

國立交通大學  
工業工程與管理學系

碩士論文

應用決策樹與濾嘴法則於股票投資  
Applying Decision Tree and Filter Rule to Stock



研究生：林聲宇  
指導教授：巫木誠 博士

中華民國九十四年六月

應用決策樹與濾嘴法則於股票投資  
Applying Decision Tree and Filter Rule to Stock Investment

研究生：林聲宇

Student： Sheng-Yu Lin

指導教授：巫木誠 博士

Advisor： Dr. Muh-Cherng Wu

國立交通大學

工業工程與管理學系

碩士論文

A Thesis

Submitted to Department of Industrial Engineering and Management

College of Management

National Chiao Tung University

In Partial Fulfillment of the Requirements

For the Degree of Master of Science

In

Industrial Engineering

June 2005

Hsin-Chu, Taiwan, Republic of China

中華民國九十四年六月

# 應用決策樹與濾嘴法則於股票投資

研究生：林聲宇

指導教授：巫木誠 博士

國立交通大學工業工程與管理研究所

## 摘要

本研究提出一結合濾嘴法則與決策樹的股票交易方法，首先利用濾嘴法則產生交易資料，再運用決策樹 C4.5 演算法對這些交易資料進行分類，找出高報酬群體。與之前相關研究比較，本研究在分類時多加考慮了代表未來性資訊的影響。透過對台灣以及 NASDAQ 市場的實證，顯示出本研究方法確實優於濾嘴法則與相關研究的方法。

關鍵詞：濾嘴法則、股票交易、決策樹

# Applying Decision Tree and Filter Rule to Stock Investment

Student: Sheng-Yu Lin

Advisor: Dr. Muh-Cherng Wu

Department of Industrial Engineering and Management,  
National Chiao Tung University



This paper presents a stock trading method by combining the filter rule and the decision tree technique. The filter rule, having been widely used by investors, is used to generate candidate trading points. These points are subsequently clustered and screened by the application of a decision tree algorithm C4.5. Compared to previous literature that applied such a combination technique, this research is distinct in incorporating the future information into the criteria for clustering the trading points. Taiwan and NASDAQ stock markets are used to justify the proposed method. Experiment results show that the proposed trading method outperforms both the filter rule and the previous method.

Keyword: Decision tree, stock trading, filter rule

## 誌謝

本論文得以順利完成，首先要感謝恩師巫木誠教授的悉心指導，讓學生在這兩年中，於做研究的態度以及做人做事的道理上，有了更深層的體驗與瞭解，使學生獲益良多，在此致上最崇高的敬意。同時，學生也十分感謝論文的口試委員許錫美教授、彭德保教授、楊永年教授在學生最後的論文口試時，給予諸多寶貴的建議與指正，使學生的論文得以更臻完善。

研究所兩年裡，非常榮幸與同門的陳尚宏、蔡正航、洪挺耀、林雅娟、謝岳霖、王君豪一起學習，以及同研究室的蘇泰盛學長、施昌甫學長、張貽朝、廖建閔、吳宜穆、蔡宜娟、蘇瑋婷，感謝你們這兩年的陪伴。此外，感謝我的好友周正全學長、賴建良、石其偉，在這兩年中陪我度過了許多歡樂的時光，因為你們的出現讓我的研究生生活更加多采多姿，並帶給我無限的回憶。

最後特別感謝一直默默支持我的父母、兄弟，由於你們的關愛與幫助，讓我的求學生涯無後顧之憂，以及女友給我的支持與鼓勵，讓我在面對挫折時能重拾信心，得以順利完成學業。願將此刻的喜悅與榮耀和你們分享，最後謹以此論文獻給支持我的家人與朋友們。



聲宇 于風成交大

2005.6.6

# 目錄

摘要.....	I
Abstract.....	II
誌謝.....	III
目錄.....	IV
表目錄.....	V
圖目錄.....	VI
第一章 緒論.....	1
第二章 交易法則.....	3
2.1 濾嘴法則.....	3
2.2 表達買點屬性的四個變數.....	4
2.3 交易情境的假設與績效衡量.....	5
第三章 決策樹.....	7
3.1 決策樹基本概念.....	7
3.2 C4.5 演算法.....	8
3.3 買點分類門檻設定.....	10
第四章 實證測試.....	11
4.1 資料選取.....	11
4.2 濾嘴法則的參數選擇.....	11
4.3 本研究方法的實證結果與林式方法之比較--台灣市場.....	13
4.3 本研究方法的實證結果與林氏方法之比較--NASDAQ 市場.....	16
第五章 結論與未來研究方向.....	19
5.1 結論.....	19
5.2 未來研究方向.....	19
參考文獻.....	20

## 表目錄

表 4.1 濾嘴法則參數與報酬率關係—Taiwan.....	12
表 4.2 濾嘴法則參數與報酬率關係—NASDAQ.....	13
表 4.3 運用四個分類變數時，不同分群門檻之報酬率—Taiwan.....	14
表 4.4 決策樹分類規則—Taiwan.....	15
表 4.5 決策樹各層次分類之績效—Taiwan.....	15
表 4.6 運用三個分類變數時，不同分群門檻之報酬率—Taiwan.....	16
表 4.7 運用四個分類變數時，不同分群門檻之報酬率—NASDAQ.....	17
表 4.8 決策樹分類規則—NASDAQ.....	17
表 4.9 決策樹各層分類績效—NASDAQ.....	18
表 4.10 運用三個分類變數時，不同分群門檻之報酬率—NASDAQ.....	18



## 圖目錄

圖 2.1 濾嘴法則買賣點.....	3
圖 3.1 決策樹分類架構圖.....	7
圖 4.1 決策樹架構.....	14





## 第一章 緒論

股票市場中，如何在眾多公司中挑選出好的標的以及買點，進而獲取超額報酬一直為投資人所關注。為了達到此目的，有些研究重視「技術分析」，亦即利用過去歷史交易價格與交易數量等資訊，發展出交易法則 [2-4,6,9,11-13]。此外有些研究重視「基本面分析」，亦即分析總體經濟、產業及公司的經營資訊，發展出交易法則 [1,10]。

