

一個創新的智慧型高速股價預測模型

李緒智

國立高雄大學
資訊工程學系

volleyp7689@gmail.com

黃健峯

國立高雄大學
資訊工程學系

cfhuang15@nuk.edu.tw

洪晨雅

國立高雄大學
資訊工程學系

amy840322@yahoo.com.tw

張保榮

國立高雄大學
資訊工程學系

brchang@nuk.edu.tw

摘要

在這篇研究中，我們提出了一個在高速微觀結構下，結合了股票委託量驅動法則及使用遺傳演算法最佳化的創新股價預測模型。我們利用了台灣證券交易所對外揭示的公開觀測資料，結合了四種預測規則及遺傳演算法，對未來的股票價格的漲跌進行預測。實驗結果顯示，我們所提出的人工智慧模型，在預測能力上可以比基於線性迴歸、邏輯迴歸及成交價法則的模型有更優秀的表現，說明了我們的模型能夠較有效地解決高速交易環境下的股價預測問題。我們希望未來可以拓展此預測模型的複雜度，提升模型的預測能力以及強健性，以用這些智慧型系統的方法及成果來進一步推進金融投資領域的高速交易的相關研究。

關鍵詞：高速交易、遺傳演算法、微觀結構市場、股票委託量

1. 緒論

台灣的股票市場一直以來都是採取集合競價的交易模式，雖然隨著時間的推進不斷修正了各種交易制度如撮合頻率、揭示訊息，檔位價格等等，但更詳盡的委託簿資訊並沒有公開對外展示。我們從國外的高頻交易文獻中可以發現，國外的研究者們可以獲得交易所最原始的委託單資料進行研究。使用原始委託單資料的好處在於，我們可以從委託單的提交、取消、出價、時間頻率等資訊去研判市場上的其他投資者的出價模式或股價在未來更精確的走勢。

雖然國內有研究者曾使用過台灣證券交易所提供的歷史委託單資料進行研究，然而普通的研究者與投資者若想使用這些資料會有較難克服的缺點，例如這些資料的取得對一般人來說相當不易且成本很高，以及這些資料缺乏即時性而較難應用於變化快速的高速交易市場。除此之外，將人工智慧結合演算法交易的研究與應用在台灣卻不常見，因此我們希望透過這個研究，讓人工智慧學習出具有處理微觀結構的高速交易環境問題的能力，以增進台灣在這個領域的相關研究與應用。

2. 文獻探討

現在的金融市場在資訊科技的協助下使得資訊收集、做出回應的速度上已有很高的進步幅度。相對於人工交易，演算法交易反應市場訊息的能力幾乎快了上百倍[8]。當市場處於毫秒等級的交易環境下，速度就成為一項投資者是否能從中獲利的重要的指標。與高頻交易相關的研究中，Hasbrouck *et al.* [8]利用了那斯達克股票交易所(NASDAQ)的公開資料，發展了一套測量高速低延遲交易活動的方法，用來評估高頻交易對市場的影響與衝擊。這些高速交易的資料範圍可分為：固定時間範圍內揭示的股票交易資訊、還有在不規則的時間區間長度下抵達市場的價格資訊。Kauffman [10]則是探討了能夠運作高頻交易的金融市場下，所使用的技術、制度、以及市場發展等議題，他們發現高頻交易占了美國股市接近一半的比例，而亞洲地區的金融市場則仍在探索有多少潛力與空間能夠發展這類的活動。由於微觀結構的環境下能夠產生極為龐大的數據量，因此Aldridge [7]的研究中利用了這些數據找到方法辨識與特徵化這些高頻交易的活動。

探討集合競價與最佳五檔的文獻則可分為研究市場績效與委託單流向的研究，例如，張美燕[1]以實證研究的方式，探討最佳五檔新制揭示後對台灣股市的成交量、周轉率與股價波動報酬率等市場績效的影響。而陳筑音[2]則是發現從民國92年最佳五檔訊息揭露後讓股票市場的波動性減小，是出於資訊透明化及市場效率的提昇。詹場等人[3]針對不同的股價揭示狀態進行研究，分析歸納並且推論了六種揭示狀態與下一盤成交價的關係，他們使用證券集中市場433萬盤的日內交易資料驗證推論，其結果顯示每一盤撮合後的揭示狀態，可以用來預測下一盤的成交價。而詹場與胡星陽[4]在2008年時以當盤的淨委託量探討市場委託失衡的方向，並驗證了三種利用公開揭示訊息所設計的委託失衡衡量法，能夠即時的衡量台灣股市每一盤交易的委託失衡狀態。

