

國立交通大學

管理學院碩士在職專班管理科學組

碩士論文

應用類神經網路預測快閃記憶體價格之研究

Forecasting Nand Flash Prices by Neural Network



研究生：鄧啟民

指導教授：姜齊 博士

中華民國九十八年六月

應用類神經網路預測快閃記憶體價格之研究

Forecasting Nand Flash Prices by Neural Network

研究生：鄧啟民

Student：Chi-Min Teng

指導教授 姜齊博士

Advisor：Dr. Chi Chiang

國立交通大學

管理學院碩士在職專班管理科學組



Submitted to Department of Management Science

Master Program of
Management Science

National Chiao Tung University

in partial Fulfillment of the Requirements

for the Degree of

Master

In

Management Science

June 2009

Hsinchu, Taiwan, Republic of China

中華民國九十八年六月

中文摘要

類神經網路模型預測快閃記憶體價格

學生：鄧啟民

指導教授：姜齊 博士

國立交通大學管理學院碩士在職專班管理科學組

摘要

快閃記憶體 Nand Flash 產業蓬勃發展了二十年，各式各樣的應用帶給人們更多的便利，並且改變了人類生活模式。1979 年 Sony 發明了第一台隨身聽，當初的人們正在為這神奇的新產品感到著迷的時候，誰能料想到三十年後，隨身聽不只能聽音樂，還能顯示歌詞，無限錄音，播放 MTV，甚至有專屬音樂下載網站。照相機，攝影機也不再使用底片當成儲存媒介，不再為了儲存回憶而付出昂貴的成本。筆記型電腦可以更輕巧更超薄，有著更快速更強大的功能，真正讓筆記型電腦更貼近人們的生活。這一切的演變都少不了這些身處 Nand Flash 產業中，各個努力不懈積極開發的廠商，假設地球上從沒出現過快閃記憶體，我想很多人都不能否認，這世界將會有另一個改變。

對於各大 Nand Flash 原廠與下游模組商來說，雖然 Nand Flash 潛藏商機無限，但是也同時存在著高風險，因為佔銷售之產品總成本非常高比例的 Nand Flash 晶片是一個隨時處於供給與需求不均衡狀態的產業，任何的稍不注意，便可能造成無法彌補的損失，這代表著在這 Nand Flash 產業裡，有著幾項特性：“成本非常競爭”、“價格波動劇烈”、“明顯的景氣循環”、“市場型態隨著技術發展而隨時調整”。

透過類神經預測模型，規劃出一個可以預測未來 Nand Flash 價格的方式，提供廠商在以經驗法則判斷的同時，能有多一些參考資訊。

關鍵詞：匯率、類神經網路、價格預測、股市指標、快閃記憶體

英文摘要

Prices of Nand Flash Forecasting by Neural Network

Student : Chi-Min Teng

Advisor : Dr. Chi Chiang

Abstract

The industry of Nand Flash has been growing for twenty years. Varieties of applications make human being more convenience and make changes in its life. Since 1979, Sony invented the first walkman in the world, while people crazy about such a amazing product, who can expect that after three decades: walkman is not only just a music player, it display lyrics when the song is playing, recording without limitation , playing MTV, even more it has own download web site. Camera and Video recorder use external memory device as the recording media, high cost for store memory is just a history. Laptop is simmer, more powerful features and easier to carry, makes it more close to people's life. All the evolution brought to us by the people and enterprises who are dedicate in the field, I think everyone will admits that it is going to be a big different in the world if Nand Flash is never be shown.

Originals and module houses in the field of Nand Flash are all knows about the huge potential business opportunities, Even though, a high risky situation exists oppositely, because the Nand Flash is usual the components with high percentage share in cost is always in the unstable of supply and demand market situation, any inattentive may causes terrible loose. It means, there are some features in the field of Nand Flash : "extreme competitive in cost" 、 "pricing sharp fluctuations" 、 "obvious business cycle" 、 "market patterns are keeping changing by the technological development".