在技術分析的各種方法中，濾嘴法則由於買賣點的訊號明顯，常被一般大眾所使用。其概念是利用過去股價的資訊計算出買賣點，當股價上漲  $k\%$  時，進行買入動作；反之下跌  $k\%$  時，則進行賣出動作。這樣的方法最早是由 Alexander (1961) 所提出，該研究測試了 1897 至 1927 年的道瓊工業指數，以及 1929 至 1959 年的標準普爾指數，發現利用這樣的方法確實能夠獲取超額報酬，此研究是以觸發買賣點時的價格作為交易價格 [2]。Alexander (1964) 進而考慮股價之非連續性因素，修正為以買賣點出現當日的收盤價作為交易價格，對 1928 至 1961 年的標準普爾指數測試時，卻無法獲得超額報酬 [3]。Fama and Blume (1966) 的研究中，測試 1957 至 1962 年的道瓊工業指數的 30 支個股，考慮交易成本後，發現濾嘴比率越小越好，但仍無法獲得超額報酬 [6]。Sweeney (1988) 從 Fama and Blume 的研究中，選取績效較佳的 15 家公司用濾嘴法則進行測試，期間為 1970 至 1982 年，考慮交易成本後，仍可獲取超額報酬 [11]。Sweeney (1990) 繼而對 1970 至 1982 年的 New York 和 American Stock Exchange 的股票進行濾嘴法則測試，先以 1970 年的結果選出績效較好的個股，再對這些選出來的股票進行研究，考慮交易成本後，仍可獲取超額報酬 [12]。Huang (1995) 的研究中，測試 1971 至 1993 年台灣上市股票，發現在中度濾嘴比率 (4.5%~18%) 時，具有超額報酬 [9]。Szakmary 等人 (1999) 的研究中，以濾嘴法則和移動平均線法則測試 1973 至 1991 年的 NASDAQ 股市，發現對個股並沒有顯著績效，但對指數則有超額報酬 [13]。綜合上述相關研究之結果，在不同市場及不同時間，濾

嘴法則是否可獲得超額報酬並沒有一致定論。

林家馨（2004）同時考慮了「技術分析」與「基本面分析」，提出修正式濾嘴法則。該方法是以濾嘴法則為基礎，配合運用決策樹方法，將總體經濟與產業資訊視為分類變數，進而發展出的交易法則。該研究以 1996 年至 2002 年之台灣電子股資料測試，結果發現其方法顯著優於濾嘴法則 [15]。

然而，林家馨（2004）的研究在應用決策樹時，考慮之分類變數皆為過去的資訊，並未考慮未來性的資訊。有鑑於此，本論文擬修正林家馨（2004）的方法，在應用決策樹進行分類時，除了該研究原已考慮的資訊，增加考慮代表未來性的資訊—股市指數的期貨交易價格。本論文利用這些分類資訊，對濾嘴法則所揭露的買點，進行篩選。經以台灣股市、NASDAQ 股市進行驗證，結果發現本研究的方法優於林家馨（2004）的方法。以台灣股市而言，報酬率從 11.50% 提升到 13.26%。

本文其他章節安排如下，第二章描述本研究所發展的交易法則，第三章說明決策樹 C4.5 的演算法，第四章為資料選取與實證結果，第五章為結論與未來研究方向。

## 第二章 交易法則

本研究所發展的股市交易法則基本上是濾嘴法則的修正；亦即先以濾嘴法則找出買點，然後以四個變數來描述買點的屬性，進而利用決策樹的方法，選出有效買點。本章首先描述濾嘴法則，其次討論此四個變數的表達法，以及計算股票投資報酬率的方法。

### 2.1 濾嘴法則

濾嘴法則的基本假設是股票市場的價格波動具有某種固定的形式或趨勢，只要能夠找出這種形式或趨勢，即可獲得超額報酬 [2]。其交易規則如下：當股價的  $n$  日移動平均線  $MA(n)$  上漲超過最近的波谷  $k\%$  時，進行買入動作；反之，當  $MA(n)$  下跌超過最近的波峰時  $k\%$  時，進行賣出動作。 $k\%$  稱為濾嘴比率，如圖 2.1 所示。

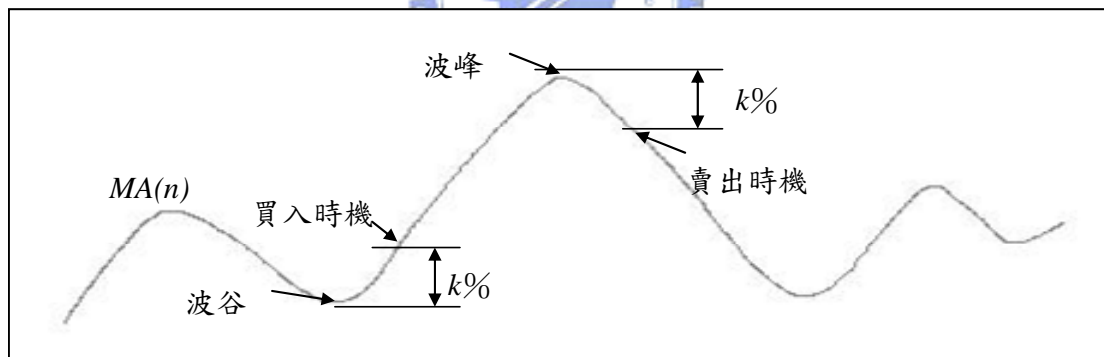


圖 2.1 濾嘴法則買賣點

影響濾嘴法則績效之參數主要有兩個，分別為移動平均線天數 ( $n$ ) 和濾嘴比率 ( $k$ )。當  $n$  小時， $MA(n)$  的敏感度高，股價反應迅速，容易受雜訊影響而將「非買賣點」誤判成「買賣點」； $n$  大時，股價變動遲緩，容易產生落後過多的買賣點。而當  $k$  小時，會增加買賣次數，交易成本會提高；反之，交易成本相對較低。因此在使用濾嘴法則時，應先找出最佳的參數組合  $(n, k)$ 。