在財務計算的領域中，傳統上很多都是以統計學來建立投資模型，而近年來面對龐大的計算量與多項參數的最佳化問題，許多研究學者紛紛轉為使用人工智慧的方法來解決參數最佳化的問題，這些問題主要可以分為(1)選股、投資組合優

化與風險管理[6]，以及(2)時間序列預測[11]的領域。

本研究所採用的 AI 方法為遺傳演算法，遺傳演算法由 Holland [9]所提出，主要藉由模擬自然界生物演化的過程中「物競天擇，適者生存」的概念來協助解決複雜的最佳化問題。遺傳演算法至今已經被廣泛的應用在各種不同的領域上，包含了財務計算的領域。從過去的文獻可以看出在人工智慧的方法中，遺傳演算法相當適合用於建立投資交易模型的參數最佳化上[5][6]。在金融時間序列數據的預測領域中，

3. 研究方法

3.1. 評估指標

本研究以準確度(Accuracy)做為模型預測能力的評估指標。準確度表示了預測的正確性(包括真陽性及真陰性如下段所述)，多次預測的結果若接近實際值則表示模型具有高準確度。其定義如下：

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+FP+FN+TN} \dots\dots\dots (1)$$

TP (true positive)、FP (false positive)、TN (true negative)、FN (false negative)分別代表了模型預測結果與實際情況的關係，其定義如表 1.a 與 1.b 所示。以本研究為例，TP 為真陽性，例如我們預測價格將會上漲，而之後的價格確實上漲。FP 為偽陽性，例如我們預測價格上漲，但之後的價格沒有上漲。TN 為真陰性，例如我們預測價格下跌，而之後的價格確實下跌。FN 為偽陰性，也就是我們預測價格下跌，但之後的價格沒有下跌。

由於股票的價格變化在市場上只會有三種變化：上漲、下跌、價平。考量到未來模型應於真實世界時，還包含了手續費等額外的成本費用，只要是價平的結果都不被算在預測成功的結果中。也就是說，本研究在計算 TP 與 TN 時，僅分別採計上漲與下跌之預測結果。而 FP 之預測失敗結果將採計下跌加上價平的情況，FN 之預測失敗結果將採計上漲加上價平的情況。

表 1.a. 評估指標分類(上漲)

實際結果 預測結果	上漲	非上漲
上漲	上漲 (TP)	下跌+價平 (FP)

表 1.b. 評估指標分類(下跌)

實際結果 預測結果	非下跌	下跌
下跌	上漲+價平 (FN)	下跌 (TN)

3.2. 集合競價機制

台灣股市的交易方式，自證券交易所開業以來即為集合競價。撮合後會對外揭示成交價格及數量，及未成交的最高買進及最低申報價格與數量。現行對外揭示最佳五檔的時間間隔為 5 秒。下一盤撮合將所有未成交買進及賣出之委託，依據價格優先、時間優先及滿足最大成交量的原則來撮合，以表 2 為例：

表 2. 集合競價示意

累計買方張數	買方張數	價格	賣方張數	累計賣方張數
162	162	107.00	94	311
162		106.50	25	217
185	23	106.00	20	192
195	10	105.50	15	172
195		105.00	46	157
252	57	104.50	55	111
252		104.00	20	56
282	30	103.50	13	36
282		103.00	3	33
381	99	102.50		30
381		102.00		30
403	22	101.50		30
408	5	~		30
441	3	93.00	30	30

