 也可以進行人機互動的實驗。

U-Mart 是一個期貨交易平台, 實驗者可以輸入時間序列資料到系統之中, 作為提供給交易者參考的現貨價格, 而市場交易者則仰賴仿真的交易界面, 讓交易者決定期貨之買單或賣單。整個系統除了真人之外, 亦內建了許多利用技術交易法則的軟體代理人可供實驗者使用。Taniguchi et al. (2004) 的實驗便是一個比較真人與簡單的隨機喊價代理人之競賽。

交易機制與市場設計

U-Mart 的市場交易核心近似雙方喊價的機制，稱之為「定盤交易」(Itayose)，使用者可送限價單及市價單。³ 雖然 U-Mart 交易時間看來是連續的，但由於採用定盤交易，所以在每個交易時段內的訂單並沒有先後順序的差異，所以因運算速度所造成的差異也會較 Das et al. (2001) 來得小。⁴

實驗中使用了二十二位真人受試者，與 Das et al. (2001) 不同的是，這些 U-Mart 的受試者事先都接受針對各國股票及期貨市場的介紹、期貨市場的專有名詞、由技術分析及基本面分析所建構出的各種交易策略等相關議題的教學課程，並且訓練使用者熟悉 U-Mart 程式介面之操作。一系列的介紹與訓練課程長達四次，每次九十分鐘，因此預計可大幅縮減真人熟悉問題與摸索操作方式的時間。

實驗總共進行了九場，由同樣的二十二位真人受試者參與。每場實驗由連續的二十四個虛擬交易日構成，每個交易日則再切分為八次定盤交易時段。

軟體代理人

實驗中的軟體代理人為二十個隨機喊價的代理人，其喊價區間為目前現貨價格的上下二十日元之間，每次皆使用限價單、設定五單位的商品、並在每個定盤交易期間下單五次。

結果與探討

實驗的結果顯示，雖然軟體代理人使用的是在現貨價格附近隨機喊價的簡單法則，但平均而言，軟體代理人的表現卻還是比真人交易者來得好，其中有少部份(由其

³為了避免價格波動過大，僅第一組實驗允許遞送市價單。

⁴每個定盤交易期間需時十秒，而在 Das et al. (2001) 中的軟體代理人，快則每隔一秒，慢則每隔五秒會出價一次，因此若要與軟體代理人競爭，在 Das et al. (2001) 的環境中時間壓力是比較大的。

圖表觀之, 約有兩位) 真人交易者的獲利勝過或接近於軟體代理人的表現。

就下單的頻率而言, 在每一個市場時段內真人交易者最大的遞單量是 90 次, 然而比較起軟體代理人的 960 次, 顯然真人交易者的下單量少多了。但在下單的交易量方面, 不論是買單還是賣單, 真人交易者所欲交易的量隨著各場實驗的進行不斷地增加。而根據事後的問卷調查顯示, 真人交易者並不會參考市場價格來決定交易量, 而是隨著實驗場次的進行而學習到如何制定訂單中所欲成交的數量。而在部位的控制方面, 由於期貨契約必須在最後結清日之前進行平倉的動作, 而這部分雖然在真人受試者的行前訓練曾加以說明, 但實際進行實驗時發現真人受試者仍需要一段時間才能達到此要求。

值得一提的是, Taniguchi et al. (2004) 的分析發現儘管所有的真人受試者都沒有實際交易股票的經驗, 但真人交易者其中一人卻在實驗中學到了投機交易的方法(speculating), 並且因此獲得了高額報酬。而根據事後訪談的結果, 該交易者乃是使用一種仰賴直覺的交易策略。

總結來說, Taniguchi et al. (2004) 的研究儘可能地提供了真人交易者充足的條件去與軟體代理人競爭, 但真人交易者仍不敵簡單的隨機喊價軟體代理人。然而學習的現象仍在真人交易行為的許多面向看得出來, 而實驗也確實發現真人交易者是可以克服速度上的劣勢而擊敗軟體代理人的。Taniguchi et al. (2004) 的結果因此也暗示了人類學習行為的可期待性, 但在一段與 Taniguchi 教授的詢答中, Taniguchi 教授本人表示真人實驗之成本過高, 且所能得到的資料相當有限, 因此尚需更多的努力來研究此一議題。

2.1.3 Grossklags and Schmidt (2006) 的期貨市場研究

在研究人機互動的實驗中, Grossklags and Schmidt (2006) 提出了一個相當特別且重要的議題: 人類交易者的行為是否會因為軟體代理人的存在而有所改變? 由於在 Das et al. (2001) 的研究中, 在實驗進行前真人並未對軟體代理人的策略有所認識。因此 Grossklags and Schmidt (2006) 欲研究的是: 藉由控制軟體代理

人存在與否的訊息，真人交易者是否會因為軟體代理人在運算與交易上速度優勢而改變其喊價行為？軟體代理人的存在是否會排擠掉真人的交易機會？

交易機制及市場設計

Grossklags and Schmidt (2006) 使用期貨交易作為實驗市場，並採用連續型雙方喊價交易機制。整個期貨市場的設計採用極類似 Iowa Electronic Markets 預測市場的設計 (Forsythe et al., 1999) – 市場上存在五支期貨，每一支期貨代表一家公司。五支期貨組成一個期貨組 (bundle)，期貨組的最終價值是固定的(定於一百)，且市場中存在一銀行隨時以一百的價格供交易者買賣期貨組。因此若實驗當中這五支期貨的價格相加超過 (或低於) 一百，就代表五支期貨中必然有某些期貨被高估 (或低估) 了，也就因此出現了套利空間。

五家公司之中有三家價值較高 (A、B、C)，另兩家價值較低 (D 和 E) 這五家公司的期貨均衡價值視其獲利表現而定，獲利較佳的公司期貨均衡價值便上升，而公司的期貨均衡價值，則由相對其他公司的表現來決定，因此某家公司的均衡價值便是該公司獲利佔五家公司獲利總和的百分比。⁵

實驗總共分爲十二個回合，每個回合只有一個公司的獲利情況會變動，而該公司新的獲利值會以私人訊息及公開訊息的形式給予真人交易者。私人訊息是指實驗者給透露給個別真人交易者有關該公司新的獲利值的訊息，但私人訊息是不完全正確的，所有私人訊息的平均值才是該公司新的獲利值。⁶ 而公開訊息則是將真實的獲利值公諸於交易者。

所有交易者 (不論真人或軟體代理人) 在實驗初始時皆會有筆爲十萬元的虛擬貨幣以作為交易資本。交易者可以下單、取消訂單、也可以直接向銀行買賣期貨契

⁵因此一家公司的獲利情況改善，不僅會造成該公司均衡價值增加，還會導致其他公司的均衡價值下降。不論如何，五家公司的均衡價值總合必須是一百。

⁶舉例而言，如果在第二個回合中，B 公司新的獲利值爲 50，則實驗者可能會分別給六位真人交易者 25, 35, 45, 55, 65, 75 的訊息，每個訊息本身卻不見得是正確的，但這六個訊息的平均值是真正的獲利值。

約組合，並且可以在買賣兩種身分間轉換，以及同時交易一個以上的期貨契約。期貨契約的價格受事件 (event) 影響，即受到實驗者在每回合公佈的私人與公開訊息的影響。而每個回合中交易者會先接收到私人訊息，在經過四分鐘的交易後會再接收到公開訊息，然後再繼續進行交易兩分鐘。

軟體代理人

本實驗所採用的軟體代理人名為 Arbitrageur，Arbitrageur 會不斷地描掃市場情況以尋找是否在市場間由價格波動引起的無風險獲利機會。當五個期貨市場價格的總合偏離於期貨組應有的定價 (一百) 時，Arbitrageur 便開始進行套利的行為。⁷

Arbitrageur 運作的法則如下：

- 如果市場上五支期貨契約的最低賣價總和低於一百，便以期貨組為單位收購各支期貨，然後再將期貨組賣給銀行賺取價差。
- 如果市面上任一期貨組合 (單一支，任兩支，或任三支期貨等) 的最高買價總和超過一百，則先向銀行購買期貨組，然後將期貨組拆開，將市場上需求過高的期貨售出。

為了區分兩項因子 – (1) 軟體代理人參與市場交易，以及 (2) 軟體代理人存在於市場上這個訊息 – 的影響，Grossklags and Schmidt (2006) 共設計了三種實驗：一種實驗完全由真人交易者所組成；另兩種實驗包含軟體代理人，但其中一種的真人交易者並未被告知有軟體代理人的存在，在另一種實驗中軟體代理人的存在則是公開的訊息 (受試者僅知道有軟體代理人存在，但不知道其交易策略)。三種實驗皆由六位真人交易者進行，在有代理人的市場中則再加入 Arbitrageur。這三種實驗除了代理人部分之外，所有的設計及參數皆相同，因此可以明確地比較真

⁷由行為的觀點出發，Arbitrageur 的行為可以視為一種消極的交易策略，因為其策略便是在背景等後其他交易者不完美的交易所造就的獲利空間。

人受試者的行為差異。每種實驗各自進行了六次，因此總共招募了一百零八位大學生受試者。

結果與探討

在分析實驗結果之前，Grossklags and Schmidt (2006) 針對人機互動的可能結果提出了兩個假設：

1. 在知曉軟體代理人存在的情況中，真人交易者會因軟體代理人的存在而被排擠：由於明白軟體代理人在速度上的優勢，在知曉軟體代理人存在時，真人交易者會完全停止交易。而其對立假說則是真人交易者只在意與真人的比較，因此並不會因軟體代理人的存在而刻意改變其行為。
2. 軟體代理人的加入有助於改善市場的效率(efficiency)：由於軟體代理人不會犯錯，且軟體代理人處理資訊及喊價的速度較快，因此應該有助於市場效率的提升。⁸

由於整個期貨交易可以視為一個零和的競賽，Grossklags and Schmidt (2006) 在分析結果後發現，在十二場有軟體代理人的實驗之中，有十一場 Arbitrageur 賺有利潤，而另一場則因為錯失機會而獲利為零。Arbitrageur 不會招致損失的結果意味著軟體代理人的表現比人類交易者的平均表現好，但此差異在統計上並不顯著。

在交易數量方面，在軟體代理人存在的實驗中，成交的數量較沒有軟體代理人時來得低，但此差異在統計上並不顯著。若細究真人與軟體代理人間的交易情況，可以發現在真人交易者知曉軟體代理人存在時，真人與軟體代理人間的成交數量會比不知道軟體代理人存在時來得大。

⁸所謂的市場效率，指的是五家公司的期貨市場價格之總和偏離基本價值一百的程度。衡量的方法為期貨組的市價除以期貨組的基本價值(一百)，所得到的數字愈接近於一，就表示市場愈有效率。

Grossklags and Schmidt (2006) 的分析發現, 假設一的情況並未發生 – 並沒有因為軟體代理人的存在而發生排擠效應。

針對市場效率的部分, 經比較三種實驗的結果後發現, 在沒有軟體代理人以及具有軟體代理人但軟體代理人存在的訊息未公開的兩種實驗中, 市場效率較具有軟體代理人且軟體代理人存在的訊息公開的實驗為差。換言之, 軟體代理人存在訊息之公開有助於真人交易者收斂到均衡。而且, 若市場存在軟體代理人, 但此一訊息不對真人交易者公開的話, 市場效率將會比完全由真人交易者組成的情況下還要差, Arbitrageur 軟體代理人的存在對市場效率便具有負面的影響。

Grossklags and Schmidt (2006) 的研究結果就行為面以及個體獲利的角度而言, 發現了軟體代理人的存在會對真人交易者的心理造行影響, 進而造成行為的改變。Grossklags and Schmidt (2006) 對此的推測是真人交易者會因為好奇心的驅使而有更多的意願投入市場交易之中。但另一方面, 統計檢定卻也顯示出三種實驗中的成交數量並沒有顯著的差異。因此, 若要真正討論軟體代理人的存在對真人交易者的影響, 也許需要更為詳盡的交易資料, 或甚至結合腦神經經濟學的研究方法才能作進一步的確認。

2.1.4 小結

關於前述一系列的人機互動研究, 我們可以得到兩點基本的結果

1. 軟體代理人通常都會比真人交易者有更快、更為精確的行為。因此其獲利表現較真人交易者佳。
2. 人類交易者或多或少地展現了學習的能力, 不管是在獲利表現上, 或是摸索交易行為上, 甚至於會因應對手的類型而有行為上的調整。

以上兩點發現, 雖然有助於我們對人機互動的基本認識, 但對於軟體交易者與人類決策者的特點, 所能提供的訊息就比較有限了。由一系列的文獻研究結果中, 我們並不容易判斷軟體代理人的表現之所以優於人類決策者: 是純粹因為電腦的

計算速度較快、因為軟體代理人所採用的策略較為優越、還是因為人類決策者缺乏相關知識所致。

再者，雖然文獻中可以觀察到真人交易者具有學習的能力，但卻未對這點作深入的探討：人類特有的學習能力，到底在幫助經濟決策上可以扮演什麼樣的角色？可以幫助人類達到什麼的成果？這些問題都有待更進一步的實驗與研究，而這也是本研究希望利用「計算智慧」來建構「學習型」代理人，來探討學習所能扮演角色的原因。

2.2 Santa Fe 雙方喊價市場競賽

在大規模比較各類型交易策略的研究上，Santa Fe Institute 於 1990 年所進行的雙方喊價市場競賽一直是相當重要的典範 – 其研究架構具有簡潔與標準化的特性，對於後續研究者而言可以十分容易地進行相同的實驗。雙方喊價市場也同時是眾多金融市場的交易機制，因此在這個架構下研究所得到的結果，也具備一定的參考價值。因此本研究的實驗環境亦參考了 Santa Fe 雙方喊價市場競賽的基本設計，而本節即針對 Rust et al. (1994) 利用此交易競賽所作的研究進行介紹。

2.2.1 實驗設計

Rust et al. (1994) 於 Santa Fe 進行雙方喊價市場競賽的目的，在於尋找雙方喊價市場中有效策略的共通特性。因此為了儘可能比較各式的交易策略，Santa Fe Institute 以發放獎金的方式，對外公開徵求交易策略。

市場設計

市場由數個買方及數個賣方構成，每個交易者都擁有一個或一個以上的籌碼 (to-

ken) 作為其保留價格。⁹ Rust et al. (1994) 以一套系統化的隨機公式來產生各交易者的籌碼值, 該公式為

$$T_{jk} = \begin{cases} A + B + C_k + D_{jk}, & \text{if } j \text{ is a buyer} \\ A + C_k + D_{jk}, & \text{if } j \text{ is a seller,} \end{cases} \quad (2.1)$$

其中 T_{jk} 為 j 個交易者的第 k 個籌碼, 且 $A \sim U[0, R_1]$, $B \sim U[0, R_2]$, $C_k \sim U[0, R_3]$, $D_{jk} \sim U[0, R_4]$, 而 $R_i = 3^{k(i)} - 1$, $k(i)$ 為一個稱為「競賽型態」(gametype) 的四位數字之第 i 位數。

以這種方式產生籌碼值的好處是, 因為各個交易者的籌碼值即保留價格, 而買方保留價格的集合即可形成市場上的需求, 賣方保留價格的集合則形成市場上的供給, 因此實驗者便可透過 gametype 這個參數的設定來影響市場供需的形態。

Santa Fe 雙方喊價競賽採用的交易機制是「非連續型雙方喊價」(discrete double auction) 機制。每個實驗由一個或數個回合(round) 組成, 每個回合又分為數個交易期間(period), 每個交易期間再由數個喊價(Bid/Ask, BA) 與買賣(Buy/Sell, BS) 步驟輪流構成。交易者的籌碼在每個交易期間之初都會被重新補充, 且其值在同一個交易回合的各個交易期間都是固定不變的。設計交易回合的目的, 則是允許籌碼能在交易回合之間改變, 用以測試交易策略面對環境改變時的應變能力。

交易期間內喊價活動的進行方式則如下: 在 BA 步驟中, 所有的交易者皆會出價, 然後市場會挑選出買方喊價最高者作為現行買方喊價(current bid), 以及挑選賣方喊價最低者作為現行賣方喊價(current ask), 然後進入 BS 步驟。在 BS 步驟中, 現行買方喊價及現行賣方喊價的持有者必須決定是否接受對方的喊價, 如果彼此都能接受, 則交易成立, 市場會在雙方喊價之間隨機選取一個數字作為成交價格。¹⁰

⁹關於保留價格的說明, 請見第 3.1.2 節。

¹⁰是否接受對方的喊價, 端視接受對方的喊價而成交是否有利可圖, 見 Rust et al. (1994) 註 17。

策略來源

爲了能夠讓各式各樣的交易策略能在其市場環境中運作無誤，除了事先公告市場設計與和中央結清機制溝通的訊息協定外，Rust et al. (1994) 還事先將競賽所用的喊價市場開發爲可透過網際網路交動的程式，讓參賽者得以在撰寫程式的過程中得以實際測試。除此之外，還提供了一支骨架程式 Skeleton 給所有的參考者，除了作爲策略設計的參考外，也可以直接使用而作用參賽策略的一部分。¹¹

該競賽最後總共收到了三十支來自於各個領域所設計出來的交易策略，設計者紛別來自資訊科學、經濟學、數學、物理學、行銷學等領域，以及市場經理人等專業人士等，再加上 Santa Fe 本身內建的數個程式，進行了一場大規模的比較。

2.2.2 策略分類

爲了要找出雙方喊價市場具備高獲利能力策略的共同特徵，Rust et al. (1994) 便從數個面向來爲其收集到的策略進行分類。其分類標準計有：

- 複雜或簡單 (simple vs. complex)
- 調適性或非調適性 (adaptive vs. nonadaptive)
- 預測性或非預測性 (predictive vs. nonpredictive)
- 隨機或非隨機 (stochastic vs. nonstochastic)
- 最適化或非最適化 (optimizing vs. nonoptimizing)

本節將對這些分類標準分述於後。

¹¹關於 Skeleton 策略的說明，請見第 4.2.2 節。

複雜或簡單 (simple vs. complex)

策略, 或智慧行為的複雜程度, 一直都是非常重要的研究問題, 而如何衡量策略的複雜程度, 也有許多研究提出各種不同的方法。面對不同的複雜度概念人們該如何取捨, 至今尚未有明確的定論。Rust et al. (1994) 因此便利用一種複合的方式來評判一個策略的複雜程度: 如果一個策略的敘述長度很短、或者僅使用少數的經濟法則、或執行時所需的計算時間很短, 那麼便可歸類為簡單的策略; 如果一個策略的敘述長度很長、廣泛地使用變數、使用多重巢狀的函數、結構、副函式呼叫、或執行時所需的計算時間很長, 那便可歸類為複雜的策略。

調適性或非調適性(adaptive vs. nonadaptive)

策略是否具有調適的能力也是一項非常重要的分類指標。所謂的調適性, 便是能在不同的環境中因應環境的改變而以相應的作法來面對, 而不致因為環境的改變而大幅退步。

但和複雜度一樣的是, 調適性的程度也是一個糊模的概念, 於是 Rust et al. (1994) 便以一個簡單但明確的想法出發: 具備調適能力的個體會從經驗中學習, 因此便可利用策略對於歷史資料的使用情況作為調適性的評判依據。依照策略所使用的歷史資料屬於前一個步驟 (step)、前一個交易期間 (period)、前一個交易回合 (round)、目前整個實驗、或目前及過去所進行過的實驗的公開歷史資訊, 定出了五個不同的調適性等級。其中若為第一個等級(僅使用上一個交易步驟的公開訊息) 便被歸類為非調適性。¹²

¹²例如 Kaplan 策略僅使用上一個步驟的市場喊價資料, 因此被歸類為非調適性; ZIC 策略僅使用到自己的保留價格, 連第一等級都說不上, 因此也屬於非調適性。最高等級的例子為 Dallaway-Harvey 交易者——一個利用遺傳演算法 (Genetic Algorithm, GA) 來演化類神經網路 (Neural Network, NN) 連結強度參數的策略, 由於 GA 會用到一系列的實驗資料, 因此屬於最高的第五等級調適性。

預測性或非預測性 (predictive vs. nonpredictive)

另一個被用以分類的特性是所謂的預測性 (predictivity)。預測性策略會使用對未來資訊的預測作為決策的依據，根據其所預測的標的資訊，又分為以下三種不同的層次：

1. 未明顯預測任何未來資訊之策略。
2. 明顯對未來市場總體資訊進行預測之策略。¹³
3. 明顯對競爭對手的未來進行預測之策略。

隨機或非隨機 (stochastic vs. nonstochastic)

隨機性的策略意指該策略在形成決策的過程中使用了隨機值，其目的可能在於為其喊出的價格增加一定程度的雜訊 (noise)，使得對手無法有效地掌握其策略進而找出克勝之道。

最適化或非最適化 (optimizing vs. nonoptimizing)

某一策略具備最適化行為意指該策略明確地，或在行為意涵上，使用最適化 (optimizing) 的方式來制定喊價價格。

¹³此處所謂明顯地預測指的是在策略中明白揭露出來的預測行為，如其中 Burchard 策略使用 adaptive cellular curve-fitter 來預測下一次交易階段的市場買價及賣價；而 Ledyard 策略則使用區間估計的方式來預測下一次交易價格的可能範圍。當然，這也是一種主觀的分類認定—某些交易策略所使用的資訊背後可能隱含了某種程度上的預測行為，而隨著解讀角度的不同會有不同的分類結果。

2.2.3 結果與探討

Rust et al. (1994) 提出了一套完善的策略分類方法，試圖找出在雙方喊價市場中優秀策略的共同特徵。在進行各種不同市場型態的測試之後，排名第一的策略 Kaplan 卻具有簡單、非調適性、非預測性、非隨機性、與非最適化的特性；而排名第二的策略為 Ringuette，和 Kaplan 策略類似的是兩者都是所謂的「背景交易者」(background player) – 也就是先等待市場上其他交易去協商價格，當買賣雙方的喊價顯示出有利可圖時，才跳出來攔截成交的機會。同時這兩個策略也都是非常簡單的策略。¹⁴ 相反的，一些具有精巧設計與複雜學習機制的策略，表現卻不如事先的預期。

在進一步分析一些具有代表性的策略後，Rust et al. (1994) 發現和排名前兩名的策略具有相同性質的策略，卻不一定表現也會很好，例如 Gamer 策略，永遠以自己保留價格的百分之九十來喊價(身為買方時)，同樣是簡單、非調適性、非預測性、非隨機性、與非最適化，但排名卻在第二十四名。和 Gamer 類似的策略有 Truth Teller 和 ZIC，兩者一樣表現非常的差。

而複雜、調適性、預測性、或最適化的策略之所以表現較差的原因，Rust et al. (1994) 認為是因為市場中充斥各類型的交易者，所以市場中的價格充斥著雜訊，致使這些交易者無法作出有效的預測及反應。

在眾多的交易程式中，有一支由 Dallaway 及 Harvey 所設計，利用遺傳演算法(Genetic Algorithm, GA) 來演化類神經網路 (Neural Network, NN) 連結強度參數的程式，其表現也不盡理想。其設計者認為關鍵之處在於學習時間不夠長，無法讓學習的效果發揮所致。¹⁵

¹⁴對於 Kaplan 及 Ringuette 策略的詳細介紹，請見第 4.2.3 及 4.2.4 節。

¹⁵在經歷不成功的表現後，Dallaway 及 Harvey 表示道：“Given that we are doing the equivalent of evolving monkeys that can type Hamlet, we think the monkeys have reached the stage where they recognize that they should not eat the typewriter. If we could have a 4 billion year time extension before handing in the entry, we are completely confident of winning.”

Rust et al. (1994) 也因此認為除非能夠與同一群對手經歷長時間的同場競爭, 才可能有機會找出對手的交易模式。¹⁶ 因此 Rust et al. (1994) 推測有意義的資訊埋沒在過多的雜訊中, 以及龐大的問題域 (市場環境及歷史資料), 將使得一些由基本學習法則所構成的交易程式需要經歷數千次交易競賽的練習才可能達到中等的表現水準。¹⁷

由此看來, 藉由設計者運用其事先知識 (prior knowledge) 針對交易者在市場中可能會面臨的一般性狀況所設計的簡單交易策略, 會比由人工智慧所建構的代理人要更能有所發揮。一如人機互動的一系列研究結果中, 對人類學習的行為能夠達到什麼樣的結果並未有透徹的實驗或討論, 在 Rust et al. (1994) 的研究中學習行為似乎也還看不出成果,

而 Rust et al. (1994) 也經由其進行真人實驗的經驗指出, 真人與這些軟體交易策略的最大不同點在於人類的獨特調適能力, 雖然人類不見得能在充斥資訊的環境下能夠擊敗軟體交易者。而這也正激起了本研究對學習行為與事先設計的軟體交易程式的探討。

若如 Rust et al. (1994) 所言, 人類行為最大的特點在於「調適」的能力, 那麼人類的這種非事前「訂製」(hardwired) 的能力, 與其他事先定訂製的軟體交易者之間的差異, 就顯得相當重要了。而這正是本研究欲探討的問題: 「學習型」代理人與「訂製型」及「調適型」代理人同場競爭的結果究竟會如何呢? 本研究將以一個非連續型的雙方喊價市場中測試這個問題, 透過弭除計算速度上的差異, 以「學習型」代理人來與「調適型」或「訂製型」軟體代理人來比較, 可以更清楚地觀察到學習的本質, 以作為未來研究人類學習行為的出發點。

¹⁶在 Santa Fe 的競賽進行了許多不同設定的實驗, 其中每一個實驗最多會進行 450 個交易期間 (period)。且由於策略數目眾多, 因此在每種實驗設計下都進行了 1,624 次實驗。對於某些會在不同的實驗間累積經驗的交易策略 (即 NN-GA 交易者), 應該具數百次的抽樣經驗。

¹⁷原文為 “The low signal/noise ratio of realized trading profit combined with the high dimensionality of the space of possible trading histories and trading environments implies that programs based on general learning principles (such as neural networks and genetic algorithms) require many thousands of DA training games before they are able to trade even semi-effectively.”

2.3 智商與代理人基建模

本研究的目的，在於利用學習型代理人的模擬研究，來探討學習行為在面對設計精巧的交易程式時所能展現出來的特性，並將智商對學習行為的重要意義，在模型中呈現出來。因此，本節將介紹文獻中與本研究概念有關的文獻，而本節所探討的文獻也將傾向於研究概念之討論。

2.3.1 經濟建模：由經濟人邁向智人

在傳統經濟理論藉以奠基之諸多假設中，發祥於十九世紀末經濟思想家的經濟人 (Homo Economicus, or Economic Man) 是至為重要核心假設。經濟人是一個自利的、理性、擁有完全訊息的個體，企圖最大化其利益。之後，經濟人所擁有的理性假設納入了效用假設及機率的概念，因此經濟人變成為一個擁有無窮的記憶量與計算能力，來達成使其(預期) 效用最大化所需一切計算的假想個體。

理性經濟人最適化的決策行為假設允許經濟學家利用既有的數學工具，開發用以描述及預測經濟行為的模型，再配合代表性個體的假設，疊床架屋地建構有關總體現象的經濟理論世界。經濟人的假設大大地幫助了經濟理論的發展，然而在這個假設下，「學習」行為在經濟理論所描述的世界裡是沒有發揮空間的 – 因為理性個體早在第一期就已經找到了答案，在此情況下，經濟理論中即使談論人類的學習，也僅限於資訊的更新而已。

然而，完全理性的假設與真實情況間的落差仍然造成經濟理論適用性的爭論，¹⁸ 而一些本質上改絃更張的方法也應運而生。對理性假設最大的反思浪潮，便是 Herbert Simon 於一九五零年代所倡議的「有限理性」概念。

有限理性的概念出現後，經濟學者很快就發現到學習在人類決策行為上的重

¹⁸諸如偏好的非遞移性 (intransitivity in preferences) 等被視為非理性行為的存在，根本上地挑戰了完全經濟理性的假設，從而引起了經濟學界對於違反理性假設的行為廣泛的討論。Anand (1993) 便探討了非遞移性是否可論斷為非理性行為的問題。

要性，這也意味著學習在經濟模型中將扮演重要的角色。例如有限理性的提出者 Simon，便與電腦科學家 Edward Feigenbaum 研究以人工智慧的方法來探討人類的學習行爲，並提出 EPAM (Elementary Perceiver and Memorizer) 理論來描述學習的行爲 (Feigenbaum and Simon, 1984)。及至代理人基經濟學 (Agent-based Economics) 研究的興起，有愈來愈多來自於心理學、人工智慧、生物學等等的學習演算法被引介入經濟學的研究之中，用以建構人類的學習行爲 (Brenner, 2006)。

另一方面，心理學研究的結果也大大地挑戰了理性經濟人假設下對於人類在風險及不確定性的情況下的行爲預測，因此藉由 Amos Tversky 及 Daniel Kahneman 等人的研究，促成了行爲經濟學 (Behavioral Economics) 此一領域的興起，將心理學對人類決策行爲的研究結果帶入經濟建模之中。行爲經濟學家 Richard Thaler 在一篇題爲「由經濟人邁向智人」的文章中，提出了對經濟學未來發展的一些預期 (Thaler, 2000):

- Homo Economicus will begin losing IQ, reversing a 50-year trend
- Homo Economicus will become a slower learner
- The species populating economics models will become more heterogeneous
- Economists will study human cognition
- Economists will distinguish between normative and descriptive theories
- Homo Economicus will become more emotional

這些預期點出了對理性經濟人假設中決策以及學習行爲的幾個反思：一、研究者需要省思理性經濟人不合理的高智商理性行爲，並以合理的角度來描述人類的智慧行爲。二、人類決策者並非如同「理性預期」(Rational Expectation) 所言

會利用所有可得的資源以避免系統性的錯誤,事實上,人類的學習行為是需要花費時間的,而且會因問題困難度等環境因子之差異而有迥異的學習速度及方式。三、市場中的決策者擁有不同的理性程度,一些高度訓練或極專業的市場參與者的確可以被視為理性經濟人,也有許多非完全理性的決策者存在。以理性程度齊一的代表性經濟個體來描述市場是有問題的,而應以異質性個體為之。四、「有限理性」的概念昭示著經濟學研究者需要引入更多心理學對人類心智能力的研究,作為刻劃經濟決策者的參考。五、新古典經濟理論通常以一套理論同時作為描述現實情況的工具,也作為推論理想結果的工具。事實上兩者的目的截然不同,在欲描述現實情況時所需要的理論,是需要由資料趨使 (data driven) 的,而規範性理論則是需要以理性角度出發的。六、Thaler (2000) 也大膽地預言,由於研究顯示在非常多的情況下,情緒因子是決定經濟個體行為的重要因素,因此將情緒因子帶入到經濟人的建模中也將會是未來研究的一個重要方向。

這些預期,事實上許多也已經展現了現階段在代理人基經濟學、行為經濟學、實驗經濟學、與腦神經經濟學 (Neuroeconomics) 的研究信念與趨勢。而其中對於人類學習、智商、及異質性的想法,也都與本研究的主題習習相關。因此,在下一節中,我們將透過文獻上的探討來檢視此三者間的關係。

2.3.2 智商與學習行為的關聯

Herrnstein and Murray (1994) 的著作《鐘形曲線: 美國社會中的智力與階層結構》(The Bell Curve: Intelligence and class structure in American life) 揭示了不同智商等級人群在美國社會中各層面的表現。在 Herrnstein and Murray (1994) 的研究出版後,許多關於「智能」(Intelligence) 的探討瀰漫於學界及社會媒體之間。然而許多對於智能的見解卻與學術界對智能的討論有所出入。因此, Gottfredson (1997) 便藉由整理出學界對智能研究的共識,來釐清智能的明確意涵及重要性。

為了提出一個能夠代表學界目前對智能的主流見解, Gottfredson (1997) 廣泛地由教科書、專業期刊、及百科全書粹取整理出相關的定義與研究結論,並且

除了將內容呈交給智能研究領域中數個重要的領導學者，請求驗證與給予修改意見外，也廣泛地寄送給以下四個來源的學者以尋求其驗證及支持：(1) 美國心理學會 (American Psychological Association) 各分支域領的研究者，(2) 學術期刊 *Intelligence* 的編輯委員，(3) 與智能相關的專書及期刊中所羅列之研究者，以及 (4) 在許多智能研究子領域較作者擁有更多知識的研究者。¹⁹

在所寄出的 131 份邀請函中，有 100 份回應，其中同意背書者有 52 位。而在不同意者中，有 7 位不同意 Gottfredson 的內容可代表主流研究觀點，11 位無法確認是否能代表主流觀點，有 30 位因為其他因素而未參與背書。在不同意 37 位專業人士中，有 11 位表達反對意見，其中大部分僅表示對 Gottfredson 所整理出 25 內容中的少數幾點持反對意見。因此，Gottfredson (1997) 的研究內容可以說代表了大部分學者所認為的主流研究論點。因此，本研究便以 Gottfredson (1997) 所整理出對智能的研究論點作為討論的根據。

Gottfredson (1997) 的研究顯示，智能是一種悠關人們推理、制定計劃、解決問題、抽象思考、理解複雜概念、以及**快速學習與從經驗中學習**的一般性心理能力 (mental capability)。不僅單純地指由書本學習的制式學習方式，更與人類理解問題及環境的能力習習相關。²⁰

而智能的高低，藉由智能測驗方法可以正確地衡量。²¹ 並且雖然有許多不同的智能測驗存在，但他們都可以用以衡量智能的高低。²² 因此「智力商數」(簡稱智商; Intelligence Quotient, IQ) 便可作為衡量人類智能的可靠依據。

智能對於人類教育、職業、經濟、與社會結果的影響非常重大，並且可能較其他人類特徵 (human trait) 更為重要。²³ 許多個性 (personal traits) 的因素也許在某些工作表現優良與否上具有關鍵影響，但這些個性因子影響的範圍卻不及智商的影響來得這麼廣泛。²⁴

¹⁹Gottfredson (1997) 所徵詢的對象主要都是美國學者。

²⁰此為 Gottfredson (1997) 中第一點結論。

²¹此為 Gottfredson (1997) 中第二點結論。

²²此為 Gottfredson (1997) 中第三點結論。

²³此為 Gottfredson (1997) 中第九點結論。

²⁴此為 Gottfredson (1997) 中第十三點結論。

高智商在人類生活中具有相當大的優勢，因為幾乎所有生活中的活動都與推理及決策有關。²⁵ 並且，當面臨的問題或環境愈複雜 – 指新的、模糊的、變動的、無法預測的、或多面向的問題時，高智商所帶來的優勢便愈明顯。²⁶

就個體間的差異而言，智商的分佈由低而高可以由一個常態分配來表現。²⁷ 而造成智商差異的原因，主要是由遺傳因素決定的。²⁸ 而這也意味著學習的能力受到先天因素的影響至為重大。並且不論為何種種族，人種內的智能差異都是相當接近的。²⁹ 更有甚者，即始在環境相同的情況下，同一家庭內的兄弟姐妹在智商上也會呈現出相當大的差異。³⁰

由 Gottfredson (1997) 所提出關於智能的論點，我們可以將與學習有關的內容歸納成以下三點：

1. 智商所衡量的個體能力，本身已經包含了學習的能力在內。
2. 智商對人類行為的影響又遠較其他因子來得大。
3. 智商差異的現象十分普遍地存在於人群之中，即使是血緣及生長環境相同的手足之間亦然。³¹

因此，在探討學習行為時，相較於其他因子，智商應該要佔有相當的優先地位。而普遍性的學習能力差異不但可能影響真人實驗資料之判讀，也由於造成差異的原因是難以用智力測驗外的方式衡量的智商差異，而造成難以釐清追蹤的問題。因此，不論是在實驗經濟學和代理人基計算經濟模型中，若要針對個體的學習行為進行實驗、分析、或建模，個體智商的差異都應被納入模型與分析的考量之中。