使用濾嘴法則可能會產生相當多的買點，而且各買點報酬率差異很大。因此本研究發展一選擇機制，希望能挑選出「有效買點」。其交易規則如下：當濾嘴法則產生買點後，判斷該買點是否為有效買點，若符合則進行買入動作，並於出現賣點時賣出。

## 2.2 表達買點屬性的四個變數

本研究以四個變數來判斷濾嘴法則產生的買點是否為「有效買點」。這四個變數包括：貨幣供給額、通貨膨脹率、產業上游的總出貨金額、股市指數期貨價格。前三項變數是過去性資訊，第四項變數則代表未來性資訊。

根據過去研究，貨幣供給額與股價成正相關 [7]。本研究在台灣股市使用中央銀行每月公布的貨幣供給額 M1B，NASDAQ 股市則使用 Board of Governors of the Federal Reserve System 每月公布的貨幣供給額 M1。本研究是以每個月貨幣供給額與去年同期比較的年增率為衡量指標，在買點出現時，以過去六個月的「貨幣供給額年增率」進行線性迴歸，根據求得的斜率，判斷是否為有效買點。

通貨膨脹是指一般（非個別）物價的持續（非偶爾）上漲。通貨膨脹係經濟學名詞，並無特定衡量指標，一般常用消費者物價指數（CPI）年增率來衡量通貨膨脹率。過去研究指出通貨膨脹對股市具有影響 [5,8]，溫和的通貨膨脹有助於經濟成長，連帶推升股市；但過高的通貨膨脹，易造成經濟不穩定，導致股市下跌。本研究以每個月 CPI 與去年同期比較的年增率為衡量指標，在買點出現時，以過去六個月的「CPI 年增率」進行線性迴歸，根據求得的斜率，判斷是否為有效買點。

本研究以產業上游之總出貨金額判斷該產業未來的榮景。以電子業為例，上游是半導體，半導體出貨後，下游的其它電子業必須經過加工後才能出貨，因此半導體出貨量對整個電子業而言，可視為產業的領先指標。本研究以每月半導體產業「總出貨金額」為衡量指標，台灣股市中使用北美半導體協會公佈之亞洲地

區每月半導體總出貨金額，NASDAQ 股市使用北美半導體協會公佈之美洲地區每月半導體總出貨金額，在買點出現時，以過去六個月的「總出貨金額」進行線性迴歸，根據求得的斜率，判斷是否為有效買點。

第四個變數以股市指數的期貨交易價格代表股市未來榮景的資訊。台灣股市中使用「台股指數期貨」，此期貨在市場上有五個月份的契約可以交易，這五個月份包括：本月份、下一個月份，再加上三月、六月、九月、十二月中最近未來的三個月份。NASDAQ 股市中使用「NASDAQ100 指數期貨」，此期貨在市場上有三個月份的契約可以交易，包括：三月、六月、九月、十二月中最近未來的三個月份。本研究以指數期貨的「交易價格」為衡量指標，亦即在買點出現時，以未來可交易契約的「交易價格」進行線性迴歸，根據求得的斜率，判斷是否為有效買點。

上述四個變數皆以線性迴歸求得的斜率，來判斷一買點是否為有效買點。本研究為做此判斷，對每一斜率皆設定一「有效區間」；在買點出現時，此四個斜率皆需落在其「有效區間」內，此買點才視為「有效買點」。本研究以決策樹 C4.5 演算法 [14] 來決定這些有效區間的範圍，C4.5 演算法將於第三章詳細介紹。

### 2.3 交易情境的假設與績效衡量

茲將股市交易情境的假設說明如下，這些假設參考台灣股市的交易規則建立，為了比較，NASDAQ 股市的交易規則也修正成符合此等假設。

1. 每次買進或賣出之手續費為成交價的 0.1425%
2. 每次賣出時需支付證券交易稅 0.3%
3. 交易訊號出現時，以隔日之收盤價當成該次交易價格
4. 每次交易均能順利完成
5. 不從事信用交易，亦即無融資融券交易
6. 不進行連續買進動作，亦即對某個股來說，在未持有該股狀態下才能進行買進動作

7. 觀測期間終止時，如持有股票則將強制賣出

本研究之績效衡量方式為計算每次買賣之報酬率，並以複利計算複合年報酬率，最後以平均複合年報酬率作為績效衡量的基準。

各買點的報酬率：

$$r_i = \frac{(s_i \times (1-h-o) - b_i \times (1+h))}{b_i \times (1+h)}$$

$r_i$ : 各買點的報酬率

$s_i$ : 賣出價格

$b_i$ : 買入價格

$h$ : 手續費

$o$ : 證券交易稅

年報酬率：

$$R_i = \prod_{t=1}^{N(i)} (1 + r_{it}) - 1$$



$N(i)$ : 第  $i$  年的交易次數

$r_{it}$ : 第  $i$  年第  $t$  次交易之報酬率

$R_i$ : 第  $i$  年的年報酬率

複合的年報酬率：

$$IR_i = \sqrt[n]{\prod_{i=1}^n (1 + R_i)} - 1$$

$IR_i$ : 第  $i$  年的複合的年報酬率

$n$ : 總交易時間 (年)

### 第三章 決策樹

本研究使用決策樹 C4.5 演算法，來決定上述四個變數的「有效區間」，以判斷一買點是否為有效買點。本章先描述決策樹的基本概念，其次說明 C4.5 演算法，以及本研究對買點分類的門檻選擇。

#### 3.1 決策樹基本概念

決策樹是處理分類問題的一種技術。假設有一些已知類別的樣本，此技術利用樣本的屬性，建立分類樣本的規則；然後根據這些規則來分類其他樣本。這樣的技術稱為監督式 (supervised) 分類法。