若成交價為 107.0 元，則雙方能滿足的最大成交量為 162 張。若成交價 106.5 元，最大成交量也是 162 張。若成交價為 106 元則最大成交量為 185 張。由於之後的最大成交量不會再超過 185 張，因此此盤的撮合選擇 106.0 元作為成交價。買價高於 106.0 元，以及賣價低於 106.0 元的委託單全數成交。另外，價格剛好等於 106.0 元的委託單中，買方累積為 185 張、賣方為 20 張，依照時間優先原則，將會有下單時間最晚的 7 張委託單無法成交，因此撮合後的結果以表 3 做表示。

表 3. 撮合結果示意

累計買方張數	買方張數	價格	賣方張數	累計賣方張數
162		107.00	94	119
162		106.50	25	32
185		106.00	7	7
195	10	105.50		
195		105.00		
252	57	104.50		
252		104.00		
282	30	103.50		
282		103.00		
381	99	102.50		
381		102.00		
403	22	101.50		

408	5	~		
441	3	93.00		

3.3. 預測規則與模型

3.3.1. 成交價法則

為了對股價走勢進行預測，詹場、胡星陽等人在 2004 年時研究買賣揭示訊息是否具有未來價格預測的能力進行探討。他們根據台灣證券交易所公佈的 9 款「行情揭示原則」建立假說，推導本盤揭示狀態與下一盤成交價關係，共 8 種法則。並利用比率檢定驗證不同揭示狀態的交易盤，在下一盤的上漲下跌比例是否相同、以及迴歸模型驗證上漲下跌的機率分佈。最後他們的實驗結果為，當本盤買價與賣價都揭示且成交價等於揭示買價時，下一盤價格上揚的機率為 0.329，下跌機率為 0.003，而本盤買價賣價都揭示且成交價等於揭示賣價時，下一盤價格下跌的機率為 0.427，上揚機率為 0.002，顯示出這兩項法則都有顯著的正面影響。

本研究利用詹場、胡星陽所推導的法則[3]，對以 5 秒揭示週期的 10 家公司於 2015 年 9 月 24 至 2015 年 11 月 12 日的高頻資料進行分析，例如表 4 顯示成交價為揭示買價的結果：

表 4. 成交價等於買價之盤數分佈

證券名稱	上漲機率	上漲盤數	下跌盤數	價平盤數
中國信託	26%	25910	197	70175
元大金控	18%	19520	132	88761
友達光電	22%	25150	1011	87240
日月光半導體	22%	24431	784	82822
台灣積體電路	27%	29427	108	77592
玉山金控	20%	19863	118	78510
矽品	17%	18638	721	85040
國泰金控	25%	23526	673	69902
富邦金控	23%	23711	708	76078
華亞科技	20%	24605	761	93727

3.3.2. 最佳五檔權重

本文認為公開揭示中不同檔位的成交量訊息可用來作為研判股市買賣壓力的方向。但是不同檔位所擁有的交易量應該代表不同程度的買賣壓力，因此本文給這些不同檔位的交易量一個權重，用來表示它對買賣壓力的影響程度。本文將最佳五檔的買賣力道定義為：

$$BS(t) = \sum_i^5 u_i p_i(t) b_i(t) \dots \dots \dots (2)$$

$$AS(t) = \sum_i^5 v_i p'_i(t) s_i(t) \dots \dots \dots (3)$$

其中 $p_i(t)$ 與 $p'_i(t)$ 分別代表了第 t 盤的買賣雙方最佳五檔委託價， $b_i(t)$ 與 $s_i(t)$ 分別代表了第 t 盤的買賣雙方的最佳五檔的委託量。 u_i 與 v_i 分別代表了這些委託量的權重值。最後我們定義買賣力道的差異為：

$$x(t) = BS(t) - AS(t) \dots \dots \dots (4)$$

3.3.3. 最佳觀測週期

從台灣股市每五秒揭示的交易資料中所見，台灣股票市場的價格有多數的時間沒有在變動。除此之外，根據交易規則 3.3.1 所統計的表 4 也可以發現下一個交易盤有非常高的機率呈現價平的狀態。我們認為當偵測到市場上出現了買賣力道不平衡的訊號時，並不會馬上反應在下一盤的成交價中，這股力道可能會延續到更後面的時段才會導致價格發生變動。因此，我們利用上述「成交價等於揭示買價，下一盤傾向上漲」以及「成交價等於揭示賣價，下一盤傾向下跌」的法則，計算了台灣積體電路在一個小時(720 個交易週期)內的準確度變化，並將結果繪製成如圖 1 所表示：