This study try to work out a method through BPN for predicting the price of Nand Flash has not yet happened, to provide extra information except for rule of thumb to enterprises related to the industrial.

Key words: Exchange Rate · Artificial Neural Network · BPN · Pricing predicting · stock market indicator · Nand Flash

致謝

在這份論文的誕生，除了感激姜齊老師的指導之外，也感謝口試委員林君信老師與徐蕙萍老師在口試期間的不吝指教，使本文更趨完善。

從事本論文撰寫的同時，適逢遭遇到全球金融危機的影響，Nand Flash 業界有正經歷有史以來最大的蕭條狀況：2008 年產業界所有相關的上下游公司，財報都出現虧損。2008 年下半年起，世界景氣開始受到全球金融危機的影響，減薪、裁員或無薪假等一些為了延續企業生存所祭出的方法持續的影響各行各業的員工，也影響了全世界的消費，甚至是原本一向在歐洲國家中，被稱為投資天堂的國家冰島，其政府甚至宣佈了國家破產，當時還成為全世界的重大新聞，所有的經濟分析言論，都在談論著如何面對下一次的全球經濟大蕭條或是預測如韓國等亞洲出口導向的國家，即將步入冰島政府破產的後塵。

聽友人提到過，六年級的工作人口是最沉重的一個世代，因為沒有遇到過父執輩的台灣經濟奇蹟時期，那種台灣錢淹腳目的傳奇時代，但是卻有好幾次經濟不景氣的經驗：面臨台灣經濟奇蹟後，股市泡沫化的經濟重建，與來自於很多後來開發中國家崛起的挑戰與第一次政黨輪替後，經濟停滯成長時期。以上也許正是六年級工作人口從社會新鮮人到目前 2009 年為止大環境的寫照。然而我卻另外有種慶幸的想法，我曾經在如此的背景下三次創業，有如春江水暖鴨先知，因為是因為有了多一點的經驗，幾年工作下來體驗到：不順利才是常態！

感謝我的內人小香，她的支持與鼓勵才是讓我擁有繼續完成下去動力。並也感謝身邊的所有人，讓自己能有勇氣經歷這一切。也很幸運的能在交大認識很多很優秀的人並與他們一起學習。此時，論文總算是完成了，在此文字上的感謝已經不足表達那些曾經教導我或是讓我感到挫折的人事物，期待自己能不負所望，感激！

目錄

中文摘要	ii
英文摘要	iii
致謝	iv
目錄	v
表目錄	vii
圖目錄	viii
一、 緒論	1
1.1 研究背景與動機	1
1.2 研究目的	1
1.3 研究流程	2
二、 文獻探討	3
2.1 Nand Flash 產業介紹	3
2.1.1 產業特性	4
2.1.2 原廠概況	7
2.2 技術指標	10
2.3 價格預測方法	22
2.4 小結	28
三、 研究設計	29
3.1 類神經網路預測模型介紹	29
3.1.1 類神經網路理論	29
3.1.2 類神經網路特性	30
3.1.2 類神經的種類	32
3.1.2 類神經網路的基本架構	35
3.1.3 倒傳遞類神經網路介紹	38
3.2 變數選取	47
3.3 變數標準化處理	50
3.4 邏輯斯轉換處理	50
四、 Nand Flash 價格預測之實證分析	51
4.1 1Gb	52

4.2	2Gb	54
4.3	4Gb MLC.....	56
4.4	8Gb MLC.....	58
4.5	16Gb MLC.....	60
4.6	32Gb	62
4.7	64Gb	64
五、	結論與建議.....	66
5.1	研究結論.....	67
5.2	研究建議.....	68
5.3	後續研究建議.....	70
5.4	研究限制.....	71
參考文獻	72