構建上述分類規則的方法通常稱為「學習機制」(learning mechanism)。建立此機制首先需取得一些已知類別的樣本，每筆樣本皆有對應的分類群體 (class) 與本身的屬性值 (vector of attribute values)。然後將全部的樣本 (samples) 分為訓練樣本 (training samples) 與測試樣本 (testing samples) 兩種。決策樹的方法是利用訓練樣本來建構出分類的規則，再以測試樣本來檢視分類規則的有效性。

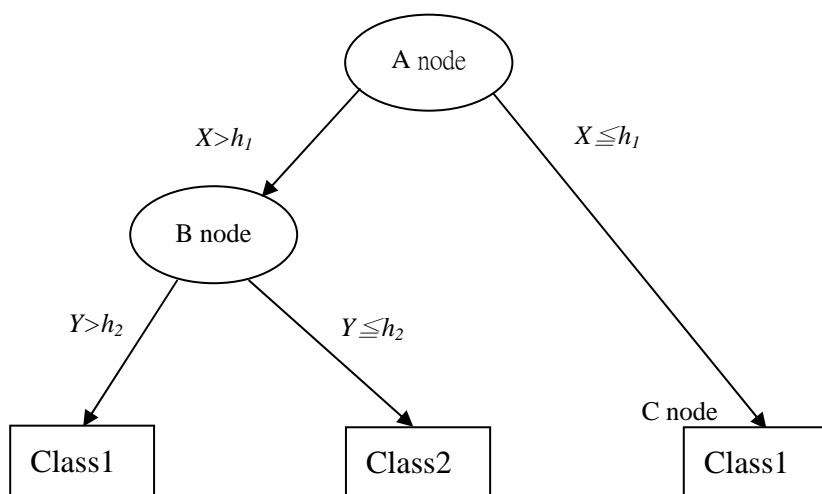


圖 3.1 決策樹分類架構圖

如圖 3.1 所示，決策樹分類的結構如同一棵樹，由決策點（decision node）與枝葉（leaf）組成，節點內之資料代表同一類別，枝葉則代表分類規則。所有的訓練樣本會從根節點（root node）A 測試所有的屬性值，決定分類樣本所參考的屬性（ $x$ ），與該屬性之門檻值（ $h_l$ ），並向下分類產生下一階子節點（child node at next level）如圖 3.1 的子節點 B 及 C，再對不同的子節點重複上述之步驟：決定分類樣本所參考的屬性與其門檻值，再進行分類產生下一層的子節點。直到子節點內的樣本數太少，或是子節點的分類已達最佳化，產生新子節點的步驟便會停止，此時決策樹就構建完成。最後再以測試樣本來檢視此決策樹分類的績效。

### 3.2 C4.5 演算法

本研究採用的決策樹演算法是由 Quinlan (1993) 所提出之 C4.5 演算法。此演算法的理論基礎是改良自其發展的 ID3 演算法 [14]，ID3 是以資訊收益（Information Gain）為選擇最佳屬性的篩選準則。所謂資訊收益是指選擇了某一屬性後，造成下一層子節點的資訊凌亂度（entropy）的改變程度。資訊收益值越大，表示整體資訊零亂度越小，亦即該屬性分類效果越佳。

茲將資訊凌亂度（entropy）的定義說明如下。假設  $S$  是某一些樣本所構成的集合，每一樣本有  $j = 1, \dots, |J|$  個屬性。該集合中的樣本共對應到  $\{C_1, C_2, \dots, C_n\}$  個不同的類別， $|S|$  表示  $S$  集合內的樣本總數， $freq(C_i, S)$  為  $S$  集合內  $C_i$  類別的樣本數。則資訊凌亂度（entropy）之計算公式定義如下，此公式表示  $S$  集合對應的類別越多，資訊凌亂度越高；若  $S$  集合只對應一個類別，則其資訊凌亂度值為零。

$$Info(S) = - \sum_{i=1}^n \frac{freq(C_i, S)}{|S|} \times \log_2 \frac{freq(C_i, S)}{|S|}$$

假設根據樣本的某一屬性  $X_j$ ， $S$  集合可分類個  $k$  個子集合  $S_1, S_2, \dots, S_k$ ，則這些子集合的總資訊凌亂度可表達如下。



$$Info_{x_j}(S) = \sum_{i=1}^k \frac{|S_i|}{|S|} \times Info(S_i)$$

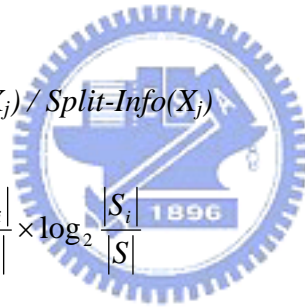
在分成  $k$  個子集合的過程中，C4.5 的演算法會自動找出  $k-1$  個門檻值，使這些子集合的總資訊凌亂度最小。總資訊凌亂度越小代表分類效果越好，因此  $S$  集合經由屬性  $X_j$  分割後，所獲得的「資訊收益」為「分割前之凌亂度」減去「分割後之凌亂度」；資訊收益越高代表分類的效果越好，其公式如下所示。

$$Gain(X_j) = Info(S) - Info_{x_j}(S)$$

根據上述資訊收益的概念，決策樹 C4.5 演算法定義一指標稱為「資訊收益比」(gain-ratio)，根據此指標來選擇哪一個屬性較適合當成分類的依據，「資訊收益比」之公式定義如下：

$$Gain\_Ratio(X_j) = Gain(X_j) / Split-Info(X_j)$$

$$Split - Info(X_j) = - \sum_{i=1}^k \frac{|S_i|}{|S|} \times \log_2 \frac{|S_i|}{|S|}$$



為了避免建構完成的決策樹過於複雜，造成所建立之分類規則不易解釋或利用時，C4.5 在建構決策樹後還需經過適當的剪修 (pruning)。剪修過程的標準是根據每一個子集合的「預估分類錯誤率」作為判斷條件，其方法是由樹的底部往上測試每一個節點所形成的子樹。亦即將某一子樹以一個節點代替，若所得到的「預估分類錯誤率」較低，則將子樹修剪為該節點，否則保留原來的子樹。