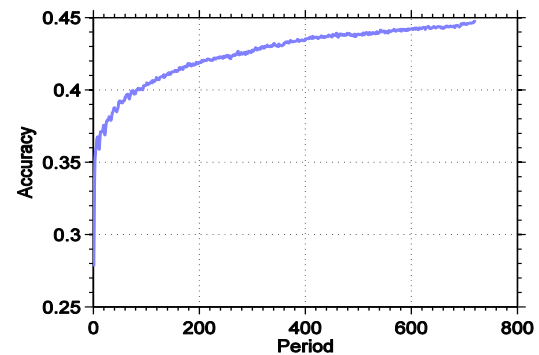


圖 1. 台積電不同週期之準確度變化

3.3.4. 委託量變化週期

為了解決買賣力道尚未開始影響成交價的走勢，而產生價格長期不變動的問題，本研究以 3.3.3 的規則將交易的時間推遲至數個週期後的交易盤。雖然這段期間內的成交價沒有變化，但是實際上各個檔位的委託量仍然有在流動。實際觀察這些後可以發現，與預測方向相反的買盤或賣盤有委託量增加的情況時，未來就有較高的機率預測失敗，圖 2 以台灣積體電路於 2015 年 9 月 16 日上午 9 點 03 分 11 秒至 2015 年 9 月 16 日上午 9 點 03 分 37 秒，共 6 個交易週期的時間為例：

時間	成交價	成交量	時間	成交價	成交量	時間	成交價	成交量
9:03:11	128	73	9:03:16	128	37	9:03:21	128	28
買方張數	價格	賣方張數	買方張數	價格	賣方張數	買方張數	價格	賣方張數
	129.5	749		129.5	752		129.5	753
	129	1921		129	1927		129	1921
	185.5	1081		185.5	1083		185.5	1086
80	128		54	128		41	128	
940	127.5		938	127.5		941	127.5	
473	127		473	127		475	127	
時間	成交價	成交量	時間	成交價	成交量	時間	成交價	成交量
9:03:27	128	21	9:03:32	128	38	9:03:37	127.5	24
買方張數	價格	賣方張數	買方張數	價格	賣方張數	買方張數	價格	賣方張數
	129.5	754		129.5	755		129.5	757
	129	1937		129	1939		129	1936
	185.5	1090		185.5	1084		185.5	1067
35	128			128	26		128	48
941	127.5		941	127.5		989	127.5	
477	127		476	127		454	127	

圖 2. 委託量變化之示意圖

從圖中可見 9 點 03 分 11 秒時的成交價等於揭示買價 128 元，隨著交易週期的推進第一檔委賣量的數量也逐漸增加、委買量逐漸減少。到了 9 點 03 分 32 秒時 128 元的委買量盡數成交、委賣量仍繼續增加。最後於 9 點 03 分 37 秒時以 24 筆的成交量成交在 127.5 元。因此，我們設定一個委託量變化週期的閾值做為遺傳演算法的演化參數，當交易週期內出現了與一開始偵測到的買賣壓訊號相反的力道，且此力道的變化週期超過此閾值時，則這次預測的交易盤成交價於未來可能會有相反的走勢，而不採計其結果。

3.4. 遺傳演算法

為了在本研究的模型設計中，選出最適當的權重及各項閾值以提昇預測能力，我們需要對這些參數進行最佳化，故本研究採用由 Holland 所提出之遺傳演算法來解決這些最佳化的問題。遺傳演算法是一個透過模仿生物演化的過程，利用物競天擇的概念所形成的演算法，在演算法中問題之參數被編碼為染色體後，藉由選擇親代染色體彼此交配、突變來產生子代來改善群體對環境的適應性。遺傳演算法使用適應性函數 (fitness function) 來表示自然界中的淘汰過程，能夠通過適應性函數檢驗的個體，可視為一個問題的解。透過迭代的演化這些染色體後，解的品質也會逐漸提升。