²⁵此為 Gottfredson (1997) 中第十點結論。

²⁶此為 Gottfredson (1997) 中第十一點結論。

²⁷此為 Gottfredson (1997) 中第四點結論。

²⁸此為 Gottfredson (1997) 中第十四點結論。

²⁹此為 Gottfredson (1997) 中第二十一點結論。

³⁰此為 Gottfredson (1997) 中第十五點結論。

³¹當然，透過某些機制如考試測驗等方式篩選過的人群，其人際智商差異可能會比較小。而在社經地位上處於同一等級的人群，其間的智商差異也較小。但必須注意的是，這些差異較小的人群，事實上都是經過與智商習習相關的行為結果作為分類依據而組成的群體。

2.4 研究議題

由一系列的文獻觀來，我們可以知道在人機互動的研究中，人類獨特學習行為尚未被完整而有系統地研究。但由於影響人類學習以及人機互動的影響因子眾多，包含了計算與操作速度的差異 (Das et al., 2001)、心理因素的影響 (Grossklags and Schmidt, 2006)、真人受試者對於問題的熟悉程度及背景知識之有無 (Das et al., 2001; Taniguchi et al., 2004)等等，都會與學習行為的結果有複雜而難以釐清的干擾。

爲了在比較學習行為與理性設計的軟體代理人時，能夠單純地觀察到學習的效果，而不受前述各項複雜因子之影響，本研究便採取了以下兩種作法：

1. 利用學習型軟體代理人，作為學習型交易行為的代表，以免於受真人受試者之心理預期、對問題及系統操作熟悉度、以及背景知識的影響。
2. 採用參考自 Santa Fe 雙方喊價交易競賽的非連續型雙方喊價市場交易，以集中結清的方式進行喊價活動，來排除決策者間計算速度及操作速度差異所造成的影響。

同時，有鑑於智商差異對學習能力的重大影響，本研究亦將智商因子納為研究參數之一，一方面可對學習的結果有更為全面的瞭解，另一方面也成為代理人基經濟模型中將智商因子納入建模考量的首次嘗試，

因此，本研究的目的便在於利用學習型代理人的模擬研究，來探討學習行為在面對理性設計的交易程式時所能展現出來的獨特特性，並將智商對學習行為的重要意義在模型中呈現出來。

第 3 章

研究方法與實驗設計

本章將分別介紹本研究的實驗環境、實驗問題、以及實驗設計，而本研究所使用的各種交易策略，則留待第 4 章中再詳細說明。

3.1 AIE-DA 雙方喊價市場平台

本研究利用 AIE-DA 平台作為實驗環境。AIE-DA 為政治大學人工智慧經濟學研究中心所開發的代理人基雙方喊價市場模擬程式，是以物件導向程式語言 Object Pascal 開發的模擬環境。AIE-DA 內建了許多不同的交易法則或演算法，讓實驗者得以選擇利用不同的交易策略來進行雙方喊價市場的競賽。本節將介紹 AIE-DA 的模型架構以及喊價活動的流程。

3.1.1 市場結構

圖 3.1 為 AIE-DA 的市場結構圖。在 AIE-DA 中內建了許多種類的策略，實驗者可以為任何一個市場參與者指定策略，圖 3.2 即為 AIE-DA 指派交易者策略的實際介面。

各個交易策略的參數皆採用內定值，但若是指定交易者的策略為 GP，則可以

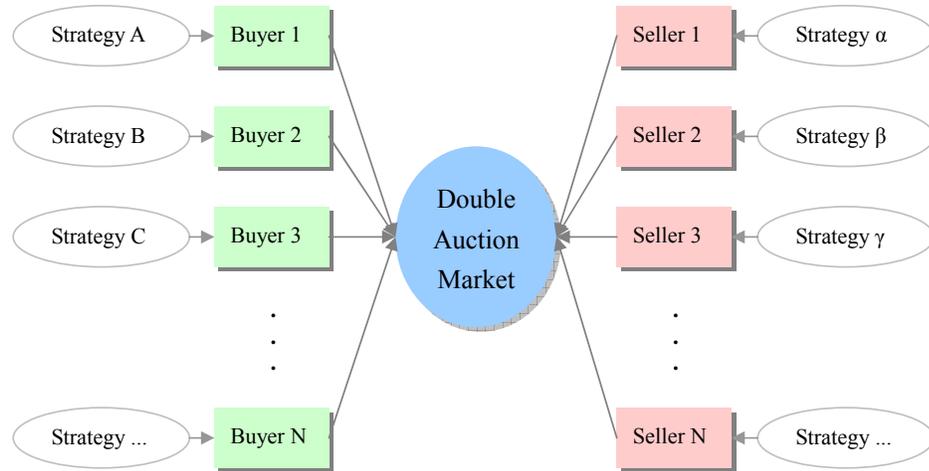


圖 3.1: AIE-DA 之市場結構

進一步設定 GP 為數眾多的參數, 包括群體大小、演化代數、甚至函數集合及終點集合等等。

AIE-DA 採用的是非連續型的雙方喊價結清機制 (discrete double auction), 此乃一種「結算所」(clearing house) 式的機制 – 市場會在每位交易者都送出其喊價後, 再集中選取一個買方(出價最高的買方) 和一個賣方 (出價最低的賣方) 來配對, 若此買方之喊價高於此賣方之喊價, 則可進行交易, 並以兩者喊價的平均作為成交價格。

3.1.2 保留價格與籌碼

在經濟學理論中,「保留價格」被用來指稱一個經濟個體心中認為某件商品或勞務所能帶來的價值, 因此保留價格也同時代表該個體若要購買該商品所願意支付的最高價格, 或者是一個賣方願意出售該商品所必須收到的最低價格。因此在喊價市場中, 若研究者知道某個經濟決策個體的保留價格, 再與該決策者的喊價行為相比對, 便能夠推論該決策的所使用的策略大致為何。然而, 在利用真人進行交易實驗時, 研究者卻無法得知真人受試者心中認定的商品價值, 在分析上便會遭遇很大的

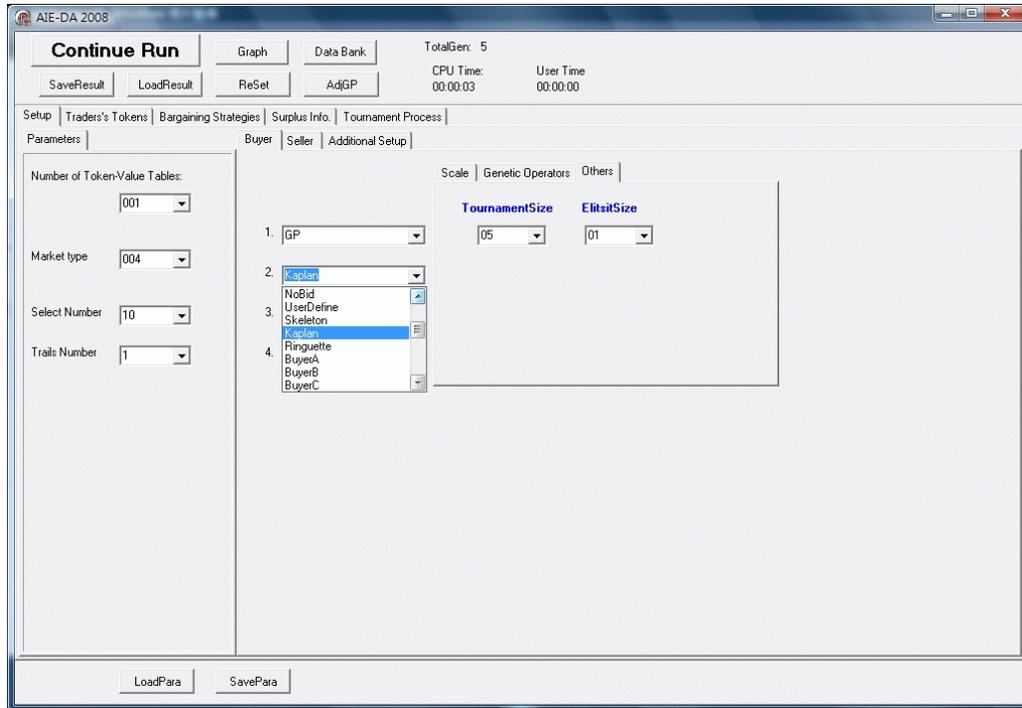


圖 3.2: AIE-DA 交易者策略之選擇

困難。

這個問題在 Chamberlin (1948) 的研究中獲得了解決。Chamberlin (1948) 在其實驗中讓受試者交易一種虛擬的、無法分割的商品，並直接指派各個受試者這些商品對他們的價值是多少。這種直接指派保留價格的作法有一個非常大的好處，就是研究者因為確實掌握了決策者的保留價格，所以可以專心於分析其策略行為，而不用擔心個別決策者對商品評價不同的問題。這裡所指派的價值，對買方而言便是其心中對商品的保留價格，而對賣方而言，則可解釋為賣方進貨或當初買入時所花費的成本。

這個作法此後便在實驗經濟學中被普遍使用，直到代理人基模擬研究方法出現，也承襲了實驗經濟學中的用語。要特別說明的是在 Santa Fe 的雙方喊價市場競賽中，會指派數個「籌碼」(token) 給軟體交易者，其中同一個交易者手上每個籌碼的價值皆不盡相同。這些籌碼的價值便是交易者的保留價格(或成本)，且在交

易時買方必須由最高的籌碼開始使用起，賣方則須由最低的籌碼開始賣起，以符合經濟學原理中邊際效用遞減以及邊際成本遞增的法則。

AIE-DA 也承襲了這樣的作法，並且依據 Santa Fe 雙方喊價市場競賽的方式，來分派每個交易者所擁有的籌碼值 (Rust et al., 1994)。在本研究的實驗之中，每個交易者在每個交易試合之初都會領到四個籌碼，在該交易試合中便要利用自身所擁有的籌碼來賺取利益。到了一下試合，不論之前的交易結果如何，所有的交易者會再重新領取籌碼。換句話說，每個交易者所擁有的籌碼在每個交易試合之初都會被重新補充，而且數值完全一樣。

3.1.3 喊價活動流程

AIE-DA 中的喊價交易流程分為幾個時間單位：代 (generation)、交易試合 (trial)、以及交易步驟 (step)。其中最基本的時間單位為「交易步驟」，每二十五個交易步驟便成爲一個「交易日」。如圖 3.3 所示。

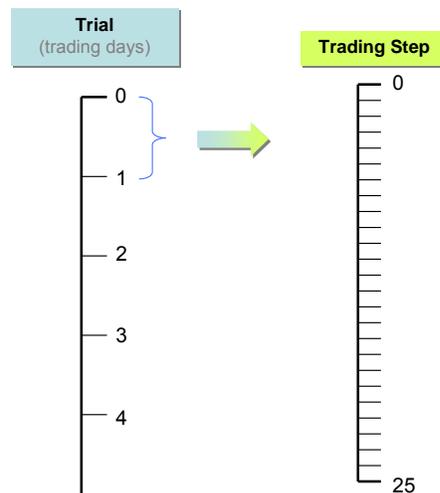


圖 3.3: AIE-DA 的交易試合 – 每個交易試合(trial) 由二十五個交易步驟 (step) 組成。

每個交易試合都可以想像成是一個交易日，每個交易試合中的交易步驟也可以想像成交易機會。因此，圖 3.3 的架構便可以比喻成每個交易者在每個交易日中

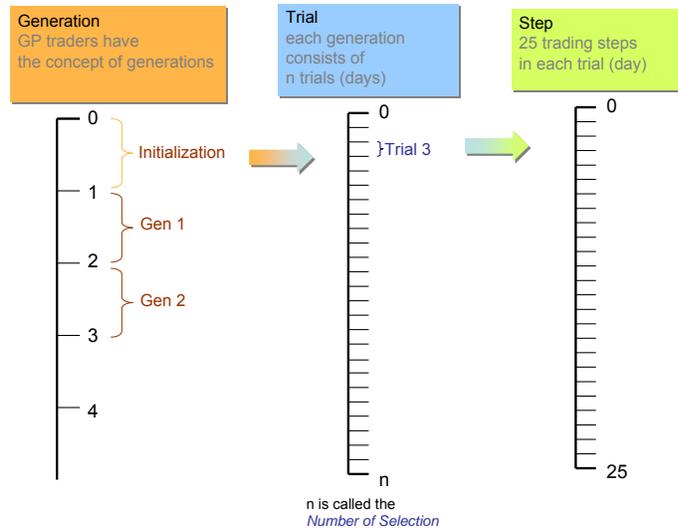


圖 3.4: AIE-DA 的交易時間單位 – 爲了用來評估具備演化特性的 GP 交易者, AIE-DA 將數個交易試合組成一個「代」, 每一「代」所包括的交易試合數視 GP 的演化週期而定。

會有二十五次的交易機會。

在每個交易步驟中, 市場會挑出買方中喊價最高者以及賣方中喊價最低者, 這兩者的喊價若符合交易條件 (買方喊價大於賣方喊價), 則交易就會發生, 成交價格爲兩者喊價之平均。若交易發生, 則此交易步驟結束, 市場上其他的喊價被會被取消, 而直接進行到下一交易步驟。若交易不成, 則直接進入下一交易步驟, 所有的交易者都必須重新喊價。簡言之, 每一個交易步驟最多只會有一對交易者成交, 且交易者的喊價在每一步驟結束時便會清空, 每位交易者在每個交易步驟都必須重新喊價。¹

由於 AIE-DA 中納入了具備策略演化能力的 GP 交易者, 所以在「交易試合」及「交易步驟」之上, 又有所謂「代」的觀念。整個時間的階層結構如圖 3.4 所示。

由圖 3.4 可以看到, 每一「代」是由 n 個交易試合所組成的, 而這個參數 n 便是所謂的「選擇數目」(number of selection), 是 GP 交易者用以測試策略, 以進

¹若某個交易者已經將自身的四個籌碼都交易完了, 那麼在此交易日接下來的數個交易步驟中, 這個交易者就不能再出價。

一步評估策略表現的時間週期。為了使各個實驗的結果可以互相比較, 在本文中不論市場中有沒有 GP 交易者, 所有的結果都會以「代」作為呈現資料的基礎單位。

以下的虛擬程式碼也可以說明 AIE-DA 雙方喊價活動的大致流程:

```

For g = 1 to Max. Generation
begin
  Start a new Generation by calling NewGeneration.2
  For n = 1 to NumberOfSelection
begin
  For i = 1 to NumberOfTraders
begin
  For a GP trader, randomly select a strategy from its population.
end
  Initiates all datasets.
  For r = 1 to NumberOfSteps
begin
  Have every buyer submit its bid.
  Have every seller submit its ask.
  Conduct a transaction if it is possible.
  Record all transaction data.
end
  Calculate various market information.
  Calculate buyers' and sellers' gains.
  Calculate traders' fitness.
  Calculate various surplus information concerning economic theory.
end
end
end

```

²**NewGeneration** 函數會為 GP 交易者產生新的子代, 但如果市場中沒有 GP 交易者, 則 **NewGeneration** 將不會有任何動作。

在此架構下，AIE-DA 中一個典型的交易試合將如圖 3.5 所示。

Index	Step	Bid1	Bid2	Bid3	Bid4	Ask1	Ask2	Ask3	Ask4	Buyer/CBid	Seller/CAask	Traded Price
	1	435	364	349	414	153	179	284	117	1	4	276
	2	414	364	349	414	153	179	284	177	1	1	283.5
	3	328	364	349	414	327	179	284	177	4	4	295.5
	4	328	364	349	257	327	179	284	256	2	2	271.5
	5	328	308	349	257	327	299	284	256	3	4	302.5
	6	328	308	348	257	327	299	284	413	3	3	316
	7	328	308	322	257	327	299	321	413	1	2	313.5
	8	154	308	322	257	327	307	321	413	3	2	314.5
	9	154	308	285	257	327	363	321	413	308	321	
	10	154	308	285	257	327	363	321	413	308	321	
	11	154	308	285	257	327	363	321	413	308	321	
	12	154	308	285	257	327	363	321	413	308	321	
	13	154	308	285	257	327	363	321	413	308	321	
	14	154	308	285	257	327	363	321	413	308	321	
	15	154	308	285	257	327	363	321	413	308	321	
	16	154	308	285	257	327	363	321	413	308	321	
	17	154	308	285	257	327	363	321	413	308	321	
	18	154	308	285	257	327	363	321	413	308	321	
	19	154	308	285	257	327	363	321	413	308	321	
	20	154	308	285	257	327	363	321	413	308	321	
	21	154	308	285	257	327	363	321	413	308	321	
	22	154	308	285	257	327	363	321	413	308	321	
	23	154	308	285	257	327	363	321	413	308	321	
	24	154	308	285	257	327	363	321	413	308	321	
	25	154	308	285	257	327	363	321	413	308	321	
29		304	92.5	86	118.5	130.5	114.5	32	324			

圖 3.5: 一個 AIE-DA 交易試合的實例 – 當交易成功時，“Buyer/CBid”及“Seller/CAask”欄位的内容記載的是成交的買方編號及賣方編號。

3.2 研究問題與假設

3.2.1 學習與設計

由第 2.4 節的討論，可得知本研究的目的是在於研究學習型的行為與理性設計的交易程式間互動的結果，以找出兩種類型決策方式的特點及良窳。

而由第 2.2.3 節的探討我們也得知這些經由理性設計出來的交易程式，彼此間也有很大的分別：「訂製型」的交易程式試圖在事先可預見的各種情況範圍內制

定不同的行爲,而「調適型」型的交易者則以另一個方式,在一個一般性的前提下,提供軟體代理人在行爲上某種程度的彈性,讓軟體代理人自動因應環境的反饋來調整其作法。儘管作法稍有不同,但這兩種交易策略都反映出設計者試圖仰賴事前知識與理性思考來面對多變環境的設計哲學。然而,人類決策者的作法卻迥異於此。

因此,本研究嘗試依照策略之結構特性,將所有的交易策略分爲三大類,藉此來對此三種決策邏輯提出討論。

- 固定型策略(Fixed Strategy)
- 調適型策略(Adaptive Strategy)
- 創新學習型決策過程(Innovative Learning Process)

固定型策略

本研究所謂「固定型策略」,乃泛指策略之結構固定不變,不因環境改變而改變任何參數的策略。

這類型的策略便是「訂製型」策略的代表。如前所述,「訂製型」策略的設計邏輯在於事先假定了各種情境,並且設計了在不同情境下的應對行爲。由於這類型所考量的情境是有限的,因此一旦設計完畢,這類型的策略便會依照現有情境去套用多變的環境。

然而,「固定型」策略除了包含訂製型策略外,還包括了許多非策略性(例如 Truth Teller),或者是簡單的行爲法則。這些策略並不會因應環境的情況而改變作爲,其設計目的多是由簡單的經濟法則(rule of thumb)或捷思(heuristics)而得。

調適型策略

調適型策略，泛指在策略中設有某種行為參數（用以決定喊價數值），或者是某種複雜的判斷指標（用來判斷情勢或決定喊價範圍），並依照某種法則來更新這些參數或指標，以進一步產生決策的策略。這些參數或指標會隨時間經過而隨著環境調整，必須經過計算而得，且其無法以其他現有的資訊立即取代。

這類型策略的特色，便是在事先並不會週到地考量所有可能的情境。相反地，它們將各種可能情境的考量包含在一個或數個具有彈性的參數上，並藉由這些參數的調整，來對環境的多變性作出回應。

當然這類型的策略和固定型的策略會有難以清楚劃分的情況。例如 Skeleton 策略中使用到 Most 這個參數，而這個參數是由數個公開或私人資訊所求得的，因此 Skeleton 雖然結構不變，但它所使用的 Most 的值卻會隨著市場變化的改變，那麼 Skeleton 可以算是調適型策略嗎？

顯然，一些固定式的策略可以用參數的角度來改寫，更重要的用來更新參數的策略法則大多也可以利用情境判斷的方法來改寫，那麼兩者到底要如何有效區別呢？

針對這個問題，本研究認為分類的準則在於計算的複雜程度。舉例而言，Skeleton 中的 Most 變數是由很少量的資訊及簡單的大小關係判斷所得到的，當 Skeleton 的其他部分使用到 Most 時，其實都可以很輕易地、由唾手可得的訊息即時重新計算，而不會增加策略中預設情境的數目。然而 GD 策略便大大地不同了，雖然 GD 用以計算機率的資料也是唾手可得的資訊，但其複雜的計算方式與大量的訊息使用，若要改以情境判斷的方式來進行設計，將會需要極大量的情境設想才能滿足需求。兩者在計算複雜程度上的差異已到了影響本質的情況，因此 Skeleton 會被歸類為固定型策略，而 GD 則較適合歸類於調適型策略。

創新型學習過程

本研究所謂「創新型學習過程」,泛指不只是參數,乃至於其結構都會隨時時間、因應環境而改變的策略。其中「創新」指的是策略會利用新的方法及概念,也因為使用了新的方法或概念,而有別於單純的「調適型」行爲,因此稱之為學習過程。³

在本研究中,將以 GP 代理人作為創新型學習過程的代表。⁴而這與本研究由探討人機互動中人類的學習行爲又有何關聯呢?本研究認為,除了 GP 外,人類的行爲也屬於創新型學習過程。因為在人類的決策過程中,不但會調整既有的行爲,也會產生新的方式。例如在 Taniguchi et al. (2004) 的期貨市場研究中,一個未曾有交易經驗的真人交易者,可以在實驗過程中發現投機交易(speculating)的方法。⁵而人類的這種特性,也被 Rust et al. (1994) 所注意到:

“Our impression, however, is that none of the currently available methods appear capable of the sorts of ‘intuitive leaps’ that humans seem to make in the process of conjecturing the form of good strategies based on limited trading experience.” (Rust et al., 1994)

因此,「創新型學習過程」的交易者在某種程度上應能反映人類學習的部分特質,因此本研究將以此類交易者作為探討的重要。

本研究共由文獻收集了十一個不同的交易策略,再加上 GP 代理人,十二個交易者將依本節所述的三類策略進行分類,分類結果將於第 4 章中呈現。

³關於創新(Innovative)一詞,在劍橋字典的解釋:“using new methods or ideas,”及牛津字典的解釋:“featuring new methods; advanced and original,”都有新概念及新方法的意涵,因此在此賦與「創新」一詞,以彰顯其與前述調適行爲的不同。

⁴關於 GP 交易者的說明,請見第 4.3 節。

⁵該交易者不僅沒有投資股票的經驗,在實驗前的說明及訓練過程中,實驗者也並未給與任何相關的知識,見第 2.1.2 節。

3.2.2 智商與學習

本研究的另一個重要，在於探討智商對學習能力的影響。由第 2.3.2 節的討論可以得知，智商不但反映經濟個體綜合的心智能力，其概念本身也衡量了學習能力的高低，其重要性不言可喻。

真實社會是人類智慧運作的舞台，如果在這個舞台上，我們發現智商是影響人們決策結果與學習能力的關鍵因素，那麼作為一個用以描述真實社會複雜性、並強調個體異質性的建模方法，代理人基社會模型有沒有辦法可以找到一個參數，將智商對人類智慧的影響在人工智慧的世界中也彰顯出來？

在目前代理人基經濟學文獻中，至今尚未見到能將「智商」的概念適當地引起模型中的作法，因此，本文率先嘗試以 GP 決策者的策略群體大小 (population size) 作為智商的代理變數，並觀測這個智商的代理變數是否能充份反映智商在決策者學習能力上的影響。

GP 交易者的策略群體大小適合作為 GP 交易者的「虛擬智商」(virtual IQ) 參數嗎？⁶ 我們首先意識到的是，GP 的策略群體愈大，代表其心中可以內納的資訊量便愈多。其次，在每一個演化代數中更新策略時，策略群體愈大，就代表在每一代中能夠處理的資訊量就愈多，表示處理資訊的速度就愈快。

心理學文獻指出，人類的思考 (thinking) 與推理 (reasoning) 過程可以分為兩大類：一類是人類在漫長演化過程中所發展出之與天俱來的模組 (innate modules)，以及由一般領域學習機制 (domain-general learning mechanism) 所獲致的特定領域知識 (domain-specific knowledge)。另一類則是與一般智能 (general intelligence) 有關之抽象推理及假設性思考的能力 (Evans, 2003)。第一類的能力為人類與其他動物所共有，其運作快速而且完全自動，是一種無意識的學習；而第二類能力則為人類所特有，需要仰賴大腦中短期工作記憶 (working memory) 才得以運作的分析過程 (analytic process)。

⁶對於 GP 交易者的詳細介紹，請參閱第 4.3 節。

綜合以上對 GP 交易者策略群體大小的解說以及人類智慧過程的介紹，我們在此用 GP 交易者群體大小想要捕捉的智能概念，便是以第二類智能為主的人類決策學習過程。

3.2.3 研究假設

基於本研究對策略的分類，我們希望更進一步探討不同類別的決策模式在行為結果本質上的差異。因此，本研究針對這三種不同的決策模式建立了以下幾個假設：

假設一：決策品質表現 Adaptive > Fixed > Innovative

「決策品質」指的是策略的「獲利表現」。由於固定型策略乃是根據設計者所預想的可能情境中尋求一般性的解決方案，並不隨市場結構、市場規模、或競爭對手等環境細節之不同而審時度勢，改變其做法。故其決策應僅能在有限的範圍內取得有限的成果，而無法根據不同情況找出最理想的解。

調適性策略則被設計成在固定的模型中朝著較佳的方向進行探索，不論是透過參數的修正，或資訊的更新。由於調適性策略具備較大的彈性，因此預期較容易能發掘出較佳的策略。

至於創新型學習過程，由於不受模型之羈絆，可藉由有限的知識與資訊，嘗試不同的排列組合尋找出最適解，或藉由知識的疊床架屋建構出最佳策略。因此，相較於調適性策略，其彈性更大，在直覺上應該可以在多樣化的環境中能有更佳表現。不過由於人機互動的相關研究中，均顯示出具有學習能力的人類決策者在面對簡單，甚至是隨機的軟體交易者時，往往都被打得落花流水。因此，我們假設在有限的資源、知識、與時間下，創新學習型交易者雖然有進步的空間，但也許無法擊敗精心設計的交易策略。

假設二：調適速度上的差異 Fixed > Adaptive > Innovative

「調適速度」的評估方法是計算策略需要多少時間才能達到策略應該要有的表現水準。換言之，指的是交易策略達到其表現頂峰所需要的時間。

在此原則下，固定型策略應該是最快的，因為除了計算與判斷的時間外，依賴經驗法則是可立即使用且不需時間調整的，縱使環境改變，固定型策略也可以立即使用。而且由於固定型策略的不變性，其表現應該不致於有太多的起伏趨勢，因此達到其表現頂峰所需要的時間應該最短。

而調適性策略及創新型學習過程則不同，都需要時間來調整及搜尋。調適型策略往往由一個對自己最有利，或是以隨機的方式出發，在面對市場其他交易的競爭下，預期需要花一些時間來調整自己的不合理行為，例如修正對自己過於有利但卻喪失成交機會的喊價，或是由期初對自己不利的隨機喊價出摸索出最適的喊價。

至於創新型學習，由於不像前述兩類策略是建基在對雙方喊價活動流程既有的知識與理性設計上、再加上沒有任何的知識能輔助學習的進行，所以應該是需要花最多時間的。

至於調適型和創新型學習策略何者較快，則可能會因為演算法、模型設計、甚至參數的不同而有相當大的差異。但總結而言，兩者應該都會比固定型策略來得慢。

假設三：調適範圍的差異 Innovative > Adaptive > Fixed

比較「調適範圍」大小的目的，在於可以搭配「調適速度」來評估各種類型策略的適用情境。針對「調適範圍」討論的焦點在於策略面對多變的環境時，其獲利的水準值與穩定度表現。在探討這個議題時，有兩個觀念必須要先被釐清。首先，一個交易者所面對環境的多變性有以下幾種：

- **市場供需：**不同的市場供給與需求在個體層級代表不同的交易者保留價格，

在市場層級則代表不同的交易者位置。⁷

- **交易者組合**：不同的競爭對手組合，也包括自己是擔任買方抑或賣方的角色。⁸
- **動態市場**：現實中的環境多變性多以動態的形式存在，即使面對同樣的競爭對手與市場結構，交易者本身的保留價格也有可能隨著時間經過而有所變化。⁹

不同類型的環境變化可能造就截然不同的市場結果，因此分別針對以上幾種環境變化作探討是有必要的。

其次，要評估交易策略的調適範圍何者較大的關鍵，在於選擇評估的標準到底應以絕對的獲利排名為依據，還是該以策略獲利的穩定性作為衡量方式。本研究採用的是兩者皆計的方法，以提供非單一面向的評判標準。

如同假設一的預期觀點，創新型學習過程可依情況不同而改變作法，即使在極端的情況下亦能找出適當作法，因此其調適範圍應是最大的。固定型策略由於結構固定，彈性較小，故其調適範圍預期是最小的。

假設四：智商會影響學習的效果，智商愈高，學習愈快，學習的結果也愈好。

根據第 2.3.2 節中的討論，我們希望可以將智商對學習能力的影響帶入代理人基

⁷在本研究所使用的 AIE-DA 版本中，交易者的編號並不影響其交易優先順序。例如買方一與買方二出價相同時，系統會隨機挑選兩者之一賣方進行交易。縱使如此，不同的保留價值事實上代表的是個別交易者在整個供給或需求曲線上的位置。雖然本研究利用「個體效率」的獲利衡量方式以期消弭先天差異帶來優勢或劣勢，但不同的「位置」還是有可能創造不同的競爭條件，因而有加以變化的必要。

⁸在本研究所使用的 AIE-DA 版本中，交易者一旦在模擬開始之初被指定為買賣方其中之一，便終其模擬不再變換。

⁹以上所提及的市場供需變化及競爭對手組合都是以模擬為單位所作的變化，意即不同的模擬使用不同的供需與交易者組合，但其中任一模擬自始至終皆採用固定的設定。

模型中。因此，若我們成功地找到了將其納入模型設計的方法，模型展現出來的結果便應該要與心理學研究中智商與學習能力的關係有一致的結論，因此我們將假設智商愈高的學習型交易者，其學習的速度愈快，表現也將愈好。

3.3 實驗設計

本研究為探討各類型策略的特性，故設計了不同的情境以期能針對不同的策略特質進行測試。這些不同的情境包括市場供需、交易對手組合、市場型態、及實驗長度等。

在市場供需部分，本研究採用 Santa Fe 喊價市場交易競賽的籌碼產生方式來提供交易者保留價格。而且為了與 Rust et al. (1994) 的研究可以比較，我們便採用了同樣的競賽型態參數 6453。¹⁰

在交易對手組合部分，每個實驗的每次模擬，我們會以隨機的方式來選出八人，任意置於市場上的八個交易位置上。選取的方法為抽後不放回，以確保不會發生交易策略與自己互動競爭的情況。

而一方面為了充分嘗試各種市場結構，另一方面則是為了儘可能地對各種交易策略組合進行測試，我們便針對每組實驗參數進行三百到一千不等的實驗，以期能用大量抽樣的方法來取得具有代表性的實驗結果。

3.3.1 GP 交易者參數

由於本研究的 GP 採用特別的平行演化方法，故為了要讓 GP 交易者策略集合中的每個策略都有被抽到的機會，我們便將 GP 演化週期(即選擇數目, number of selection) 設為群體大小的兩倍，以期每個策略理論上都有被抽到兩次的機會。¹¹

¹⁰詳見第 2.2 節對 Santa Fe 籌碼產生方程式 2.1 之介紹。

¹¹GP 交易者之介紹請見第 4.3 節。

我們給予 GP 交易者的終點集合 (Terminal Set) 元素有: PMax, PMin, Pavg, PMaxBid, PMinBid, PAvgBid, PMaxAsk, PMinAsk, PAvgAsk, HT, NT, LT, CASK, CBID, TimeLeft, TimeNonTrade, Pass, Constant

我們給予 GP 交易者的函數集合 (Function Set) 元素則有: Add, Minus, Multiply, Divide, Abs, Log, Exp, Sin, Cos, If-Than-Else, If-Bigger-Than-Else, Max, Min, Bigger

GP 的其他參數列於表 3.1 中。其中群體大小視實驗中對 GP 智商的設定而定。

表 3.1: GP 參數表

參數名稱	參數值
群體大小 (Population Size)	視實驗需求而定
競賽大小 (Tournament Size)	5
突變率 (Mutation Rate)	5%
樹突變比例 (Tree Mutation)	90%
點突變比例 (Point Mutation)	10%
菁英數目 (Elite Size)	1

3.3.2 實驗參數

本研究共進行了以下數組的實驗:

1. 基準實驗: 這組實驗是用來檢視本研究自文獻所搜集到的策略之基本特性, 因此在這組實驗中並未加入具學習能力的 GP 交易者, 而先以文獻上的策略進行互相配對。此組實驗以代號 BASE 稱之。
2. 學習交易者: 加入了學習型的 GP 交易者, 並依其智商大小分別進行 p5,

p20, p50, p5L, p20L, p30L, p40L, p50L, p60L, p70L, p80L, p90L, p100L 等實驗。

3. 動態市場: 承上, 但不同的是在每代之初, 我們會重新隨機指定交易者的籌碼, 以造就一個隨機變動的市場環境。實驗計有 DMp5L, DMp20L, DMp30L, DMp40L, DMp50L, DMp60L, DMp70L, DMp80L, DMp90L, DMp100L,

其中 BASE 實驗設計的目的是為了單純比較文獻策略中「固定型」及「調適型」策略的表現結果。而動態市場實驗設計的目的則在於以較困難的市場交易問題來測試智商的影響以及學習是否可發揮功用。而由於本文將學習及智商的探討分兩章論述, 故在此將兩章中所進行的實驗參數分別列於表 3.2 及表 3.3 中。

表 3.2: 實驗參數表

實驗代號	買方人數	賣方人數	有無 GP 交易者	GP 群體大小	GP 每代日數	動態市場	市場更新頻率	每次模擬交易日數	模擬次數
BASE	4	4							
p5	4	4	Yes	5	10			1,000	1,000
p20	4	4	Yes	20	40			1,000	1,000
p50	4	4	Yes	50	100			1,000	1,000
p5L	4	4	Yes	5	10			7,000	300
p20L	4	4	Yes	20	40			7,000	300
p50L	4	4	Yes	50	100			7,000	300
DMp5L	4	4	Yes	5	10	Yes	10	6,000	300
DMp20L	4	4	Yes	20	40	Yes	40	6,000	300
DMp50L	4	4	Yes	50	100	Yes	100	6,000	300

表 3.3: 實驗參數表 – 智高抽樣

實驗代號	買方人數	賣方人數	有無 GP 交易者	GP 群體大小	GP 每代日數	動態市場	市場更新頻率	每次模擬交易日數	模擬次數
p30L	4	4	Yes	30	60			7,000	300
p40L	4	4	Yes	40	80			7,000	300
p60L	4	4	Yes	60	120			7,000	300
p70L	4	4	Yes	70	140			7,000	300
p80L	4	4	Yes	80	160			7,000	300
p90L	4	4	Yes	90	180			7,000	300
p100L	4	4	Yes	100	200			7,000	300
DMp30L	4	4	Yes	30	60	Yes	60	7,000	300
DMp40L	4	4	Yes	40	80	Yes	80	7,000	300
DMp60L	4	4	Yes	60	120	Yes	120	7,000	300
DMp70L	4	4	Yes	70	140	Yes	140	7,000	300
DMp80L	4	4	Yes	80	160	Yes	160	7,000	300
DMp90L	4	4	Yes	90	180	Yes	180	7,000	300
DMp100L	4	4	Yes	100	200	Yes	200	7,000	300

第 4 章

交易策略

本文中用以建構軟體代理人的策略，主要來自於研究雙方喊價市場中價格形成 (price formation) 的研究。其中雖然有部份交易策略並非以追求自身利潤為目的，但本研究仍然將之納入研究對象，以探討各種類型交易策略同場競爭下的結果，並嘗試發掘不同類型的策略是否會有不同的特徵。

在這些文獻研究中，市場機制絕大多數皆為連續型雙方喊價，但本實驗平台採用的是非連續型雙方喊價市場機制，因此在採納這些交易策略時，便需要對這些策略進行局部修改。因此本研究所採用的文獻策略和其原始的版本或多或少會有些微的不同，但因為在修改策略時，都已盡量遵循該策略原始的設計概念，因此可以視為是這些策略的非連續型雙方喊價市場版本。故在最後的實驗結果分析，仍可以視為是對這些交易策略概念的統一檢視。