每一個子集合的「預估分類錯誤率」是利用二項式分配估算而來。譬如說某一子集合有  $n$  個樣本，每個樣本分錯的機率為  $p$ ，則發生  $e$  個樣本分錯的機率為  $C_e^n p^e (1-p)^{n-e}$ 。若某一子集合有  $n$  個樣本，目前分錯  $e$  個，假設發生此現象的機率為 0.25，也就是一般在使用 C4.5 演算法時所設定的信賴水準，則吾人可用公

式  $C_e^n p^e (1-p)^{n-e}$  推估出此子集合的  $p$  值，進而可推出在大量測試時，其預期分錯的個數為  $np$  個。就某一子樹而言，若其母節點之預期分錯的個數小於其子節點之預期分錯的個數總和時，則將此子樹修剪以其母節點代替。

### 3.3 買點分類門檻設定

由上述可知，樣本需有已知的對應群體和屬性才可運用決策樹進行分類，本研究中的分類樣本為濾嘴法則產生的買點，屬性為前章所述的四個變數，對應群體則是將買點分類為「+」、「-」兩群體。本研究利用決策樹產生的「+」群體之分類規則，找出變數的「有效區間」，進而篩選出「有效買點」。

由於決策樹是一種監督式 (supervised) 分類法，因此對應群體不同會導致不同的分類規則。本研究在群體分類規則上，是將濾嘴法則產生之買點，依報酬率由小排列到大，取一門檻值作分類依據，大於門檻值的買點為「+」群體，小於門檻值的買點為「-」群體；所選取的門檻值分別為買點報酬率為-9%、-6%、-3%、0、1%、2%、3%、6%、9%。不同的門檻值代表不同的交易策略，門檻值高，代表專注於高報酬買點的選取；而門檻值為負時，則類似停損的觀念，允許部分的損失，但要賺取大多數的正報酬。透過不同分類門檻值的設定，期望能找出在不同市場中，最佳的交易策略。

## 第四章 實證測試

本研究所提的交易法則將以實證的資料驗證，本章先介紹實證資料的來源，實證資料包括台灣股市的「電子股」和 NASDAQ 股市的「科技股」。其次討論濾嘴法則的參數如何選取，最後則是本研究方法的實證結果，並與林氏（2004）方法的實證結果之比較。

### 4.1 資料選取

實證資料中，台灣股市的資料取自 Ezchart [22]。NASDAQ 股市資料取自 Yahoo finance 網站 [16]。台灣股市研究期間為 1998 年 7 月到 2004 年 12 月，共計 6.5 年；NASDAQ 股市研究期間為 1997 年 1 月到 2004 年 12 月，共計 8 年。台灣股市所選出的公司家數共 41 家；NASDAQ 共選出 248 家。為避免除權除息之影響，所選取之股價皆已調整為還權還息後資料。

本研究以決策樹分類時需用到第二章所述的四個變數。此四個變數在台灣股市是指台灣貨幣供給額 [20]、台灣消費者物價指數 [23]、亞洲半導體總出貨量 [19]、台股指數的期貨交易價格 [24]。在 NASDAQ 股市是指美國貨幣供給額 [17]、美國消費者物價指數 [18]、美洲半導體總出貨量 [19]、NASDAQ 指數的期貨交易價格 [25]。

本研究在使用決策樹時，是運用網路上免費之 WEKA 軟體 [21] 建構決策樹分類架構，設定之條件為每個節點之樣本數不得少於總樣本數 10%，修剪決策樹之信賴水準為 25%

### 4.2 濾嘴法則的參數選擇

影響濾嘴法則報酬的兩個參數  $n$  與  $k$  方面，本研究測試  $n = 2、4、6、8、10、30、72$  等 7 種情況，和  $k = 1\%、2\%、3\%、4\%、5\%、6\%、7\%、8\%、9\%、10\%$

等 10 種情況，共  $n \times k = 70$  種的參數組合。針對此 70 種組合，分別對台灣股市和 NASDAQ 股市進行測試，希望找出在各股市中最佳的參數組合。

針對台灣股市，不同的  $(n, k)$  參數組合，其平均複合年報酬率結果如表 4.1 所示，NASDAQ 的  $(n, k)$  參數組合測試結果如表 4.2 所示。濾嘴法則在此兩個股市的最佳參數設定組合皆為  $(n, k) = (10, 10\%)$ ，台灣股市平均複合年報酬率為 1.24%，NASDAQ 股市平均複合年報酬率為 5.87%。從表 4.1 中可以發現，當  $n = 10$  時，在大部分的  $k$  值都有最佳的績效。

表 4.1 濾嘴法則參數與報酬率關係—Taiwan

$k \backslash n$	2	4	6	8	10	30	72
1	-15.29%	-9.79%	-9.07%	-7.69%	-2.45%	-4.95%	-3.92%
2	-13.05%	-8.38%	-6.72%	-5.90%	-1.81%	-4.15%	-5.66%
3	-10.77%	-7.48%	-4.47%	-2.77%	-0.62%	-3.01%	-5.78%
4	-8.38%	-5.62%	-3.78%	-1.50%	-1.24%	-1.40%	-6.52%
5	-6.24%	-3.78%	-3.86%	-1.73%	-1.16%	-1.59%	-7.44%
6	-5.06%	-3.12%	-3.92%	-1.94%	-0.43%	-0.06%	-7.19%
7	-4.24%	-3.33%	-2.98%	-0.21%	0.07%	0.14%	-6.83%
8	-4.41%	-4.42%	-1.40%	-0.80%	0.63%	-0.66%	-7.07%
9	-3.73%	-3.53%	-1.74%	-0.89%	0.41%	-0.65%	-7.64%
10	-4.07%	-2.97%	-1.75%	0.23%	1.24%	-0.75%	-9.06%

