

台股指數期貨預測之研究

--遺傳演化類神經網路法

林維垣*、李建輝**

摘要

本研究乃利用人工智慧的方法，結合「遺傳演算法」所建構的「類神經網路」以預測台股指數期貨的未來走勢，結合兩者的目的，是因為僅應用「倒傳遞類神經網路」將易陷入局部最適化(Local Optimal)中，若輔以「遺傳演算法」中交配、複製、突變的機制運作，來決定最適架構，將可彌補此一缺失。此外，本文並比較傳統投資策略（順向操作、逆向操作、迴歸操作及買進持有策略）與「遺傳演化類神經網路」策略之優劣。在實證上，採取民國九十年臺灣發行量加權股價期貨指數資料。以有限與無限記憶的調適學習機制，建立時間序列分析。實驗時，分別採前三天之期貨指數漲跌幅為輸入變數（A 方案）及以五種技術指標為輸入變數（B 方案）預測未來每日期貨指數之漲跌幅。並以每月及全年度為研究期間，分割成訓練及驗證樣本，分別計算驗證期間各種策略之累計報酬率；若用 B 方案時，僅比較「遺傳演化類神經網路」與「迴歸操作策略」、買進持有策略之預測準確率及累計報酬率；若用 A 方案時，則比較「遺傳演化類神經網路」與「順向操作策略」、逆向操作策略、迴歸操作策略及「買進持有策略」之預測準確率及累計報酬率。

實驗結果顯示：

- (1) 「遺傳演化類神經網路」所預測出的報酬率會優於本研究之所有「傳統策略」。
- (2) 從「傳統策略」而言，「買進持有策略」在長期間會比在短期間優於「順向操作策略」與「逆向操作策略」，是因為每日進出會有較高的交易成本所致。
- (3) 就「遺傳演化類神經網路策略」而言，短期間影響準確率及投資報酬率之指標，以「技術指標」較為有效，而適應性機制較為無效；但長期間則否，以適應性機制較為有效，而「技術指標」較為無效。
- (4) 本研究以無母數統計檢定方法（Wilcoxon 符號等級檢定）就是否考慮技術指標而言，無適應遺傳演化類神經網路策略與「迴歸策略」之投資績效再做進一步評估，檢定十二組實驗。實驗結果顯示「遺傳演化類神經網路」所預測出的準確率及報酬率顯著優於「迴歸策略」就「無適應性遺傳演化類神經網路」而言，若考慮「技術指標」所預測出之準確率及報酬率顯然較優。

關鍵詞：遺傳演化類神經網路、期貨、傳統策略、多元迴歸策略、遺傳演算法、類神經網路、Wilcoxon 符號等級檢定。

* AI-ECON 研究群，東吳大學經濟系副教授

** 任職於中央信託局

壹、前言

近年來隨著金融市場的蓬勃發展，接踵而來的是金融商品的琳瑯滿目，投資標的多的不勝枚舉，而在這麼多投資標的中，一般最常為投資者所喜愛的莫過於投資股票了；不過，對喜好投資的人來說，期貨正可媲美股票，因為期貨的報酬更高，可說是以小博大，就算風險較股票高，卻仍吸引不少人投入此商品，因為風險愛好者似乎更喜歡追求更高報酬，所以投資股票、期貨與簽六合彩、大家樂不太相同，至少有一點脈絡可尋。

既然投資股票、期貨不是靠盲從，而是須有好的方法才能獲利，就使本人對如何建立一套有效、準確的預測模型以期能獲高報酬感到興趣，而期貨的獲利較股票高，而風險相對較大，所以若能有好的預測模型，對投資人是無往不利的；因此，做期貨的投資預測就是本文的重心。

「遺傳演算法」及「類神經網路」發展至今，已具有一定的基礎。「遺傳演算法」乃仿效生物界中的自然進化法則，執行的方法是起初隨機選取物種（即為母代）經由交配、突變的演化機制，以期能產生較母代更優秀之子代，如此重覆下去以產生適應性最佳的物種；而「類神經網路」仍是一個模擬生物神經元的計算系統，它使用大量相連的人工神經元來模仿生物神經網路。它從外界環境或者其他人工神經元取得資訊，藉由許多人工神經元相互連結組成各種網路模式（Network Model）加以運算，並輸出其結果到外界環境，它能夠提供非線性的預測模式。

作者希望結合此二種方法，用來預測期貨的走勢，並瞭解其成效。藉由這些預測模型之建立，以期能幫助個別投資人、財務經理、銀行家，和其他投資顧問作有利的投資決策，這是本研究的動機。