3.4.1 編碼方式

本研究於遺傳演算法的編碼採用二進制來表示， b 表示染色體內的每一個 bit， l 表示每一條染色體的長度。我們將編碼分為 10 個買賣最佳五檔的權重值 w 、最佳交易週期數 n 、買賣量變化閾值 m ，如下圖所示：

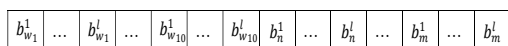


圖 3. 遺傳演算法編碼示意圖

其中染色體由 genotype 轉換至 phenotype 後，經過比例換算可得到該參數在演化範圍中對應的十進位數值，用以計算個體的適應性函數值。而每一個參數的準確度則由該參數的染色體編碼位元數決定，越高的位元數將使參數演化的數值準確越高，定義如下：

$$y = \min_y + \frac{d}{(2^l - 1)} \times (\max_y - \min_y) \dots \dots (5)$$

其中 y 值表示對應的 phenotype 參數， \max_y 與 \min_y 表示參數的最大與最小數值， d 表示所對應的十進位數值， l 表示用來編碼染色體的長度。

3.4.2 基於遺傳演算法之預測模型

根據第 3.3.1 節的法則所與預測的結果可見，無論是預測上漲或是下跌之情況都很難突破 50% 的預測率，因此本研究的遺傳演算法模型除了利用成交價法則做為判斷上漲與下跌之訊號外，同時對該交易盤之最佳五檔權重最佳化後進行買賣力道的判斷。當此交易盤通過這兩個訊號的檢驗後，才會與後續的最佳觀測週期之股價進行比較。若是在觀測週期內出現了與原先力道估計相反的訊號，且該訊號之出現週期超過了演算法所最佳化的數值，則演算法將不計算這次的預測結果。

4. 研究結果

4.1. 資料來源與研究區間

本研究以臺灣上市公司的股票類股為研究對象，主要為台灣證券交易所民國 104 年 9 月 16 日成交量前 20 名證券中的 10 支證券的半導體類股與金融類股。實驗數據的範圍從「2015 年 9 月 24 日至 2015 年 11 月 12 日止」共有 30 個交易日。

我們透過 Python 程式語言所設計的網路爬蟲程式，定時從交易時段上午九點到下午一點二十四分 (不包含開盤前與收盤後的集合競價) 抓取「台灣證券交易所的基本市況報導網站」的公開資訊，一間公司平均一日有 2500 到 3000 筆的資料資料。

4.2. 時間驗證

由於財務領域的實驗數據是具有時間性的，因此和一般的交叉驗證 (cross validation) 不同的地方在於演算法不能事先知道未來的測試數據。當我們將資料分為訓練期與測試期時，須要遵守訓練期資料的時間軸必須早於測試期的資料。因此，我們採用了時間驗證的方式 (Temporal Validation, TV) 做為我們檢驗模型正確性的方法。

在 Temporal Validation 中，我們將 30 天的歷史資料，以「日」為單位分成 29 個區間，並將此 29

個區間分為訓練期與測試期。例如，第 1 個 TV 的訓練期為第 1 個區間，第 2 到 29 個區間為測試期；第 n 個 TV 的訓練期為第 1 到第 n 個區間，測試期為第 $n+1$ 到第 29 個區間，如圖 4 所示。

Day TV	2015/ 9/24	2015/ 9/25	...	2015/ 11/11	2015/ 11/12
1					
2	Training			Testing	
⋮	⋮				
28					
29					

圖 4. 時間驗證之示意圖

4.3. 比較基準

4.3.1. 成交價法則模型

基於成交價法則的模型設計為「當第 t 盤的成交價等於買價時，則第 $t+1$ 盤的成交價傾向上漲」及「當第 t 盤的成交價等於賣價時，則第 $t+1$ 盤的成交價傾向下跌」。