4.1 基本名詞介紹

由於接下來介紹本研究所使用的交易策略時，不論是交易流程圖、虛擬程式碼 (psuedo code)、或是文字的敘述，都會用到一些市場資訊的專有名詞，因此在本節中將統予以說明。一方面將有助於讀者對這些策略運作過程的認識，另一方面也可幫助讀者更加明白雙方喊價市場在本實驗平台上的構架。

保留價格

本研究中所指稱的「保留價格」(reservation price), 在其它喊價市場文獻中有許多不同的稱謂, 如「贖回價值」(redemption value)、「籌碼價值」(token value)、「成本」(cost)、或「真實價值」(true value) 等等。這些名詞指的都是同一個概念。

如同第 3.1.1 節所言, 每位交易者在每個交易試合之初都會被分派數個籌碼。由於每個交易者都能擁有數個籌碼, 因此我們便以下面幾個名詞來指稱不同的籌碼:

- **HT** (Highest Token) – 目前手頭上排第一個的籌碼。對買方而言, 就是目前手頭上價值最高的籌碼; 對賣方而言, 就是目前手頭上價值最低的籌碼。HT 是一個變數, 它指的是目前所擁有的籌碼中排第一位的, 因此, 隨著交易不斷地發生, 交易者手上的 HT 也會不斷地改變。
- **NT** (Next Token) – 類似 HT 的概念, 指的是交易者目前手頭上排第二位的籌碼, 也會隨著交易情形而改變。
- **LT** (Last Token) – 指交易者手上排最後的籌碼, 與 HT 或 NT 不同的是, LT 指的永遠是同一個籌碼。¹

價格資訊

由於在 AIE-DA 實驗平台中, 交易活動是以「交易步驟」(trading step) 為最小單位, 而數個交易步驟為一個「交易試合」(trial)。因此在過去的歷史價格方面, 提供有以下三個資訊:

¹舉例而言, 若某個賣方交易者有四個籌碼, 依照價值由低到高分別為 A、B、C、與 D。在他/她還未成交前, 其 HT 指的是四個籌碼中價值最低的籌碼, 也就是 A, 而 NT 是 B, LT 則為 D。在他/她第一次成交之後, A 已使用掉了, 此時他/她手上只剩三個籌碼, 此時 HT 便為 B, NT 為 C, LT 為 D。若他/她一路順利成交直到手上僅剩一個籌碼, 此時 HT = NT = LT, 三者皆為 D。

- **PMax** – 指前一個交易試合的最高市場成交價。
- **PMin** – 指前一個交易試合的最低市場成交價。
- **PAvg** – 指前一個交易試合市場成交價格的平均。

喊價資訊

同樣地，對於市場上每個交易者的喊價而言，提供有以下諸項資訊：

- **CBID**、**CASK**、及 **CPrice** – 指前一個交易步驟的市場最高買方喊價 (current bid)、最低賣方喊價 (current ask)、及成交價格 (current price)。
- **PMaxBid**、**PMinBid**、及 **PAvgBid** – 前一個交易試合中，成功達成交易的買方喊價中的最高值、最低值、以及平均值。
- **PMaxAsk**、**PMinAsk**、及 **PAvgAsk** – 前一個交易試合中，成功達成交易的賣方喊價中的最高值、最低值、以及平均值。

時間資訊

每一個交易試合包括了數個交易步驟，以下的時間概念都是以交易步驟為單位：

- **TimeLeft** – 在這個交易試合中，還剩下多少時間？
- **TimeNonTrade** – 在這個交易試合中，已經有多久市場上沒有交易發生了？

除了以上各項資訊外，不同的交易策略可能還會使用到更特別的資料。例如 GD 策略會利用詳細交易記錄來計算所有成交與不成交的喊價數目；也有可能自行定義新的指標以供使用，如 Skeleton 定義的 Most 等等，在此則不贅述，留待解說個別策略時一併說明。

4.2 文獻策略

本節將介紹本研究中自代理人基雙方喊價文獻中所搜集到的交易策略，介紹的方式則是將類似的策略先後介紹，而沒有任何其他的排名目的。

4.2.1 Truth Teller 交易策略

所謂的 Truth Teller，也就是誠實喊價交易策略，乃是指會直接按照本身保留價值出價的策略。而誠實喊價交易策略也是一種非策略性的行為，亦即交易者的喊價行為不會受市場情況改變的影響。不論在任何情況，Truth Teller 都會按其現有的籌碼值喊價，直到手上沒有籌碼為止。

4.2.2 Skeleton 交易策略

Skeleton 交易策略是由 Rust et al. (1994) 等人所提出，在 Santa Fe 所進行的雙方喊價交易競賽中，主辦者提供 Skeleton 策略給所有撰寫交易程式的參賽者，作爲他們各自發展交易策略的骨架。² 圖 4.1 爲其策略流程圖。

Skeleton 策略的基本運作方式爲 (以買方爲例):

- 如果市場上沒有同爲買方的人出喊，表示來自於買方的競爭壓力較小，可以出較低的價格，因此其喊價參考市場上賣方的最低喊價及自身最低的保留價值，再減去一個參考到自身保留價格分佈差異的隨機數字，企圖一方面儘可能讓自己的每次喊價都有利可圖，另一方面則隨市場規模稍作調整而不至於偏離市場價格過多。
- 如果市場上有同爲買方的人喊價，則代表來自買方的壓力較大，因此爲了獲

²主辦單位提供 Skeleton 給參賽者作爲參考，參賽者可以直接使用 Skeleton，或對 Skeleton 進行修改後再使用，當然也可以完全不使用。

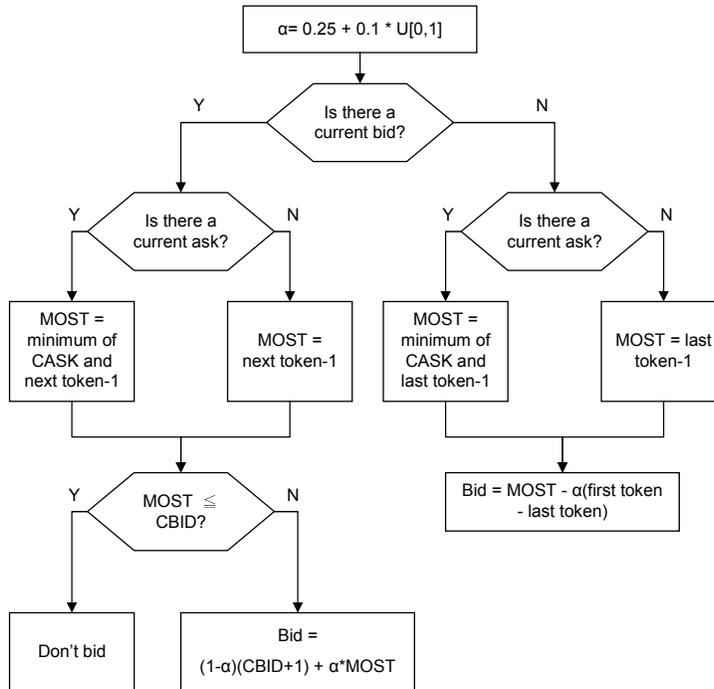


圖 4.1: Skeleton 交易策略 – 買方

取成交機會，喊出的價格就不能像沒有買方喊價時那麼低了。此時一方面仍然想將價格壓低至賣方最低喊價或自身第二高保留價格的水準，另一方面爲了考慮到同爲買方的競爭情形，如果理想價格(稱爲 Most) 高過市場上買方最高喊價的話，便將理想的價格與市場上買方的最高喊價作加權平均得到喊價價格；如果理想價格不到市場上買方最高喊價的話，便沒有喊價的需要了。

- 賣方策略依此類推。

在此必須說明的是，Skeleton 策略爲 Santa Fe 所提出的策略，因此本研究乃透過 Rust et al. (1994) 所公佈的策略流程圖建構而成。然而 Rust et al. (1994) 並未同時公開 Skeleton 策略針對賣方交易者的交易流程圖，因此本研究中的賣方策略乃是依 Rust et al. (1994) 中的買方策略流程圖類推而成。

4.2.3 Kaplan 交易策略

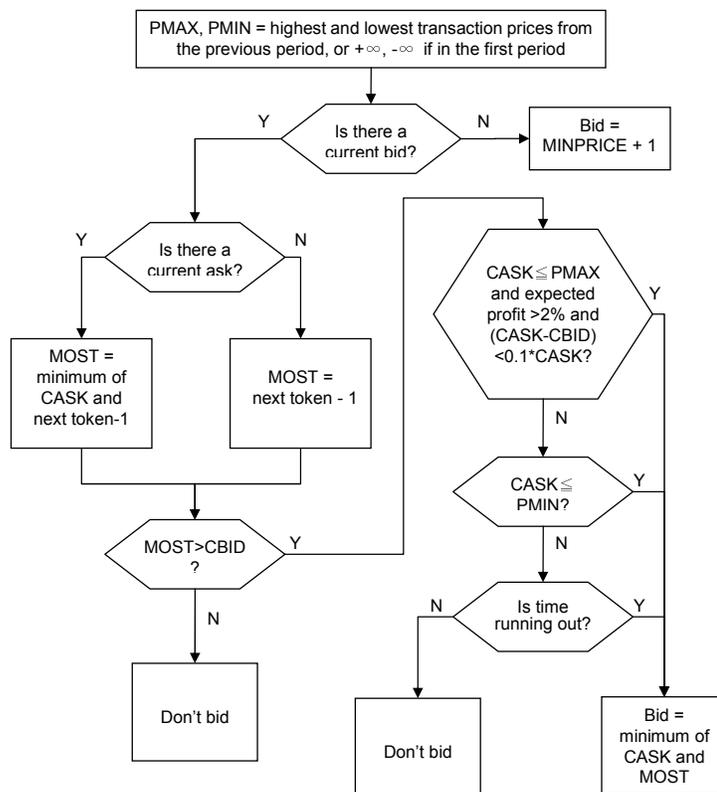


圖 4.2: Kaplan 交易策略 – 買方

Kaplan 策略是 Santa Fe 雙方喊價市場交易策略競賽中獲得第一名的策略，乃由經濟學者 Todd Kaplan 所設計。³ 在 Santa Fe 的交易競賽中，Kaplan 在大多數的情況下皆獲勝，因而本研究將之納入比較範圍。

圖 4.2 為 Kaplan 之策略流程。Kaplan 策略的基本運作方式為(以買方為例):

- 首先，Kaplan 是一種所謂的「背景交易者」，亦即其主要概念是先讓市場上的其他交易者不斷地探索價格，直到買賣雙方的喊價差距在一定範圍內時，

³Todd Kaplan 現為英國 University of Exeter 經濟系助理教授，在參與 Santa Fe 競賽時 Kaplan 為 University of Minnesota 的博士生。

再跳出來攔截掉最有利的成交機會，藉此來提高自身的獲利。

- 由流程圖所示，在市場上同為買方的其他交易者沒有喊價時，Kaplan 交易者會喊出一個極低的價格（前期最低成交價格再加上一的價格），此喊價如果能成交，正常情況下那便可賺進鉅額利潤；如果不成交，也不會透露太多訊息給其他交易者。
- 如果市場上有買賣雙方喊價的記錄，則透過類似 Skeleton 的方式來定訂理想的價格，但與 Skeleton 交易策略不同的是，Kaplan 加上了更為精巧設計的條件來決定喊價的時機 – Kaplan 會等待三個條件成熟時下單：(1) 目前市場上賣方最低喊價小於前期最高成交價。(2) 預期獲利率大於百分之二。⁴ (3) 買方最高喊價及賣方最低喊價的差距十分接近時。
- 若條件一直不如預期，但交易時間已所剩不多，便直接出價以免喪失成交機會。

如同 Skeleton 策略，本研究中 Kaplan 策略乃是利用 Rust et al. (1994) 所公佈之策略流程圖建構而成。然而 Rust et al. (1994) 並未同時公開 Kaplan 策略針對賣方交易者的交易流程圖，因此本研究中的賣方策略乃是依 Rust et al. (1994) 中的買方策略流程圖類推而成。

4.2.4 Ringuette 交易策略

Ringuette 交易策略同樣是由 Santa Fe 競賽中脫穎而出的策略，其設計者為計算機學者 Marc Ringuette。Ringuette 策略也是所謂「背景交易者策略」的一種，其交易概念為：

- 以買方為例，先讓市場上其他交易者去協商價格，等到市場上買方的喊價高過賣方喊價達到一定的程度，也就是當 Ringuette 交易者認為真的「有利可

⁴Rust et al. (1994) 並未說明預期獲利率如何計算，在本研究中乃是將交易者目前的保留價格與賣方最低喊價之差距再除以保留價格作為獲利率的代表。

圖」時，才會出面喊價。

- 市場情況是否有利可圖的判斷，首先是看買方喊價超過賣方喊價的部分是否大於某個「獲利區間」，當買方與賣方喊價夠大時，代表 Ringuette 交易者便有以低價格「搭順風車」獲取交易機會的空間。
- 在「獲利區間」夠大時，Ringuette 交易者會選擇在市場買賣雙方的喊價之間的一個較低的範圍內隨機喊價。
- 當市場流動性不佳，或交易時間所剩無多時，便改採修改過的 Skeleton 交易策略來較積極地出價。
- 賣方策略依此類推。

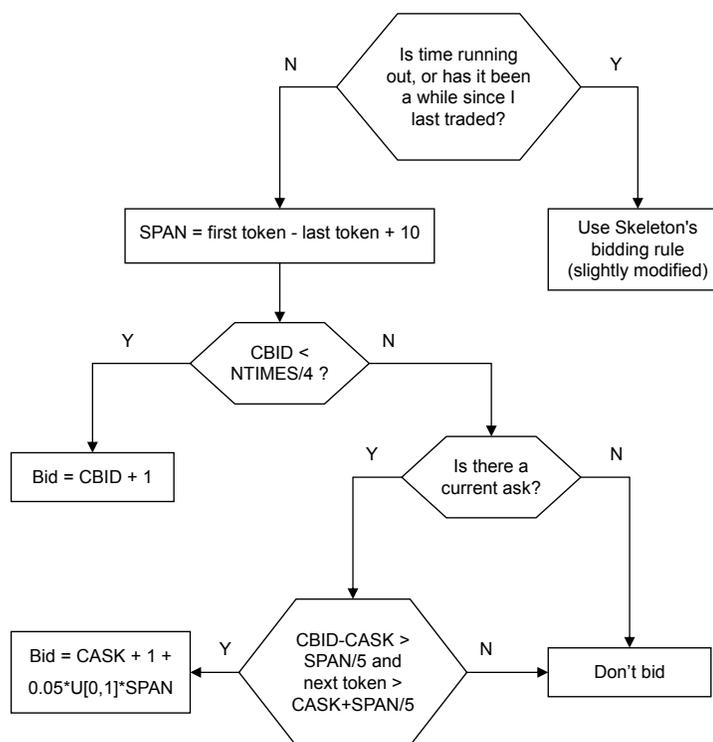


圖 4.3: Ringuette 交易策略 – 買方

圖 4.3 為 Ringuette 交易策略的流程圖。同樣地, Rust et al. (1994) 僅公佈 Ringuette 策略的買方流程圖, 並且對於策略中的諸多變數並未有詳細的解釋。因此本研究中乃根據買方的流程圖來建構賣方的交易法則, 並且利用 Rust et al. (1994) 對於 Ringuette 策略的側寫來建構出詳細的交易策略細節。

4.2.5 ZIC 交易策略

ZIC 策略全名為 Zero-Intelligence Constrained。Zero-Intelligence (ZI) 交易者 是 Gode and Sunder (1993) 所提出的相當著名的軟體交易者, 之所以被稱為「零 智能」交易者, 乃是因為 ZI 交易者不管市場條件如何, 皆在一固定範圍中採取隨 機的喊價方式來應對。隨機喊價的行為由於不具任何的邏輯、毫無章法, 因此被視 為一種完全不具智慧表現的喊價行為。ZI 交易者被提出的目的, 本來便不在於追 求本身利潤的最大化。Gode and Sunder (1993) 提出 ZI 交易者的動機乃在於檢 視各種市場交易機制的本質, 在一個完全由 ZI 交易者所組成的市場中, 若市場價 格呈現某種程度上的收斂性, 便可將價格的行為歸因於交易機制的的作用, 而非交易 者策略中所挾帶的知識與策略性行為的結果。

ZI 交易者的運作原理非常簡單: 其喊價是在一個事先給定的範圍中隨機選取 而得。然而, Gode and Sunder (1993) 發現單純的 ZI 交易者並不能造成市場價 格之收斂, 需要另一種稍為修改後的 ZI 交易者方能達成價格收斂的目標, 這種修 改過後的版本即為本研究中所採用的 ZIC 交易者。⁵

ZIC 交易者與 ZI 交易者的不同之處在於預算限制的概念。以買方為例, 一個 ZIC 的買方交易者雖然也是在一個事先給定的範圍中採取隨機的方式的喊價, 但 ZIC 交易者還會進一步地將隨機選取而得的數字與其保留價格作比較, 如果該數

⁵Gode and Sunder (1993) 的研究得出了一個相當強烈的結論: 即使市場交易者都是些沒有 智慧的隨機喊價者, 雙方喊價市場的機制仍可發揮強大的作用, 將市場價格引領至均衡水準。因 此市場力量之大可能超過一般人的想像, 因此交易者行為只需要具有簡單的預算限制概念, 整個市 場就會在那「看不見的手」的運作下逐步達到均衡狀態。Gode and Sunder (1993) 的研究引發了 熱烈的討論, 並開啓了代理人基計算經濟學界一系列對價格形成過程之探討。

字高過其保留價格，便代表此喊價極有可能會造成損失，因此 ZIC 的買方交易者便會捨棄所有高過其保留價格的隨機喊價價格。換言之，實際上 ZIC 買方交易者的隨機行爲，乃是在保留價格到某個價格下限之間的區間內進行隨機喊價的動作，也因為如此而被稱爲受限制的 ZI 交易者。

本研究選擇納入 ZIC 交易者而非 ZI 交易者的理由，除了 ZIC 交易者具有造成價格收斂的特性外，在比較各類型交易策略獲利能力的優劣時，顯然不考量自身的保留價格是一種非常不利的行爲。而其隨機喊價的上下限，則除了本身的保留價格之外，復使用市場的供給與需求曲線之上下緣作爲其喊價之範圍。實際上的作法在買方較不成問題，因爲其喊價範圍可以簡單地設定在 $[0, HT]$ 的範圍裡；對賣方而言，則勢必要設立一個上限，而且同時要讓賣方的喊價範圍不至於和買方差異過大。因此賣方上限的設法爲：市場裡所有賣方籌碼中最低者，加上同市場中的買方的最大喊價範圍（即買方籌碼中再高者減去零），所得到的數字即爲所有賣方喊價的共同上限。這樣做的目的在於使 ZIC 交易者不會因爲在差異極大的市場供需曲線中因爲採取固定的喊價範圍而蒙受鉅額損失。⁶

4.2.6 Markup 交易策略

Markup 策略是由 Zhan and Friedman (2007) 所提出，同樣是用於研究價格形成的交易策略。

Markup 策略的概念十分簡單：交易者會以自身的保留價值再加上(或減去)

⁶在一般使用到 ZI 的文獻中，對於 ZI 隨機喊價範圍的設定大多採用以下兩種方式進行：(1) 設定一個大於模擬中市場供需所在範圍的區間，讓 ZI 在此區間內隨機挑選喊價，便可保證隨機挑選之範圍涵蓋市場供需之範圍。(2) 將 ZI 隨機挑選數字的範圍定爲市場的供需範圍，如此一來 ZI 隨機挑選的範圍便會與市場範圍完全吻合。在本研究中，由於每個模擬皆會隨機產生市場供需曲線，因而市場間的差異頗大。若採取第一類作法，則該隨機選取範圍勢必過於寬大，而造成 ZIC 交易者喊價偏離現實過多的問題。

一定的比例作為喊價價格。買賣雙方的喊價方程式如下：

$$\begin{aligned} b_i &= v_i(1 - m) \\ a_j &= c_j(1 + m) \end{aligned} \quad (4.1)$$

其中 b_i 代表買方 i 的喊價, a_j 代表賣方 j 的喊價; v_i 代表買方的保留價格, c_j 代表賣方的保留價格, 而 m 則為喊價的「加碼」。

由此可知, 加碼值愈高, 代表交易者所欲賺取的利潤就愈大。⁷ 在本研究中所採用的加碼值為 0.1, 因為在 Zhan and Friedman (2007) 的研究中, 當交易者皆採用 0.1 的加碼值時, 市場的效率將會達到最大。⁸

同時, 借用 Markup 交易策略的概念, 我們可以把 ZIC 想像成一個具有隨機加碼值的 Markup 交易者。以買方為例, ZIC 交易者的喊價行為乃是以其保留價格為根據, 向下隨機選取一個數字作為喊價, 這種行為便像是隨機選取一個加碼值, 再透過式 4.1 計算出 b_i 一樣; 賣方亦然。因此從這個角度出發來看, ZIC 以及稍後會介紹到的 ZIP 及 EL 交易策略, 其實都是很顯著地操作著一個類似於「加碼」的參數, 因此都可視廣義的 Markup 交易策略。

4.2.7 ZIP 交易策略

ZIP 策略的全名為 Zero-Intelligence Plus, 是由 Cliff and Bruten (1997) 所提出的交易策略。顧名思義, ZIP 交易策略乃是透過改良 ZI 策略而來。

Cliff and Bruten (1997) 創造此策略的動機, 在於 Gode and Sunder (1993) 的結論指出只要考量了預算限制的簡單交易者行為, 雙方喊價機制便可將價格導

⁷但實際上並不一定會賺到這麼多的利潤, 加碼值訂得高, 雖然喊價較為犀利, 但同時也代表在市場上的競爭力不高, 很容易被同一方的其他交易者比過去, 因而喪失成交機會。

⁸本研究亦進行了先行的測試, 試圖找出能夠最大化交易者獲利的加碼值。然而經過在不同類型市場下的測試後, 發現不同的加碼值在不同的市場型態中有不同的優勢。因此, 基於市場型態的隨機性、加碼值的連續性、以及對手策略的多樣性, 除非經過極大量的模擬測試, 很難找出哪一個加碼值可以最大化交易者的利潤。執是之故, 本研究乃採用 Zhan and Friedman (2007) 的結果, 以 0.1 作為加碼之參數值。

引至均衡的水準。然而 Cliff and Bruton (1997) 則認為 Gode and Sunder (1993) 的研究結果僅局限於對稱的市場結構：在對稱的市場結構下，隨機的喊價行為自然會造成成交價格落在接近供需曲線交點的均衡價格附近，然而若是在非對稱的市場供需情況下，隨機的喊價行為便會造成成交價格偏離供需曲線的交點(均衡價格)。

有鑑於此，Cliff and Bruton (1997) 提出了 ZIP 交易策略的「加強版」來克服此一問題。⁹ ZIP 交易者的基本運作原理為：

- ZIP 擁有一個稱為「利潤率」(margin) 的參數，此參數等同於 Markup 交易者的加碼值。但不同的是 ZIP 交易者會視市場情況調整利潤率，並且會保留此利潤率到往後的交易日，直到市場情況改變促使 ZIP 交易者更新其值為止。
- ZIP 交易者會依市場上其他交易者的喊價及成交情況來調整自身的利潤率。以買方為例，當其觀察到市場上有人成交，且其成交價格比自己依照現有的利潤率所欲喊出的價格還低的時候，代表自己的喊價過於厚道，可以再把喊價壓低一些，此時該交易者便交易者便會調高其利潤率。
- 如果 ZIP 買方觀察到市場上有買方喊價但未成交，而自己依照現有利潤率所欲喊的價格甚至比市面上未成交的買方喊價還低時，代表自己所出的價格過低，此時 ZIP 交易者便會調降自己的利潤率以增加成交的機會。
- 同樣地，如果一個 ZIP 買方觀察到市場上有交易發生，但該成交價格比自己依現有利潤率所欲喊的價格還高時，就代表自己的喊價可能過低了，此時應調降自己的利潤率以增加交易機會。
- 賣方依此類推。

⁹乍看之下，ZIP 的交易法則似乎與 ZIC 有著頗大的差異，但若將 ZIC 視為廣義 Markup 策略的一種，那麼 ZIP 就是把 ZIC 中隨機選取加碼值的作法改為視市場情況調整的作法。是故 ZIP 便可視為 ZIC 的改良版本。

如同大部分研究價格形成的文獻, Cliff and Bruten (1997) 的研究也是在連續型雙方喊價市場 (Continuous Double Auction, CDA) 的交易機制下進行的。而本實驗平台採用的是非連續型的雙方喊價機制, 因此在納入 ZIP 交易策略時必須將其稍作修改。修改後的 ZIP 交易策略虛擬程式 (pseudo code) 如下:

```
If (the there was a transaction in the last trading step)
then
    Any buyer  $b_i$  for which  $p_i \geq \text{CBid}$  should raise its margin.
    Any buyer  $b_i$  for which  $p_i \leq \text{CAsk}$  should lower its margin.
else
    Any buyer  $b_i$  for which  $p_i \leq \text{CBid}$  should lower its margin.
```

而利潤率之調升或調降, 則採用機器學習(machine learning) 中最簡單的調適法則 Widrow-Hoff 法則來調整, 讓交易者在原來的利潤率附近隨機選一新值, 並且再加上動能係數 (momentum coefficient) 的設計來平滑化調整的軌跡。¹⁰

4.2.8 Easley-Ledyard 交易策略

Easley-Ledyard 策略, 在本研究中又稱為 EL 策略, 是 Easley and Ledyard (1993) 之市場價格形成研究中所使用的策略。在其研究中發現使用 EL 策略的結果可以與真人實驗的資料相吻合。而 EL 策略的設計, 根據 Easley and Ledyard (1993) 所指出, 不但符合有限理性的假設, 也同時擁有最適化的行為設計。

EL 交易者除了先天擁有的保留價格外, 還會建立一個理想價格。¹¹ 而交易者

¹⁰Widrow-Hoff 調適法則的公式為 $A(t+1) = A(t) + \Delta(t)$, 其中 $\Delta(t) = \beta(D(t) - A(t))$, $D(t)$ 為目標值。

¹¹在 Easley and Ledyard (1993) 的研究中稱交易者先天的保留價格為「真實價值」(true value), 稱交易者在考量真實價值與市場情況後, 心中認為可以接受的價格為「保留價格」(reservation price)。為了與本研究中及其他文獻中的用法一致化, 本研究將 Easley and Ledyard (1993) 所謂的保留價格改稱為理想價格。

所喊的價格不會是其保留價值，而是以利潤率的概念來調整理想價格，喊價時會直接以理想價格出價。

EL 交易者喊價的方式如下(以買方為例):

- 爲了最大化利潤，應該要讓利潤率愈大愈好。但同時爲了維持成交的機會，利潤率不能太大，以免降低成交機會。¹² 而利潤率愈大，就代表理想價格要訂得愈低。
- 理想價格的訂定會參考到對市場的預期，而此預期則是以上一期的最高買方喊價(或最高成交價)與上一期的最低賣方喊價(或最低成交價)所形成的區間，用來估計市場上買賣雙方交易者保留價格的分配空間。
- 操作方法：理想價格除了一定要低於自己的保留價格外，也要儘可能將理想價格壓低在預期區間上限之下，以免自己多付錢(overpay)而吃虧了。所以在一開始要先在預期區間內以較低的價格出發。在實際操作上，EL 買方交易者會先利用上一回合的最高買方喊價(PMaxBid)及最低賣方喊價(PMinAsk)來建構預期區間。¹³ 在喊價時，EL 賣方會先在預期區間內隨機喊價，此時定義預期區間上限爲 \bar{P} ，下限爲 \underline{P} 。
- 如果過了某個時間點後無法成交，則會逐步提高理想價格，直到達到預期區間上限爲止。在實際操作上，如果一直沒有成交，EL 買方交易者會將理想價格先調到 $\bar{P} - 1$ 的水準。如果還是無法成交，則再將理想價格依序調至 \bar{P} 、 $\bar{P} + 1$ 的水準。¹⁴
- 但如果仍舊還無法成交，才不得不將理想價格拉到預期區間上限之上，但絕對不可超過自己的保留價格。操作方法爲由 $\bar{P} + 1$ 的水準逐步加 1，直到到

¹²Easley and Ledyard (1993) 的市場環境是雙方喊價市場，因此交易者的喊價便有時間上的先後之別。爲了簡化情況，Easley and Ledyard (1993) 假設價格訂得愈高的交易者喊價的速度會快過價格較低的交易者，因此市場上成交的順序永遠是價高者得，不會發生喊價比別人低者卻因爲動作上比別人快而得利的情況。

¹³若自己的保留價格(HT)低於 PMaxBid，則預期區間由 HT 及 PMinAsk 構成。

¹⁴如果預期區間的上限就是本身的保留價格，那理想價格最高只會訂到自己保留價格的水準。

達自己的保留價格為止。

- 賣方交易策略依此類推。

在本研究中，由於交易者的籌碼是透過隨機過程產生的，因此籌碼的數值大小差異非常大。在籌碼數值很大，但交易時間有限時，以上作法中等待某個時間點過後再調整的作法恐有緩不濟急之虞。所以在本研究中，只要喊價後沒有成交，就會直接調高理想價格。此外，當喊價已達 $\bar{P} + 1$ 卻還是無法成交時，會直接喊自己的保留價格 HT。

此外，在 Easley and Ledyard (1993) 的設定中，交易者只有一個籌碼，成交過後便會離開市場。但在本研究中，交易者有四個籌碼，故在本研究中若 EL 交易者交易成功了，對接下來的籌碼將會採取同的方式來喊價。

EL 策略基本上可視為廣義的 Markup 家族之一員，藉著隨時觀察市場上的情況，EL 策略彈性地調整其利潤率，與 ZIP 交易策略在設計概念層面上是十分接近的。

4.2.9 Gjerstad-Dickhaut 交易策略

GD 策略是由 Gjerstad and Dickhaut (1998) 所提出，用於研究價格形成的一種交易策略。GD 策略的公式與實際操作十分複雜，但事實上其概念十分的簡單。GD 策略採取最適化的作法，透過市場資訊來估算喊出某個價格後成交的可能性，用以計算各個可能喊價的獲利期望值，再選出致使期望值最大者作為最後的喊價。

式 4.2 為 GD 策略用來估算各個喊價價格下成交可能性的方法(以賣方為例)。

$$\begin{aligned} \hat{p}(a) &= \frac{\sum_{d \geq a} TA(d) + \sum_{d \geq a} B(d)}{\sum_{d \geq a} TA(d) + \sum_{d \geq a} B(d) + \sum_{d \leq a} RA(d)} \\ &= \frac{TAG(a) + BG(a)}{TAG(a) + BG(a) + RAL(a)} \end{aligned} \quad (4.2)$$

其中 $\hat{p}(a)$ 代表 GD 交易者對喊出價格 a 後可以成交的機率之估計; $TAG(a)$ 代表在過去的成交記錄中, 賣方喊價超過 a 而且成功交易的次數總共有多少; $BG(a)$ 代表在過去的成交記錄中, 買方曾喊超過 a 的次數總共有多少; 至於 $RAL(a)$ 則表示在過去的成交記錄中, 賣方有人喊價低於 a , 但卻被拒絕的次數總共有多少。

GD 交易者會在一個價格範圍內進行以上估計成交機率的動作, 因此便可用以計算在該喊價範圍內喊出各個價格後的期望獲利, 其中期望獲利最高者, GD 交易者便會依照該價格來出價。在本研究中, GD 買方交易者會在自身的保留價格與前一交易步驟中市場最低賣價之間進行喊價, 而所使用的則是當期各個交易步驟的歷史資料。

由於在 Gjerstad and Dickhaut (1998) 的研究中市場環境是連續型雙方喊價市場, 當一個喊價送達市場並且被接受時, 成交價格便會是該喊價價格 (買賣雙方喊價配對中較晚到達市場的喊價), 因此在計算期望利潤時較為簡單, 送出的喊價與本身保留價格的差距 (以賣方為例) 即為利潤。但在非連續型雙方喊價市場中, 由於交易價格定為買賣雙方的喊價平均值, 所以 GD 雖然可以估算喊出某個數字後成交的可能性有多大, 卻無法事先得知成交價格會是多少。因此在本研究中, 仍舊採行 Gjerstad and Dickhaut (1998) 的作法, 以自身保留價格與喊價之間差異作為利潤的代表。

4.2.10 BGAN 交易策略

BGAN 策略的全名為 Bayesian Game Against Nature, 是 Friedman (1991) 所提出用以研究價格形成的交易策略。顧名思義, BGAN 策略的核心就是一個「貝氏賽局」(Bayesian Game), 是在對整個雙方喊價活動的結構不清楚的情況下, 將「不完全訊息」(incomplete information) 轉化為一場應對自然的賽局。Friedman (1991) 假設雙方喊價市場中的交易者會忽略市場上其他交易者對其策略運用所可能產生的反應, 而將整個喊價活動視為與「大自然」(nature) 互動的賽局。

BGAN 交易者的基本運作方式如下 (以賣方為例):

- 將市場上其他交易者的行為都視為大自然的某種隨機現象, 所以其他交易者所喊的價格都是大自然隨機產生的數字。在此概念下, BGAN 會以一個常態分配來描述整個買方喊價, 並在心中利用貝式法則來更新此分配的參數。
- BGAN 交易者相信他的行為對其他人並不會有影響, 也不考慮其他賣方的競爭行為, 因此一個 BGAN 賣方交易者的喊價將只考慮買方喊價之多寡。¹⁵ 根據心中對整個買方喊價分配的信念(belief), BGAN 賣方交易者便會計算在此分配下可以獲得的期望利潤有多少。意即當大自然依照該機率分配函數來產生一系列的買方喊價時, 如果按照目前自己所擁有的保留價格, 所能獲得的預期利潤為何, 如式 4.3 所示。

$$\begin{aligned}
 \pi^* &= \int_{-\infty}^{\infty} (p - c)^+ d\hat{F}^b(p) \\
 &= \bar{N} \int_c^{\infty} (p - c) [F^b(p)]^{\bar{N}-1} dF^b(p) \\
 &= \bar{N} \int_c^{\infty} (p - c) [F^b(p)]^{\bar{N}-1} f^b(p) dp
 \end{aligned} \tag{4.3}$$

其中 π^* 為 BGAN 賣方交易者的預期獲利, c 為其保留價格, p 為大自然所產生之買方喊價。由於 BGAN 賣方只會和買方最高的喊價成交, 因此便需要利用 p 的機率密度函數 $f^b(p)$ 及累積機率密度函數 $F^b(p)$ 來求得買方最高喊價之機率分配。而 $\hat{F}^b(p)$ 便為此市場最高買方喊價的累積機率密度函數, 是由 $f^b(p)$ 及 $F^b(p)$ 所建構的序數統計量 (ordered statistic), 其中 \bar{N} 為 BGAN 賣方交易者預期在交易時間結束前可以觀測到的買方喊價數量。

- 計算出預期利潤後, BGAN 交易者的喊價便是自己的保留價格再加上預期利潤所得的數字, 這便是 BGAN 交易者所認為的「合理」喊價, 如式 4.4 所示。

$$V = \pi^* + c \tag{4.4}$$

其中 V 為喊價, π^* 計算方式見式 4.3, 而 c 則為保留價格。

¹⁵在 Friedman (1991) 的設定中, 交易者是在一個連續雙方喊價市場中交易, 如果在某個 BGAN 賣方出價之前, 有其他賣方先出價並且成交了, 此時這位 BGAN 賣方會視那個被別的賣方搶去交易的買方喊價為沒有觀測到的, 稱為被截掉的 (censored) 觀測值。然而在本研究中由於採行非連續型雙方喊價市場機制, 沒有時間先後的問題, 因此將不對此作特別處理。