表目錄

表 1-1 2GB 隨身碟成本表.....	3
表 2-1 PC/NB 用 NAND Flash 需求成長表	4
表 2-2 KD 指標	11
表 2-3 MACD 指標	12
表 2-4 MTM 指標.....	13
表 2-5 PSY 指標.....	14
表 2-6 RSI 指標.....	15
表 2-7 W%R 指標.....	16
表 2-8 其他股市常用指標 (1)	17
表 2-8 其他股市常用指標 (2)	18
表 2-8 其他股市常用指標 (3)	19
表 2-8 其他股市常用指標 (4)	20
表 2-8 其他股市常用指標 (5)	21
表 2-9 預測方法比較與相關文獻表.....	24
表 2-10 價格預測模型相關文獻.....	27
表 3-1 類神經網路優缺點.....	31
表 3-2 類神經網路模型比較表	34
表 3-3 原始資料起始日期與天數.....	47
表 3-4 本研究之 25 項輸入變數.....	49
表 4-1 1Gb 預測結果.....	53
表 4-2 2Gb 預測結果.....	55
表 4-3 4Gb MLC 預測結果.....	57
表 4-4 8Gb MLC 預測結果.....	59
表 4-5 16Gb MLC 預測結果.....	61
表 4-6 32Gb 預測結果.....	63
表 4-7 64Gb 預測結果.....	65
表 5-1 MAPE 預測能力之等級.....	66
表 5-2 預測價格變動方向命中率.....	67

圖目錄

圖 1-1 研究流程圖	2
圖 2-1 Nand Flash 之市場供需波動過程.....	6
圖 3-1 回歸型網路圖.....	32
圖 3-2 前授型網路圖.....	33
圖 3-3 多層前授型網路圖.....	35
圖 3-4 網路增長法	36
圖 3-5 倒傳遞運算法步驟圖	38
圖 3-6 類神經網路模型概念.....	39
圖 3-7 常用活化函數.....	41
圖 3-8 回想演算法步驟圖.....	44
圖 3-9 倒傳遞類神經網路運算流程圖.....	45



一、緒論

1.1 研究背景與動機

就製造業來說，企業營運主要的活動就是採購原物料，經過加工、組裝，創造企業存在的價值，並在銷售後賺取報酬。換句話說，企業一切的活動皆是由採購行為而開始的一連串循環。

攤開 Nand Flash 產業的下游模組組裝廠的產品成本表，無論是主要應用於個人電腦的固態硬碟（Solid State Disk, SSD）或是已經取代傳統磁碟的隨身碟產品，到年輕人人手一台 MP3 的音樂播放器，甚至是相機的除記憶卡等外部記憶體裝置（External Memory Device, EMD），其最主要，且佔成本比例即高的關鍵零件便是快閃記憶體（Nand Flash），筆記型電腦的應用方面，2008 年採用快閃記憶體的比重約是 20%，預估今年 2009 年將近三成，到了 2011 年以快閃記憶體為主要儲存媒介的 SSD，將會以耐震、省電等優勢，成為筆記型電腦的主流。Nand Flash 將以優越的性能，快速的應用在更多元的解決方案。

然而，在 Nand Flash 的產業中，存在著與 DRAM 相同性質的特性，就是供給與需求並非處於均衡狀態的，如此，變造就了 Nand Flash 的市場價格變動非常劇烈，加上景氣循環明顯的效應，使得價格更是難以捉摸，而且不像股票，每日沒有漲跌幅的限制，也因為如此，各家模組廠無不緊盯著市場行情，時時判斷市場狀況。

股票市場與 Nand Flash 的市場，最大的相同點是每日開盤，而且記錄每日最高點與最低點，雖然 Nand Flash 並非集中市場交易，但由於價格變動非常敏感，買方可以很容易得透過產業內買賣交易網路的傳遞，得到非常即時的漲跌訊息，所以每日的最高與最低價格，便可以很容易的以一般常見的股市分析指標分析方式，求出指標值，但是還是有其應用上的限制，因為 Nand Flash 並非集中市場交易的型態，無法統計市場上當日實際的買賣數量，所以僅能以每日之最高價與最低價來求得部分指標。