表 4.2 濾嘴法則參數與報酬率關係—NASDAQ

$k \backslash n$	2	4	6	8	10	30	72
1	-19.06%	-10.49%	-8.74%	-5.37%	-0.38%	5.41%	4.23%
2	-15.59%	-9.19%	-5.70%	-1.46%	2.45%	4.40%	4.47%
3	-13.11%	-6.87%	-3.85%	-0.25%	3.62%	4.93%	4.52%
4	-10.20%	-5.44%	-1.96%	1.35%	4.21%	4.95%	4.20%
5	-8.34%	-4.27%	-0.50%	3.27%	4.61%	5.41%	3.96%
6	-7.40%	-2.54%	0.28%	4.03%	5.35%	4.84%	4.02%
7	-5.39%	-1.10%	1.45%	4.90%	5.48%	4.93%	3.16%
8	-3.67%	-0.54%	3.19%	5.33%	5.26%	4.43%	3.34%
9	-2.41%	0.68%	4.00%	4.84%	5.17%	4.00%	3.38%
10	-1.65%	1.04%	4.85%	5.32%	5.87%	3.92%	3.28%

#### 4.3 本研究方法的實證結果與林式方法之比較--台灣市場

在台灣市場中，應用前述所得到的最佳濾嘴法則參數設定 ( $k = 10\%$ ,  $n = 10$ )，單純使用濾嘴法則時，共產生 623 個買點，得到的平均複合年報酬率為 1.24%。本研究將濾嘴法則產生之交易資料，搭配選取之四個屬性：台灣貨幣供給額 (T-M1)、台灣消費者物價指數 (T-CPI)、亞洲半導體總出貨量 (T-SEMI)、台股指數期貨交易價格 (T-FP)，並以不同的報酬率門檻分為「+」、「-」兩群體，利用 C4.5 演算法進行分類，可得到運用不同的交易策略時，決策樹產生出的各層平均複合年報酬率，如表 4.3 所示，不同的交易策略對於績效表現是有所影響，而所得到的最佳交易策略是運用 1% 或 2% 的報酬率門檻將濾嘴法則產生之買點分為「+」、「-」兩群體，再以決策樹找出「有效買點」的範圍，可以得到 13.26% 的平均複合年報酬率。

表 4.3 運用四個分類變數時，不同分群門檻之報酬率—Taiwan

分類門檻	濾嘴法則	決策樹層次					
		第 1 層	第 2 層	第 3 層	第 4 層	第 5 層	第 6 層
9%	1.24%	5.32%	9.03%	13.04%	10.91%	6.44%	
6%	1.24%	5.32%	9.03%	13.04%	10.91%	4.48%	
3%	1.24%	5.51%	8.99%	13.00%	10.91%	4.48%	
2%	1.24%	5.51%	9.66%	13.26%	9.44%	4.93%	
1%	1.24%	5.51%	9.66%	13.26%	9.44%	4.93%	
0	1.24%	5.51%	9.66%	12.98%	9.44%	4.93%	
-3%	1.24%	5.44%	9.10%	13.02%	9.49%	4.93%	
-6%	1.24%	4.95%	9.16%	12.48%	9.44%	1.99%	4.61%
-9%	1.24%	4.95%	9.68%	5.70%	8.31%		

茲以最佳交易策略做說明，其 WEKA 軟體輸出之決策樹架構如圖 4.1，其中圈內為分類的屬性依據，分支為分類屬性的門檻值，方框代表分出之群體，以「+」群體代表「有效買點」，括弧內部的數據如 (95/10.0)，代表該類別中共有 95 個樣本，其中有 10 個分類錯誤樣本。

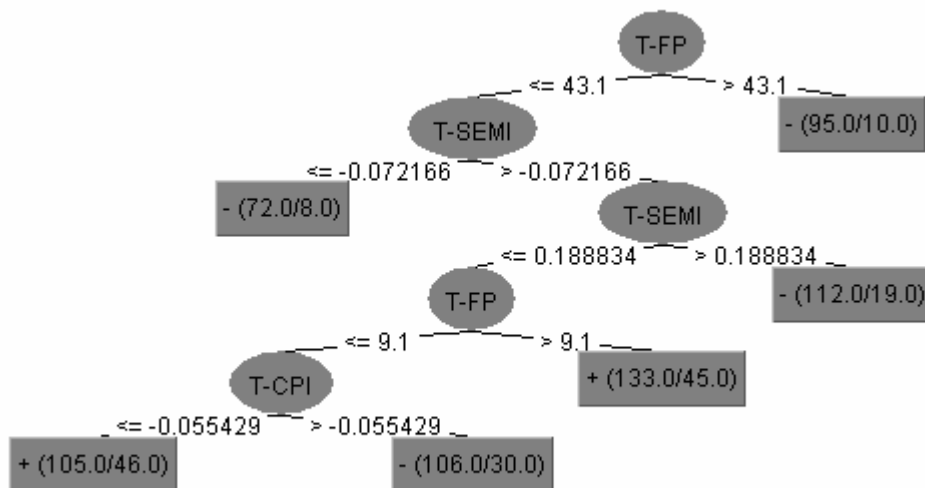


圖 4.1 決策樹架構

將決策樹之分類規則整理如表 4.4，也就是「有效買點」的篩選門檻，依照此門檻將各層之報酬率計算出來，如表 4.5 所示。

表 4.4 決策樹分類規則—Taiwan

	決策樹分類規則
第 1 層	$T-FP \leq 43.1$
第 2 層	$T-FP \leq 43.1$ ; $-0.072 < T-SEMI$
第 3 層	$T-FP \leq 43.1$ ; $-0.072 < T-SEMI \leq 0.19$
第 4 層	$9.1 < T-FP \leq 43.1$ ; $-0.072 < T-SEMI \leq 0.19$
第 5 層	$9.1 < T-FP \leq 43.1$ ; $-0.072 < T-SEMI \leq 0.19$ ; $T-CPI \leq -0.55$