- 在觀測到買方的數個喊價之後，BGAN 賣方交易者會利用所觀察到的數字，以貝式法則來更新其信念。這時 BGAN 賣方假設買方的喊價呈常態分配 $N(m^b, \rho)$ ，其中 m^b 為買方喊價分配的期望值， ρ 為其準確度（變異數之倒數）。為了估計新的買方喊價機率密度函數，BGAN 賣方交易者必須透過買方喊價分配期望值之分配來求得，如式 4.5 所示。¹⁶

$$f^b(p) = \int_{-\infty}^{\infty} (p|m^b)g(m^b)dm^b \quad (4.5)$$

其中 $m^b \sim N(m, p)$ 為買方喊價分配的期望值， $g(m^b)$ 為 m^b 之機率分配函數。

- BGAN 交易者會利用實際觀察到的買方喊價來更新對其機率分配平均值的估計。在假設 BGAN 賣方相信買方喊價為常態分配的情況下，其更新過後的事後機率也會是常態分配。在本研究中，我們利用 Fink (1997) 所提出的方法來更新對 m^b 分配的信念，如式 4.6 所示。

$$\begin{aligned} m' &= \frac{mp + n\rho\bar{x}}{p + n\rho} \\ p' &= p + n\rho \end{aligned} \quad (4.6)$$

其中 m^b 的機率分配為 $N(m, p)$ ， m 為其期望值而 p 為其準確度（變異數的倒數）； ρ 則為買方喊價分配的準確度。BGAN 賣方利用觀察到的買方喊價個數 $n = \bar{N}$ 及平均值 \bar{x} 來更新對 m 、 p 的估計。

- 買方喊價方式依此類推。

要特別說明的是由於本研究採用非連續型雙方喊價機制，在計算期望利潤時理當利用喊價及成交價的差距來計算利潤，但由於我們並無法得知成交價格會是多少，因此本研究仍舊使用 Friedman (1991) 在連續型雙方喊價市場下的計算方式來計算預期利潤。

¹⁶此時買方喊價分配的變異數直接由資料所求得的變異數取代。

4.2.11 Empirical 交易策略

相對於 BGAN 策略運用複雜的貝式法則來調整對隨機事件的信念，近年在許多研究中都提出了直接利用實際資料分佈而非統計分佈來建構人類信念的方法，如 Chan et al. (1999) 所提出的 Empirical Bayesian 交易者。

有鑑於此，本研究創造出一種以實際資料分配來衡量隨機事件的交易者，嘗試以另一種方式來刻劃交易者對市場的預期。如圖 4.4 所示，Empirical 交易者不再以統計分配的概念來表遠對市場不確定情況的認知，而是直接以市場資料的分佈作為描述市場的資訊

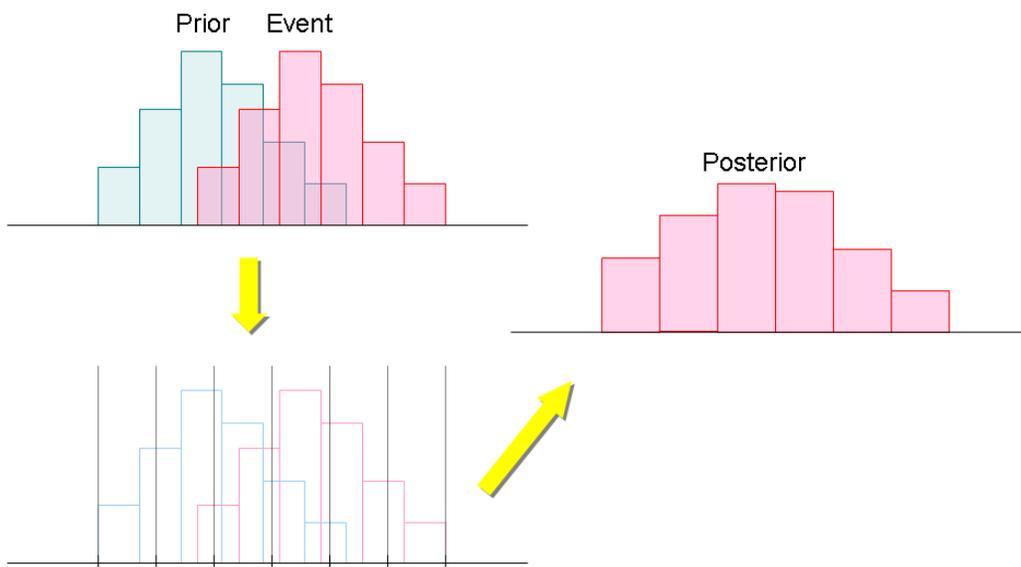


圖 4.4: Empirical 交易策略更新預期的方式

而 Empirical 要如何更新其對於市場的信念呢？以買方為例，如圖 4.4 所示，Empirical 交易者會將市場上賣方喊價的次數長條圖直接拿來作為對賣方喊價的評估。當市場上出現另一筆新的賣方喊價資料時，Empirical 交易者便將原先的次數直方圖 (prior)，與新的次數直方圖 (event) 相交疊，計算出一個新的次數直方圖 (posterior)，並依此更新過的次數直方圖來計算其預期利潤。

Empirical 交易者的出價策略與 BGAN 完全相同, 在計算出預期利潤後, Empirical 買方交易者便會以其保留價格減去預期利潤作為喊價。所以同樣地, Empirical 交易者也會忽略市場上其他交易者的行爲, 並且不考慮同為買方的交易者競爭關係。

Empirical 交易策略與 BGAN 另一個不同之處在於其更新頻率。考量到資料數目的問題, Empirical 交易者的更新頻率較低, 只有在每一交易日的二十五次交易步驟結束後, 才會收集所有的資料更新自身的信念。

設計 Empirical 交易策略的目的, 在於與 BGAN 作一比較, 試圖找出傳統貝式方法與利用實證資料的貝式方法何者會有較好的表現。

4.2.12 文獻策略之比較

以上我們介紹了本研究中使用到的所有文獻策略, 這些文獻具有不盡相同的設計, 且每個策略專注的範圍也不一樣。為了較具體地顯示出其間的差異, 我們將每個交易策略所參考及使用到的訊息整理於表 4.1 中。

表 4.1 中所列的, 是所有交易策略中的買方策略所使用到的參考資訊, 以及更新本身變數的頻率。在使用資訊的部分, 又區分為判斷用資訊與喊價用資訊。這個表的目的是在於讓我們可以很快地比較各策略設計的精巧程度(或複雜度)。所謂的判斷用訊息, 指的是策略是否會將其所面臨的複雜問題區分為不同的情境, 例如在本研究所採用的策略中, 有的策略的喊價行爲其實是和市場無關的(如 Truth Teller, Markup, ZIC); 有的策略會參考市場訊息(如 Skeleton, Kaplan, Ringuette, BGAN, Empirical); 有些策略會額外依自己的成交情況作調整(如 EL); 有的策略則會全面檢視市場上的交易情況(如 GD, ZIP)。一般而言, 用於判斷的資訊愈多, 代表策略的考量愈精細, 其複雜度也會相對較高。但考量的情況愈多, 是否就代表可以較有彈性, 進而獲得較高的利潤呢? 恐怕唯有透過實際的模擬, 才能一窺其功效。

另一方面, 用以喊價的資訊則是呈現另一個極端。所謂喊價所參考的資訊, 指

表 4.1: 文獻策略之比較

策略	判斷用資訊	喊價用資訊	備註
Truth Teller		HT	
Skeleton	CBid, CAsk NT	HT, NT, LT CBid, CAsk	
Kaplan	CBid, CAsk HT, NT PMin TimeLeft	NT CBid PMin	
Ringuette	CBid, CAsk HT, NT, LT TimeLeft, TimeNonTrade	HT, NT, LT CBid, CAsk	
ZIC	HT	HT	
Markup		HT	
ZIP	CBid, CAsk, CPrice HT 自己及他人成交狀況	HT, CBid, CAsk	每交易步驟更新一次 margin
GD	本試回中完整的喊價訊息 本試回中完整的交易訊息 HT	HT CBid, CAsk	每交易步驟更新一次機率預測
EL	PMaxBid, PMinAsk HT 自己的成交訊息	HT PMaxBid, PMinAsk	每交易步驟更新一次 margin
BGAN	所有賣方喊價	所有賣方喊價 HT	每交易步驟更新一次機率預測
Empirical	所有賣方喊價	所有賣方喊價 HT	每試合更新一次機率預測

的是計算喊價價格時所用到的訊息。最複雜的為使用所有對手喊價價格計算而得的數字 (BGAN, Empirical); 其他策略則會選擇在某個範圍內喊價, 而並不一定要用大量的資訊來計算 (GD, EL, ZIP, Skeleton, Kaplan, Ringuette); 有些策略的喊價則是隨機的, 或僅以自己保留價格作為依據的非策略性行為 (Truth Teller, ZIC, Markup)。但要注意的是, 使用的資訊多, 不見得代表喊出的價格會是由許多數字計算而得的, 以 Ringuette 為例, 它雖然使用了四個資訊, 但卻是在不同的情境下使用的; 相對的, BGAN 及 Empirical 策略所喊出的價格, 就真的是由眾多的資訊所計算出來的。換言之, 策略可以選擇一個一般化的簡單資訊作為喊價以應付多變的環境, 可以選擇在不同的情境下使用不同的資訊作為喊價以應付多變的環境, 或選擇參考大量的情報來取得一個衡盱全局後的妥善喊價。

而不管是由判斷用的資訊, 或者是喊價參考用的資訊, 不但展現了設計上及執行上的複雜度, 也可以藉此看出交易策略設計哲學上的差異: 有的策略以不變應萬變 (如 Markup), 有的策略汲汲營營 (如 GD), 也有的策略企圖掌控全局 (如 BGAN)。由這個角度來看交易策略的多樣性, 或許也可以間接反映人類在決策考量上的差異。

4.3 Genetic Programming 交易者

本研究利用遺傳規劃 (Genetic Programming, GP) 作為建構學習型代理人的演算法。本節將介紹本研究所使用的遺傳規劃操作方法, 以及如何建構交易代理人的細節。

4.3.1 基本概念

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。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計算智慧工具。GP

之所以能夠自行組合電腦程式，乃是透過以樹狀結構表達的程式語言如 LISP 所達成。

簡單來說，LISP 是一種電腦語言，它可以利用「符號表示式」(Symbolic-expression, 簡稱 s-expression) 的方式，將一般的程式用函數 (functions) 與原子 (atoms) 組合而成的結構語法來表達。因此可以將一段程式如 $(x + 1) * 2$ 透過符號表示式以 $(* (+ x 1) 2)$ 的形式來表示。再以一個雙方喊價市場中的交易程式為例，一個簡單的交易策略「如果交易時間只剩下四個步驟，就用自己的保留價格作為喊價，否則就喊保留價格的一半。」如果用 LISP 表示，便會是這樣的形式： $(\text{IF-Than-Else } (< \text{TimeLeft } 4) (\text{HT}) (/ \text{HT } 2))$ 。

而使用 LISP 來表達的好處是，所有的 LISP 程式都可以同時用樹狀的結構來表示。所以剛才的數學式 $(x + 1) * 2$ 便如圖 4.5 所示。圖 4.5 中的 $*$ 和 $+$ 稱為函數節點， x 、 1 、和 2 稱為終點節點。終點節點是函數節點運作時所會操作的元素。

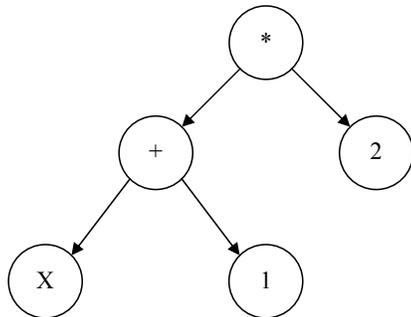


圖 4.5: $(x + 1) * 2$ 的樹狀結構圖

所以，任何能夠被寫成 LISP 語言的程式和策略，都可以用樹狀結構來表示。而遺傳規劃正可以透過對樹狀結構的重組與變化，來達到自動產生程式的功能。那麼遺傳規劃是如何辦到的呢？我們將對 GP 交易者運作的方式介紹於後。

GP 交易者

我們可以想像 GP 交易者是一個心中擁有許多想法的決策者。這位決策者隨著時間經過，會將他心中的各種想法拿到市場上去實驗。每試過一個想法，不論好壞都會得到一個結果，這個決策者便會參考實行的結果好壞為這個想法打分數。

時間久了，這位決策者便會停下來檢視他心中的這些概念想法，其中是不是有些實際試了之後發現並不好用，想要丟掉的？是不是有些實際用了之後效果良好，想要把他多放在心中以便將來再用，甚至是想把它改一改看能不能表現更好的呢？

本研究中的 GP 交易者運作方式就像這位決策者一樣。每個 GP 交易者都擁有一群策略，稱為其策略群體 (population)，其中每一個都是以樹狀結構來表達的交易策略。在實驗模擬開始之初，會以所謂的「成長法」(grow method) 隨機產生一群樹深不超過五層的策略樹作為起點。

GP 交易者每天都會隨機挑選一個策略送到市場上去進行交易，並且根據交易的損失或利得替這個策略打分數，此分數便是這個策略「配適值」(fitness)。每隔一段時間，在 GP 交易者大略嘗試過許多策略後，就會依照策略過去表現 (fitness) 來進行汰弱留強的工作 (即 genetic operations)。等到汰弱留強的工作完成了，GP 交易者就會擁有一個新的策略群體，可以供其繼續使用。

GP 運作流程

在本研究中，當 GP 交易者每隔一段時間要更新其策略群體時，會採用以下的流程和方法：

首先，依照策略的配適值，將一定數量的表現特好 (fitness 高) 的策略直接保送到下一代新的策略群體中，這樣的動作稱為「菁英保留制」(Elitism)。

保留完表現特別好的策略後，GP 交易者會以交配 (Crossover) 及突變 (Mutation) 兩種方法，來一一製造出新的策略以填滿新的策略群體中尚有的名額空位。

爲了要創造出優良的新策略，就必須要在好的基礎上下工夫。所以 GP 交易者會先利用一種稱爲「競賽選擇法」(Tournament Selection) 的方法，從原有的策略集合中隨機挑出五個策略出來比較配適值的高低。¹⁷ 被抽出來的這五個策略中，配適值最高的會被指派爲母親，次高的會被指派爲父親，兩個策略將會透過交配此一遺傳運作機制來產生一個「子代策略」(Offspring)。¹⁸

由於子代策略都是由舊有策略互相交配所產生出來的，GP 交易者便會爲了要在自己的新策略群體中加入某種程度的新元素，會使用「突變」的手段來作一些隨機的變化。

新產生出來的這個子代策略送到了突變這個步驟時，會有一個機率被真的送去作突變，這個機率稱爲「突變率」(Mutation Rate)。一旦經過突變這個步驟後，不論有沒有被實際發生突變，都已經完成了策略的成年禮，從此便成爲新策略群體中的一員，等著被 GP 交易者挑出來使用了。

交配 (Crossover)

遺傳規劃中最常使用的遺傳運作元便是「交配」機制。交配機制的目的，在於將兩個策略的部分元件互相重組，以構成新的策略樹。

如圖 4.6 所示，假設我們有兩個策略樹，我們把其中當成父樹，另一個當作母樹。交配運作元的運作方式是，在父樹和母樹的身上分別隨機選取一個節點，然後首先將母樹身上將被選取的節點以下 (包括被選到的節點) 全部刪除，然後將父樹身上由被挑選到的節點開始，將該節點以下的部分切取出來，最後將取出的部分植入母樹原本被刪掉而留白的節點，如此便產生了一個新的子樹。

¹⁷五這個數字是一個參數，稱爲「競賽大小」(Tournament Size)。

¹⁸挑選策略時採用抽後放回的方式，所以每個策略都有可能一直被重覆挑到，此時若某個策略的配適值愈高，它在競賽中會脫穎而出成爲父親或母親的次數也就會愈多，其策略元素被流傳到後世策略的機會也會愈高。

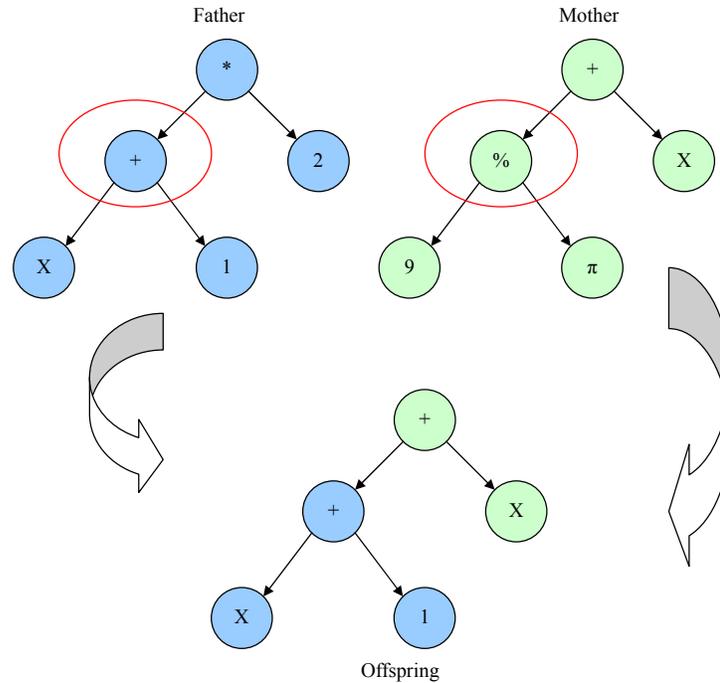


圖 4.6: Crossover 示意圖

突變 (Mutation)

除了交配之外, 基本的遺傳規劃中還包含了另一個常用的運作元, 稱為「突變」。突變運作元會在運作在經過交配所產生的子代身上。

突變的目的, 在於隨入引入新的元素, 可為策略的演化帶來隨機的額外訊息。突變又可分為「點突變」和「樹突變」兩種。「點突變」意指在子樹的身上隨機選取一個節點作為突變點, 然後以隨機產生的另一個節點取代之, 如圖 4.7 所示。

如果被選到的點是終點節點, 則必須要隨機產生另一個終點元素來替代之; 如果被選到的點是函數節點, 則隨機產生的節點除了必須是函數外, 還必須是參數個數完全一樣的函數, 才可以用來取代原來的函數節點。¹⁹

¹⁹例如, 如果被抽到要作點突變的點是“+”, 由於“+”的計算用到了兩個運算子, 就代表“+”這個節點底下一定還接著另外兩個節點。所以, 必須要隨機找出一個也是可以下掛兩個節點的函數如“*”才可以順利地取代掉“+”這個節點。

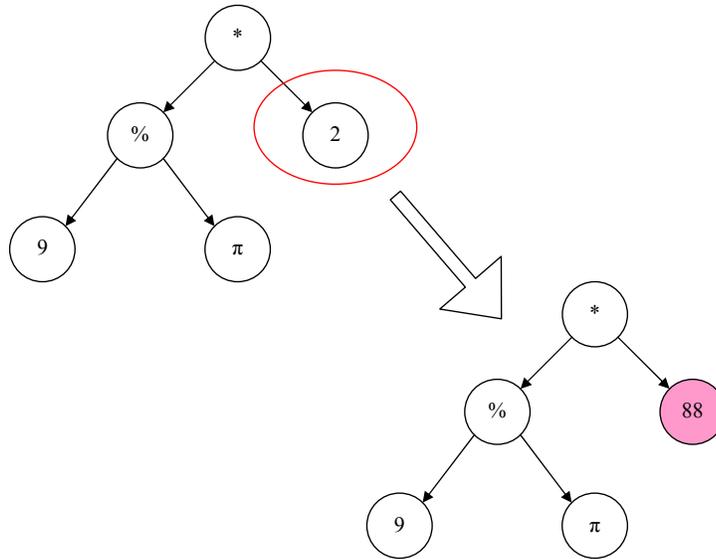


圖 4.7: 點突變示意圖

「樹突變」則是在子樹身上隨機選取一個函數節點作為突變點，然後將此點以下的部分刪除，以隨機產生的另一顆子樹補上。如圖 4.8 所示。

4.3.2 AIE-DA GP 交易者

本研究所使用的 GP 交易者乃內建於 AIE-DA 平台之中，其遺傳規劃運作部分之程式碼由 Adam P. Fraser 所撰寫之程式碼修改而來。而 AIE-DA 中的 GP 交易者雖然使用的是最基本的 GP 運作機制，並未採取交配及突變以外任何的架構變換運作 (architecture-altering operations, 如 ADF)。不過 AIE-DA 中的 GP 交易者有些獨特的部分，在此將分別介紹之。

平行演化

AIE-DA 中的 GP 交易者有一個稱作「平行演化」的設計。其原由是一般 GP 演化策略時，會將自己策略群體中的策略逐一拿出來測試，但測試策略時的對手會是

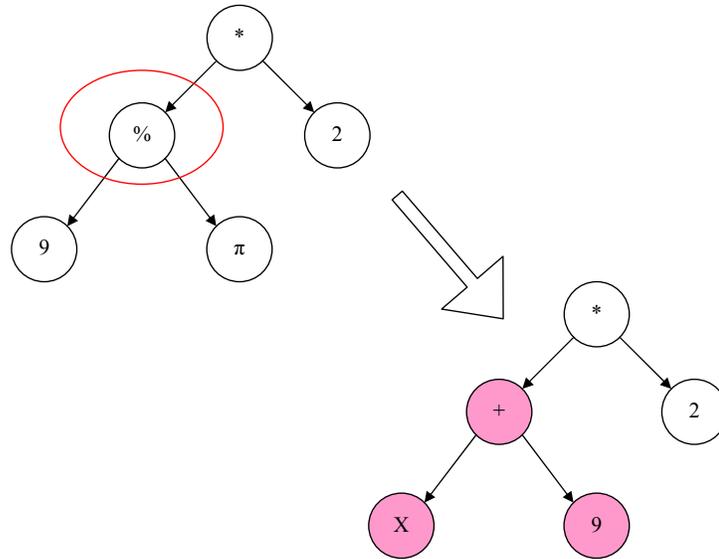


圖 4.8: 樹突變示意圖

誰呢？通常的作法是把對手上一回合的策略當作測試自己策略的對手，但這樣會有兩個問題：

1. 一般情況下，交易中的對手是不會透露其策略的。所以為了給自己策略集中的策略配適值，而把每一個策略拿來與他人策略互動的作法，是建立在想像自己曾經真正使用過這個策略，或者是在知曉競爭對手策略的假設之上。
2. 即使不用假設知道對手的策略一樣有辦法利用市場資訊來測試自己的所有策略，在理性上還是有不合適的地方。因為假設自己在測試策略的同時，其他對手卻不會改變其策略，這個想法是過於樂觀的。

因此，AIE-DA 中採取一個務實的作法，就是每個 GP 交易者每一天都會從其策略群體中，隨機挑選一個策略出來實際使用一整天。在經過一段時日的實地測試後，因為大部分的策略都已被實際使用過，便可以計算策略的配適值，並進行策略群體之更新。

在此要注意的是，由於採用隨機挑選策略實際交易測試的作法，故 AIE-DA 中的 GP 交易者並不會每天更新其策略集合。取而代之的，是在交易過數天之後，才會作一次遺傳運作來更新策略群體。而且為了讓策略集合中的每個策略都儘可能有配適值，在本研究中更新策略的週期便被設為策略群體大小的兩倍，使得每個策略在理論上會有兩次被挑選出來交易的機會。也因此在本研究中，演化「代數」和「交易日」是兩個不同頻率的時間概念，GP 交易者用以更新策略的時間頻率代，每一代則是由數個交易日所構成。

終點集合

AIE-DA 提供給 GP 發展策略所需要的終點元素包含了各式的市場資訊與必要的數字。其內容包含：PMax、PMin、PAvg、PMaxBid、PMinBid、PAvgBid、PMaxAsk、PMinAsk、PAvgAsk、HT、NT、LT、CASK、CBID、TimeLeft、TimeNonTrade、Pass、以及 Constant。

此外，AIE-DA 允許實驗者可以自行選擇提供或不提供上列終點集合中的任何元素，或改變其相對比重，其介面如圖 4.9 所示。

函數集合

AIE-DA 提供給 GP 發展策略所需要的函數元素包含了各式常用之簡單算術與邏輯判斷計算函式。其內容包含：Add、Minus、Multiply、Divide、Abs、Log、Exp、Sin、Cos、If-Than-Else、If-Bigger-Than-Else、Max、Min、以及 Bigger。

此外，AIE-DA 允許實驗者可以自行選擇提供或不提供上列終點集合中的任何元素，或改變其相對比重，其介面如圖 4.9 所示。

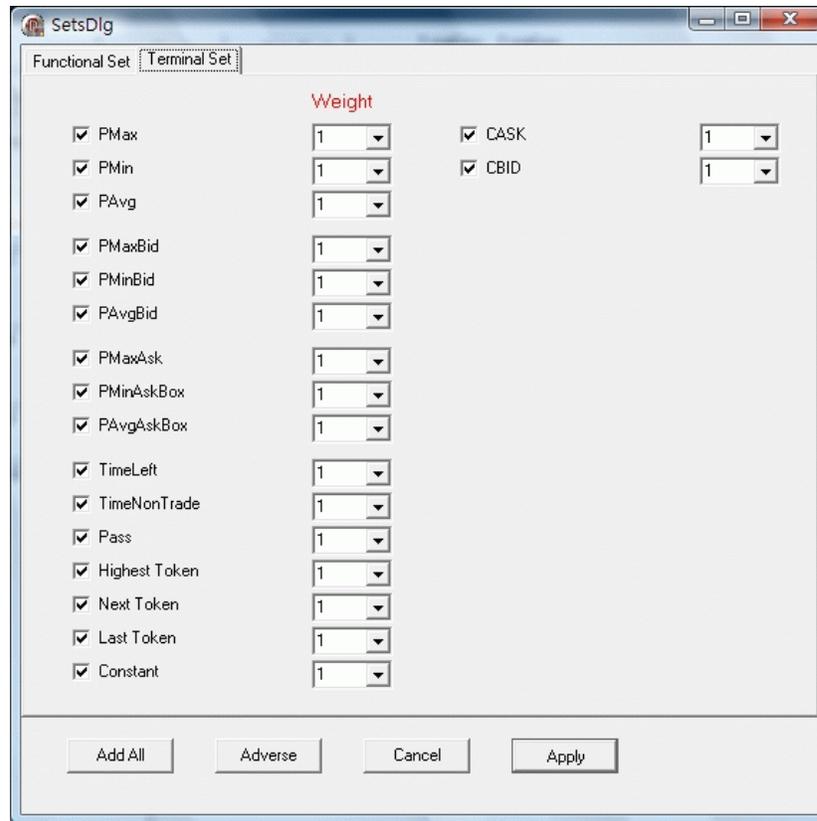


圖 4.9: AIE-DA 中 GP 終點集合元素設定之介面

4.4 策略分類

根據第 3.2.1 的探討，我們在此將本研究所使用到的策略分類於表 4.2 中。

首先可以注意到的是固定性策略與調適性策略的分野，如第 4.4 節所述：結構固定者，不論是否具有策略性思考，都屬於固定型策略；凡是策略中具有一些需要隨環境改變而變動的參數或指標，就屬於調適型策略，而其與固定型的分野在於更新參數或指標時的計算複雜程度。執是之故，雖然 EL、ZIP、及 ZIC 在廣義上都可視為具有 Markup 精神的策略，但由於 ZIC 及 Markup 採用固定的利潤率，而 ZIP 及 EL 採用較為複雜的方式來決定其利潤率，因此前兩者被歸於固定策略，後兩者被歸於調適型策略之中。

表 4.2: 文獻策略之分類

策略	分類	備註
Truth Teller	固定型	非策略性
Kaplan	固定型	
Ringuette	固定型	
Skeleton	固定型	
ZIC	固定型	非策略性
ZIP	調適型	
Markup	固定型	非策略性
GD	調適型	
BGAN	調適型	
EL	調適型	
Empirical	調適型	
GP	創新學習型	

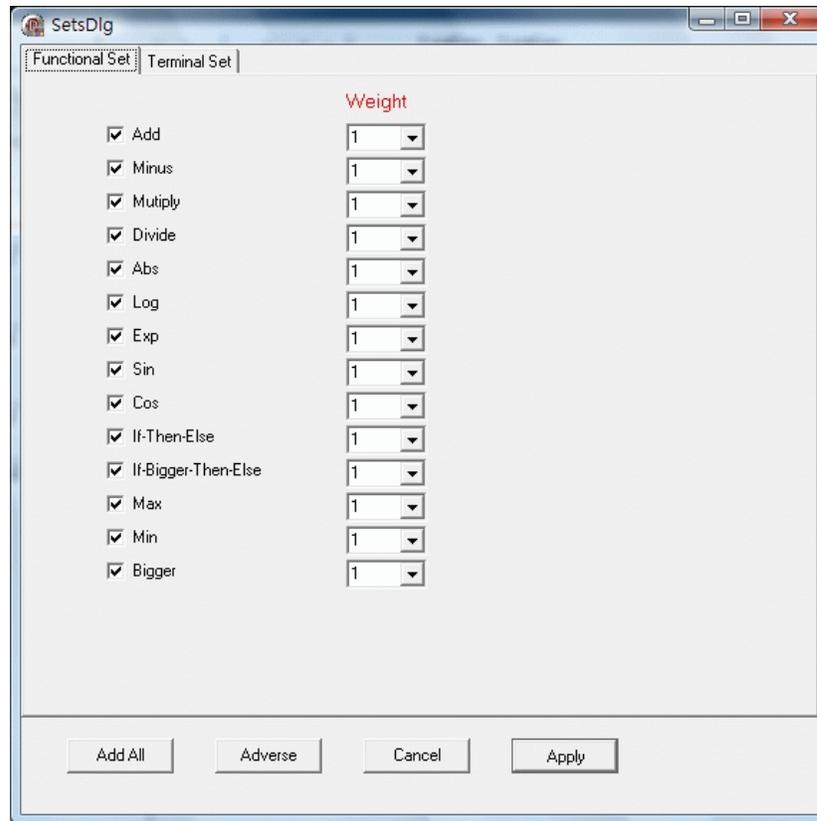


圖 4.10: AIE-DA 中 GP 函數集合元素設定之介面

在此我們希望強調的是, 此一分類無可避免的具有相當的主觀成份, 甚至於分類的方式也許都有可以討論的空間。然而進行此分類的目的卻是十分具有意義的: 將我們所知的策略分為固定型、調適型、以及創新學習型不僅和策略的設計哲學有關, 也與本研究欲突顯學習與設計兩類解決問題模式的主題相應。

因此, 儘管在分類上也許當有改進的空間, 但本研究仍期望這樣的分類能讓我們對決策者解決問題的模式進行有根據的討論。

第 5 章

策略表現分析

5.1 衡量標準

爲了衡量策略在各方面的表現,本研究用以衡量交易策略的指標計有「個體效率」、「平均財富」、「所得波動」、「財富變異」、「調適 (學習) 速度」數種,茲分述於後。

個體效率

要衡量個別策略在不同市場環境中的獲利表現,除了考量其本身的保留價格外,尚須考量到以下幾點先天條件的差異,才能公允地評估策略之良窳。

- 每個模擬中市場供給與需求之水準高低差異頗大,在某些市場供需可能在幾萬的區間內分佈,在其他市場則可能只在幾百的價值間分佈。若直接以獲利數字衡量,則策略的表現很容易受抽樣的影響而失去代表性。
- 個別交易者在供需曲線上的位置差別頗大,有的交易者先天被賦與的保留價值本身便不具競爭力,因此以原始獲利數字作爲衡量,則同樣容易受到抽樣的影響而無法看出策略的實力。

基於上述考量，一個適合的衡量方式必須考量到先天條件的影響，而對獲利數字給予適當調整，因此本研究使用「**個體效率**」(Individual Efficiency) 來衡量獲利表現。其原理在於將獲利的表現轉化為百分比，以去除市場供需水準的影響，再以交易者保留價值在供需曲線上的位置作為計算基準，從而得到相對於理論均衡的獲利能力百分比。

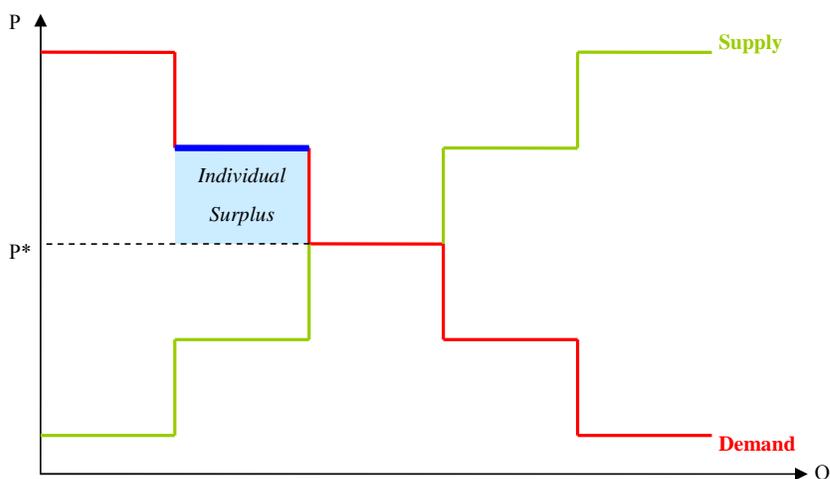


圖 5.1: 個體效率計算標準。

具體的計算方式如下。圖 5.1 為某個交易者之個體效率計算標準。圖中藍色線段部分為其保留價格在供需曲線上的位置，按照供需法則，市場價格決定於供需曲線之交點，因此市場均衡價格為 P^* 。在此均衡價格下，該交易者理論上可獲得之潛在利潤為保留價格與市場價格之差距，即圖中標示為 individual surplus 的陰影部分。而本研究所使用的個體效率定義為：

$$\text{個體效率 (individual efficiency)} = \frac{\text{實際獲利 (actual profit)}}{\text{個體剩餘 (individual surplus)}} \quad (5.1)$$

由式 5.1 所得到的數字，便是一個考量了市場供需水準與先天保留價格相對優勢的百分比，如此一來就可以在不同的模擬中進行比較了。本研究在接下來討論獲利或財富時，指的都是個體效率的概念。

平均財富

本研究中每次模擬都會從所有策略中選取八個作為買賣方交易者，因此理論上買賣方的策略配對都是隨機的，再加上每次模擬都會隨機產生供給與需求曲線（即隨機產生每個交易者的保留價格），因此每次模擬的環境條件都不盡相同。

如果說個體效率是衡量某個策略在某個特定環境下的獲利表現，那我們可以將某個策略在各個模擬中的獲利表現加總，代表該策略在不同環境下所能斬獲的財富。¹ 然而各策略被抽樣的次數不盡相同，因此改用平均的方式來計算可以更公允地表現策略累積財富的能力。²

當然，我們也可以想像自己在選取某個策略作為投資的對象，我們在事前並不清楚將來面臨的會是什麼樣的環境，因此需要一個期望值的概念，來幫助我們評估可能會得到的結果，而平均財富便是這樣的概念。因此，我們將某個策略在每次模擬中的平均個體獲利再加以平均，作為使用該策略所能獲取的期望財富。

所得波動

如前所述，個體效率是衡量一個策略在某個特定情況下的獲利表現。既然是在固定的環境中，我們除了希望平均獲利愈高愈好外，也希望獲利的波動性能控制在一定的水準內。因此我們計算某個策略在模擬中（固定的競爭對手與市場供需）的個體效率之標準差，作為該策略在該特定且固定的環境中的所得波動代表。

¹假設每個策略在每個模擬中會進行 1,000 天的交易，我們將這 1,000 以來的個體效率加以平均，得到該策略在此模擬中的財富。若該策略總共被抽樣了 600 次，也就是說進行了 600 次 1,000 天的模擬，我們便因此有了 600 個財富觀察值，將之加總便成為總財富。

²在理想的情況下，每個策略被抽樣的次數相同，此時使用平均或累積的概念是沒有差異的，因為計算平均時每個策略所使用的分母都相同。

財富變異

財富變異的概念與平均財富的概念習習相關，衡量的是一個策略在不同環境中的財富差異性。如前所述，平均財富衡量的是一個策略在不同環境中的財富期望值，彷彿告訴我們用了這個策略，在各種可能的環境中能帶來的好處平均來講是多少。