早在 40 年代，最原始的類神經模型便被提出，目前更被廣泛的應用於樣本識別、分類問題、函數模擬、預測、系統控制、雜訊過濾、資料壓縮、非線性控制系統等，本研究希望能以此預測模型，以 Nand Flash 每日之最高價與最低價所得出的指標為輸入變數，預測出 Nand Flash 的價格與變動方向。

2000 年 8 月 Hewlett-Packard Company (HP) 發展並公布了一套參考自華爾街風險管控的一套採購風險管理系統 (The Procurement Risk Management, PRM) 系統，系統發展的主要目的是為了在公司產品需求不確定的情況下，對於高單價零組件或價格較容易波動的原料進行標準化系統的管控，此後，風險管理便成為了 HP 所有採購策略中，最優先最重要的考慮重點。

HP 在 1999 年至 2000 年之間，擁有高利潤的印表機產品系列因為 Flash 記憶體의 供應量短缺且大幅漲價，而導致無法出貨，另外，HP 在 DRAM 的採購上也遇到了危機：2001 年 DRAM 原料價格暴跌了超過九成卻在 2002 年又暴漲了超過原來三倍價格；世界網通大廠思科 (Cisco) 也因為產品銷售量的疲弱不振，於 2001 年 4 月認列了總價高達二十五億美金的庫存跌價損失；戴爾電腦 (Dell) 於 1999 年 10 月發布一個有關於因為記憶體進貨原料價格飛漲超過預期導致衝擊業績的消息，結果導致 Dell 股價在一天之內下跌 7%，類似的情況也發生在美國汽車業的福特汽車 (Ford)：2000 年間，生產汽車時所需的貴重金屬鈀 (Palladium) 漲幅超過一倍，卻又在 2001 年跌價超過 50% 底，2000 至 2001 年間 Ford 在貴重金屬鈀的採購上，認列了高達十億美金的損失。

在 HP 內部首先提出 PRM 系統的討論中，主要都集中在 Flash 記憶體的討論：

在未來幾年內如何對 Flash 原料付款採購？

要用什麼價格進貨以及 HP 是否應該建立屬於 HP 的採購進貨條件？

採購合約應該包含什麼範圍，何時才式最佳的簽署時？

合約中應該納入什麼條款？

此後 HP 針對貴重高科技元件的採購，便都是以風險管控為出發點。

通常企業生產產品之前，可能從事進行很多消費者需求的分析，透過消費者提供的意見，將產品修正至最符合客戶所需的商品，然而在公司投入大量資源或不可回收的生產設備之後，所面對的便是產品需求的不確定性：可能新產品推出後便遭遇到競爭者以

更強勢的產品所排擠或是需求不如預期的過多或過少，或是外在經濟環境的改變...等原因，增加生產規劃安排的難度。相對的，當產品銷售量充滿著那麼多的不確定因素的時候，更別說是相對應的採購動作，尤其是針對類似 Nand Flash 或 DRAM 等價格變動充滿高度不確定性的關鍵零組件，一旦採購數量過多造成庫存，產品又無法即時的增加銷售量以去化多餘庫存的情況下，可能會造成公司潛在的巨大損失，如上述 Cisco 的例子，在一年之內光是在庫存的帳面上跌價損失就高達二十五億美金。