表 4.5 決策樹各層次分類之績效—Taiwan

	濾嘴法則	決策樹層次				
		第 1 層	第 2 層	第 3 層	第 4 層	第 5 層
平均複合年報酬率	1.24%	5.51%	9.66%	13.26%	9.44%	4.93%
交易資料數量	623	528	456	344	133	105
正報酬交易比例	34%	39%	43%	51%	66%	56%

由表 4.4 發現最重要的分類變數是指數期貨的交易價格，而第二重要的分類變數為半導體出貨量。由表 4.5 可以發現，交易次數隨著分類層次下降，正報酬交易比例則有上升之趨勢，代表分類準確度越下層越高，然而平均複合年報酬率的趨勢則是先上升後下降，在第三層達到了最高的 13.26%，第四、第五層雖然正報酬交易比例相當高，但平均複合年報酬率卻不增反降，其可能原因是複合報酬率的計算上，運用了複利的方式，由於買點次數過低，導致乘積效果降低所致；另一個可能原因則是，決策樹分類中，只分為正負兩群體，無法對報酬之大小作判斷，會造成良好之正報酬交易被扣除的結果。

綜合上述之結果，可以歸納出「有效買點」的篩選規則，亦即以第三層之分類規則來篩選濾嘴法則產生之買點。本研究所得到的交易規則如下：當濾嘴法則找出買點後，該買點的期貨價格斜率值須小於 43.1，以及半導體總出貨量斜率值須介於-0.072166 與 0.188834 之間，方為「有效買點」，進行買入動作，並於濾嘴

法則產生賣點時賣出。

林氏(2004)提出的方法與本研究方法最大差異，在於並未考慮代表未來性資訊的分類效果，亦即本研究提出的股價指數期貨資訊。茲將該方法於本研究實證期間進行驗證，運用的濾嘴比率參數為  $k = 10\%$ 、 $n = 10$ ，使用的分類變數為台灣貨幣供給額、台灣消費者物價指數、亞洲半導體總出貨量，並以不同的報酬率門檻分為「+」、「-」兩群體，利用 C4.5 演算法進行分類，可得到運用不同的交易策略時，決策樹產生出的各層平均複合年報酬率，如表 4.6 所示。由表中可以發現最佳交易策略是以-3%的報酬率作為分群門檻，在第 3 層時平均複合年報酬率達到了 11.50%，但低於本研究方法所得到的 13.26%。

表 4.6 運用三個分類變數時，不同分群門檻之報酬率—Taiwan

分類門檻	濾嘴法則	決策樹層次				
		第 1 層	第 2 層	第 3 層	第 4 層	第 5 層
9%	1.24%					
6%	1.24%	8.99%	6.17%			
3%	1.24%	8.99%	5.10%			
2%	1.24%	8.99%	5.10%			
1%	1.24%	8.99%	5.10%			
0	1.24%	4.50%	9.10%	10.46%	3.60%	3.88%
-3%	1.24%	5.44%	9.10%	11.50%	7.07%	7.33%
-6%	1.24%	4.95%	9.68%	5.70%	8.31%	7.63%
-9%	1.24%	4.95%	9.68%	5.70%	8.31%	

#### 4.3 本研究方法的實證結果與林氏方法之比較--NASDAQ 市場

在 NASDAQ 市場中，應用前述所得到的最佳濾嘴法則參數設定 ( $k = 10\%$ ,  $n = 10$ )，單純使用濾嘴法則時，共產生 5340 個買點，得到的平均複合年報酬率為 5.87%。本研究將濾嘴法則產生之交易資料，搭配選取之四個屬性：美國貨幣供給額 (N-M1)、美國消費者物價指數 (N-CPI)、美洲半導體總出貨量 (N-SEMI)、



NASDAQ 指數期貨價格 (N-FP)，並以不同的報酬率門檻分為「+」、「-」兩群體，利用 C4.5 演算法進行分類，可得到運用不同的交易策略時，決策樹產生出的各層平均複合年報酬率，如表 4.7 所示。最佳交易策略為是以 3% 之報酬率作為分群門檻，在第 2 層時，報酬率為 12.53%。

表 4.7 運用四個分類變數時，不同分群門檻之報酬率—NASDAQ

分類門檻	濾嘴法則	決策樹層次				
		第 1 層	第 2 層	第 3 層	第 4 層	第 5 層
9%	5.87%					
6%	5.87%					
3%	5.87%	9.73%	12.53%	7.34%		
2%	5.87%	6.74%	7.56%	4.08%		
1%	5.87%	8.70%	4.53%	7.68%	11.19%	7.37%
0	5.87%	6.74%	7.56%	1.98%	2.87%	
-3%	5.87%	6.76%	7.58%	1.97%	2.87%	
-6%	5.87%	6.73%	7.55%	1.98%	2.87%	
-9%	5.87%	9.73%	10.10%	3.33%		

將最佳交易策略的決策樹分類規則整理如表 4.8，也就是「有效買點」的篩選門檻，依照此門檻將各層之報酬率計算出來，如表 4.9 所示。可以發現最重要的分類變數是指數期貨價格，第二重要的分類變數為消費者物價指數，第三重要的分類變數為半導體總出貨量。本研究所得到的交易規則如下：當濾嘴法則找出買點後，該買點的期貨斜率值須小於 50，消費者物價指數斜率值須大於 -0.000006，以及半導體總出貨量趨勢值須大於 0.086，方為「有效買點」，進行買入動作，並於濾嘴法則產生賣點時賣出。

表 4.8 決策樹分類規則—NASDAQ

	決策樹分類規則
第 1 層	$N-FP \leq 50$
第 2 層	$N-FP \leq 50$ ; $N-CPI > -0.000006$
第 3 層	$N-FP \leq 50$ ; $N-CPI > -0.000006$ ; $N-SEMI > 0.086$

表 4.9 決策樹各層分類績效—NASDAQ

	濾嘴法則	決策樹層次		
		第 1 層	第 2 層	第 3 層
平均複合年報酬率	5.87%	9.73%	12.53%	7.34%
交易資料數量	5340	4686	2093	750
正報酬交易比例	38%	40%	47%	57%