但由於環境的不確定性，一個策略所帶來的財富也不穩定，而大多數的人都是不喜歡財富變動的風險趨避者 (risk avoider)，因此我們需要衡量一個策略財富差異幅度。在本研究中我們計算一個策略在各模擬中的財富標準差，作為衡量財富變異的方式。

調適 (學習) 速度

本研究所比較的策略，包括了固定型策略、調適型策略、及創新型學習過程。這三種策略各自使用不同的方式來面對複雜且多變的環境，特別是後兩者，試圖以某種機制來改進本身的獲利。要評估這種自我進步的能力，我們可以使用進步的幅度與所需的時間作為衡量的方法。因此在本研究中，我們定義調適或學習的速度為「達到表現頂峰所需要的時間」，以作為調適能力的衡量方法。³

5.2 文獻策略之基本表現與特性

在將所有的策略置於同一市場中進行大規模比較之前，本研究僅先利用從文獻上搜集到的策略來互相競爭比較，以期能掌握這些策略的基本能力與特性。

圖 5.2 為文獻策略的個體效率演化圖。在此特別說明的是由文獻發展出來的策略本身並沒有演化的概念，在此將文獻策略以「代」為時間單位呈現的原因，是希望與後來 GP 交易者加入後的結果能更容易地比較。

³這裡的標準也可以是成為獲利最高的交易者，或者是擊敗某些特定的策略，定義可隨討論議題而變化。

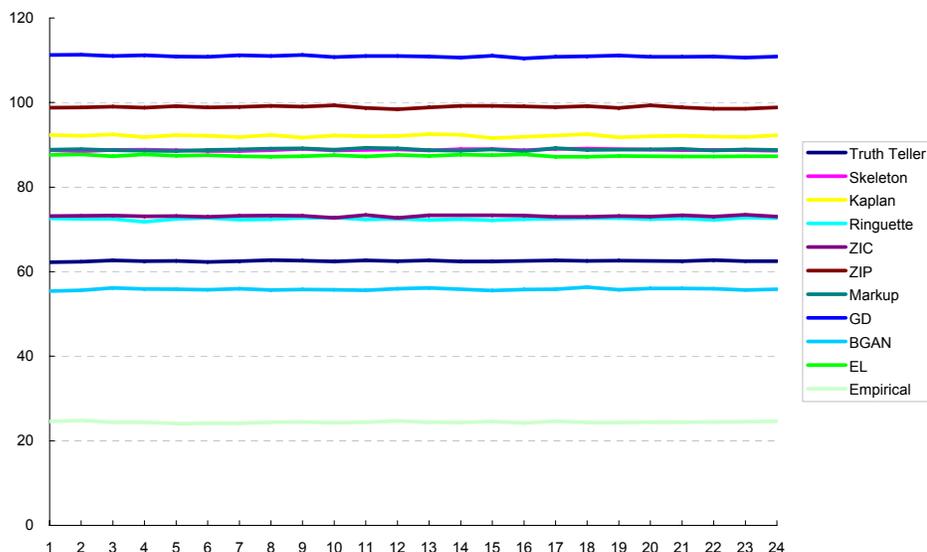


圖 5.2: 文獻策略之平均獲利表現時間序列圖。本圖之橫座標為時間, 每單位為「代」(40 個交易日); 縱座標為個體效率 (individual efficiency), 單位為百分比。

而圖 5.2 所呈現的乃是每個策略在為數數百次的抽樣中, 將每代的獲利表現加以平均所得到的結果。⁴ 因此圖形所呈現的並非單一模擬的獲利演化, 而是數百次的實驗所呈現出來的平均獲利走勢圖。而由圖 5.2 所得到的觀察也將分述於以下各小節。

5.2.1 文獻策略的獲利排名

在交易策略的表現排名上, GD 自始至終皆為表現最佳的策略, 而表現最差的則為 Empirical 策略。獲利排名由高到低分別為 $GD > ZIP > Kaplan > Markup \approx Skeleton > EL > ZIC \approx Ringuette > Truth Teller > BGAN > Empirical$ 。

首先, 與 Santa Fe 競賽的結果相比較, 雖然 Kaplan 的表現仍舊十分良好, 但卻只能達到第三名的位置。Ringuette 在 Santa Fe 競賽中高居第二的表現, 在

⁴由於每次模擬的八個交易者都是隨機產生的, 所以在一千次模擬中每個策略被抽樣的數目不盡相同。在 BASE 實驗中, 每個策略被抽樣的次數皆為七百多次。

此也僅獲得中等程度的排名。對此，我們認為是因為新的策略加入，導致市場環境的不同，使得該兩策略的輝煌不再。但兩者同樣都是背景交易者，為何在我們的結果中卻有相當程度的差距呢？藉由實際觀察交易過程，我們發現兩者雖然都會等到市場上買賣雙方的喊價接近到某一程度時才會跳出來，並以市場最低賣方喊價 (CAsk) 作為喊價基準點 (以買方為例)，但兩者喊價條件及數字上的差異，造成往往 Kaplan 喊價次數較少，但成功率較高 (出手時通常是其他買方喊價較低時)，而 Ringuette 策略似乎較常選在競爭激烈時出場喊價，因此成功率較低。

GD 策略獲得最佳的表現並不另人感到意外，因為該策略除了會依照市場最新情況計算各可能價格之成交機率外，還會進行最適化的計算以選出致使預期利潤最大的喊價價格。這個結果令人感到意外之處，在於一些同樣具有高度計算能力的策略 (如 Empirical 及 BGAN 策略) 之表現，竟然不及誠實喊價策略、簡單的固定型策略、甚至是隨機的 ZIC 策略來得好。

對於這個結果，我們認為有以下幾個因素可以解釋：

- 首先，BGAN 及 Empirical 等策略的設計原理，並未以個體利潤極大化作為唯一設計考量。以 BGAN 為例，Friedman (1991) 採用了強烈的簡化假設，因此該策略並未考慮策略互動的任何影響。⁵ Empirical 交易策略的設計方式和 BGAN 相同，兩者都不考慮市場中的競爭關係，意即忽略對手的策略以及本身的喊價和他人的喊價處於競爭地位的事實，因此兩者的獲利表現皆不盡理想。
- 由於本研究之市場環境並非連續雙方喊價市場，固除了 Kaplan、Skeleton、Ringuette 等 Santa Fe 實驗中所採用的策略外，幾乎所有擷取自文獻之交易策略都經過一定程度的修改以適用於非連續型的結清市場機制。但即便按照原設計概念修改，還是可能使得原先在連續雙方喊價市場中有一定獲利能力的策略處於不利的地位。以 BGAN 為例，該策略會推測市場另一方的

⁵Friedman (1991): “We propose a model of price formation in Double Auction markets which employs the strong simplifying assumption that agents neglect strategic feedback effects and regard themselves as playing a Game against Nature.”

價格分佈並推出一個最為合理的喊價，在連續型的市場中的任一時間點，只要出價時機對，該策略都是有可能獲利的。但在本研究所採用的結清市場中，其出價顯然難以與同一方之其他交易者的喊價相匹敵。

此外，在第 4.2.12 節的文獻策略複雜度比較中我們也探討過，策略的複雜性可能有兩個來源，一是策略用以判斷情境的複雜度，二是用以制訂喊價數值的資訊使用情形。這兩個面向的差異在策略獲利的排名上是否看得出來呢？我們發現不論是由判斷情況的資訊使用量，或是計算喊價價格的資訊使用量，與獲利表現都不一定有正向關係：若我們計算策略獲利表現的排名與策略使用資訊量的排名兩者間的相關係數，得到的數字分別為 0.01 (判斷用資訊使用量) 及 -0.32 (喊價用資訊使用量)。因此可以看到較複雜的策略不一定可以獲得較高的利潤，較簡單的策略也不一定可以獲得較高利潤。

較為有趣的結果，是 ZIC 的表現會比 Truth Teller 來得好，難道代表隨機行為會比許多喊價賽局中的均衡解 Truth Telling 來得好嗎？

我們認為 ZIC 與 Truth Teller 其實都是廣義 Markup 策略的一種，其差別在於 Truth Teller 的利潤率設為零，而 ZIC 的隨機利潤率多半大於零，由這個角度來看，ZIC 的行為雖然毫無理性可言，但其喊價行為其實在一開始就隱含了較高的獲利空間。

在此我們要特別強調的一點就是，大部分的策略或多或少都有可以調整的參數，而這些參數可能也和策略的表現有相當的關係，例如 Markup 策略的加碼值、ZIP 策略中利潤率的調整參數、GD 策略所使用的歷史資料長度、Empirical 策略的更新頻率等等。面對這麼多的參數可能，我們並不能保證本文中所使用的每一個參數可以幫助該策略達到利潤最大化的目標，事實上，對於任何一個策略而言，由於其對手的策略參數值也有許多的可能，要找出一個最佳的參數來讓自己表現最佳化是相當困難的工作。

因此，本文在此所報告的策略表現排名，也許並不能真正反映出策略的最高獲利能力。同樣地，在稍後的實驗中將加入的 GP 交易者也一樣沒有經過參數的最

佳化過程。在每一個策略都沒有特別經過參數最適化的過程情況下，我們希望能夠呈現的是各類型策略的一般表現情況。

同樣地，許多策略在被本研究使用時，環境與假設條件可能都與當初設計時不同，因此，有別於 Santa Fe 的雙方喊價競賽可以明確地指出某人所設計的策略表現是好是壞，本文在此呈現的表現並不能反推論這些文獻上的策略原始版本的獲利能力，我們真正希望展現的，是在雙方喊價市場文獻中曾出現的各類型交易概念的一般性比較，而非探討這些策略設計的成功或失敗與否。

5.2.2 固定型策略與調適型策略之比較

在第 4.4 節中我們將策略分為三大類，這三類策略透過不同的方式來調整行為，其中固定型乃是以固定不變的策略來因應不確定的環境，而調適型策略則以逐步調整的方式來處理變化多端的環境。針對這兩類策略可以應付的環境，吾人預期調適型策略可以「妥善」因應的環境範圍較廣，表現也應該較佳(假設一及三)，那麼兩類策略在表現上，是否有明顯的區別呢？

圖 5.2 所揭露出來的個體獲利排名 (以個體效率作為估算) 為: $GD > ZIP > Kaplan > Markup \approx Skeleton > EL > ZIC \approx Ringuette > Truth Teller > BGAN > Empirical$ 。由這個獲利排序看來，雖然前兩名都是調適型策略，但其他調適型策略如 EL、BGAN、Empirical 的表現卻和固定型策略 (如 Truth Teller 及 ZIC) 混雜。因此，根據圖 5.2 的結果，我們並不能明確地辨別出各類型策略的特點。

類似的情況也在 Rust et al. (1994) 的研究結果中出現。Rust et al. (1994) 的結果顯示贏得冠軍的策略為簡單、不具調適性、非隨機性、非預測性、非最適化的策略，但同時間，具備類似性質的交易策略如誠實喊價 (Truth Telling) 及 ZI 等策略卻也是表現最差的策略之一。因此，在尋找最佳策略的特性時，Rust et al. (1994) 的研究並沒有找出致勝策略的一致特性。如同 Rust et al. (1994) 的結果，圖 5.2 似乎顯示了簡單的固定型與調適型的策略群並沒有明顯的獲利區別，甚至

隨機的 ZIC 策略與誠實喊價的策略表現還比一些調適型策略來得好。因此，若僅從獲利的角度來看，並無法有效辨別出不同種類的策略特性。

5.2.3 獲利波動程度

所有策略的獲利在固定的環境中都呈現非常穩定的狀態。在此所謂「固定的環境」指的是同樣的競爭對手與同樣的市場供需(即個人保留價格不變的情況)。⁶ 不論是被歸類為固定型或者是調適型的策略似乎在圖 5.2 中都具備相當平穩的個體效率演化曲線，令人意外的是調適型的策略並沒有明顯的進步趨勢存在。

然而在評估波動性時需要注意的是，此圖所展示的是每一代個體效率的平均值，雖然圖形上看似每個策略的平穩度十分接近，但有可能是波動經過平均而互相抵消的關係。因此為了要衡量策略在固定環境中個體效率的波動性，我們需要更為明確的資訊。

策略獲利穩定性與調適速度

對於以上的幾點觀察，我們可以透過以下幾項資訊來作進一步驗證。首先，圖 5.2 中無法顯示固定型策略與調適型策略在獲利趨勢上差異的原因，有可能是因為調適策略的調適速度過快，以致於在第一代的前四十個交易中便收斂至平穩的獲利狀態，而無法在以「代」為單位的時間基礎上顯示上調適的成果。為了釐清真相，圖 5.3 根據一千個模擬中前四十個交易日的每日平均表現繪製其個體效率演化圖。由圖中可以明確地看到，幾乎所有的策略都在前三個交易日左右便達到了相當穩定的獲利水準與總體排名順序。因此，圖 5.2 與 5.3 非常明確地說明了固定型策略與調適型策略在個體效率的演進皆十分穩定，並且兩類策略在獲利調整的速度上並無二致。

⁶在這組實驗中總共進行了 1,000 次模擬，每次模擬都會隨機挑選八個不重覆的策略，在隨機產生的市場中進行交易 1,000 個交易日。因而在每個模擬中，由初始到最後一天的交易期間內，市場供需與交易者所使用的策略都是固定不變的。

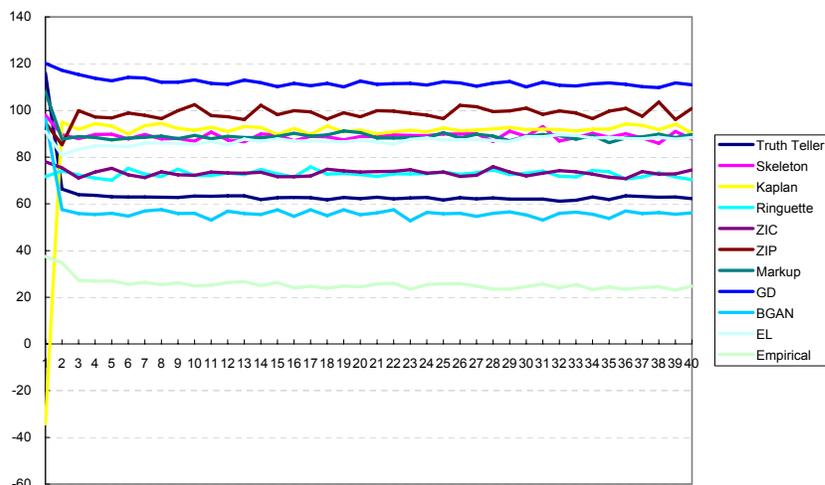


圖 5.3: 文獻策略之最初 40 交易日之平均獲利表現時間序列圖。本圖之橫座標為時間, 單位為交易日; 縱座標為個體效率 (individual efficiency), 單位為百分比。

再者, 在前述之第三點觀察中曾提及, 衡量策略的波動性不能僅由圖形判斷, 表 5.1 為交易策略之所得波動性之排名。由表中之數值可以得知, 除了 ZIP 外, 固定型策略包辦了所得波動最大的名次, 而調適型策略及非策略性交易法則的所得波動則較小。

這樣的結果不禁令我們感到困惑: 表 5.1 中的數字, 是將 BASE 這組實驗的一千次模擬中, 每個策略在每次模擬中由第一個交易日到最後一個交易日所得 (個體效率) 的標準差, 加以平均的結果。換言之, 表 5.1 是衡量各個策略在市場及競爭對手固定不變的情況下所得波動程度的一種方式。由數字看來, 除了 ZIP 之外, 固定型策略在固定的環境中所得的波動, 反而比調適型策略的波動來得大。而 Markup 及 Truth Teller 雖然被歸類為固定型策略, 但其喊價行為完全由自身的保留價格決定, 並未參照任何市場資訊, 因此其所得波動較小似乎與直覺相去不遠。然而引用固定市場資訊作為決策依據的固定型策略 (Kaplan、Ringuette、Skeleton) 的所得波動性, 卻與隨機的 ZIC 相去不遠, 並且高於依據市場資訊及參數調整法則作決策的調適型策略, 這點是與事前預期相左的。直覺告訴我們, 固定型策略是被動地反應, 調適型策略則會依循某個方向進行調整, 因此調適型策略的

表 5.1: 策略所得之波動性 – 文獻策略

Strategy Name	Average Standard Deviation
ZIP	37.27
Ringuette	30.06
ZIC	27.62
Skeleton	24.10
Kaplan	23.89
BGAN	23.58
GD	20.52
EL	19.51
Markup	18.47
Empirical	13.26
Truth Teller	13.23

決策變化範圍理應較大，而所得波動性也應較大。因此，調適型策略在固定環境中的所得波動性可能較固定型策略來得小，是本研究發現的一個十分特別的現象。

5.2.4 平均財富與財富變異

針對以上兩小節的發現，在第 3.2 節中的假設一曾經提及，為了衡量各策略之決策結果，我們需要由「獲利表現」與「穩定性」兩個方面來評估。在前述的第一點觀察中曾提及，僅由獲利來評估策略的表現所得到的結果與 Rust et al. (1994) 的研究同樣都是不確定的。若僅透過單一面向來解讀各種策略之特性，將各種特性 – 包括決策精準程度、決策反應靈敏程度、決策調適所需時間、決策模型適當與否等等 – 的影響，統統濃縮於單一指標來進行衡量，可能無法有效地分離出各種策略特性在不同條件下的不同反應。

圖 5.4 為各個策略在面對不同市場供需及不同競爭對手時，其財富的分配情況。由圖中可以明顯地觀察到各策略財富分佈形態之差異，不但分佈重心所在不

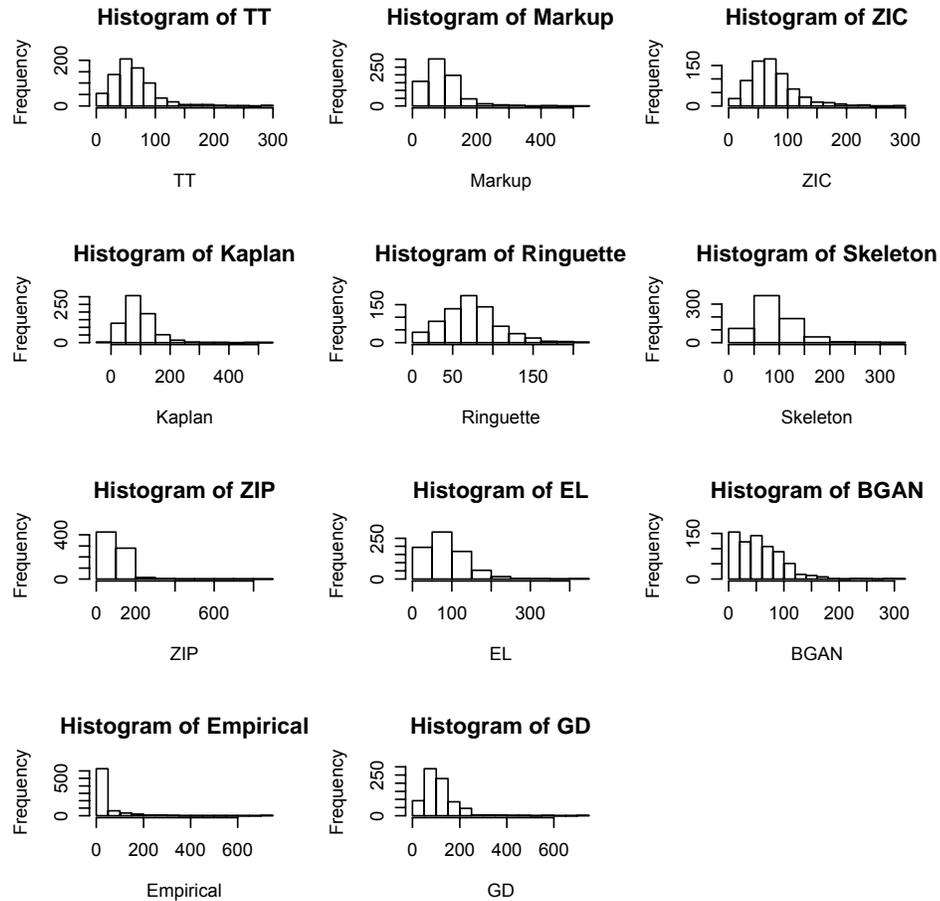


圖 5.4: 文獻策略之財富分配。本圖之橫座標個體效率, 單位為百分比; 縱座標為次數。

同, 分佈的整體形態也各異其趣。

圖 5.5 則呈現了各策略財富分佈之盒鬚圖。由些圖則可以進一步看出各策略財富分配情況的幾點差異:

- 分佈範圍之不同: 由四分位差 (Inter-Quantile Range, IRQ) 來看, Empirical 分佈的範圍最小, GD 分佈的範圍最大; 以一點五倍四分位差範圍內的極值來看, 亦是 Empirical 最小, GD 最大。
- 分配重心之不同: ZIP、ZIC、Skeleton 等策略之分佈較為對稱, 其餘策略介

於中間, Empirical 策略則極端不對稱。另一方面, 中位數之位置也可以看出各策略財富分配重心的差異, 其中以 GD 最高, Empirical 最低。

- 離群值多寡不同: Empirical 策略擁有相當多的離群值, 而 Ringuette 的離群值則最少。但不管是哪一個策略, 都僅有過大的離群值, 而沒有過小的離群值。

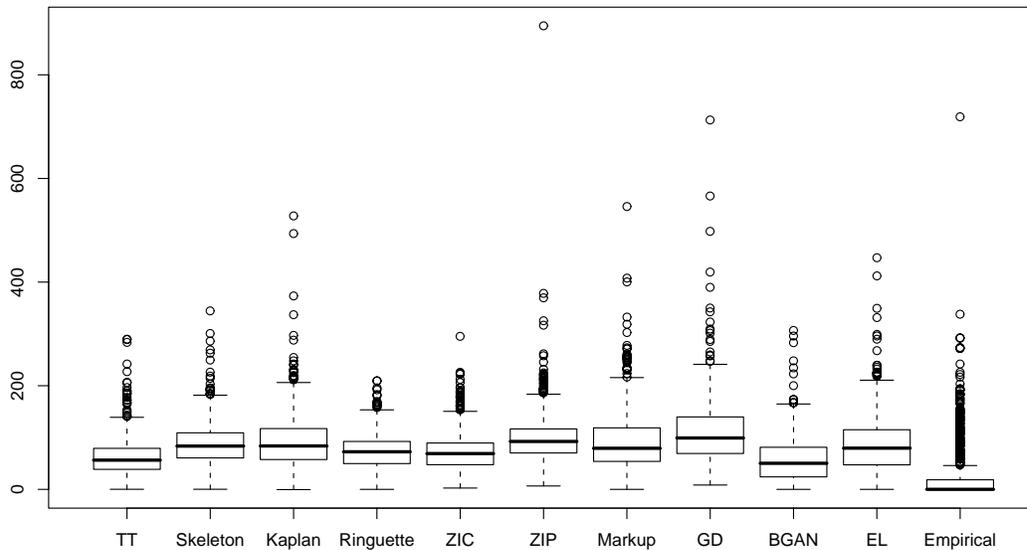


圖 5.5: 文獻策略之財富分配盒鬚圖。本圖之縱座標為個體效率, 單位為百分比。

由此可知, 大多數的策略在各種不同的環境組合 (供給、需求、競爭對手、自身的位置等) 中的表現差異頗為可觀。換句話說, 策略的表現是不穩定的, 而不穩定的來源則是出自環境的不確定性。因此在評估策略的良窳時, 即使使用平均財富作為衡量的標準, 我們也必須認知到該數值是充滿不確定性的。一個策略的表現是好是壞, 就好比要先由袋子中抽出代表環境的參數球, 然後所抽出的環境參數便決定了策略表現的大致水準。以機率的角度來詮釋, 策略所能賺得的財富就像一個隨機變數, 有其獨特的分配與參數。而要描述一個隨機變數的分配, 單靠平均數是不夠的。是故本研究多同時採用一個以上的指標, 以俾策略特性之辨別。

本研究認為策略表現之衡量應同時考量「獲利表現」與「變異性」的另一個原因在於不論是個人評估其金融商品投資, 或是在進行任何的經濟決策時, 皆須面對

獲利與風險兩個因素之取捨。因此將財富的變異性質納入評估考量,是十分合理的作法。更明白點說,由於平均值容易受極端值的影響,因此若某個策略乍看之下平均財富頗高,其實該策略很有可能只在相當有限的條件中才能獲取高額利潤,在大部分的情況卻表現不佳,這樣的策略算好算壞,恐怕必須引入風險的概念才能加以評論。

因此,圖 5.6 便繪出了各策略之「平均財富」與「財富變異」(以平均財富之標準差作為依據)分佈圖。藉此我們便可以援引金融市場的概念,說明在同時考慮「平均財富」與「財富變異」的情況下,如何評斷策略表現之優劣。

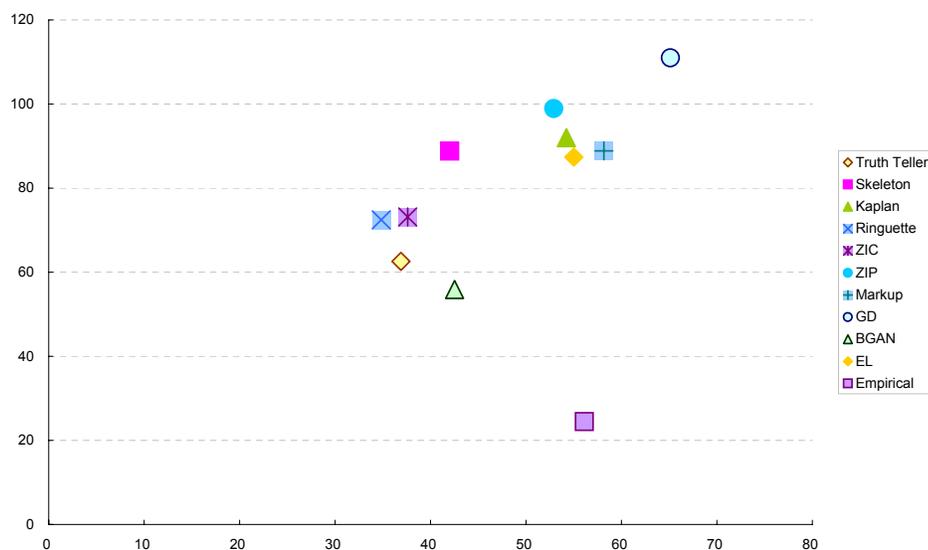


圖 5.6: 文獻策略之平均財富與財富變異。橫座標為各策略財富之標準差;縱座標為平均財富,單位為百分比。財富概念皆以個體效率來衡量。

5.2.5 效率前緣

對於金融商品之選擇,不外乎在報酬與風險兩者之間的平衡。一般的選擇方式乃建立在人類都是風險逃避者的假設上,因此若要接受一個較高風險的商品,必須要有額外的報酬彌補風險所帶來的效用損失。財富是喜好品(goods),而風險是厭惡品

(bads), 因此在圖 5.6 中愈靠近左上角的點所代表的結果愈好。換句話說, 如果有一個策略的平均財富 (財富期望值) 和其他人一樣, 但財富變異卻大得多, 那麼這個策略便有較多人們所不喜好的特性, 所以這個策略便較其他策略來得差; 另一方面, 如果有一個策略的財富變異和其他策略一樣, 但卻有較高的平均財富, 那這個策略就相對較好。在圖形上來說, 如果某個策略的落點在另一個策略的右下方, 就代表前者若非平均財富較後者低, 便是財富變異較後者大, 所以前者的價值便不如後者。

Rust et al. (1994) 的研究雖然比較了各個策略的獲利表現, 但卻未就其風險進行分析。而本研究將財富變異納入考量, 可以對各策略的特性進行更深一層的比較。例如單純就財富而言, Markup 與 Skeleton 的平均財富幾乎完全一樣, 但就變異性而言, Skeleton 的財富變異卻較 Markup 策略小多了。搭配圖 5.5 的盒鬚圖來看, Markup 策略的分佈較 Skeleton 分散, 雖然 Markup 有許多正向(較高的財富)的極端值, 但在平均數不變的情況下, 愈多高財富的極端值就代表了許多低財富可能的存在, 因此從逃避風險的角度而言仍是不利的。

按照這個原則, 我們可以在圖 5.6 上找出一群無法被其他策略替代的效率策略, 這些策略的表現要不在平均財富上勝出, 要不就在財富變異上表現優異, 因此他們會分佈在所有策略落點的左上方。就圖 5.6 的情況而言, 由 GD、ZIP、Skeleton、ZIC 與 Ringuette 這幾個策略便可形成文獻策略中的「效率前緣」(efficient frontier)。

在 BASE 實驗的結果中, 到底什麼樣的策略是位在效率前緣上的呢? 由平均財富最高者開始, 分別是 GD、ZIP、Skeleton、ZIC 以及 Ringuette。但由圖形上也可發現有許多接近此一效率前緣的點:

- Kaplan、EL 接近於 ZIP
- ZIC、Truth Teller 接近於 Ringuette

爲了釐清這些相近點之間的關係, 我們分別對這幾個點的變異作統計檢定, 結果如表 5.2 所示。

表 5.2: 策略表現相似度之檢定

策略配對	F test	Wilcoxon Rank Sum Test
Kaplan – ZIP	0.51	0.000*
EL – ZIP	0.29	0.000*
ZIC – Ringuette	0.04*	0.351
Truth Teller – Ringuette	0.12	0.000*

由表 5.2 的結果可以得知，雖然這些策略的表現十分接近，但統計檢定的結果不是拒絕其財富變異相同，就是拒絕其平均財富相同。因此我們可以說凡是在這條效率前緣上的交易策略，其表現都是獨一無二的：這條效率前緣沒有任何的模糊地帶。

由這幾個策略看來，不同類型的策略的確有不同的優勢。GD 與 ZIP 都屬於調適型的策略，這兩個策略的平均財富是最高的，但兩者都在效率前緣的右上端，代表兩者的財富變異都不小。中間的幾個策略 Skeleton、ZIC、和 Ringuette 都屬於固定型策略，他們運用市場資訊制訂喊價，賺取中等的財富，同時也擁有中等的財富變異程度。而最特別的則是 ZIC，這個策略其實是非策略性的出價行為：ZIC 是在一個固定的範圍內隨機出價，從利潤極大化的觀點來看似乎沒有任何優點可言，但仍然能讓他們在效率前緣上佔一席之地，原因就是雖然他們的獲利不高，但他們的財富變異卻幾乎是最低的（實際上財富變異最低的策略是 Ringuette）。

總的來說，在效率前緣上的策略，調適型的策略具備最高的財富，但其變異也最大；固定型的策略所能斬獲的財富及其財富變異程度都屬中等；而非策略性的固定型策略的財富最低，但也最穩定。

而這幾個策略所形成的效率前緣，也展現出有趣的「高利潤高風險」現象，表示調適型的策略在某些市場下擁有驚人的獲利性，但在其他市場中的表現則表現平平，可以說明這些策略企圖積極地因地制宜，在不同的市場中以其既有之知識與技能鑽營嘗試，即使未獲得巨大的成功，表現也與其他策略相去不遠，因此導致了

財富的大幅度變異性。而固定型策略，則以一套固定的招式行遍天下，企圖抓住市場中的普遍法則，在變化多端的環境中其行為雖不見得能掌握個別市場的脈動，但卻大致適用。而非策略性的固定型策略，則是以不變應萬變，以幾乎脫離市場的方式行事，其作法可說是「無為而無不為」，但其看似不合理的作法，卻能在千變萬化的市場中保有相當穩定的水準。

最後，以上所作的分析都是在本研究的特定參數設計下所得到的模擬結果，如同 Rust et al. (1994) 的研究僅針對有限的情況進行模擬。⁷ 本研究在此的分析最有價值之處，並不在驗證某個策略是否優於其他策略，而是提出一個更全面檢驗策略特性的方法，以克服 Rust et al. (1994) 及許多人機互動研究的不足之處。因為不論是單純地比較電腦化交易策略的優劣，或是進行人類與電腦交易程式間的比較，僅從單一面向企圖理解不同類型決策過程的差異都是相當困難的，因此最後針對個體行為的分析往往僅能停留在獲利的排名上，而難以更進一層地發掘潛在的差異。而本研究提出以「平均財富」配合「財富變異」作為分析策略表現的方法，便可以觀察到策略在行為特性差異上的直接數據。

5.3 學習性個體

在了解文獻策略的各項表現後，我們加入了具備學習能力的創新型學習交易者，並且賦予其不同的智能，以觀察其相對於文獻策略的表現。圖 5.7 即為加入不同智商學習型交易者後的個體獲利演進圖。

進步幅度

首先，由圖 5.7 可以非常明顯地看出，有別於其它交易者，創新型學習交易者（即

⁷舉例而言，本研究和 Rust et al. (1994) 都是在 6453 的保留價值種子上進行，且以八人作為市場的規模，採用離散型雙方喊價機制。若改變保留價值的計算種子，有可能會產生截然不同的市場類型；改變市場的人數規模，也可能造成市場競爭本質的改變。然而所有可能的環境參數組合可以說是幾近無限的，要探討所有可能的情況以現有的技術而言是不可能的任務。

GP 交易者) 的獲利表現隨著時間經過有非常明顯的進步。而其他交易者的排名順序雖然和沒有 GP 交易者存在時幾乎一致, 但卻有稍微退步的情況。但退步的幅度比學習型交易者進步的幅步小, 這說明學習型交易者進步的來源, 主要是由改善期初自我策略的不合理處而來。

演化路徑

在初期時, 由於缺乏經驗, 也不具備任何背景知識, 所以 GP 交易者隨機嘗試的結果普遍表現差勁。但初期差勁的表現卻被後來學習的效果所克服。然而 GP 交易者進步的路徑並非呈現線性的上升趨勢。在初期快速的進步後, 接著的是較平緩的改善, 最後逐漸超過表現排名第二的 ZIP 交易者, 甚至接近排名穩居第一的 GD 交易者。而由一開始的倒數第三名進步到約略中間集團的位置, 大概只需要個位數的代數即可達成, 而且交易者的智商愈高(population size 愈大) 就愈快達到 (以演化代數來計算)。

這樣的路徑顯示出要找到一個「適中」的策略來取代期初毫無章法的喊價策略是較容易辦到的, 但要找出一個「不錯」的策略以登上冠軍寶座, 就顯得困難多了。

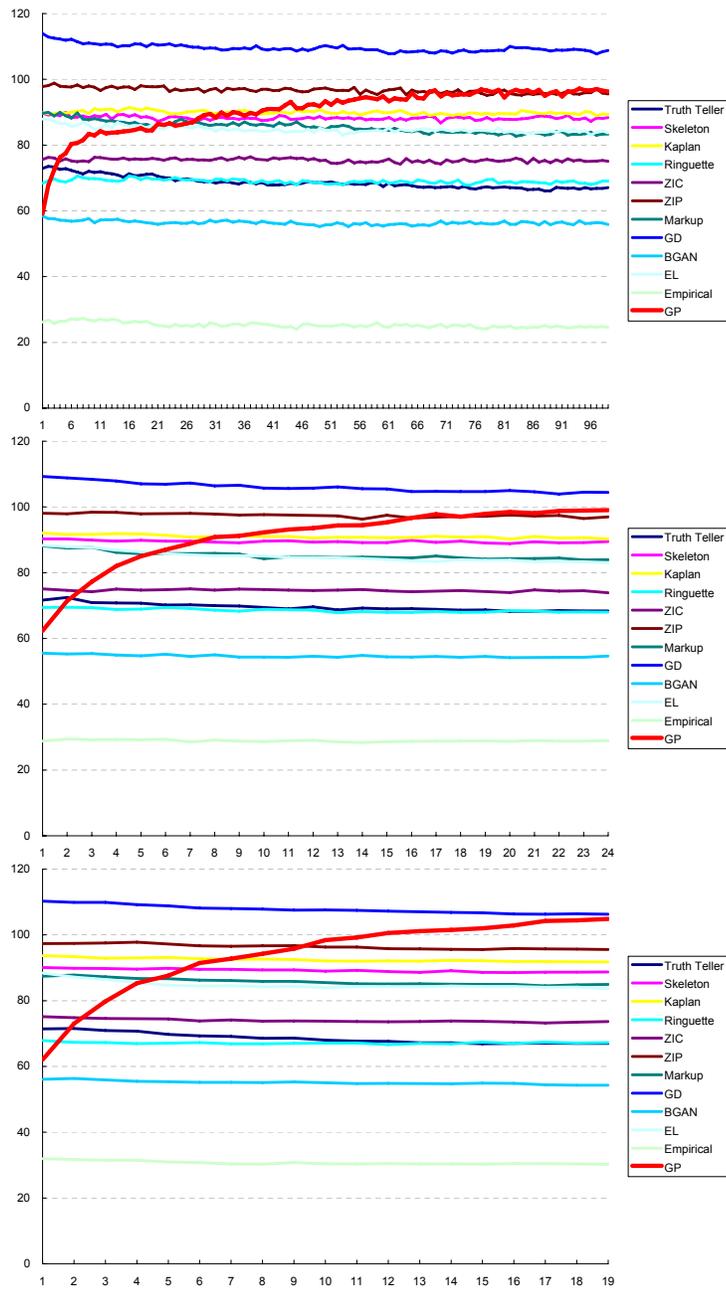


圖 5.7: 平均獲利時間序列圖 – 實驗 p5, p20, 及 p50 之結果。橫座標為時間, 單位為「代」; 縱座標為個體效率, 單位為百分比。由上而下分別為智商 5、20、50 的結果。

學習能力的最終表現

GP 交易者在此三組實驗中最後皆以第二名作收，這留下了一個十分重要的問題：到底具備學習能力的交易者能不能擊敗設計完善且表現堅強的 GD 交易策略，最終成爲表現最好的策略呢？在 Rust et al. (1994) 的研究中可以看到，具備學習能力的類神經網路交易者的表現並沒有特別優異，據其作者表示，主要是類神經網路交易者學習的時間不足，所以無法看出學習的價值所在。但很可惜的，Rust et al. (1994) 並沒有進行足夠長的模擬，來檢驗是否學習型的交易者真的可以擊敗各個精心設計的策略。要回答這個問題，就必須讓交易者有足夠的時間學習，因此我們另外進行了 p5L, p20L, p50L 這三組模擬，而其結果將分析於下一小節中。

5.3.1 GP 之學習能力

不論是人機互動的實驗，如 Das et al. (2001); Taniguchi et al. (2004) 的研究，或是在軟體交易程式的競賽，如 Rust et al. (1994) 中，都是由不具學習能力的軟體交易程式擊敗具有學習能的真人或個體。但在這些實驗之中，也往往可以見到這些交易者的確具有學習的能力，但很可惜的是，由這些研究當中都沒辦法看到學習型交易者真正的能耐。

因此，我們大幅地拉長了交易的試回數，希望透過足夠的學習時間，來觀察學習型交易者所能展現的最佳成果。

圖 5.8 是我們將模擬時間延長至七千個交易日後的結果。由圖 5.8 我們可以觀察到，在智商爲五及五十的情況下，GP 交易者平均而言最終可以擊敗實力強勁的 GD 交易者，而且智商爲五十的交易者更是輕鬆地就超越了過去。由此可知，只要給與足夠的時間，學習型的交易者是能夠打敗精心設計的各種交易策略的。

那麼 GP 花了多少時間才攀上第一名的位置呢？平均而言智商爲五的 GP 交易者花了約 587 代(5,870 個交易日) 才真正超越 GD 策略，智商爲二十的 GP 交易者花了約 143 代 (5,720 個交易日) 來接近 GD 策略，而智商爲五十的 GP 交易

者則花了約 27 代 (2,700 個交易日) 來超越 GD 策略。由絕對時間來看, GP 交易者的學習時相較於 GD 策略而言, 無疑是慢了許多, 但若從相對的角度, 智商為五十的交易者僅僅經過不到三十次的策略更新就可以擊敗 GD, 其能力不可謂不強。可以確定的是, 以 GP 作為代表的學習型交易者的確可以由經驗中學到優良的策略, 但也並非一蹴可及。

純粹由獲利的角度來看, GP 交易者經過學習之後的確有亮眼的獲利表現, 但其成本就是學習所必須花費的時間。這個成本會如何反映在交易結果上呢?