表 1-1 2GB 隨身碟成本表

2GB 隨身碟產品每生產 Kpcs標準用料與成本					
大項	用料種類	單位	單價 (USD)	用量	Cost
A. 主動元件	Nand Flash	EA	4.100	1002	4,108.20
	Controller	EA	0.310	1005	311.55
	小計			USD	4,419.750
B. 隨身碟本體	銀膠2053S	cc	6.954	10.1	70.23
	金線--1.0Mil	M	0.142	102	14.47
	液態膠 F1	cc	0.160	220	35.20
	液態膠 D1	cc	0.160	220	35.20
	Solder Paster	g	0.033	50	1.63
	外殼	SET	0.108	1005	108.24
	基板	EA	0.369	1005	371.08
	R*5/C*6/Diode*1	EA	0.075	1010	76.14
	LED	EA	0.046	1010	46.62
	Resonator	EA	0.234	1005	235.02
	接頭	EA	0.030	1000	29.81
	Crystal	EA	0.077	1005	77.40
	Regulator	EA	0.045	1000	44.72
	吸塑 Blister	EA	0.056	1000	55.90
	彩卡	EA	0.028	1003	27.66
	小計			USD	1,229.316
C. 折舊	SMT折舊		4.308	1	4.31
	組裝測試設備折舊		51.600	1	51.60
	小計			USD	55.91
D. 加工 & 運費	加工費	Hr	4.431	40.74	180.51
	SMT加工		11.3846	1	11.38
	包裝加工與測試		26.123	1	26.12
	組裝&包裝費用	EA	0.043	1000	43.48
	運費	EA	0.124	1000	124.22
小計			USD	385.72	
合計	A+B+C+D (每仟pcs)			USD	6,090.69

無論從事何種行業的企業，面對銷售量與採購量的預估，都是一個非常大的難題，本人所從事的 Nand Flash 相關產業內，類似兩難的問題更是造成經營企業中產生損失的最大因素，因為屬於高單價的 Nand Flash 顆粒，動輒占整體產品總成本的七成以上。

參考表 1-1 為台灣某中型生產隨身碟工廠，其 2GB 儲存容量的隨身碟產品成本分析表，每仟支生產總成本為美金 6090.69，單支生產總成本約為美金 6.09，而在 A 項成本中的 Nand Flash 一項就高達美金 4108.2，佔成本的 67.45%；而如果再參考儲存容量更高的 4GB 或是 8GB 隨身碟之成本明細，將發現 Nand Flash 的成本為總生產成本的 80.75%或是 89.06%，可見 Nand Flash 價格的變動，對於廠商的生產與銷售據有多麼大的影響，固本研究企圖針對 Nand Flash 零件或類似性質如 DRAM 或其他高科技高單價零組件的原料，意圖模擬出一套透過預測價格變動的模型，當作是公司進行採購時的參考。



1.2 研究目的

本研究擬分別就 Nand Flash 每日價格資料，與各主要產業上下游國家地區等的每日匯率資料，類神經網路模型中，建立未來價格預測，因此，本研究之目的為：

1. 檢視 Nand Flash 以股市分析指標為輸入變數結合類神經網路模型，提供下游模組廠價格預測參考的依據，減少非預期的損失。

2. 類神經預測模型所使用的變數包含了落後一期與落後二期的指標，共計有 25 個指標，經由分析，哪些隨機指標的輸入，會出現較佳的預測結果，這代表著其中可能有部分隱性相關。



1.3 研究流程

雖然 Nand Flash 的價格變動看似沒有規則可循，而且除了需求與供給的拉鋸之外，尚存在著許多變數：如市場產生新的需求，1.1 研究背景與動機中敘述的 HP 因為 Nand Flash 記憶體供或不順進而發現採購風險管理的重要，便是因為當時手機製造商對於 Nand Flash 的需求突然有爆炸性的增加導致在全球 Nand Flash 供給量固定的情況之下，產生了排擠，而使得 HP 無法出貨，或者是下游生產商尚有庫存等，本研究需首先確認研究問題的目標，並參考國內外相關價格預測的文獻，嚐試挑選出可能對於 Nand Flash 價格產生變動的潛在因素，當作是輸入變數。