本文區分為五節，其中第一節為前言，第二節為相關文獻回顧，第三節為實驗模型設定，第四節為資料來源與實證結果，最後則為結論與未來研究方向。

貳、文獻回顧

最近幾年有不少的學者研究股價或期貨指數的可預測性，特別以「類神經網路」架構¹或是「遺傳演算法」為工具，而時至今日，在國內已有大部份的研究論文，不單選擇一種方式，而是嘗試整合兩者，或以「遺傳演算法」增強「類神經網路」的搜尋效果，或是以「遺傳演算法」來篩選「類神經網路」的輸入因子，此不論是在預測未來的台股收盤加權指數，或是投資組合之報酬率，都可以有顯著的成效。以「遺傳演算法」與「類神經網路」應用於金融市場之相關文獻²可列舉如下：

¹ 有關類神經網路應用於金融市場之相關文獻 可參考 Bergerson and Wunsch (1991)、Kimoto and Asakawa (1990)、Refenes (1995)、Schoneburg (1990)、Trippi and Turban (1993)、Yoon and George (1991)、Zhang, Patuwo and Hu (1998) 等；而國內文獻可參考王春筌 (1996)、朱佩亭 (1996)、周易知 (1997)、吳孟儒 (2001)、洪崇恩 (1999)、莊文慶 (2001)、張振魁 (2000)、葉怡成 (2001)、劉宜峰 (1996)、蔡嘉文 (1996)、蔡金豐 (2001)、羅國宏 (1995)、鐘秀培 (1997) 等。

林萍珍君 (1998)以「遺傳演算法」為基礎與使用者為導向的智慧型投資組合選擇系統。其適應函數之影響變數：有單位風險報酬率 (Sharpe 指標)、每股盈餘、投資人背景需求 (如投資金額、產業熟悉度)、投資組合風險、投資組合數、財務報表分析等 13 個財務比率。實驗結果顯示「遺傳演算法」在最佳投資組合選股上有很好的績效，唯一的缺點是投資組合報酬率優劣差距甚大；**吳秉奇 (1999)**以各項技術指標為輸入變數，透過「類神經網路」來預測未來期貨指數的漲跌幅度，配合不同的出場策略及資金分配策略，進行歷史資料回溯測試。實證結果發現(1)某些投資組合能夠做到高預測準確率，並帶來高額的報酬。(2)等待出場策略比一般出場策略有更好的績效，因為頻繁的進出場會被固定的交易成本侵蝕掉部份利潤。(3)資金分配策略在本研究中看不出如預期般的影響；**劉嘉鴻 (2000)**以摩根台股指數及日經 225 指數現貨建立 GM(1,1)灰預測模型，求出當日股市開盤前最近一筆之指數期貨預測價格，將之做為「類神經網路」模型的輸入變數。在摩根台股指數現貨開盤價的預測上「倒傳遞類神經網路」模型可擊敗隨機漫步模型；**周慶華 (2001)**探討「新加坡交易所摩根台股指數」非現貨交易時段之期貨交易資訊內涵。其建構「倒傳遞類神經網路」模式的輸入層之變數為領先現貨開盤的「期貨指數」及前一日現貨與期貨之收盤指數，輸出目標值為預測「現貨開盤指數」。在實證研究上，以 1998 年 10 月 1 日至 2000 年 12 月 31 日現貨與期貨指數 5 分鐘內之日資料為時間序列資料。實証結果顯示以整合「遺傳演算法」與「類神經網路」之預測模式比以單純使用「倒傳遞類神經網路」之預測模式及隨機漫步模式有較好之預測能力，缺點是「類神經網路」模型設定在單一隱藏層及只選擇 5 組不同的神經元個數來做評選；**呂國宏 (2001)**嘗試將「類神經網路」系統與「遺傳演算法」兩者做應用上的結合，並針對台灣股市大盤指數的趨勢做預測。在實證研究上，取台灣股市從民國 80 年 1 月到民國 88 年 12 月間 9 年的歷史資料進行模型的學習，以 48 個技術指標作為「類神經網路」的候選輸入變數，將整個族群分成 6 個個體同時進行，每個世代分成學習期與模擬驗證期。其研究結果顯示：(1)演化的個體在模擬操作的績效表現上，確實能夠有優於大盤的表現。(2)結合「遺傳演算法」及「類神經網路」模型，能有效改善「類神經網路」的輸出入；**黃雅蘭(2001)**以「類神經網路」及灰色理論從事台灣股價指數期貨套利之研究；**劉克一 (2001)**使用「遺傳演算法」設計「類神經網路」在股價預測上的應用。使用股票的技術指標作為輸入變數，而輸出則是決定該股票的買入或賣出，為解決在搜尋最適的網路神經元之權數上的問題，其應用以遺傳演算演化法來決定「類神經網路」的權重。實證上以摩根成份股來測試，資料範圍從 1996 年 1 月 4 日到 2000 年 12 月 30 日為研究期間，其中訓練期間為 1996 年 1 月 4 日至 1999 年 12 月 28 日，測試期間為 2000 年 1 月 4 日至 2000 年 12 月 30 日，輸入值之技術指標由 [ezchart](#) 網站上擷取，和「類神經網路」結合的軟體則採用 SUGAL 軟體，實驗結果驗證「遺傳演算法」能有效的設計「類神經網路」在股價預測上的應用；