4.3.2. 線性迴歸模型

本研究以線性迴歸模型做為我們的第二個比較基準，其方法為，以第 t 時刻撮合的最佳五檔委託量及委託價乘積 $X(t)$ 與下一盤第 $t+1$ 時刻的成交價 $Y(t)$ 做配對以做為訓練集， β 表示最佳五檔委託量的權重，以及 ε 作為殘差項。因此我們的模型可以表示為：

$$Y(t) = X(t)\beta + \varepsilon(t) \dots\dots\dots (6)$$

其中

$$Y(t) = \begin{pmatrix} y_1(t) \\ y_2(t) \\ \vdots \\ y_n(t) \end{pmatrix}, X(t) = \begin{pmatrix} X_{11}(t) \cdots X_{1p}(t) \\ X_{21}(t) \cdots X_{2p}(t) \\ \vdots \\ X_{n1}(t) \cdots X_{np}(t) \end{pmatrix},$$

$$\beta = \begin{pmatrix} \beta_l \\ \vdots \\ \beta_p \end{pmatrix}, \varepsilon(t) = \begin{pmatrix} \varepsilon_1(t) \\ \vdots \\ \varepsilon_n(t) \end{pmatrix}.$$

4.3.3. 邏輯迴歸模型

除了使用線性迴歸對股票的價格進行擬合外，本研究也使用了基於邏輯迴歸的模型，對下一個交易盤進行預測。邏輯迴歸可以視為一種廣義的線性模型 (Generalized Linear Model)，它使用了一個或多個獨立變項以及基於邏輯分佈 (Logistic Distribution) 的函數去預測二元變數的機率值。我們將預測結果 $Y(t)$ 的「預測成功」視為依變項 1 及「預測失敗」視為依變項 0，邏輯迴歸的結果即為當自變項增加一個單位時，依變項 1 相對於依變項

0 會增加多少個單位。將邏輯迴歸的訓練結果 β 代入測試期的資料 X' 可得到第 t 盤的擬合值 u ：

$$u(t) = \beta X'(t) \dots\dots\dots (7)$$

再使用邏輯函數去計算 u 在第 t 盤時傾向 1 或 0 的機率值。此函數可以表示為：

$$P(u) = \frac{1}{1 + e^{-u}} \dots\dots\dots (8)$$

最後我們設定機率門檻值為 0.5。當第 t 盤的 P 值大於 0.5 時，我們認為他的下一盤的股價將會上漲，反之將會下跌。

4.4. 實驗結果

本節將介紹四種模型在預測股價走勢的四種結果。下圖為台灣積體電路以四種預測模型從 2015 年 9 月 24 號至 11 月 12 號經過 30 個時間驗證的測試期之準確度結果。

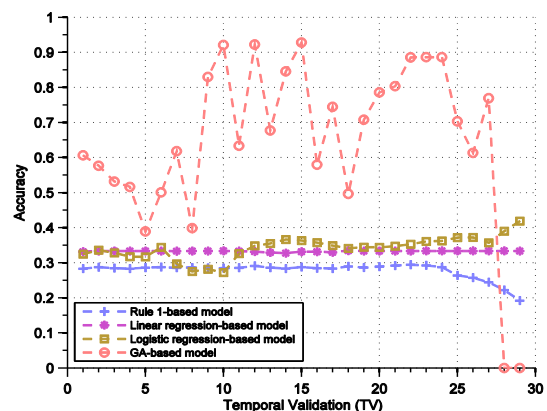


圖 5. 台灣積體電路之測試期準確度

從測試期的結果可見，基於成交價法則的模型平均有 30% 的預測能力；基於線性迴歸的模型平均有 34%，變動幅度相當的平緩；基於邏輯迴歸的模型則是較訓練時期優秀平均約 40%。而遺傳演算法的模型在開頭或結尾的幾個 TV 因沒有找到符合條件的預測結果使得預測值為 0 外，其餘則平均有 64% 的準確度。

從圖 5 的結果可見，僅含成交價法則的預測方法很難突破 0.3 的準確度，而另外兩種迴歸模型的準確度也都低於 0.5，值得注意的是此類高頻信號的預測正確率 (此論文以準確度 accuracy 為預測正確率的衡量指標) 偏低的原因如表 4 所示，股價平盤的數量相當多而我們將此類價平的情況均歸屬為預測失敗的結果 (如表 1.a 及 1.b 所示)，因此欲使模型達到高準確度並不容易。而遺傳演算法模型則是有超過一半的情況預測正確率都在 50% 之上