研究設計與研究方法在經過幾次的修正之後，期望求得容易又準確的預測方式，之後，對於透過類神經網路所獲得的資料做分析，並在結論中證實何者為存在 Nand Flash 價格變動時的變數，研究流程如圖 1-1 所表示：

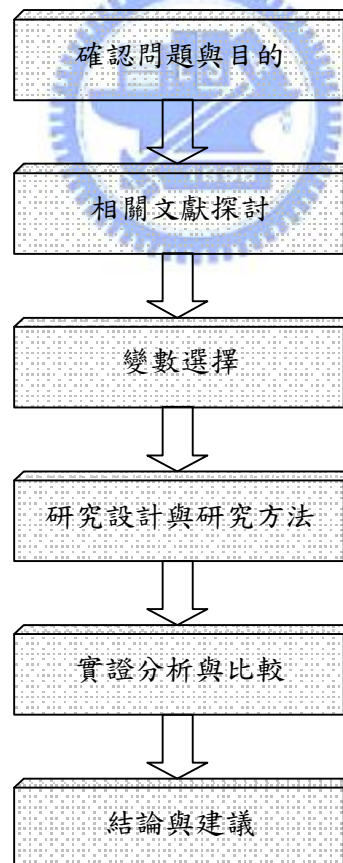


圖 1-1 研究流程圖

二、文獻探討

2.1 Nand Flash 產業介紹

快閃記憶體 Flash 產品當中，主要區分為 NOR 型與 Nand 型，其中又以 Nand 型 Flash 的應用最為廣泛。自 1989 年由日本東芝公司發明至今不過短短二十年，製程技術一直創新，且不同於一般電子元件，通常只需要搭配另一個控制器元件 (Controller)，即可發揮 Flash 本身儲存資料的功能。

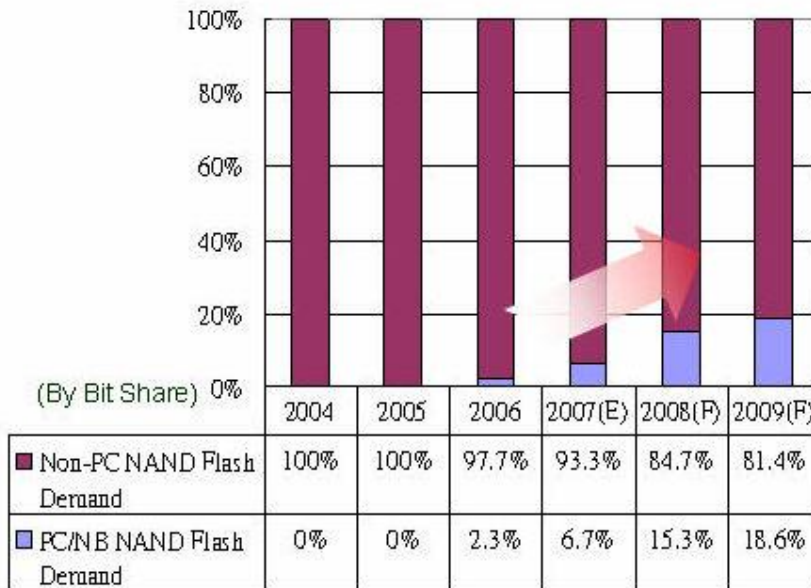
市場上主要的生產 Nand Flash 的原廠主要由 Samsung(韓)、Toshiba(日)、Hynix(韓)、Micron(美)、Intel(美)等幾間大廠所掌握。

目前可以看到的需求應用如：應用於 PC 的固態硬碟 (Solid State Disk, SSD)、混合式硬碟 (Hybrid Hard Disk Drive)、主機板嵌 NAND Flash、外部記憶體裝置 (External Memory Device, EMD) 如：隨身碟或記憶卡等外部記憶體裝置。