綜合各研究者所論述的目的，皆是在尋求更好的分析、預測方法以解釋

股市的運作，因此本文以網路拓撲最佳化的方式，來結合「遺傳演算法」與「類神經網路」，建立預測台股指數期貨的模型，並設建立傳統投資策略（順向操作、逆向操作、迴歸操作及買進持有策略），評比其投資報酬率。以有限與無限記憶的調適學習機制，建立時間序列分析。實驗時，分別採前三天之期貨指數漲跌幅為輸入變數（A 方案）及以五種技術指標為輸入變數（B 方案）預測未來每日期貨指數之漲跌幅。並以每個月及全年度為研究期間，分割成訓練及驗證樣本，分別計算驗證期間各種策略之累計報酬率；若用 B 方案時，僅比較「遺傳演化類神經網路」與「迴歸操作策略」、「買進持有策略」之預測準確率及累計報酬率；若用 A 方案時，則比較「遺傳演化類神經網路」與「順向操作策略」、「逆向操作策略」、「迴歸操作策略」及「買進持有策略」之預測準確率及累計報酬率。

參、實證模型設定

一、倒傳遞類神經網路分析法

「倒傳遞類神經網路」模式乃監督式學習網路（Supervised Learning Network）之一種，是目前「類神經網路」學習模式中最具代表性且應用最普遍的模式。「倒傳遞類神經網路」基本原理是利用最陡坡降法（the Gradient Steepest Descent Method）的觀念，將誤差函數予以最小化。

基本的「類神經網路」架構可分為三個層次，如圖 3-1 所示：(1)處理單元(Processing Element)、(2)層(Layer)與(3)網路(Network)。其中，處理單元乃「類神經網路」組成的基本單位，經由處理單元再組成「層」，最後由若干層組成「網路」。²

處理單元的作用可用集成函數（Summation Function）、作用函數（Activity Function）與轉換函數（Transfer Function）等三個函數說明，如圖 3-2 所示，以集成函數（I）將其他處理單元之輸出值（X），透過網路加權值（W）將輸入之訊息加以彙總，再經由作用函數（net）將集成函數與目前之處理單元狀態加以綜合，本文中所使用的