圖 5.9 為交易者平均財富與財富變異之分佈圖。由圖我們可以看到, 雖然 GP 交易者最終的表現十分優異, 但由整體財富來看, 由於學習初期表現的拖累, GP 交易者的整體表現並未能列在效率前緣之上 – 其平均財富不但被拉了下來, 其財富變異也成為所有交易策略的最高幾名之一。因此, 如果我們不考慮時間因素, 單純地以累積財富來評量學習型的交易者, 那學習型的策略的確表現不若其他交易策略那麼好, 而這也是學習過程的必然之惡。

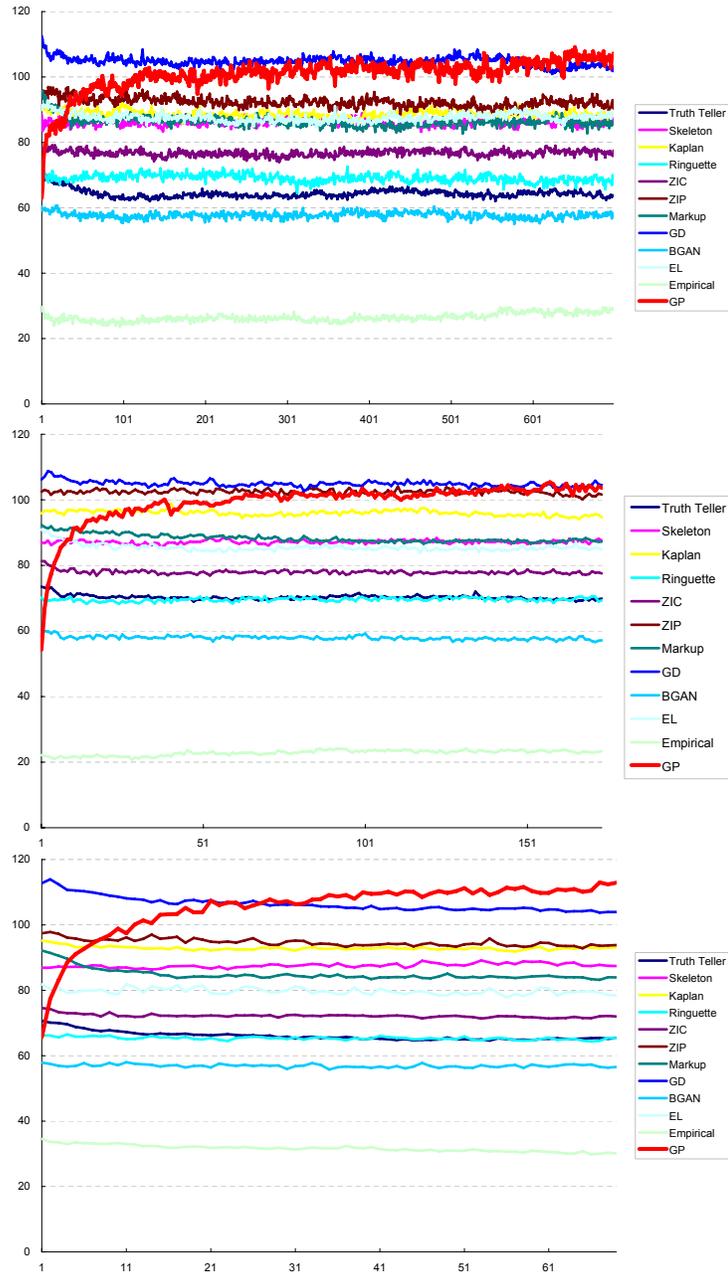


圖 5.8: 平均獲利時間序列圖 – 實驗 p5L, p20L, 及 p50L 之結果。橫座標為時間, 單位為「代」; 縱座標為個體效率, 單位為百分比。由上而下分別為智商 5、20、50 的結果。

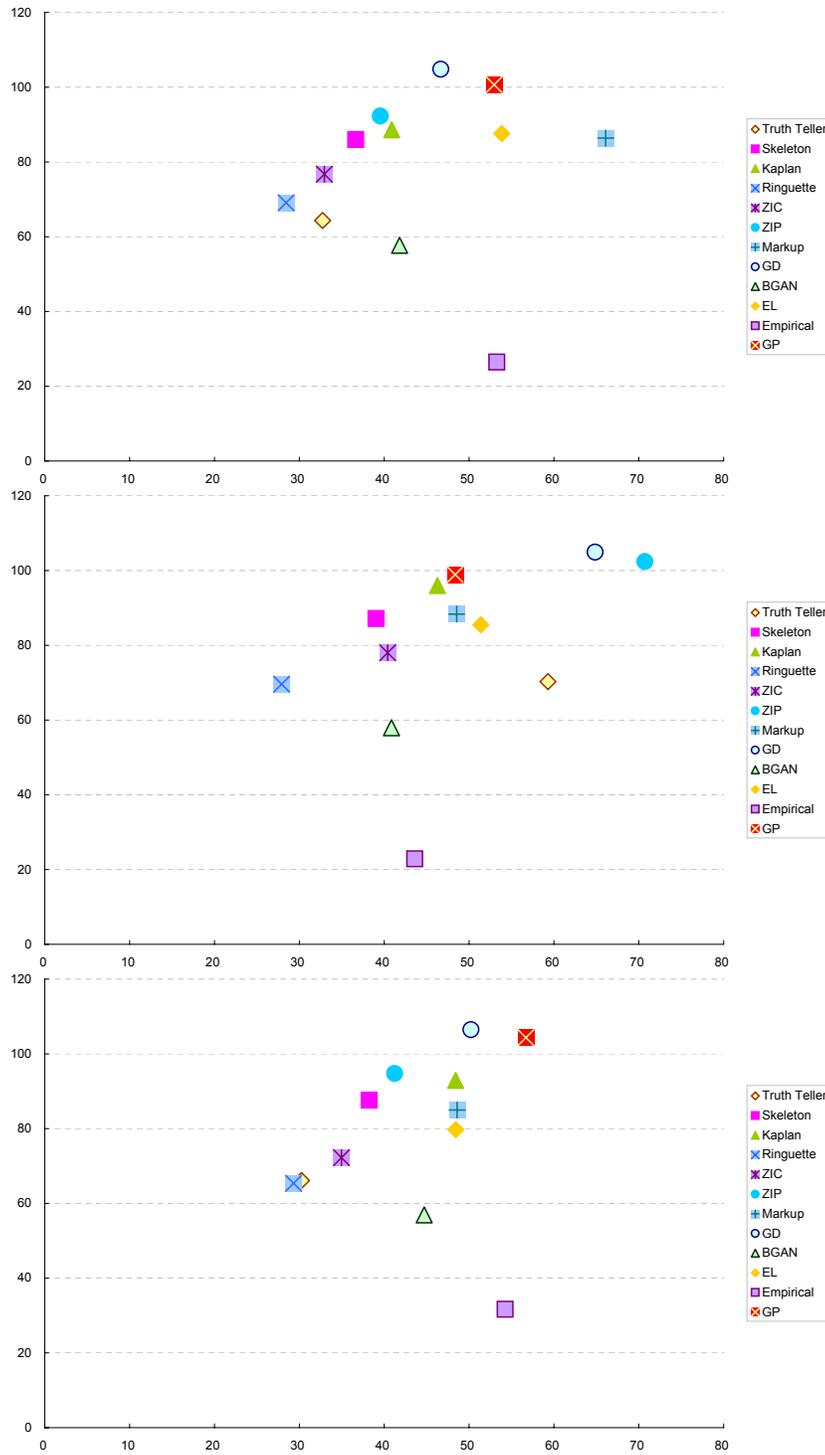


圖 5.9: 平均財富與財富變異 – 實驗 p5L, p20L, 及 p50L 之結果。橫座標為平均財富, 單位為百分比; 縱座標為各策略財富之標準差。由上而下分別為智商 5、20、50 的結果。財富概念皆以個體效率來衡量。

5.3.2 No Free Lunch 檢驗

在計算理論中，有一個相當著名的理論叫「無免費午餐理論」(No Free Lunch Theorem, 以下稱作 NFL)。這個理論是由 Wolpert and Macready (1995b) 及 Wolpert and Macready (1995a) 首先提出。對於搜尋或最適化的問題，NFL 理論指出在考量所有可能的問題後，每一個用來求解的演算法的表現平均而言是相同的。也就是說，沒有一個策略是可以全面性地適用於所有的問題：

“We show that all algorithms that search for an extremum of a cost function perform exactly the same, when average over all possible cost functions. In particular, if algorithm A outperforms algorithm B on some cost functions, then loosely speaking there must exist exactly as many other functions where B outperforms A.” (Wolpert and Macready, 1995b)

這是很強的一個結論，它說明了即使是隨機的策略，也可以在解決某些問題上勝過其他的演算法。沒有一個演算法可以在每一個可能的問題上都能做得比別的演算法來得好，再白話點說，就是有一好沒兩好，因此這個理論便被命名為「無免費午餐理論」。

根據這個理論，既然所有的演算法表現平均而言皆相同，意即不存在一個具有普遍優勢的演算法的話，我們花費在尋找宇宙間最佳演算法的精力便會是徒勞無功的。那我們還需要做什麼呢？是不是隨便選一個演算法就好？還是既然不存在最佳的演算法，人們就可以根據個人喜好恣意選擇想要使用的演算法？

恰恰相反的是，NFL 理論告訴我們不存在普遍最佳演算法的原因，是每個演算法都會在某些問題上表現較佳，而在解決其他問題上則不盡理想。因此，我們有需要針對不同的問題來尋找適合該問題的演算法，而這樣的作法，會比仰賴一個一般性的演算法來得好。如圖 5.10 所示，針對當前問題設計一個合適的求解法，毋需考慮該求解法在其他問題上的表現。

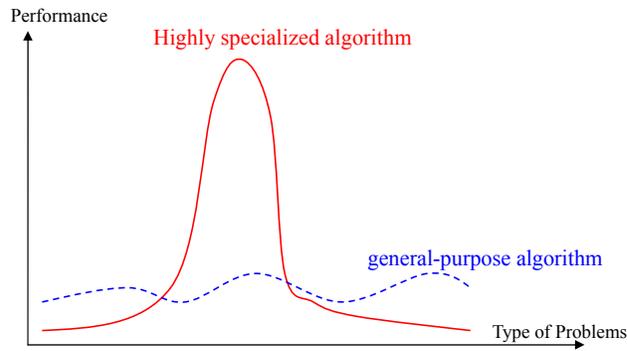


圖 5.10: NFL 示意圖

雖然我們的實驗目的並不在於驗證 NFL 的正確性，不過 NFL 理論卻為我們帶來了一個十分有趣的問題：我們知道許多文獻上搜集而得的策略，其設計目的便是在一定範圍的市場環境中，在已知的問題框架中設法極大化交易者的獲利，因此可以說是一種針對雙方喊價市場的客製化求解策略。但是在我們的實驗結果中 GP 交易者的平均表現的確有可能勝過其他交易策略，這是否代表 GP 在每一個市場中都可以擊敗其他交易策略，代表存在著免費的午餐呢？換句話說，我們想知道 GP 是否是一個普遍較優的交易演算法，是否不管市場形態為何，GP 都能後來居上，拔得頭籌？

從平均財富及財富變異的觀點來看，如果真的有白吃的午餐，代表不論是何種市場，GP 最後都能拔得頭籌，而與市場環境無關。在這種情況下，如果將 GP 最終的表現放到如同圖 5.9 的空間中，我們應該可以看到 GP 跳脫「高利潤高變異」的規範，進而達成「高利潤低變異」的創舉，獨自落在效率前緣的左上方。

為了檢驗這個效果是否存在，我們將所有交易者的首期及末期之平均財富與財富變異繪於圖 5.11 中。⁸

⁸圖 5.11 與圖 5.9 的差別在於圖 5.9 繪製的是從頭到尾平均的結果，而圖 5.11 僅將期初及期末兩個時間點的表現繪製出來。

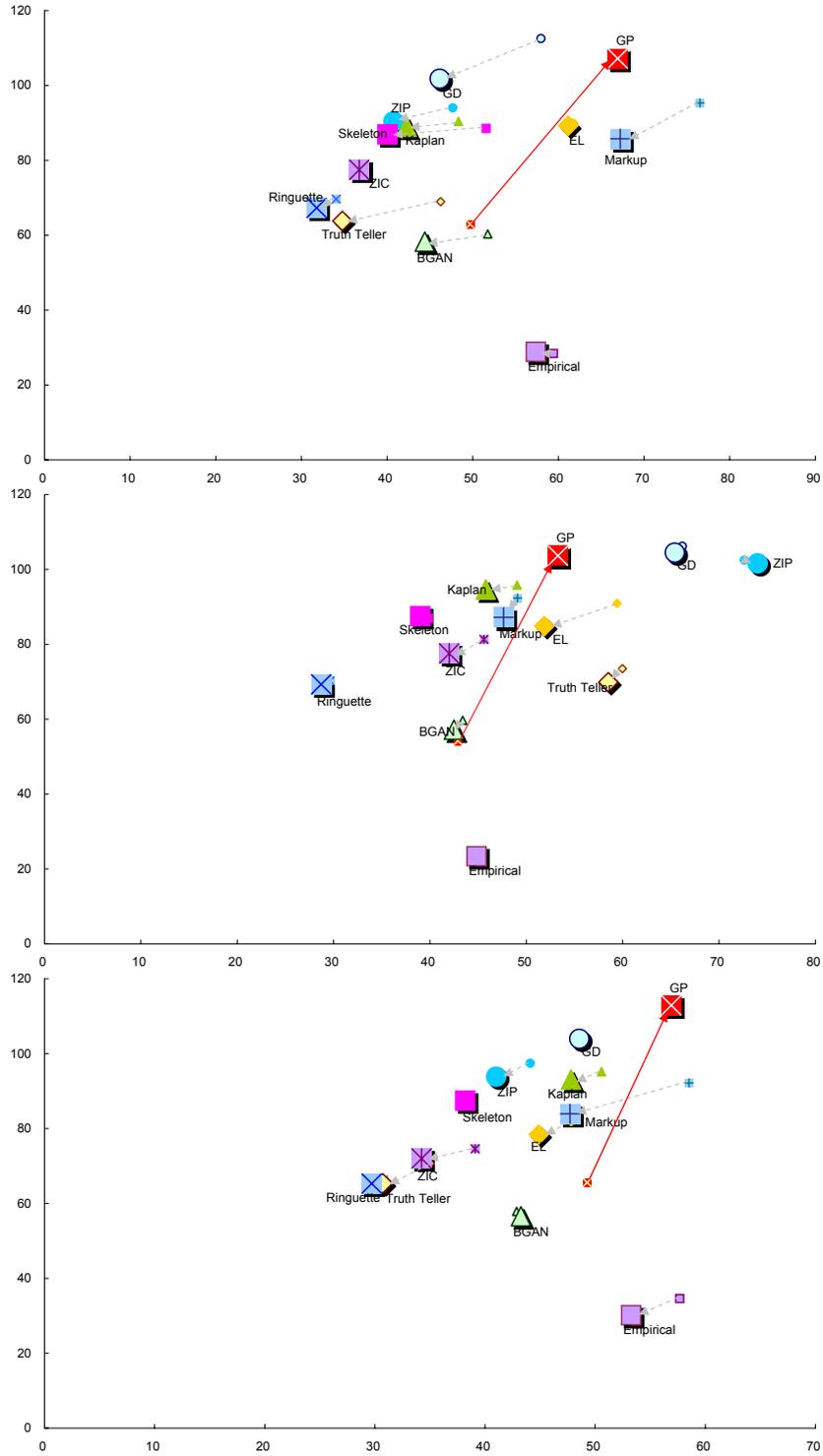


圖 5.11: 平均財富與財富變異演化圖 – 實驗 p5L、p20L、p50L 之結果。橫座標為平均財富，單位為百分比；縱座標為各策略財富之標準差。由上而下分別為智商 5、20、50 的結果。財富概念皆以個體效率來衡量。

圖中同樣形式但較小的標示為期初的表現，較大且有陰影的標示為期末表現，我們用箭頭將其相連以顯示出變化的方向。由圖 5.11 可以看出以下有趣的現象：首先，GP 並沒有突破「高利潤高變異」的法則，相反地，隨著 GP 交易者的學習與平均財富的增長，財富變異反而是愈來愈大的。而且不僅 GP 交易者如此，幾乎所有的交易策略連退步時都遵循著這個法則，而沿著右上-左下的方向變動。

圖 5.11 告訴我們 GP 交易者的表現還是與市場環境習習相關。但表現與市場習習相關，也不能充份說明 GP 交易者的表現到底是普遍地優於其他交易策略，還是如同圖 5.10 所示的在某些市場中表現特優，但在大多數市場中則表現普通。如果是前者，GP 交易者的財富變異雖大，但大多數都比其他人好，是一種較為理想的情況；如果是後者的話，GP 交易者財富的高變異性就是一種十分不好的特質。

GP 交易者表現較好的可能性有：(1) GP 交易者獲勝的次數本來就多；(2) GP 交易者獲勝次數有限，但可以靠著有限次數內的大量領先來拉抬整體平均。為了解驗這點，我們改採計算排名的方式，以去除掉獲利水準值的影響。表 5.3 列出了各個智商水準下，GP 交易者在 p5L、p20L、p50L 這三個實驗的期末平均排名。數字愈低，就代表拔得頭籌的次數愈多。由表可知 GP 交易者的平均排名皆為第一，代表了 GP 交易者在絕大部分的情況下最後都是表現最佳的策略。

GP 交易者財富變異之來源

承續前一小節的討論，若 GP 交易者在大部分的市場中都可以獲勝，接下來的問題，便是 GP 交易者財富的變異來源到底為何。圖 5.12 展示了各智商水準的 GP 交易者在期初及期末時的財富分配盒鬚圖。

由圖 5.12 可以看出，最後幾代的平均財富分佈主體均比期初來得高，但由第一四分位數 (Q1) 及第三四分位數 (Q3) 所構成的主要部份分散程度卻不見得比較大。在智商為五及五十的實驗中，更是明顯可以看到主要的變異來源都是離散值所造成的，而這些散離值又都以正向的離散值為主。在智商為二十的實驗中，雖然期末由第一四分位數及第三四分位數構成的分散的程度較期初稍大，但也大都可

表 5.3: 期末財富之平均排名

名次	智商 5		智商 20		智商 50	
	策略	平均排名	策略	平均排名	策略	平均排名
1	GP	3.16	GP	3.16	GP	2.69
2	GD	3.27	GD	3.25	GD	2.95
3	ZIP	3.87	ZIP	3.55	ZIP	3.66
4	Skeleton	4.00	Kaplan	3.91	Kaplan	3.96
5	Kaplan	4.11	Skeleton	4.07	Skeleton	4.07
6	Markup	4.19	Markup	4.08	Markup	4.29
7	EL	4.24	EL	4.22	EL	4.52
8	ZIC	4.76	Ringuette	4.81	Truth Teller	4.93
9	Ringuette	4.83	ZIC	4.84	Ringuette	5.01
10	Truth Teller	5.12	Truth Teller	5.06	ZIC	5.09
11	BGAN	5.62	BGAN	5.74	BGAN	5.80
12	Empirical	6.60	Empirical	7.00	Empirical	6.77

佈在期初的水準值以上,

總體來說, 具有學習能力的 GP 交易者所展現出來的能力, 除了在大部分的模擬中都能在所有交易策略中取得領先外, 在不同市場中也顯現出十分全面的進步結果。由 GP 交易者的表現看來, 的確具有擊敗專門設計來進行雙方喊價策略的能力。

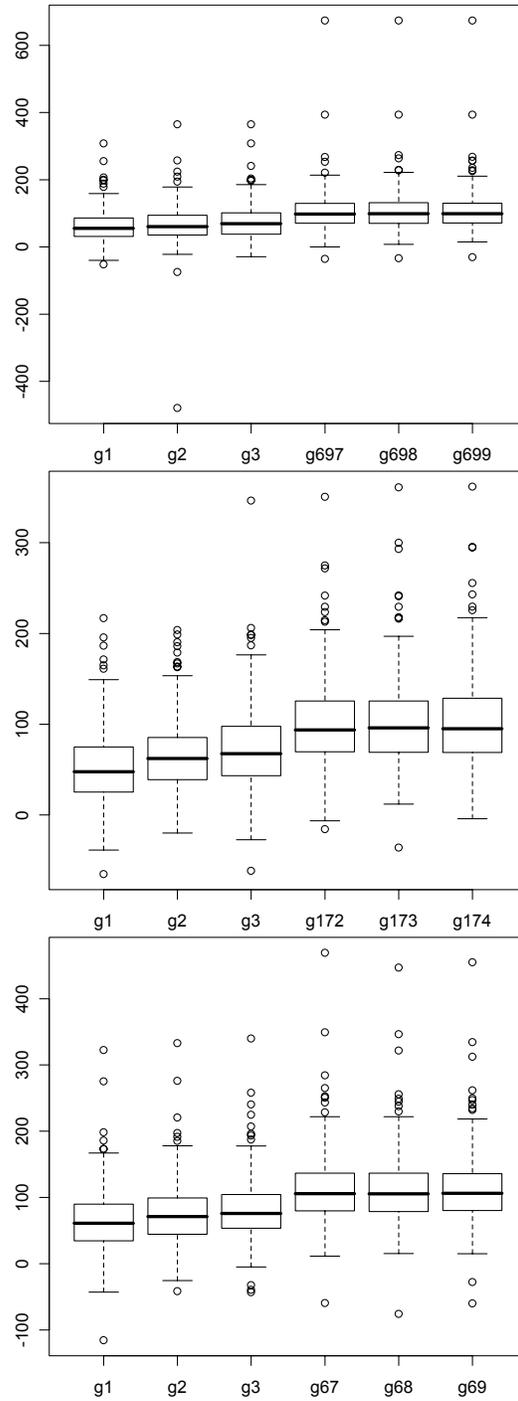


圖 5.12: 期初及期末之財富盒鬚圖 – 實驗 p5L, p20L, 及 p50L 之結果。由上到下分別為智商 5, 20, 50 的結果

5.3.3 策略複雜度

要分析 GP 交易者的行為，除了直接分析 GP 交易者為數浩瀚的策略外，另一個方法就是藉由對其策略複雜度的觀察，來推論交易者的行為。要如何衡量策略複雜度呢？本研究乃以 GP 所產生策略的節點數作為策略複雜度的代表。所有的固定策略，都可以用決策樹或流程圖的方式呈現，而決策樹上的每一個節點，都代表了至少一次的運算或判斷。而運算或判斷的次數，便是策略複雜度的一種體現。Payne et al. (1993) 便曾進行詳盡的心理學實驗，並建立相關模型來探討人類心智能力 (cognitive capacity) 與策略所需要的計算量的關係。

因此，運算愈多的策略便代表策略愈複雜，而在 Payne et al. (1993) 所使用的策略中，較複雜的計算過程也會產生較精確的結果。與 Payne et al. (1993) 不同的是，我們無法事先得知假設愈複雜的策略效果是否愈好，但我們可以依據策略複雜度之不同，來推測學習型代理人的策略選擇行為。

以決策樹中的節點數目來呈現策略複雜度也是一種相當直覺的作法，而且類似的作法早已進入經濟學的討論之中，例如 Rubinstein (1986) 在以「有限狀態自動機」(finite automata) 代表個人策略來參與賽局時，便以自動機的狀態數目作為計算的成本，並將其納入賽局參與者目標函數的一部份。

圖 5.13 為不同智商的 GP 交易者之策略平均複雜度演化圖。由圖我們可以觀察到迥然不同的複雜度走勢：

- p5 和 p20 的平均策略複雜度是逐步下降的，而 p50 的平均策略複雜度則是先上升再稍微下降的情況。
- p20 的平均策略複雜度下降速度不如 p5 的交易者來得快。
- p5 複雜度最後幾乎收斂到一左右的水準，而智商為 50 的交易者最高曾到五，即使是最後稍微下滑，也在大約四的水準。

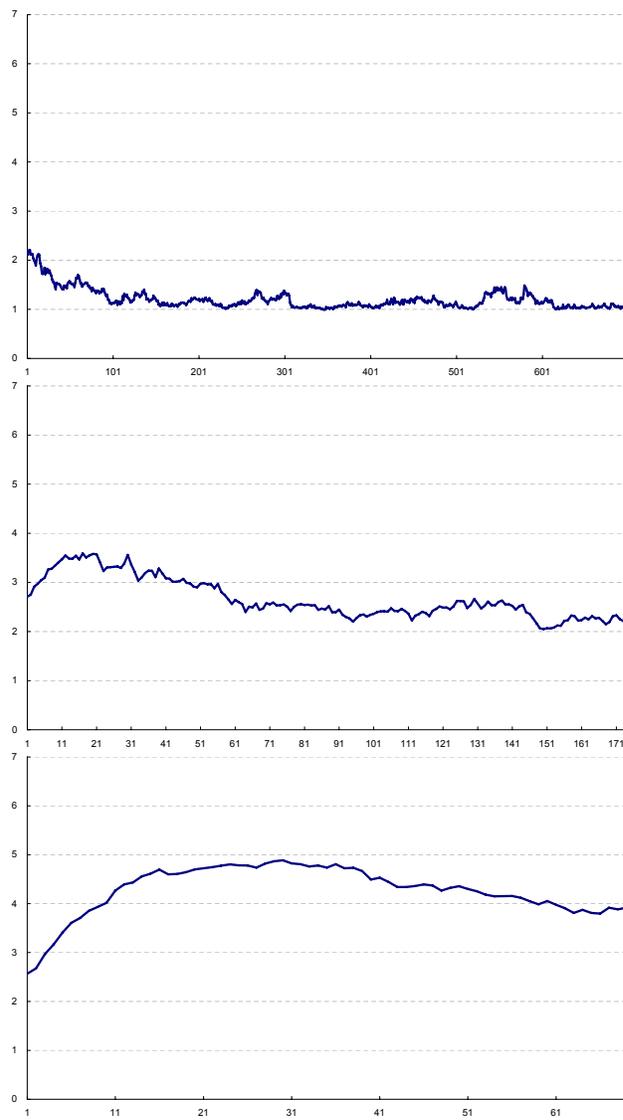


圖 5.13: GP 交易者之平均策略複雜度 – 實驗 p5L、p20L、p50L 之結果。橫座標為時間, 單位為「代」; 縱座標為複雜度。由上而下分別為智商 5、20、及 50 的實驗。財富概念皆以個體效率來衡量。

很明顯地, p50 的行為與 p5 似乎有著本質上的差異。在進一步討論之前, 我們必須先確定 p5 及 p50 複雜度的差異不是由少數極端值所造成的。圖 5.14 為 p50 之各代複雜度分佈演進圖。⁹ 由圖中可以很明確地看出 p50 的複雜度差異乃是由於整個分配的位置所造成, 而不是受到少數離群值的影響。

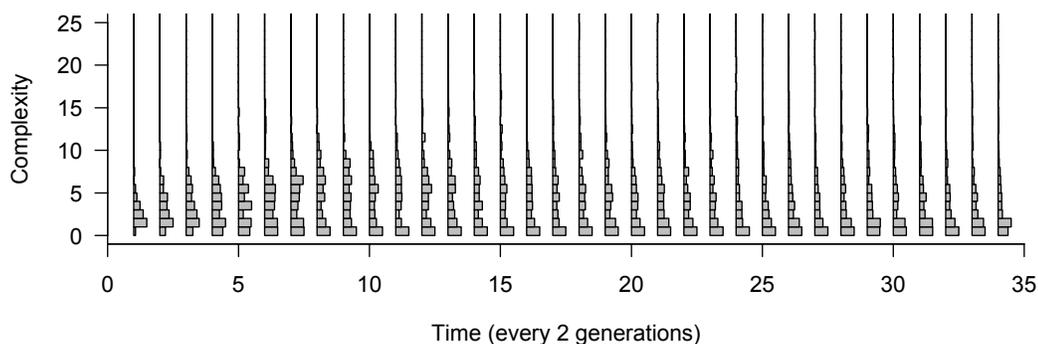


圖 5.14: p50 之平均策略複雜度分佈圖, 共進行 70 代, 300 次模擬。

由 p5、p20、及 p50 的複雜度差異, 我們可以看出三者的策略選取行為不太一樣。P5 在固定市場中所採取的策略傾向於簡單, 其平均複雜度收斂到幾乎為一的事實反映了其策略使用的某種「精簡性」, 也意味著 p5 所用的策略幾乎都是我們當初所給與他們的市場資訊 (也就是賦與 GP 運作的 terminals, 詳見第 4.3 節的說明)。而這些市場資訊卻也都是些公開、隨手可得的資料。

p50 的複雜度大過一, 而在接近四的水準, 則是代表這類交易者一定在某種程度上重組了市場資訊, 而重組過後的策略, 就不是 p5 和 p20 所使用的簡單市場資訊可比擬的。而由結果看來, p50 的策略也是此 p5 及 p20 好的。

但令我們感到意外的是, 這些使用極其簡單資訊的 GP 交易者, 竟然可以擊敗其他複雜許多的交易策略, 足以說明學習的結果, 並不一定要發展出理性、或者具備複雜形式的策略, 而是一個適者留存, 捨棄不適者的過程。p5 透過學習, 發現簡單的策略在固定的市場中似乎已經足堪大任, 因此他們的行為是「learn to be simple」, 而非「born to be simple」。

⁹此分析乃利用統計軟體 R 所完成 (R Development Core Team, 2008), 此圖的產生程式乃修改 Grosjean et al. (2003) 之程式而來。

在現實社會或經濟體中，我們也可以看到類似的情況。我們所觀察到的簡單行為，也許是深思熟慮過的結果，也有可能是經驗累積的結果，當然也可能是本身處理資訊的能力有限所以不得不簡單化的結果。以股市而言，許多投資大師所抱持的都是極為簡單的法則，例如股神華倫巴菲特 (Warren Edward Buffett)，由 100 美元的資本透過投資而成爲身價數百億美元的全球富豪，常自言其投資法則的第一信條便是「追求簡單，避免複雜」，¹⁰ 然而簡單的法則，卻也是經過成功與失敗的經驗才換來的，即使是股神也不例外。

因此，在市場中觀察到簡單的行為，不一定代表在市場中生存不需要太多智慧。以我們的實驗結果而言，p5 在各種不同市場環境中所找到的簡單策略，都是經過一段長時間的摸索而得到的。因此，如果說在我們的市場中極其簡單的法則可以擊敗衆多複雜的交易策略，則不免失之偏頗，並且不能真正反映出智慧行為在市場交易中的價值。所以諸如 Rust et al. (1994) 的研究企圖找出成功交易策略之特性，卻發現簡單的 Heuristics 可以成爲交易策略中的佼佼者，其實並不算真正地顛覆人們的想法，只不過需要我們對於人類的「智慧」行為在市場交易行為中的重要性作一番新的思索。

本研究的實驗結果告訴我們，簡單不等於平庸；簡單的策略仍可有其效果，簡單也不等於隨意：簡單的策略有可能是學習過程的產物。而這一切的關鍵，就在於學習的效果是否充份地發揮出來。「智慧」行為不僅指的是表面上策略的複雜和精巧，也可以在學習的過程之中顯現出來。

¹⁰ 巴菲特曾說過，現今他的投資中沒有一毛錢是基於總體經濟預測而決定的，相較於浮沈股海中的衆多投資者所使用各式精巧投資模型，巴菲特的投資法則顯然簡單多了 – 儘管他對美國乃至於全球經濟與市場都有很深的見解，但其交易法則卻簡單無比：看對了便買入，然後不再賣出，即所謂的「價值投資法」。然而有趣的是，許多研究巴菲特的學者在檢視過巴菲特的投資過程後，整理出的教條到達數項之多，我們不確定巴菲特本人是否遵循這麼多的教條，但至少根據他本人的說法，似乎不會太過複雜。