(準確度超過 0.5)。可以推測雖然其他三種模型偵測到了上漲或是下跌的訊號，但是價格的變化並不會馬上反應在下一盤的價格中，因此相對多數的價平結果使得預測正確率偏低。而遺傳演算法由於演化了最佳的準確度計算時間以及委託量變化的閾值，使得它有更顯著的預測效果。

5. 結論

本研究建立了一個基於股票委託量驅動與遺傳演算法的高速股價預測模型。此模型主要對應的撮合機制為集合競價，使用了共 60 個交易日撮合頻率為五秒的公開揭示訊息進行買賣壓力參數的最佳化進行股價走勢的預測。

我們探討了四種對成交價造成影響的法則，包含了「成交價等於揭示價格時的下一盤傾向」、「最佳五檔委託量權重」、「最佳觀測週期」、「委託量變化週期上限」，並將這些法則模型化設計到我們的遺傳演算法模型進行參數最佳化。另外我們設計了三種模型，其一為「基於成交價法則的模型」，以及使用最佳五檔委託量進行下一盤價格擬合的「線性迴歸模型」與「邏輯迴歸模型」，用於跟遺傳演算法模型進行預測結果的比較。

我們訓練期的實驗結果顯示出遺傳演算法的交易模型在整體的預測能力上優於線性迴歸、邏輯迴歸、以及基於成交價法則的模型。為了檢驗我們模型的可行性，我們以時間驗證的方式對資料進行測試，統計各種下一個交易盤的預測狀況，最後證明基於遺傳演算法的模型，整體而言在測試期時比起迴歸架構的模型及僅基於成交價法則的模型還要有更好的預測能力，未來期望能更進一步的增進遺傳演算法模型的穩定性。

總結來說，本實驗設計了一個由委託量驅動的預測模型，我們期望透過這個研究能夠了解到更多這種微觀結構下的股市現象，進而對市場的走勢快速的進行預測，並強化人工智慧在金融領域方面的應用，以增進台灣在高速交易領域的研究里程。

致謝

在此感謝科技部的經費贊助本研究的進行，計畫編號為 MOST-104-2221-E-390-019。

參考文獻

- [1] 張美燕，2006，『股價升降級距與最佳五檔揭示對股市之影響』，中原大學企業管理研究所學位論文。
- [2] 陳筑音，2006，『最佳五檔資訊內涵』，政治大學財務管理研究所碩士論文。
- [3] 詹場、胡星陽、陳建宏，2003，『台灣證券市場揭示狀態之資訊含量』，證券市場發展

- 季刊，第十五卷，第四期：1~36 頁。
- [4] 胡星陽、詹場，2008，『台灣證券市場委託單失衡方向之推導及實證』，財務金融學刊，第十六卷，第一期：19~63 頁。
- [5] A. R. Ruben, V. R. Manuel, J. J. Rodriguez-Qrtiz, "Genetic algorithms and Darwinian approaches in financial applications," *Expert Systems with Applications*, vol. 42, issue. 21, pp. 7684-7691, Nov 2015.
- [6] C.-F. Huang, "A hybrid stock selection model using genetic algorithms and support vector regression," *Applied Soft Computing*, vol. 12, no. 2, pp. 807-818, 2012.
- [7] I. Aldridge, *High-Frequency Trading: A Practical Guide to Algorithmic Strategies and Trading Systems*. John Wiley & Sons. 2010.
- [8] J. Hasbrouck, and G. Saar, "Low-latency trading," *Journal of Financial Markets*, vol. 16, no. 4, pp. 646-679, 2013.
- [9] J. H. Holland, *Adaptation in Natural and Artificial Systems: An Introductory Analysis with Applications to Biology, Control, and Artificial Intelligence*. U Michigan Press, 1975.
- [10] Kauffman, R. J., Hu, Y., and Ma, D. "Will high-frequency trading practices transform the financial markets in the Asia Pacific Region," *Financial Innovation.*, 1(1), pp. 1-27, 2015.
- [11] P. Parracho, R. Neves, N. Horta, "Trading with optimized uptrend and downtrend pattern templates using a genetic algorithm kernel," *IEEE congress on evolutionary computation(CEC)*, pp. 1895-1901, June, 2011.