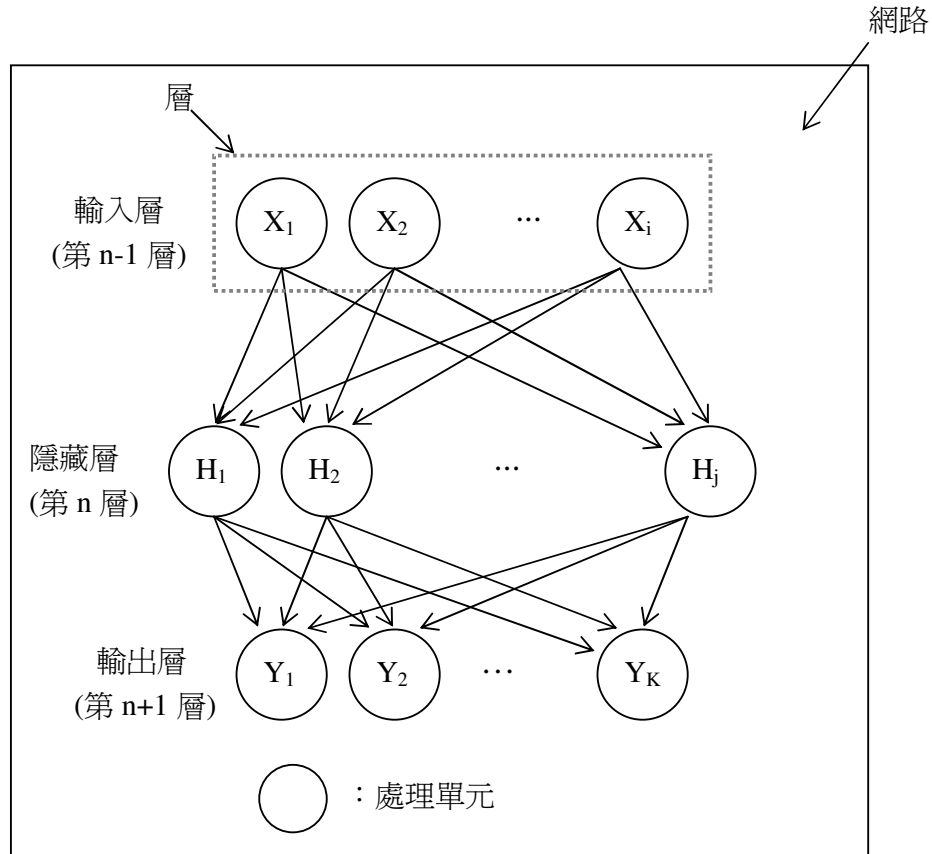
「倒傳遞類神經網路」是直接以集成函數為輸出，亦即 $net_j^n = I_j^n$ 。最後以轉換函數（f）將集成函數之輸出值轉換成處理單元的輸出值（Y）。³在倒傳遞網路中，第 n 層的第 j 個單元輸出值是第 n-1 層單元輸出值的非線性函數，如 3-1 式、3-2 式所示：

$$A_j^n = f(net_j^n) \quad (3-1 \text{ 式})$$

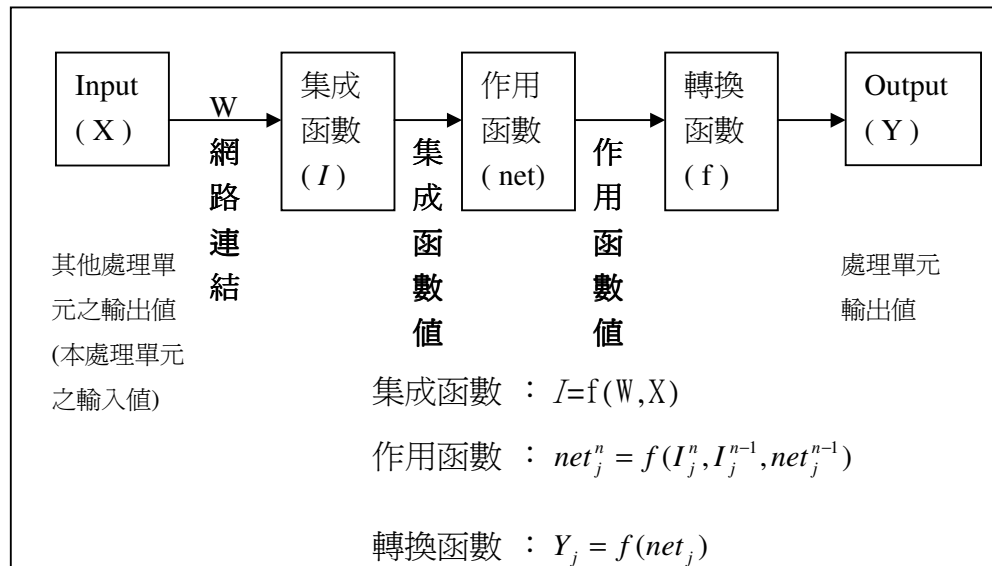
² 參見葉怡成（2001），pp1-6。

³ 參見葉怡成（2001），pp2-3。

其中 $net_j^n = \sum_i W_{ij} A_i^{n-1} - \theta_j$ (3-2 式)



【圖 3-1 類神經網路基本架構圖】



【圖 3-2 處理單元之作用圖】

集成函數 = 作用函數 ($I_j^n = net_j^n$)

f : 轉換函數

A_i : 輸出層推論輸出值

W_{ij} : 介於第 $n-1$ 層的第 i 個處理單元與第 n 層之第 j 個處理單元間之連結加權值

θ_j : 網路偏權值

「類神經網路」中最重要的就是其學習之過程，依照學習演算法從範例中學習，以調整網路連結之加權值。監督式的學習品質一般以能量函數 (Energy Function)，或稱誤差函數來表示，旨在降低網路輸出單元目標輸出值 (T_j) 與推論輸出值 (A_i) 間之差距，當輸入一個訓練範例，網路即調整加權值之大小，調整幅度與能量函數對該加權值的偏微分值大小成正比。

$$E = \frac{1}{2} \sum_j (T_j - A_i)^2 \quad \text{: 能量函數} \quad (3-3 \text{ 式})$$