5.4 動態市場

在第 3.2.3 的研究假設三中，我們認為要衡量策略的能力，其中一項很重要的考量便是去檢視策略適應動態環境的表現到底如何。

準此，我們設計了另一組實驗 DMp5L、DMp20L、以及 DMp50L。在這組實驗的每次模擬中，雖然對手交易策略依然自始至終維持不變，但市場供需情況卻會隨機改變。市場在每一代的開始，供需便隨機變化一次，意即每一次都隨機指派保留價格給每個交易者。我們讓市場變化的頻率與 GP 交易者更新策略的頻率一致，藉此測試 GP 交易者面對多變環境的能力，讓 GP 交易者每次甫更新完策略，環境也會同步變動。

在面對如此多變的環境時，創新型學習 GP 交易者的表現會是如何呢？我們預期可能會有幾種截然不同的結果出現：

1. 由於環境過於隨機，導致 GP 交易者根本無法學習。
2. 由於環境過於隨機，導致 GP 交易者雖然可以學習，但是卻只能設法掌握一些一般性的交易方法，導致智商的差異無法顯現。
3. GP 交易者仍然可以在如此隨機的環境中學習，而且智商愈高者愈得愈好。

圖 5.15 為動態市場實驗之結果。由圖中我們首先注意到的是劇烈的波動性，因為市場本身不斷隨機變動的關係，所以不論是固定型、調適型、或創新學習型的 GP 交易者都呈現出比 p5L、p20L、及 p50L 這三組實驗中更大的獲利波動性。

這點其實並不會超出我們的預期之外。由於市場強烈的隨機性質使然，我們可以看到不論是固定型、調適型、或創新型學習交易者的獲利波動性，都遠較固定市場下的情況為大。

其次，不論是從絕對的個體效率，或相對的排名來說，GP 交易者在變動的市場表現並不如在固定市場中來得好。但在此同時，我們還是可以觀察到 GP 學習

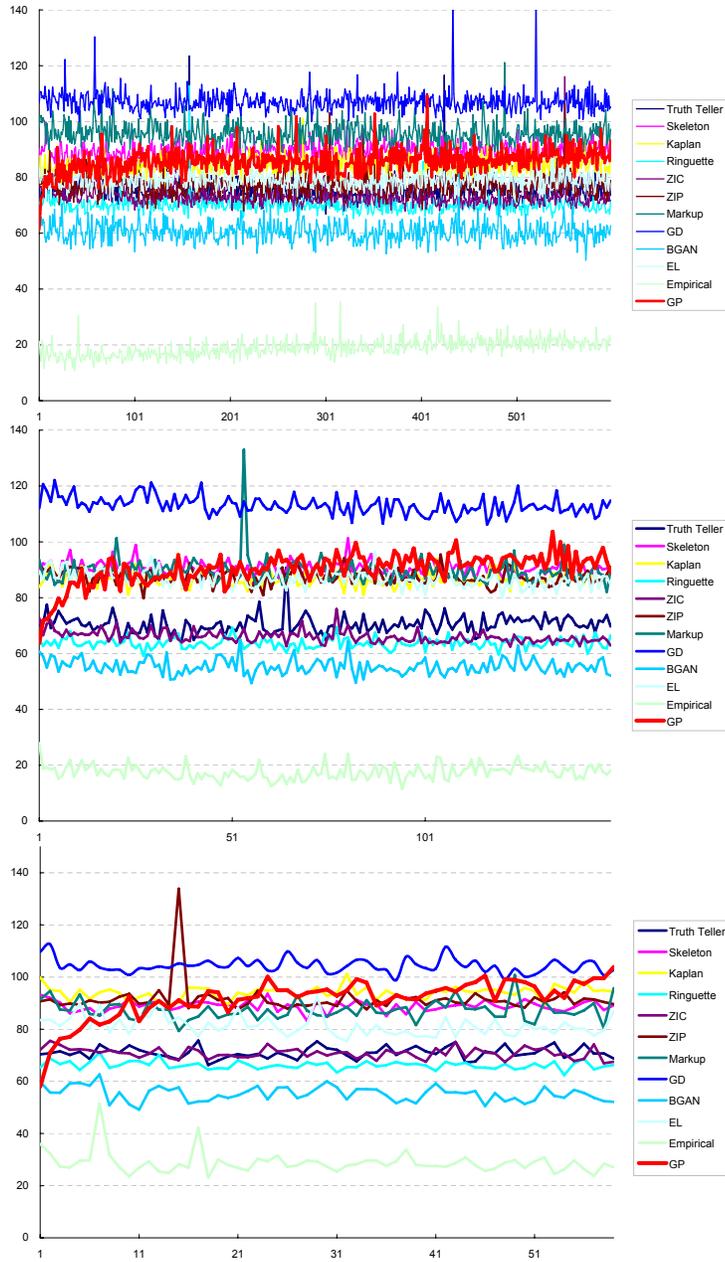


圖 5.15: GP 在動態市場下之獲利演化 – 實驗 DMp5L, DMp20L, DMp50L 之結果。橫座標為時間，單位為「代」；縱座標為複雜度。由上而下分別為智商 5、20、及 50 的實驗。財富概念皆以個體效率來衡量。

的情況，儘管在智商為五的例子裡學習行為並沒有顯著的成效，但在智商為五十的交易者身上，我們卻可以看到最終可以達到排名第一的水準。

經由這一點發現，我們不得不認可 GP 交易者強韌的學習能力，在即使每次更新策略後市場就全面翻新的情況下，這個學習型交易者還是能夠試圖從其中找到進步的方法。而並沒有如我們事前擔心的，因為環境過於隨機而無法學習的情形發生。

在此另一個值得注意的問題，就是其他策略的表現排名。雖然此實驗是在動態的市場中進行，但固定型策略與調適型策略的整體排名分配卻也沒有太大的變化。大致上是以 GD、ZIP、Kaplan、Markup、Skeleton、EL 等策略為領先集團，內部發生名次的對調；ZIC、Ringuette、Truth Teller 三個策略為中間集團，內部有名次小幅對調；以及 BGAN 和 Empirical 交易者組成的後面集團。這當中尤以 GD 策略為最，似乎不管市場如何變動，只有較高智商的 GP 交易者才能威脅其地位。

策略複雜度

我們在進行實驗之前，曾對 GP 身處動態環境中的行為作了三點假設。雖然後來我們看到 GP 仍或多或少地展現了學習的能耐，但我們仍舊想知道的是，GP 交易者在這個動態的環境中到底學到了什麼呢？

圖 5.16 為動態市場下 GP 學習者平均策略複雜度的演化圖。我們可以和圖 5.13 作一個比較，我們可以發覺兩者並沒有太大的區別：GP 交易者雖然身處動態市場，但還是以同樣的方式來自市場中汲取經驗、發展策略。

但這裡有點特別的地方是，在固定的市場中，我們可以想像存在著一個在該市場供需條件及交易者策略組合下，類似於最佳解概念的喊價方法。而 GP 便可以在不斷學習的過程當中，透過組合策略來展示近似的行為，或是透過不斷地嘗試來找到這個解。然而，在隨機動態的市場中，供給與需求隨時在變動，雖然市場中的交易者是固定的，但變動的供需應該會造成市場最佳喊價方法的變化，那麼為何 GP

仍然可以憑藉著學習而進步呢？我們認為可能的原因如下。

一是雙方喊價市場中本來就存在著一組可以逼近大部分市場條件下的最佳喊價方法集合。而 GP 就是透過其策略群體包含一種以上策略的特點，來保存、更新、或改良其策略群體中的元素。但如果真的存在這種可以適用於大部分環境的解，那麼一些調適型的策略如 ZIP 等，應該也可以藉由利潤率的連續調整來接觸到這些解，並進而維持在上面以賺取高額利潤。但我們並未看到任何一個調適型的策略展示出近似於 GP 交易者逐步摸索進步的特性，是故我們對這個解的存在與否留有疑問。

另一個可能的原因則是 GP 事實上學習的標的，不僅僅是市場供需這個環境變數而已，要能夠在市場中獲利，也必須要摸索出對手的模式才行。因此，雖然身處於隨機變動的市場之中，但由於對手組合不變，所以學習型的 GP 交易者仍可就此一部分來著墨，以找出應付對手的較佳方法。

雖然市場的隨機性或多或少降低了 GP 交易學習的效率，但由本節的結果看來，在給予 GP 交易者足夠的智能之下，GP 還是可以展現出強勁的學習成果，因此也可以看出 GP 在動態環境中的學習能力似乎與其智商有較大的關係。

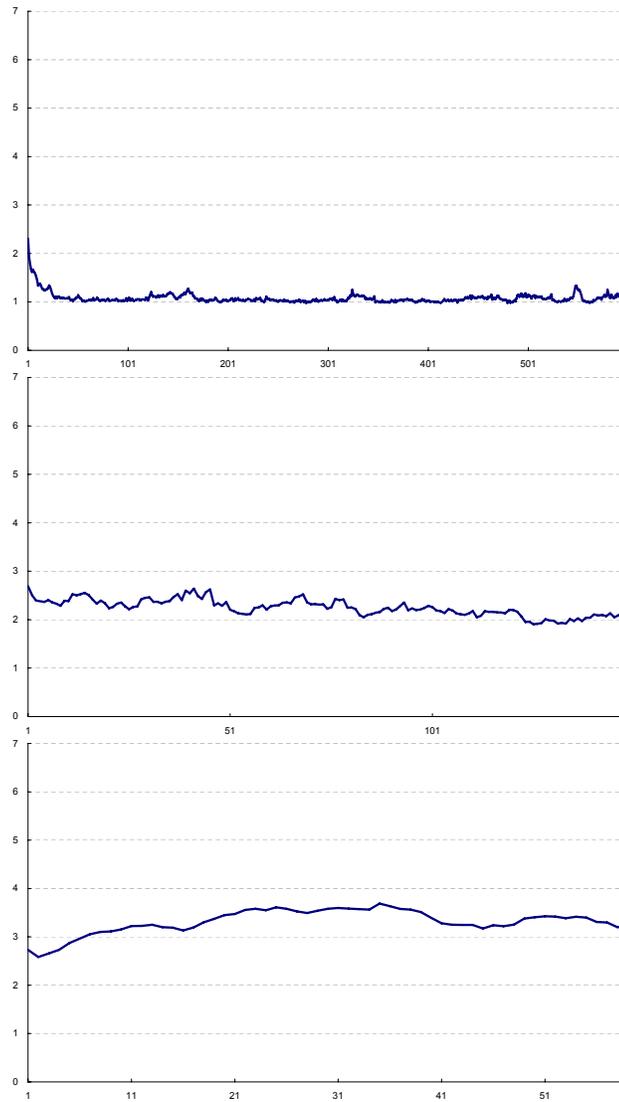


圖 5.16: GP 交易者之平均策略複雜度 - 實驗 DMp5L、DMp20L、DMp50L 之結果。橫座標為時間, 單位為「代」; 縱座標為複雜度。由上而下分別為智商 5、20、及 50 的實驗。

5.5 總結

我們在本章中進行了針對三種類型交易者 – 固定型、調適型、以及創新學習型 – 所設計的實驗。那麼在面對本研究於第 3.2.3 節所建立的假設，是否可以得到回答呢？

這些假設有：

1. 決策品質表現 **Adaptive > Fixed > Innovative**。
2. 調適速度上的差異 **Fixed > Adaptive > Innovative**。
3. 調適範圍的差異 **Innovative > Adaptive > Fixed**。
4. 智商會影響學習的效果，智商愈高，學習愈快，學習的結果也愈好。

我們在此討論的是前三項假設，關於智商對學習的影響，將留待下一章中再作描述。

決策品質

決策品質在此的定義是指策略的獲利能力。因此，在決策品質表現方面，一如 Santa Fe 競賽所看到的，在「固定型」與「調適型」交易策略的比較上我們並沒有得到明確的結果。

關於這點，我們認為有一個可能性，即是「固定型」的交易策略雖然結構固定，但是往往會採用一些市場資訊作為喊價的參考，例如 Skeleton 和 Kaplan 策略，雖然不具精心設計的更新法則來調整行為，但卻可以透過簡單的情境判斷，並使用市場資訊作為喊價參考，來達到隨環境起舞的目的。這種應對環境可能變化的方法，雖然不同於調適性策略調整自己的參數來得直接，但也能夠具有一定的調適能力。

因此，類似於我們將學習型交易行為與專家設計的策略視為兩種不同的問題解決模式，我們也可以將一些「固定型」策略及「調適型」策略視為兩種利用不同方式來面對環境變化的設計哲學。如此看來，倒不一定固定型的策略一定會表現得比調適型的策略來得好。

另一方面，創新型學習過程在時間有限的情況下，也許無法和這兩類型的策略相抗衡，但只要給予足夠的學習時間，在固定市場中我們都能看到學習型的 GP 交易者脫穎而出。然而在隨機變動環境中，雖然創新型的學習交易者仍然展現了進步的能力，但此時要能夠勝過「固定型」及「調適型」的軟體代理人，就不是那麼輕鬆的事了。

因此，針對本假設而言，我們實驗的結果發現「固定型」和「創新型」軟體代理人策略在獲利表現上是難以區分的。而有別於過去人機互動與交易競賽的結果，我們的實驗證實了在摒除了交易速度與運算速度的影響下，創新型的學習過程是有能力擊敗軟體交易程式的，但其前提是需要一定時間的學習，且智商的高低則是另一個對學習的結果有決定性影響的因子。

此外，策略眾多不同的設計，往往會使每個策略具備不同的特點，若我們能將眼光從狹隘的利潤觀點，擴展到更廣泛的「穩定性」等衡量指標上，我們將發現不同性質策略所表現出來的行為會有更多的值得深究的地方，而這也是我們提出效率前緣來理解策略特性的理由。

調適速度

由本章的實驗結果看來，不管是在固定的，還是隨機變動的市場環境中，「固定型」與「調適型」策略都展現了無比快速的適應能力，兩者幾乎都可以在幾個交易試合之後就找到獲利的據點。

「創新型學習」交易者的情況則不同，除了在速度上不敵前兩者外，也會和其智能有關：智能愈高者，學習的速度就愈快。智商較高的學習代理人可以僅少量的學習次數獲得大量進步，但智商低者則需要冗長的時間來學習。

調適範圍

「固定型」、「調適型」、以及「創新型學習」三種決策方式在適應範圍上的差異，本研究建議與策略的決策品質一起考慮，並以本章中所引入的「效率前緣」分析方法來作比較。

由本章實驗所得的結果，我們往往發現位於效率前緣上的策略會呈現出「高利潤-高風險」及「低利潤-低風險」的分佈，而此三類策略各自的長處也都不盡相同：「調適型」策略往往顯露出較大的風險，但其獲利表現也較好；相較之下，「固定型」策略的變異性較小，但其獲利也會因此稍少；最特別的是「創新型學習」交易者，由於具備不斷改進的能力，因此其表現也與其學習情況有關，如果給予長度適當的學習時間與智能，雖然無法達到高利潤-低風險的目標，但 GP 交易者將可在高利潤的一隅佔有一席之地。

第 6 章

智商與學習效果

在本章中，我們將探討不同智商的 GP 交易者，在行為各個方面的差異。由於心理學研究中對於智商在學習上的效果有著明確的論點，因此本章也將試圖把模擬的結果與心理學上的論點相比較，以期能夠成功地將智商對學習能力的影響效果帶到代理人基經濟建模之中。

6.1 智商與學習成果

由第 5 章的結果，我們可以看出具備學習能力的交易者不但進步幅度大，且在給予適當時間學習後，可以在大部分的情況中成為排名屬一屬二的交易者，因此驗證了學習的強勢表現。不過我們也由第 5 章的結果觀察到，學習是需要時間的，而且所需要花費的時間也似乎會隨著 GP 代理人群體的大小而有一定的差距。本節的目的，就在於驗證這種虛擬智商變數的作法所導致的結果。

關於學習效果的差異，我們由第 5 章得到的粗淺認識有：(1) 不同智商的 GP 交易者進步的速度不同。(2) 不同智商交易者在長期間學習後的表現似乎不同。因此，接下來我們想知道的是，在具備學習能力的交易者中，智能的不用是否會造成學習速度的不同，並進而反應在成績上呢？

首先我們可以由不同智商交易者最終表現來判斷智能的影響。圖 6.1 是不同智能的 GP 交易者之獲利表現分配圖。¹

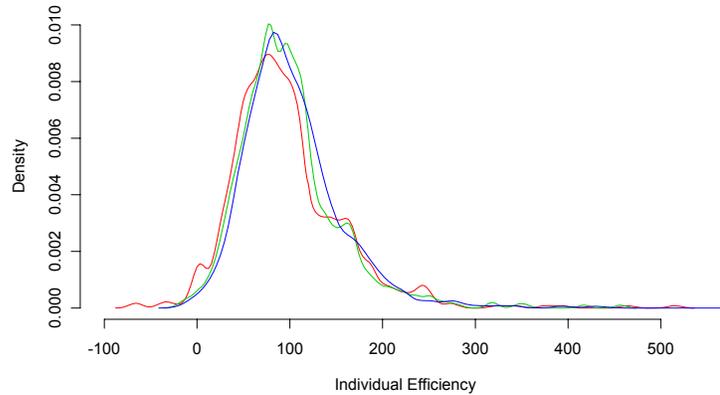


圖 6.1: 不同智能的 GP 交易者之獲利表現分配 – 實驗 p5L, p20L, p50L 之結果。其中紅色為低智商 (pop = 5), 綠色為中智商 (pop = 20), 藍色為高智商 (pop = 50) 之分配圖。利潤以個體效率為衡量。

由圖 6.1 可以察覺, 在經過一千個交易日的學習後, 三者最終的獲利表現分配十分接近, 但似乎也可以分辨三者分配的重心位置不盡相同。那麼, 不同智商水平是否會對獲利分配的重心位置造成差異呢?

在檢定獲利分配的重心是否相同之前, 我們先檢驗獲利分配是否為常態。圖 6.2 為不同智商的 GP 交易者獲利分配的分位數散佈圖 (Quantile-Quantile Plot)。

由圖形可以看出, 三者分位數散佈圖上並非直線, 尤其當智商愈高時, 就愈偏離直線軌跡。因此學習型交易者的獲利分配可能皆不是常態分配。我們也進行了 Shapiro-Wilk Test, 結果皆拒絕常態分配的假設 (p 值皆小於 $2.2e-16$)。因此, 在面對不確定且多樣的環境時, 學習型的代理人其表現結果並非常態分配。

那麼, 由不同智商的代理人產生的獲利分配是相同的嗎? 為了進行假設檢定, 首先注意到的是由於三者為非常態分配, 所以無法使用 t 檢定, 而須使用無母數

¹此圖乃利用統計軟體 R 中的預計密度估計方式所繪成, 該方法使用快速傅利葉轉換及線性逼近的方法來達成。

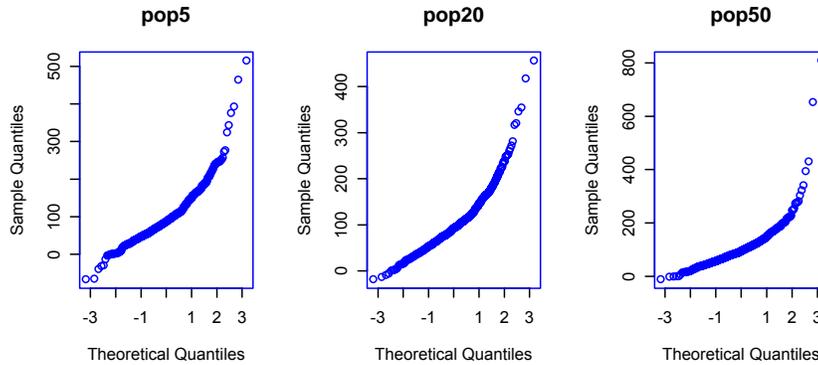


圖 6.2: 不同智能的 GP 交易者之獲利表現分配分位數散佈圖 – 實驗 p5L, p20L, p50L 之結果。利潤以個體效率為衡量。

檢定中的 Wilcoxon Rank Sum Test。但在進行 Wilcoxon Rank Sum Test 之前, 先檢定三者之中兩兩而言是否具備相同的變異數, 因此我們先對其中任兩組進行 F 檢定。

在百分之五的顯著水準下, 且樣本自由度皆在五百以上時, F 檢定的 critical value 是 1.1586。而三者的兩兩配對檢定結果則列於表 6.1 中。

如表 6.1 所示, 三者的變異數在智商差異最大時存在顯著差異, 其餘智商較相近的組合則無顯著差異。同樣地, Wilcoxon Rank Sum Test 的結果也告訴我們, 只有在 P5 及 P50 之間存在顯著差異, 智商相近的兩個代理人表現則無統計上顯著的差別。因此, 雖然就平均數而言似乎智商愈高表現愈好, 但統計上而言智商接近的兩個交易者的表現差異都是不顯著的, 僅 P5 及 P50 這組交易著有顯著的差異。

但在第 5 章中的圖 5.7 和圖 5.8 中, 我們看到智商不同的 GP 交易者學習速度快慢有別, 且在經過長時間的學習後, 最終結果似乎也不盡相同。那智商差異所造成的影響到底有多大呢?

首先我們必須注意的是, 表 6.1 的結果所呈現的, 是不同智商的 GP 交易者經過不同長短的演化後所得到的成果。從 GP 的角度出發, 學習的效果必需透過

表 6.1: 不同智商之學習型交易者期末表現比較表 – p5L, p20L, 及 p50L 之比較。其中 F 檢定在百分之五的顯著水準, 且自由度在五百以上時, 臨界值為 1.1586, 而 Wilcoxon Rank Sum Test 所顯示的是 p 值。

	平均獲利	獲利變異
pop 5	96.2753	3680.5504
pop 20	98.9999	2983.0880
pop 50	104.8535	4034.2867
	F 統計量	Wilcoxon Rank Sum Test
5 vs. 20	1.2338	0.1251
5 vs. 50	1.0961*	0.0014*
20 vs. 50	1.3524	0.0693

策略的更新來實踐。每演化一代策略, 就代表經過了一次學習的歷程。因此, 我們必須要讓智商高低不同的交易者具有相等的學習機會。才能真正比較出他們在學習能力上的差異。

其次, 表 6.1 的結果也提示了我們應該留意智商差異程度的可能影響: 智商為五和二十的交易者間之差異, 是不是會小於智商為二十與五十的交易者之差異呢? 要回答這個問題, 我們就必須在智商的等級上作更有意義的抽樣。因此接下來我們將以一批完整的實驗結果來回答以上的問題。

6.1.1 更為完整的智商抽樣

為了完整地檢視本研究中虛擬的智商變數與學習成效之間的關聯, 我們一方面對智商此一變數進行更全面的抽樣, 以期能對智商差異程度的影響進行更具體的驗證, 另一方面也將在同一學習標準下來比較各智商程度的交易者學習成果。

除了原本的 p5L、p20L、p50L 之外，我們另外進行了 p30L、p40L、p60L、p70L、p80L、p90L、及 p100L 等七組實驗 (參數詳見表 3.3)。圖 6.3 為各智商水準下，在歷經三十四代的學習後，GP 交易者的平均獲利表現演化圖。

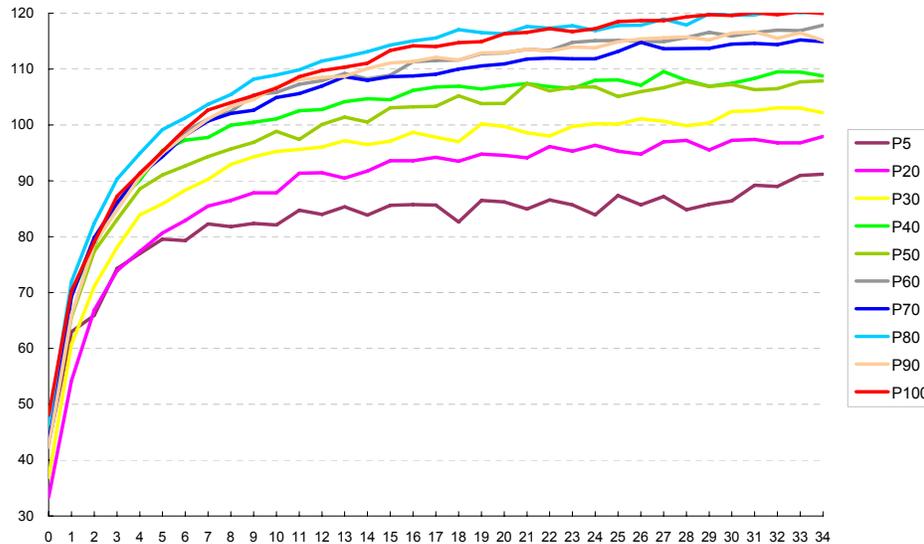


圖 6.3: 各智商水準下 GP 交易者之獲利演化圖 - 34 代之結果。橫座標為時間，單位為「代」；縱座標為獲利，單位為百分比。利潤以個體效率為衡量。

由圖 6.3 可以觀察到幾個有趣的情況：

1. 各種智商程度的學習型交易者學習的曲線都很類似，都是在一開始很快的進步之後，緊接著較為平緩的進步趨勢。
2. 智商愈高者，其獲利曲線就在愈高的地方，表示其學習速度較快，最終表現也愈好。
3. 智商差異程度對獲利表現造成的影響，似乎會隨著智商的提升而降低：在智商較低的幾個交易者之間，在智商差異為十的情況下，其獲利的差異較為顯著；在高智商的人群中，智商差異所造成的獲利差異愈來愈小，甚至出現相反關係的現象 (例如 $p60L > p70L$ 、 $p80L > p90L$)。

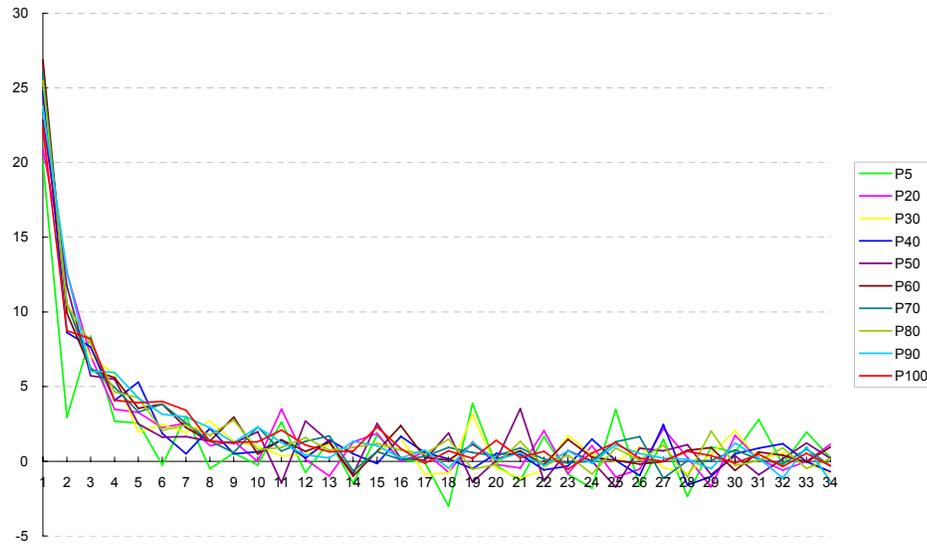


圖 6.4: 各智商水準下 GP 交易者之獲利進步幅度 – 34 代之結果。橫座標為時間, 單位為「代」; 縱座標為獲利的差分, 單位為百分比。利潤以個體效率為衡量。

針對以上第一點現象, 我們可以進一步參考圖 6.4 來觀察。圖 6.4 為各智商水平交易者各代獲利進步的情形, 也就是將原始資料取一階差分後的結果。由此圖可以看到, 在期初時 GP 交易者皆展現了極高的學習效率, 而隨著本身獲利的不斷改進, 其學習的效果也逐漸趨緩。就整個學習的過程而言, 可以看到不同智商交易者的學習模式是十分相似的。

其次, 如果不同智商交易者的學習模式十分相近的話, 圖 6.3 中明顯觀察到的高智商-高獲利對應關係又是從何而來的呢? 若我們仔細觀察圖 6.3 及 6.4 可以發現, 在學習的後半段, 各智商水準交易者的行為是所差無幾的, 圖 6.3 可以看到在約第十代之後, 各智商交易者的獲利表現就呈現平行發展的情況。而圖 6.4 的後半段也顯示出大家的表現其實是相當混雜的, 高智商者此時並有沒比其他人更突出的進步表現。因此智商差異所帶來的學習差異, 在學習初期所造成的影響至為關鍵, 大約在十代前, 交易者表現的排名就大致底定了。

針對第二點觀察, 我們以圖 6.5 加以說明。

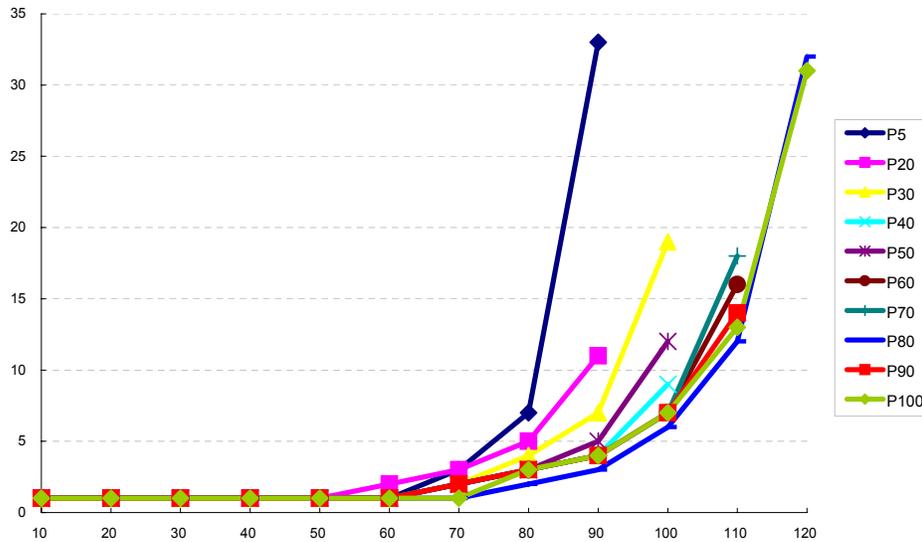


圖 6.5: 各智商水準下 GP 交易者達成獲利目標所需之時間 – 34 代之結果。橫座標為獲利水準, 單位為百分比; 縱座標為 GP 交易者首次達到某個獲利水準所花費的時間。利潤以個體效率為衡量。

圖 6.5 繪製的是 GP 交易者達到各個獲利水準所花費的時間成本。如果 GP 學得愈快, 代表所花的時間便會愈少, 在圖形中的曲線就會在較下方的位置。我們可以看到在圖形中, 智商四十以下的交易者都符合我們的預期: 智商愈低, 花費的時間就愈長, 時間成本就愈大。相對地, 在智商五十以上時, 學習所花費的時間便不一定會與智商呈現反向的關係了。

針對第三點觀察, 我們以表 6.2 來加以說明。

表 6.2 針對任一不同智商的交易者在第三十四代時的獲利進行檢定。由於所有交易者在第三十四代時的獲利經過 Shapiro-Wilk 常態檢定後顯示皆不屬於常態分配, 故我們在表 6.2 中使用無母數的 Wilcoxon Rank Sum Test 來檢定兩個樣本是否來自於同一母體。表中藍色數字代表拒絕虛無假設, 也就是代表兩者顯著不同。在表格中, 愈靠近對角線的地方表示兩者的智商差異愈小, 離對角線愈遠就代表智商差異愈大。由表中藍色數字之分佈, 我們發現當智商差異很小時, 其獲利的差異便不顯著, 所以我們可以見到對角線旁的情況通常都是不顯著的。但當智

表 6.2: 各智商水準下交易者之獲利檢定 - 第三十四代結果, 利潤以個體效率為衡量。本表使用 Wilcoxon Rank Sum Test 檢定各種智商差異下獲利的表現是否有顯著差異。*號表示在 10% 的顯著水準下拒絕虛無假設,**則代表在 5% 的顯著水準下拒絕虛無假設。

	p5	p20	p30	p40	p50	p60	p70	p80	p90	p100
p5	X									
p20	0.099*	X								
p30	0.010**	0.328	X							
p40	0.002**	0.103	0.488	X						
p50	0.000**	0.009**	0.129	0.506	X					
p60	0.000**	0.000**	0.003**	0.034**	0.130	X				
p70	0.000**	0.000**	0.015**	0.121	0.355	0.536	X			
p80	0.000**	0.000**	0.003**	0.036**	0.131	1.000	0.558	X		
p90	0.000**	0.000**	0.011**	0.079*	0.250	0.723	0.778	0.663	X	
p100	0.000**	0.000**	0.000**	0.002**	0.009**	0.284	0.093*	0.326	0.150	X

商差異較大時，卻呈現出兩種景象。以智商四十作一個大略的分界點，在智商四十以下，中等的智商差異（例如三十與六十）便足以造成獲利上的顯著差別，但是在智商較高的一群人之中，智商差異所造成的獲利差別似乎就不太常見了。而這個結果，也與我們由圖 6.3 上觀測到的印象相吻合。

小結

由以上發現，我們可以簡單歸納成以下幾點：

1. 智商的高低，會對學習型交易者的獲利造成影響：一般來講，智商愈高，獲利表現就愈良好。
2. 智商的高低，與學習速度有正向的關係。
3. 不論智商高低，其學習的模式似乎都相同。但智商高者在學習的初期有較大的優勢。
4. 以上各項效果，在智商較低的代理人之間造成的差異較大，在智商較高的代理人之間造成的差異則較小。

這部分的討論，我們看到智商差異造成的影響在低智商的交間者間十分顯著，但在高智商交易者之間卻沒有明顯存在的證據。我們的想法是：Gottfredson (1997) 曾提到高智商的優勢，在較複雜的問題或環境中可以發揮較大的作用。所以，會不會是目前雙方喊價活動的問題對於高智商交易者而言太過簡單，所以無法讓具有頂層智商的交易者發揮其優勢呢？

此外，儘管在高智商交易者間，智商差異對學習結果的影響並不顯著，但高智商的這群交易者，卻也還是明顯地優於智商較低的幾個交易者，如果套用 Herrnstein and Murray (1994) 的用語，智商差異對於聰明的人不會造成明顯的差異，但對愚鈍的人會造成顯著的影響。但總的來看，聰明的人表現還是比愚鈍的人表現好得多。我們接下來想問的是，智商差異所造成的學習行為結果是否具有無法克服

的鴻溝？意即：智商高低的兩群交易者是否存在本質上的差異，讓低智商的學習者永遠也無法達成高智商者的成就呢？

6.1.2 智商優勢與學習努力

古今中外都有一些相近的故事或成語，告誡人們天資固然重要，努力才是達到成功的不二法門。所謂「勤能補拙」，跑得慢的烏龜只要跑得久，還是可以勝過狡捷的兔子。然而，Gottfredson (1997) 也曾提到，某些個人的特質在許多工作成功與否上都具有關鍵性的作用，但這些因素的影響範圍卻仍不及智商來得廣泛。因此，我們想問的是，對這些具備不同虛擬智商的學習者而言，「努力」到底是不是一個重要的因素呢？「努力」的特質有可能可以彌補智力上的不足嗎？

而經由上一節的討論，我們也看到聰明跟愚鈍兩群人之間，似乎有著明顯的差距，這種高低智商群組間的差異可以透過努力來消弭嗎？

有鑑於此，我們便該智商較低的 GP 交易者擁有較多的演化學習機會，試圖藉此讓他們進行較多學習的嘗試，再來與高智商者一較高下。表 6.3 呈現了我們的安排：智商愈低者，給予較長的學習機會。由表可知，智商最低的學習機會，是智商最高的二十倍有餘，我們希望藉此來看努力與先天智商差異的重要性。²