與林氏(2004)提出的方法進行比較，茲將該方法於本研究實證期間進行驗證，運用的濾嘴比率參數為  $k = 10\%$ 、 $n = 10$ ，使用的分類變數為美國貨幣供給額、美國消費者物價指數、美洲半導體總出貨量，並以不同的報酬率門檻分為「+」、「-」兩群體，利用 C4.5 演算法進行分類，可以得到運用不同交易策略時，決策樹產生出的各層平均複合年報酬率，如表 4.10 所示。最佳報酬率只能達到 8.70%，遠低於本研究所提出方法所得到的 12.53%

表 4.10 運用三個分類變數時，不同分群門檻之報酬率—NASDAQ

分類門檻	濾嘴法則	決策樹層次			
		第 1 層	第 2 層	第 3 層	第 4 層
9%	5.87%				
6%	5.87%				
3%	5.87%				
2%	5.87%				
1%	5.87%	8.70%	4.53%		
0	5.87%	8.70%	4.53%	6.87%	6.45%
-3%	5.87%	8.70%	4.53%	6.87%	6.45%
-6%	5.87%	2.21%	8.29%	7.86%	0.55%
-9%	5.87%	2.31%	8.29%	7.86%	0.55%

## 第五章 結論與未來研究方向

### 5.1 結論

本研究提出一改善濾嘴法則的股票交易方法，運用決策樹對濾嘴法則產生的買點進行分類，以找出高報酬群體。分類時使用了四個分類變數，其中三個代表過去性資訊，一個代表未來性資訊。林氏（2004）首先提出結合濾嘴法則與決策樹的概念，本研究與該研究有兩大差異，第一是林氏並未考慮未來性資訊對分類的影響，其次則是根據決策樹的分類特性，運用不同的報酬率門檻將濾嘴法則產生的買點分類為「+」、「-」群體。實證結果顯示此兩差異確實能夠提升績效表現。

由實驗結果發現，濾嘴法則參數設定方面，不論在台灣或 NASDAQ 市場，皆以十日移動平均線 MA(10) 搭配 10% 的濾嘴比率有最佳的績效表現。在台灣市場中，本研究所提出之交易方法可將報酬率由單純使用濾嘴法則的平均複合年報酬率 1.24% 提升至 13.26%，也優於林氏的方法所得到的 11.50%；而在 NASDAQ 市場中，報酬率可由單純使用濾嘴法則的 5.87% 提高至 12.53%，也優於林氏的方法所得到的 8.7%。

### 5.2 未來研究方向

本研究針對決策樹分類特性，設定不同的分群門檻將買點分為「+」、「-」兩群體，透過實證發現對於報酬率確實有影響，後續研究可針對此現象進行探討，可嘗試結合基因演算法與決策樹，找出最佳的分群門檻以及最佳的對應群體數以得到最佳的報酬率。

## 參考文獻

- [1] Al-Debie, M., & Walker, M. (1999). Fundamental information analysis: An extension and UK evidence. 31(3), 261-280.
- [2] Alexander, S. S. (1961). Price movements in speculative markets: trends or random walks. *Industrial Management Review*, 2(2), 7-26.
- [3] Alexander, S. S. (1964). Price movements in speculative markets--trends or random walks, number2. *Industrial Management Review*, 5(000002), 25-46.
- [4] Bessembinder, H., & Chan, K. (1995). The profitability of technical trading rules in the Asian stock markets. *Pacific-Basin Finance Journal*, 3(2-3), 257-284.
- [5] Fama, E. F. (1981). Stock returns, real activity, inflation, and money. *The American Economic Review*, 71(4), 545-565.
- [6] Fama, E. F., & Blume, M. E. (1966). Filter rules and stock-market trading. *Journal of Business*, 39(1), 226-241.
- [7] Friedman, M. (1988). Money and the stock market. *Journal of Political Economy*. 96(2), 221-244.
- [8] Hu, X., & Willett, T. D. (2000). The variability of inflation and real stock returns. *Applied Financial Economics*, 10(6), 655-665.
- [9] Huang, Y. S. (1995). The trading performance of filter rules on the Taiwan Stock Exchange. *Applied Financial Economics*, 5(6), 391-395.
- [10] Lev, B., & Thiagarajan, R. (1993). Fundamental information analysis. *Journal of Accounting Research*. 31(2), 190-215.
- [11] Sweeney, R. J. (1988). Some new filter rule tests: methods and results. *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 23(3), 285-300.
- [12] Sweeney, R. J. (1990). Evidence on short-term trading strategies. *Journal of*

*Portfolio Management*, 17(1), 20-26.

- [13] Szakmary, A., Davidson, W. N., & Schwarz, T. V. (1999). Filter tests in Nasdaq stocks. *The Financial Review*, 34(1), 45-70.
- [14] J. R. Quinlan, "C4.5: Programs for Machine Learning," *Morgan Kaufmann*, San Mateo: CA, 1992.
- [15] 林家馨, "修正式濾嘴法則於台灣股市之報酬率研究", 國立交通大學工業工程與管理學系碩士論文, 2004。
- [16] <http://finance.yahoo.com/>
- [17] <http://research.stlouisfed.org/fred2/search>
- [18] <http://research.stlouisfed.org/fred2/search/cpi/1>
- [19] [http://sia-online.org/pre\\_statistics.cfm](http://sia-online.org/pre_statistics.cfm)
- [20] [http://www.cbc.gov.tw/economic/statistics/key/total\\_02.asp](http://www.cbc.gov.tw/economic/statistics/key/total_02.asp)
- [21] <http://www.cs.waikato.ac.nz/ml/weka/index.html>
- [22] <http://www.ezchart.com.tw/>
- [23] <http://www.stat.gov.tw/ct.asp?xItem=760&ctNode=488>
- [24] <http://www.taifex.com.tw/chinese/home.htm>
- [25] Thomson Financial Datastream 資料庫