T_j : 輸出層目標輸出值

$$\Delta W_{ij} = -\eta \times \frac{\partial E}{\partial W_{ij}} \quad (3-4 \text{ 式})$$

其中 η : 學習速率 (Learning Rate)，控制最陡坡降法中，使能量函數最小化之步幅。

二、遺傳演化類神經網路法

「遺傳演算法」⁴輔助「類神經網路」，可區分為下列幾種模式：⁵

1. 輸入因子最佳化 : 透過「遺傳演算法」從輸入因子中重新組織，產生新的輸入因子，或從中選取較好的因子。
2. 網路拓撲最佳化 : 透過「遺傳演算法」找尋最佳之隱藏層數、隱藏節點數以及相互連結的參數等。
3. 權重最佳化 : 透過「遺傳演算法」求取權重之最佳值。
4. 控制參數最佳化 : 透過「遺傳演算法」找尋最佳之學習與容錯率。

本文的方法即嘗試用網路拓撲最佳化的模式，而就本研究議題而論，為解決選擇最適「類神經網路」的結構問題，我們選擇 Pythia 軟體所發展出以「遺傳演化類神經網路」來自動搜尋符合條件的結構、參數，再採用 Qnet 軟體來檢視 RMSE 收斂情形，以視有無過度學習 (Over Learning) 或學習不足的情形，應有較佳的評估結果。

「遺傳演化類神經網路」拓撲最佳化模式的步驟如下：

⁴ 有關遺傳演算法可參看 Holland(1975)、Goldberg (1989) 或林維垣 (2000)。

⁵ 參見李沃牆 (1998)。

- 步驟一：確定問題之解集合（即母體），以Pythia 軟體隨機產生 50個子集合當作第一代。每個子集合代表不同的「類神經網路」結構及參數值。
- 步驟二：訂定評估之適合度函數，並算出第一代子集合之適合度值，第一代子集合的架構、參數組合乃是隨機挑選的，我們將這五十個子集合送入「類神經網路」中學習，網路中所得出的誤差平方值則作為各子集合的適合度值。本研究所用之適合度函數有兩項，一項即以「倒傳遞類神經網路」內所計算出之母體的平均誤差平方值，另一項是各子集合的最大誤差平方值，此二值均能達到越小，適合度就越大。
- 步驟三：根據第一代的適合度值，選出最佳五組，利用Pythia的「遺傳演算法」做複製、交配、突變等過程，以製造出較佳的下一代。在每一代進行繁衍新的一代之前，必須評估是否母體的平均適合度和最佳之子集合適合度已分別達到小或等於某個理想的標準。
- 步驟四：步驟三中若已達到理想的標準值，則直接到第五步；否則繼續進行步驟三的複製、交配、突變等繁衍過程，產生下一代，並將新一代子集合送入網路中學習得出新的適合度值，然後再進行評估。
- 步驟五：達到理想的標準值後，篩選過程即完成，至此我們即以決定母體的「類神經網路」架構(隱藏層數及隱藏節點數)，再利用「倒傳遞類神經網路」作更進一步的研究，搜尋可使RMSE值達到收斂標準之各相互連結之神經元的權值，以期提高預測率。

三、傳統策略設計簡介

除了以「遺傳演化類神經網路」來預測未來一日之總漲幅外，本文中還選取其他出場策略來與「遺傳演化類神經網路」做比較，這些策略（吾人稱之為傳統策略，目的在區別「遺傳演化類神經網路」）分述如下：

（一）**順向操作**：只出現在A方案，因A方案為用前三日的臺股指數期貨之漲跌幅來預測其次一日之報酬率，當進行順向操作時，乃根據前三日指數之和為上漲（下跌）以決定明天買進（賣出）的動作，而因B方案為前三日的臺股指數期貨之技術指標來預測其次一日之報酬率，無法像A方案以過去若干天來預測其次一日之報酬率，此不符順向操作的前提。