圖 6.6 為最後的結果。由圖中我們可以看到，不論智商的高低，隨著時間的經過都呈現持續進步的情況。但以智商最低的 GP 交易者為例，由於前面我們曾探討過的現象 – 學習速度會隨時間增加而減緩，雖然進步了幾個百分比，但看起來似乎相對有限。如果考量各個智商等級的學習情況，到底學習時間增加對智商較低者有多大的幫助呢？我們便對這些學習結果進行統計檢定於表 6.4。

表 6.4 的結果仍然可以看出，智商較接近的交易者，其獲利結果不會有顯著差異，特別是在此結果中，智商較低者是擁有較多學習機會的。與表 6.2 相比較，我們發現具有顯著差異的獲利表現組合減少了，這代表只要給予較多的學習時間，智商較低者還是有機會可以將其與聰明者的成就縮小，甚至追平。然而我們必須注意

²我們設定 GP 演化代數為此表中特定數字的主要原因，在於實驗計算量上的時間及硬體限制。

表 6.3: 各智商水準代理人學習時間長度表

智商	演化代數
5	699
20	174
30	115
40	86
50	69
60	57
70	49
80	42
90	37
100	34

的是，我們允許較不聰明者擁有等同於智商劣勢的較多學習機會，比如說，智商為五及五十兩者智商相差了十倍，我們在此便給與智商為五的交易者十倍於智商五十交易者的學習時間。在這樣的條件下，低智商者雖然可以拉近與中間智商者的差距，甚至追平，但是與高智商者間的差異卻是無法有效消弭的。以智商為五和一百兩者為例，兩者智商差了二十倍，所以我們也讓智商五的交易者擁有二十倍的學習時間，但在這個情況下，智商五的交易者仍和一百的交易者有著明顯的距離。

如果由整體情況來看，在給予先天不足者相稱的後天機會下，我們看到雖然表 6.4 較表 6.2 明顯少了許多藍色的值(藍色的值代表利潤具有顯著差異)，但不變的是表格的左下角(也就是智商差異最大的幾個組合)還是呈現出難以克服差距。

由以上的結果，我們可以得知，努力可以改良先天資質的不足，縮小與天資聰敏者的差距，但在智商的差距愈大時，就愈難以後天的努力來補足。

表 6.4: 各智商水準下交易者之學習競賽。本表使用 Wilcoxon Rank Sum Test 檢定各種智商差異下獲利的表現是否有顯著差異。*號表示在 10% 的顯著水準下拒絕虛無假設,**則代表在 5% 的顯著水準下拒絕虛無假設。

	p5	p20	p30	p40	p50	p60	p70	p80	p90	p100
p5	X									
p20	0.571	X								
p30	0.589	0.288	X							
p40	0.170	0.060*	0.442	X						
p50	0.090*	0.020**	0.236	0.834	X					
p60	0.004**	0.001**	0.019**	0.159	0.207	X				
p70	0.066*	0.015**	0.191	0.671	0.848	0.280	X			
p80	0.016**	0.003**	0.062*	0.333	0.422	0.656	0.577	X		
p90	0.043**	0.010**	0.144	0.552	0.714	0.384	0.845	0.658	X	
p100	0.001**	0.000**	0.008**	0.062*	0.091*	0.736	0.150	0.444	0.201	X

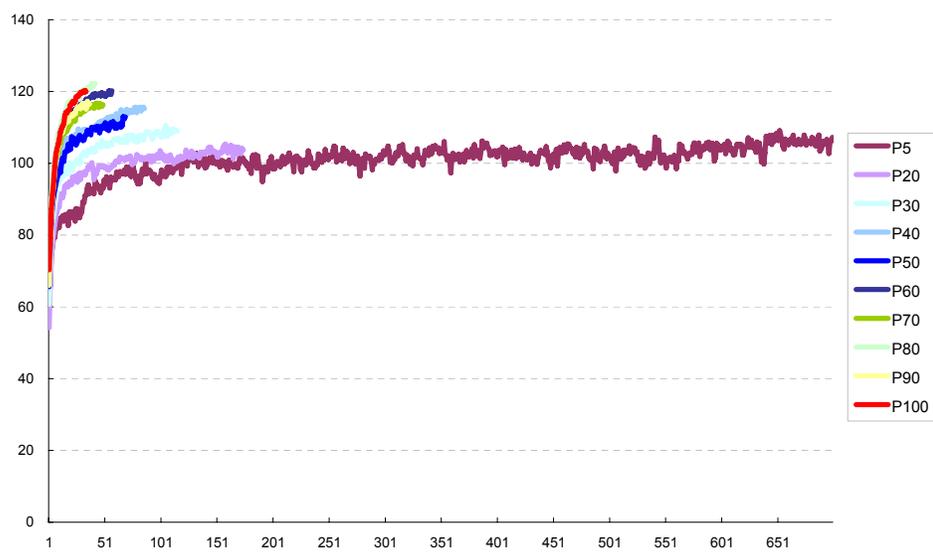


圖 6.6: 各智商水準下 GP 交易者學習競賽圖。橫座標為時間, 單位為「代」; 縱座標為獲利水準, 單位為百分比。利潤以個體效率為衡量。

6.2 動態環境中的學習能力

承 6.1.1 中的討論，我們發現在高智商的交易者群中，智商對學習的影響並不顯著，甚至有反向的影響。看似對這群高智商交易者而言，彼此間智商的高低並未發生應有的影響。

基於 Gottfredson (1997) 的論點，高智商的優勢在複雜的問題或環境中會比較明顯，³ 我們因而懷疑是因為目前的雙方喊價市場問題，其實對於這些天資聰穎來講是過於容易的。

這樣的懷疑並非缺乏根據，因為在我們的實驗中，每次模擬中從頭到尾，每一個交易回合中交易者所面對的市場供需及對手策略都是固定的。因此對於一些智商較高的創新型學習交易者而言，要在數千次試回中對這樣一個固定環境找出近於最適解的喊價方法，也許不是那麼困難。若情況真是如此的話，這個問題對智商高達七八十以上的 GP 交易者而言也許都是同樣簡單的，因此才會看不出其中的差別。若果真如此，要驗證高智商的優勢就必須要有一個較複雜困難的問題才行。

再者，在第 5.4 節中我們也看到在隨機的動態市場中，GP 學習的成果與智商是有明顯關聯的。因此，我們擴大了動態市場的實驗範圍，將更多不同智商的 GP 交易者納入實驗中，進行了 DMp30L、DMp40L、DMp60L、DMp70L、DMp80L、DMp90L、及 DMp100L 等實驗。⁴

首先，由於曾在第 5.4 節探討過 GP 的學習效果，我們便先看看不同智商的 GP 交易者在面對其他軟體代理人的交易表現如何。圖 6.7 為各智商程度下 GP 交易者獲利與固定型及調適型交易策略的相對表現圖。⁵

³指新的、模糊的、變動的、無法預測的、或多面向的問題，見第 2.3.2 節。

⁴參數設計請見第 3.3 節。

⁵注意其中 DMp5、DMp20、及 DMp50 這三個實驗的模擬時間較短，請見第 3.3 節的實驗設計參數表，但並不會對以下的分析造成影響，因為我們並未拿演化最後的結果，而是取第三十四代的結果來比較。

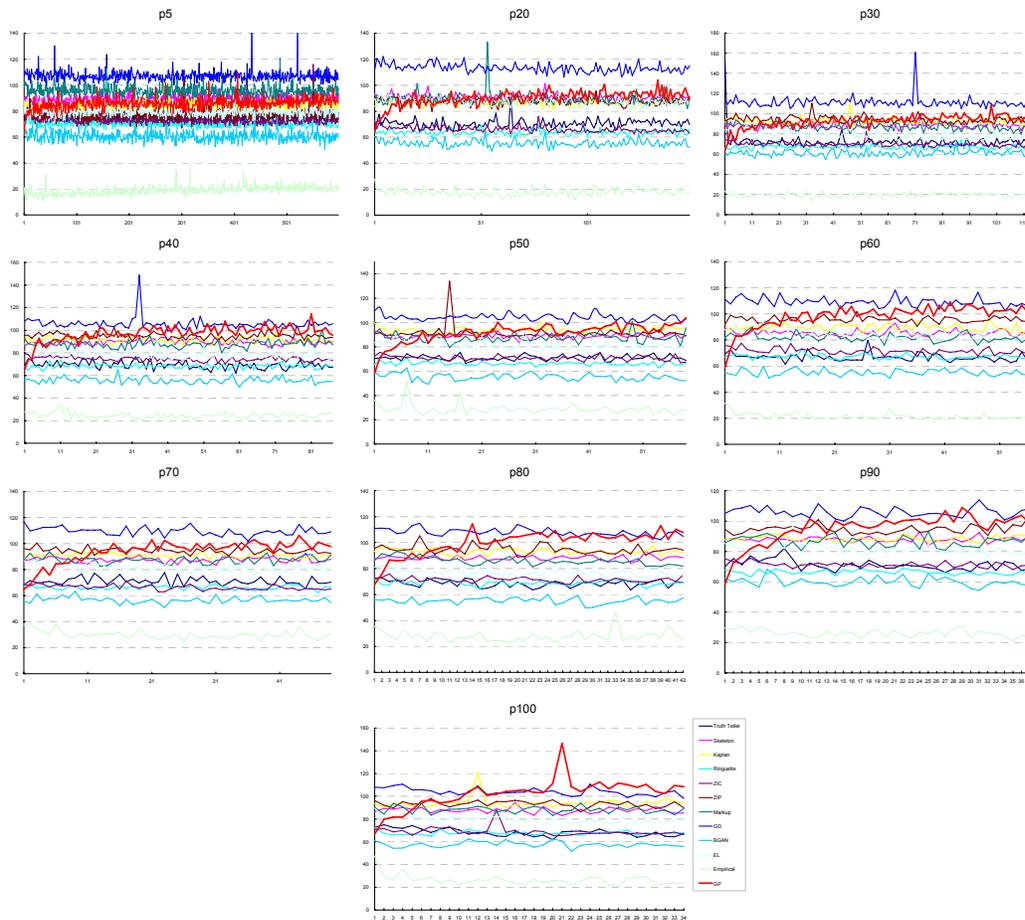


圖 6.7: 各智商水準之 GP 交易者在動態市場中之表現。橫座標為時間，單位為「代」；縱座標為獲利，單位為百分比。利潤以個體效率為衡量。

由圖 6.7 我們可以看到，在不同智商的情況下，GP 交易者最後的命運皆不太相同。對智商低於四十的交易者而言，絕大多數的時間都和 GD 之後的次集團糾纏不清，勝利只是尚不可及的夢想；對智商介於四十到七十的交易者而言，已經能夠在大部分的時間中領先第二集團了，在學習的後半段還有幾次超越 GD 策略的情況；對於智商在八十以上的交易者而言，則在學習的中段便開始與強勢的 GD 策略有較長的互有領先，甚至超越的經驗（但智商九十的交易者較不明顯）。

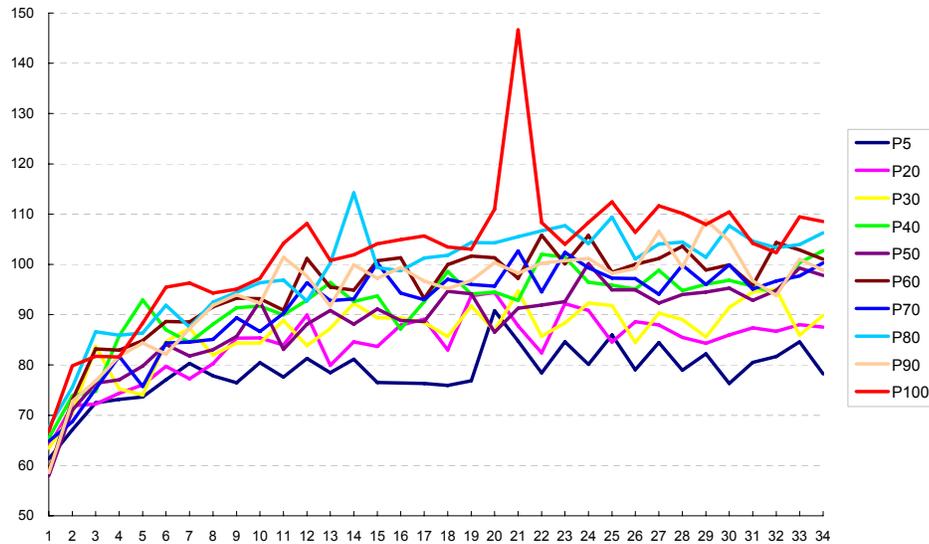


圖 6.8: 各智商水準之 GP 交易者獲利演化圖 – 動態市場第 34 代。橫座標為時間, 單位為「代」; 縱座標為獲利, 單位為百分比。利潤以個體效率為衡量。

圖 6.7 中另一個特點是, GP 並沒有展現如同固定市場中陡峭的進步情況, 但智商愈高, 獲利曲線上提的斜率也似乎愈大。不過由於其他的固定型和調適型策略本身獲利水準的變異也相當地大, 所以我們除了看 GP 交易者相對於其他交易者的表現外, 也需要單獨將不同智商的 GP 交易者提出來作一個比較。

圖 6.8 為我們將 GP 交易者的獲利挑出來比較的結果。由圖中我們可以首先觀察到, GP 交易者獲利表現的平均及波動值都和之前的實驗不太相同 – 雖然波動十分劇烈, 互有起伏的情況時常出現。

為了比較智商差異在簡單的固定市場與棘手的隨機動態市場下對學習影響的差別, 我們將兩種市場中, 智商所引領的學習成果趨勢拿出來作比較。如圖 6.9 所示。

由圖 6.9 中我們首先可以注意到, 隨機動態中的 GP 交易者表現普遍來講都比固定市場來得低, 因此在圖形上右方的趨勢線幾乎是左方趨勢線的下移版本。其次, 兩個圖所呈現出來的趨勢十分接近, 所以我們便進行統計檢定於表 6.5 中。

表 6.5: 各智商水準下交易者之獲利檢定 – 第三十四代結果, 利潤以個體效率為衡量。本表使用 Wilcoxon Rank Sum Test 檢定各種智商差異下獲利的表現是否有顯著差異。*號表示在 10% 的顯著水準下拒絕虛無假設,**則代表在 5% 的顯著水準下拒絕虛無假設。

	p5	p20	p30	p40	p50	p60	p70	p80	p90	p100
p5	X									
p20	0.085*	X								
p30	0.011**	0.410	X							
p40	0.000**	0.028**	0.131	X						
p50	0.001**	0.093*	0.379	0.620	X					
p60	0.000**	0.013**	0.096*	0.799	0.460	X				
p70	0.000**	0.060*	0.265	0.704	0.882	0.503	X			
p80	0.000**	0.004**	0.029**	0.475	0.223	0.645	0.250	X		
p90	0.000**	0.007**	0.050**	0.663	0.357	0.851	0.376	0.745	X	
p100	0.000**	0.000**	0.000**	0.022**	0.005**	0.038**	0.004**	0.101	0.053*	X

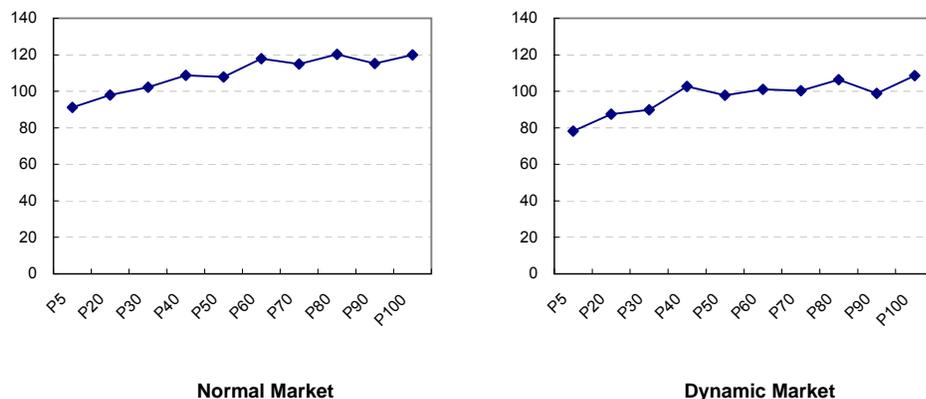


圖 6.9: 固定市場與隨機動態市場下的智商—學習趨勢圖。縱座標為獲利情況,單位為百分比,利潤以個體效率為衡量。左方為固定市場下的趨勢,右方為隨機動態市場下的趨勢。

若我們將表 6.5 與表 6.2 作一個比較,可以發現在低智商的交易者群而言,智商差異的效果都是十分顯著的,因此兩個表中的左半部皆呈現出拒絕虛無假設的藍色區塊。而我們引入動態市場實驗的目的,在於觀察當 GP 交易者在面對一個較為困難的問題時,高智商在他們的學習上是否可發揮應有的優勢?

由表 6.5 的右半邊,我們可以看到與固定市場下的結果稍有不同:在固定市場環境中,智商六十到一百的交易者群中,僅智商七十與一百的交易者有顯著差異,然而由表 6.5 中我們可以看到,隨機動態市場中智商六十與一百、七十與一百、以及九十與一百之間都呈現出顯著的差異。因此,在隨機動態市場裡,由於環境的困難,使得智商最高的交易者得以與其他高智商的交易者區別了出來。

小結

對於本節的實驗結果,我們可以認為雖然隨機的市場環境使得所有的 GP 交易者都陷入了較大的困難,但是在此困境之中,具有高智商的優勢反而能夠被釋放出來。

雖然這裡的結果是在第三十四代時的結果，也就是在第三十四代的市場情況下所造就的現象，並沒有全面性地將智商差異的效果反映出來，而僅是在智商最高的交易者身上顯現出效果。但這個效果卻足以提醒我們，也許在不同環境的挑戰下，智商差異對學習的影響效果還會有更多不同的面貌。

6.3 總結

在本章中，我們利用 GP 的群體大小作為對智商的代理變數，探討了智商對學習的諸多可能影響。作為一個首先將智商帶入代理人基經濟建模的研究，我們希望所得到的結果能與心理學對智商的研究結果相符合。而我們由各項實驗得到的結論如下。

- **智商對學習成果的影響**

智商的高低，會對學習型交易者的獲利造成影響。一般來講，智商愈高，獲利表現就愈良好。但是在智商較高的群體中，智商差異所能成就的影響卻十分有限，甚至有相反的情況發生（指智商較高但結果平均獲利較低，雖然這些相反的結果在統計上並不顯著。）。

- **智商對學習速度的影響**

智商的高低，與學習速度有正向的關係。智商愈高，學習的速度就愈快。但此關係在期初時較為明顯，期初以後，智商高低所造成的學習模式十分接近。

- **智商的先天優勢**

高智商對交易者所帶來的優勢，非以時間努力學習所能彌補。如果我們讓低智商者擁有成稱的較長時間來學習，可以追上智商相差不遠者。但若智商相差過大，即使給予成稱的長時間學習，也彌補不了智商差異所造成的距離。換言之，智商差異愈大，便愈難以後天的努力消弭差異，暗示著智商差異可能會產生先天屏障的效果。

- **高智商之優勢**

高智商的優勢在簡單的市場交易問題中較不明顯,但我們以隨機動態的市場交易問題實驗的結果,發現在問題較為棘手時,造成了所有學習型交易者的普遍退步,但在這種環境中的某個情況下,高智商者的優勢反而會發揮作用,而在交易者的獲利表現上顯現出來。然而這個結果,是在獲利表現波動性極大情況下得到的片面的證據,並不代表我們必然已經找到一個能夠突顯出智商差異的環境,但可以作為後續研究往其他方向探索的起點。

第 7 章

結論與未來研究方向

人類行爲的特性，在於可以依照環境的變化想出因應的方法。這樣的行爲方式，讓人類得以在未知、充滿不確定性、與缺乏認識的環境中得以解決問題、延續生存、或作出決策。人類行爲的彈性具備了相當優異的特性，但要道出其中的過程，似乎又極其困難。

但人類本身的行爲與其所設計出來的策略，卻是兩種截然不同的決策邏輯。一個利用簡單的法則來應付環境的多變，所以採取的是見機行事及試誤學習的決策模式；另一個則經由事先的設計，依據對環境的知識來制訂不同狀況下的行動。

在經濟學文獻上，由 Rust et al. (1994) 的雙方喊價市場競賽、Grossklags and Schmidt (2006)、Das et al. (2001)、及 Taniguchi et al. (2004) 所進行的人機互動實驗結果顯示，不論是電腦化交易程式間的較量，或是真人與軟體交易者的競爭，往往都呈現出一致的結果：具備學習能力的交易程式或真人受試者的表現，都不及其他電腦化的交易策略。乍看之下，學習比起理性設計的策略，甚至是簡單的捷思 (Heuristics) 都不如，在人機互動的實驗中，甚至讓人不禁懷疑若真人的交易績效遠不及交易程式的表現，是否終有一天金融市場中的交易者都將被交易程式所取代？

問題是那一天為何至今仍未到來？在面對軟體交易程式時人類的學習能力真的如此不堪嗎？很可惜的是，這個問題在經濟學中迄今都還沒有受到足夠的重視。

本研究採用離散型雙方喊價機制與利用 GP 代表學習者的特點，拉齊了各類型交易策略的計算能力（全部在電腦中進行運算，利用計算機本身的運算資源），摒除了計算能力所造成之決策時間差異所會帶來的影響，也排除了人類情緒、預期、相關知識不足等可能因子，在計算能力對等的情況下，單純地來評估學習與理性設計策略的結果。並且首次嘗試將影響學習至鉅的智商因子帶入模型之中，一方期望能對學習的效果有更為全面的認識，另一方面也希望能成功地複製智商在學習上所應該發揮的影響。

學習行為的意涵

相對於人機互動的實驗顯示出人類智能無力與電腦化交易程式匹敵的現象，我們透過更為受控制的實驗來仔細研究單純的學習行為所能達到的效果。

我們的實驗結果顯示學習具有相當的能力，隨著時間的經過其表現最終可凌駕理性設計的策略之上。因此我們可以這麼說：人類所設計出來的策略，與透過學習的方式的決策過程，兩者不但邏輯不同，表現出來的特性也不一樣。

而本研究也顯示，即使是在對環境缺乏認識的情況下，在大部分的情況下，只要給予一定的時間或具有一定程度的智商，具有學習能力的 GP 交易者都能勝出。但 GP 僅是一種人類學習能力的代表性演算法，人類決策者的學習能力又是如何呢？

Smith (1991) 對於人類決策的方式有著如下的見解：

“Many years of experimental research have made it plain that real people do not solve decision problems by thinking about them in the way we do as economic theorists. Only academics learn primarily by reading and thinking. Those who run the world, and support us financially, tend to learn by watching, listening and doing.”

以智商為五的 GP 交易者為例，在一開始被給定數個市場資訊的概念作為建構策略的元素時，並不知道哪些元素是有重要參考意義的。但是經過不斷地經驗、摸索、與嘗試，GP 交易者最終卻可以學到如何利用本身已有的資訊，在適當的時機使用適當的資訊。而這種 learning by doing 的方式，正呼應了 Smith (1991) 所形容的人類學習方式。

然而，GP 交易者所展現出來的畢竟還是屬於機器的學習，若要討論人類的學習行為，就還得考量到時間壓力、計算能力的差異，才能發掘出人類學習的真正能力所在。既然如此，我們發現到學習型的 GP 代理人可以擊敗理性設計的策略，這對我們瞭解人類的學習行為有什麼重要的意涵？

對這個問題，我們將以智商最低的 p5 作為討論的例子。在我們的實驗中，雖然 p5 這個 GP 代理人仍然利用了電腦計算的資源來打敗其他的軟體交易策略，但值得我們注意的，是其打敗其他軟體代理人的方式：p5 以極其少量的資源需求(數目少於七個的策略集合)，以及極為精簡的行為(平均複雜度接近一的交易策略)來打敗其他軟體代理人，所彰顯出學習的重要性為：簡單的行為，不一定不理性，而智慧的結果，也不一定要以複雜的形式呈現。

因此，當一個機器學習者，意外地以極簡單的行為就展現了展現出學習的成果，我們不禁想問人類是否也可以辦得到？人類真的可以在這樣一個簡單的環境以簡單的方式學習進步嗎？如果人類不行，那關鍵的因素在哪呢？同時，我們的實驗也顯示了不同智商的交易者會呈現出不同的學習結果，不同智商的人類受試者，也會展現出不同的學習結果嗎？

智商與學習

我們利用 GP 的群體大小作為智商之代理變數的作法，是將智商納入代理人基經濟建模的首次嘗試。此智商變數衡量的能力，接近於人類在理性分析的決策過程中所可能需要的心智能力。而透過這個虛擬的智商變數之影響，我們觀察到：

- 智商與學習行為的結果是有正向關係的，智商愈高，一般來講表現也會愈好。

- 智商與學習的速度也呈現正相關，智商愈高，學習的速度愈快（以學習的次數為單位）。
- 智商的差異在高智商的人群間並不明顯，但在低智商的人群間會造成在表現上的顯著差別。
- 智商的先天優勢，在智商差異不大時可以藉由相當的努力來彌補，但在智商差異過大時，光是相當的努力是不足以克服先天差距的。
- 在較複雜的情境下，高智商的優勢較有可能會展現出來。

以上對於智商的討論，我們必須明白並非完全等同於心理學中對人類智商的定義與討論；我們所呈現的，是在有限的實驗設定中，一個企圖捕捉智商差異的變數所能帶來的影響。我們還沒有完全證明以 GP 的策略群體大小可以完全表現出智商在人類學習行為上的影響。儘管如此，本研究所展現出來的是智商這個概念在異質性的學習個體上所能造成的幾種可能結果，並希望這個研究能夠喚起代理人基計算經濟學者對智能差異的重視，進而投入這個領域的研究中。

同時本研究在此欲強調的是，我們並不假定 GP 是唯一可以合理刻劃人類學習行為的演算法，有許多不同的演算法皆可以在某種層面上滿足人類學習行為的一些特性 (Duffy, 2006)。本研究在此欲表達的是，在一個由學習型個體組成的代理人基經濟模型之中，智商是不可忽略的一項重要變數，如何將此變數帶入模型中，是本研究所要努力的方向。也許不同的演算法可以找到不同的方式來表達智商的概念與影響。

也許在不久的將來，研究者可以發現不只使用遺傳規劃 (GP) 可以將智商內生地納入模型中，也可以在不同類型的學習演算法中找到不同的設計來刻劃智商的影響。我們也期待作為這方面的一個起頭研究，能夠激起更多的社會科學研究者，將諸多影響人類決策過程的重要心理因子適當地納入建模，使我們可以在發展描述型理論，或進行更有政策意涵的研究時，能走出「理性經濟人」的局圍，朝著以「智人」為基礎的建模方向邁進。

7.1 未來研究方向

針對本文的研究方法及範圍，我們可以進行更進全面的研究有：

- 擴大市場的規模

由於市場規模的大小對於交易活動有著深遠的影響，交易人數稀少的市場與人數眾多的市場將會有截然不同的市場動態，因此，身處不同規模市場中的交易者表現也可能不盡相同。本研究中所進行的是小規模的市場模擬，將來可以進行更大規模的市場，納入更多的交易策略，以探討市場規模對交易者表現帶來的影響，以及智商與學習行為在大規模市場下的重要性。

- 不同智商水準交易者的全面比較

本文中所呈現的智商比較，是將不同模擬中的 GP 交易者獲利表現資料相比而來。然而若要更直接地比較不同智商交易者的能力，最符合現實的作法便是將不同智商程度的 GP 交易者置於同一個市場中，並觀察是否高智商的交易者可以真的勝過低智商者。

在 Rust et al. (1994) 的研究中雖然曾提到，以人類在雙方喊價市場中的行為與軟體代理人的行為結果相比較，將是非常有意義的研究。可惜的是，Rust 和 Smith 的真人實驗似乎一直沒有後續的結果報告出來。

藉由本研究，我們希望能接延續的研究方向有以下幾點：

- 本研究比較了學習型的 GP 交易者與其他理性設計的軟體代理人的行為結果，便可以作為後續研究人類學習行為的第一步，而這也是必然要走的方向。我們可以進行真人的實驗，將人類於雙方喊價市場中的學習行為與本研究所觀察到的行為相比較，以找出人類學習的獨特之處。
- 在研究人類學習行為之後，更為直接的挑戰便是進行人機互動的實驗。在一個近似於本研究實驗平台的環境中，我們將允許真人與軟體交易者共存於市場。藉著本研究對各個軟體交易者特性的認識，我們可以觀察人類在面對

不同軟體交易者的不同行爲結果, 以及人類是否得知軟體代理人存在下的行爲變化。

- 在進行真人實驗的同時, 我們可以開始考慮到智商對真人受試者行爲的影響, 也就是將智商也帶到我們的真人實驗之中, 並觀察和本研究中所顯示出的結果有何同異之處。
- 藉由更深入探討人類在面對軟體代理人時學習行爲會面臨到的困難與挑戰, 我們可以爲之後研究人類與軟體交易程的結合作出預備。
- 在智商方面, 我們需要嘗試更多的環境組合來測試以群體大小作爲智商代理變數是否有可以改進的地方, 進而幫助我們將人類在智能上呈現的異質性更合適地在模型中反映出來。
- 在將智商納入代理人基經濟建模成功之際, 下一個有趣的議題便是如何將更多與人類的情緒 (emotion) 及個人特徵 (personal trait), 以合適的方式在合適的研究議題上, 納入代理人基的模型之中。

參考文獻

- Anand, P. (1993). *Foundations of Rational Choice Under Risk*. Oxford: Oxford University Press.
- Brenner, T. (1999). *Modelling Learning in Economics*. Edward Elgar Publishing.
- Brenner, T. (2006). Agent learning representation: Advice on modelling economic learning. In Tesfatsion, L. and Judd, K., editors, *Handbook of Computational Economics, Volume 2: Agent-Based Computational Economics*. North Holland.
- Chamberlin, E. H. (1948). An experimental imperfect market. *Journal of Political Economy*, 56(2):95–108.
- Chan, N., LeBaron, B., Lo, A., and Poggio, T. (1999). Agent-based models of financial markets: A comparison with experimental markets. MIT Artificial Markets Project, Paper No. 124. Available at <http://people.brandeis.edu/~blebaron/wps/disagg.pdf>.
- Chen, S.-H. and Huang, Y.-C. (forthcoming). Risk preference, forecasting accuracy and survival dynamics: Simulations based on a multi-asset agent-based artificial stock market. *Journal of Economic Behavior and Organization*. Forthcoming.

- Cliff, D. and Bruten, J. (1997). Zero is not enough: On the lower limit of agent intelligence for continuous double auction markets. Technical Report HPL-97-141, Hewlett-Packard Laboratories. Available at <http://citeseer.ist.psu.edu/cliff97zero.html>.
- Das, R., Hanson, J. E., Kephart, J. O., and Tesauro, G. (2001). Agent-human interactions in the continuous double auction. In *Proceedings of the 17th International Joint Conference on Artificial Intelligence (IJCAI)*. San Francisco, CA: Morgan-Kaufmann.
- Duffy, J. (2006). Agent-based models and human subject experiments. In Tesfatsion, L. and Judd, K., editors, *Handbook of Computational Economics, Volume 2: Agent-Based Computational Economics*. North Holland.
- Easley, D. and Ledyard, J. O. (1993). Theories of price formation and exchange in double oral auction. In Friedman, D. and Rust, J., editors, *The Double Auction Market-Institutions, Theories, and Evidence*. Addison-Wesley.
- Evans, J. S. B. (2003). In two minds: Dual-process accounts of reasoning. *Trends in Cognitive Sciences*, 7(10):454–459.
- Feigenbaum, E. A. and Simon, H. A. (1984). EPAM-like models of recognition and learning. *Cognitive Science*, 8:305–336.
- Fink, D. (1997). A compendium of conjugate priors. Technical report, Environmental Statistics Group, Department of Biology, Montana State University, USA.
- Fonseca, G. L. (n.d.). Vilfredo Pareto. Retrieved May 6, 2008, from <http://cepa.newschool.edu/het/>.

- Forsythe, R., Rietz, T. A., and Ross, T. W. (1999). Wishes, expectations and actions: A survey on price formation in election stock markets. *Journal of Economic Behavior Organization*, 39(1):83–110.
- Friedman, D. (1991). A simple testable model of double auction markets. *Journal of Economic Behavior and Organization*, 15:47–70.
- Gigerenzer, G. and Selten, R., editors (2001). *Bounded Rationality: The Adaptive Toolbox*. The MIT Press.
- Gjerstad, S. and Dickhaut, J. (1998). Price formation in double auctions. *Games and Economic Behavior*, 22:1–29.
- Gode, D. K. and 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.
- Gottfredson, L. S. (1997). Mainstream science on intelligence: An editorial with 52 signatories, history, and bibliography. *Intelligence*, 24(1):13–23.
- Grosjean, P., Spirlet, C., and Jangoux, M. (2003). A functional growth model with intraspecific competition applied to a sea urchin. *Canadian Journal of Fisheries and Aquatic Sciences*, 60:237–246.
- Grossklags, J. and Schmidt, C. (2006). Software agents and market (in)efficiency - a human trader experiment. *IEEE Transactions on System, Man, and Cybernetics: Part C, Special Issue on Game-theoretic Analysis & Simulation of Negotiation Agents*, 36(1):56–67.
- Herrnstein, R. J. and Murray, C. (1994). *The Bell Curve: Intelligence and Class Structure in American Life*. New York: Free Press.
- Jones, G. and Schneider, W. J. (2006). Intelligence, human capital, and economic growth: A bayesian averaging of classical estimates (BACE) approach. *Journal of Economic Growth*, 11:71–93.

- Lynn, R. and Vanhanen, T. (2002). *IQ and the Wealth of Nations*. Westport, CT: Praeger.
- Lynn, R. and Vanhanen, T. (2006). *IQ and Global Inequality*. Washington Summit Publishers.
- Mandelbrot, B. and Hudson, R. L. (2004). *The (Mis)behavior of Markets*. Basic Books.
- Murray, C. (1998). *Income Inequality and IQ*. Washington: AEI Press. Available at http://www.aei.org/books/filter.all,bookID.443/book_detail.asp.
- Murray, C. (2002). IQ and income inequality in a sample of sibling pairs from advantaged family backgrounds. *American Economic Review*, 92(2):339–343.
- Payne, J. W., Bettman, J. R., and Johnson, E. J. (1993). *The Adaptive Decision Maker*. Cambridge University Press.
- R Development Core Team (2008). *R: A Language and Environment for Statistical Computing*. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria. ISBN 3-900051-07-0.
- Ram, R. (2007). IQ and economic growth: Further augmentation of Mankiw-Romer-Weil model. *Economic Letters*, 94:7–11.
- Rubinstein, A. (1986). Finite automata play the repeated prisoner’s dilemma. *Journal of Economic Theory*, 39(1):83–96.
- Rust, J., Miller, J., and Palmer, R. (1994). Characterizing effective trading strategies: Insights from a computerized double auction tournament. *Journal of Economic Dynamics and Control*, 18:61–96.

- Rydval, O. and Ortmann, A. (2004). How financial incentives and cognitive abilities affect task performance in laboratory settings: An illustration. *Economic Letters*, 85:315–320.
- Smith, V. L. (1991). Experimental economics: Behavioral lessons for microeconomic theory and policy. 1990 Nancy Schwartz Lecture, KGSM, Northwestern University.
- Taniguchi, K., Nakajima, Y., and Hashimoto, F. (2004). A report of U-Mart experiments by human agents. In Shiratori, R., Arai, K., and Kato, F., editors, *Gaming, Simulations, and Society: Research Scope and Perspective*, pages 49–57. Springer.
- Thaler, R. H. (2000). From homo economicus to homo sapiens. *Journal of Economic Perspectives*, 14(1):133–141.
- Wolpert, D. and Macready, W. (1995a). No free lunch theorems for optimization. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 1(1):67–82.
- Wolpert, D. and Macready, W. (1995b). No free lunch theorems for search. Technical Report 95-02-010, Santa Fe Institute.
- Zhan, W. and Friedman, D. (2007). Markups in double auction markets. *Journal of Economic Dynamics and Control*, 31:2984–3005.