（二）**逆向操作**：亦只出現在A方案，因A方案乃用前三日的臺股指數期貨之漲跌幅來預測其次一日之報酬率，當進行操作時，乃根據前三日指數之和為上漲（下跌），以決定明天賣出（買進）的動作，而因B方案為前三日的臺股指數期貨之技術指標來預測其次一日之報酬率，無法像A方案以過去若干天來預測其次一日之報酬率，此亦不符逆向操作的前提。

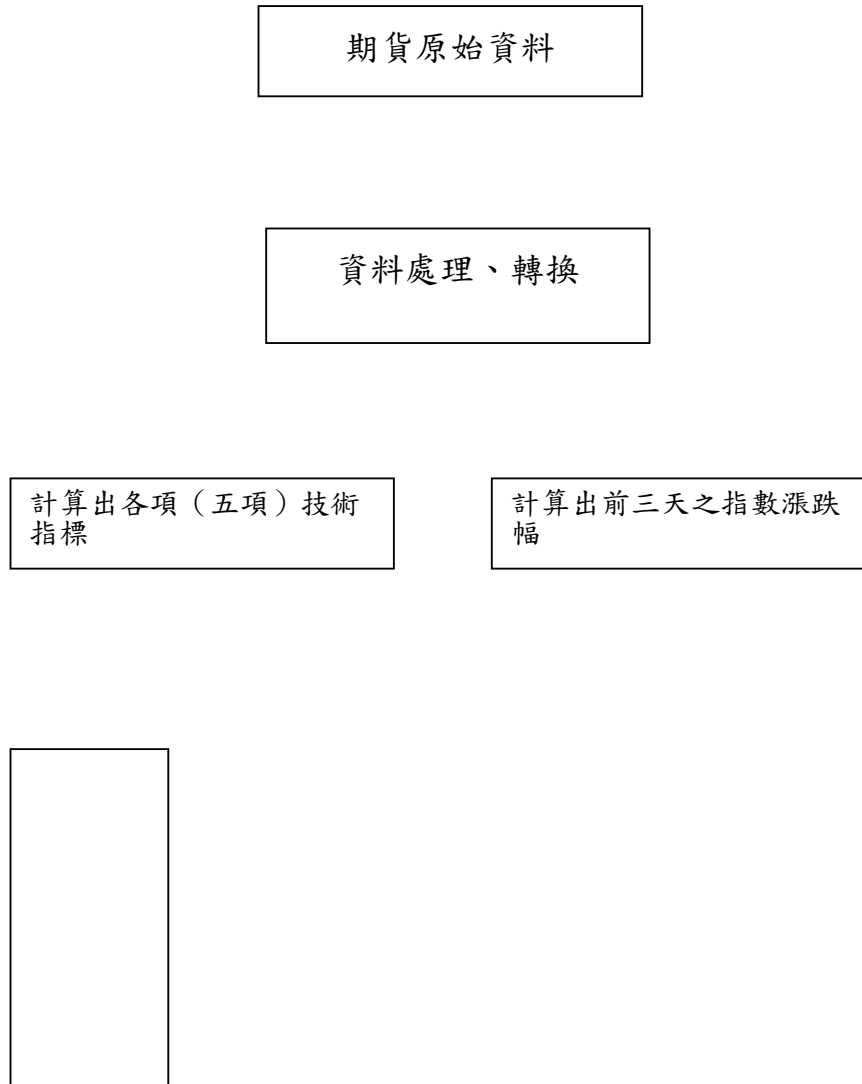
（三）**迴歸操作策略**：又分別出現在A、B兩方案；在A方案下乃是把訓練樣本中之每前三日為三個自變數，其後一日為應變數，而得出參數後，再把驗證樣本代入，就可求得一預測值，根據預測值是正（負）以決定買進（賣出）的策略，而在B方案下，乃把訓練樣本中之每前三日之技術指標為應變數，其後一日為應變數，算得參數後，再把驗證樣本代入，亦可得出一預測值，且根據預測值是正（負）以

決定買進（賣出）的策略。

（四）買進持有策略：A、B 方案均可適用，指一開始進場買進，中途不做買賣動作，持有直至期貨合約到期才平倉出場。

四、分析架構

本研究之分析 研究流程如圖 3-3 所示：



【圖 3-3 研究架構圖】

ERROR: rangecheck
OFFENDING COMMAND: .buildcmap

STACK:

-dictionary-
/WinCharSetFFFF-VTTB7CF9C5Ct
/CMap
-dictionary-
/WinCharSetFFFF-VTTB7CF9C5Ct