Nand Flash 擁有體積小、耗電量、重量輕、堅固、移動性高且讀寫速度快等多項優點，未來需求將會與筆記型電腦與桌上型電腦的市場結合。

根據拓璞產業研究所 (Topology Research Institute) 針對 NAND Flash 應用市場發表研究報告指出，以各應用方案的容量發展狀況來看，除了由原有外部記憶裝置的消費電子產品持續大量採用 NAND Flash 作為儲存裝置外，混合式硬碟固態硬碟的產品型態的表現最為優異，並逐步擴大市場佔有率，市場需求將從 2007 年的 6.7% 成長至 15.3%，2008 年 SSD 的容量已經可發展至 128 GB (gigabyte)；主機板嵌 NAND Flash、EMD 則僅各為 2~16 GB .2.5 吋與 3.5 吋之傳統硬碟則將移轉朝大容量儲存裝置發展，市場上已出現 2TB (terabyte) 的超大容量硬碟，以便與目前市場上 200 GB (gigabyte) 以下容量，以 Nand Flash 為主的儲存媒介相區隔。

表 2-1 PC/NB 用 NAND Flash 需求成長表



資料來源：拓璞產業研究所 2007/08

雖然 Nand Flash 的應用非常普及，但由於受到全球經濟不景氣的影響，消費者信心指數持續下跌，對消費性電子產品的需求與支出均呈現下降，觀察 2008 年第四季全球 NAND Flash 各品牌原廠整體營收發現，相較去年同時期（Q4 2007），出貨位元成長率（bit growth）增加了 18%，然而整體平均銷售價格卻下滑了 32%，價格下滑幅度非常大。

2.1.1 產業特性

(1) 產業特性之一：替代性高，成本非常競爭

以製程微縮來看，在 8 吋晶圓上生產 8Gbit 的晶粒數，70nm 的製程與 90nm 的製程雖然僅差異一個世代，但單一晶元晶粒數的產出數卻有近兩倍的差距，另外，晶圓面積對晶片製造成本的影響也是非常顯著，在相同的製程與同規格的晶瑣條件下，理論上 12 吋晶圓的晶粒數在產出數量上約是 8 吋晶圓的 2.5~2.6 倍，如果在加上製程微縮（如 70nm 到 50nm）後產生的複合效果，扣掉新增製程設備與採用 12 吋晶圓新增的晶圓成本，採用 12 吋晶圓的整體成本效益應可達到甚至超過 50%，因此 12 吋晶圓廠必然將取代 8 吋晶圓廠成為 Nand Flash 生產的主力。這就是 Hynix 2008 年底宣布淘汰 8 吋晶圓設備的主要原因之一。

然而觀察各個原廠供應市場總量的占有率，雖然各廠牌之間的替代性非常高，只要相較於競爭對手來說，存在著非常小的差價，便會以極快的速度消化出貨量，但是各原廠間似乎也小心翼翼的控制著出貨狀況，本研究假設各原廠是因為匯率因素控制出貨日期。

(2) 產業特性之二：市場價格波動劇烈

雖然 Nand Flash 成本競爭相當激烈，就供給面來看，Nand Flash 仍屬資本與技術密集的產業，不僅資本投資遞延的程度隨晶圓廠晶原尺寸的增大而上揚，新世代的製程技術的學習曲線也會影響晶片的供給。

我們發現各世代 Nand Flash 晶片價格的下跌趨勢相似性相當高：在晶片量產初期先是快速下跌，然而在成熟期之後趨於平緩，最後在市場上消失，市場的供給與需求隨時處於變動而產生產品價格持續波動，無法達成均衡。

並且常常可見當日價格急漲急跌，漲跌的幅度非常大，並在交易的隔日出現回漲或是回跌的現象。



(3) 產業特性之三：產業循環景氣明顯

影響半導體景氣循環的因素如下：

- (a) 市場產生新需求
- (b) 存貨
- (c) 晶圓產能利用率與產能
- (d) 資本支出
- (e) 全球經濟狀況等因素
- (f) 產業收入趨勢
- (g) 半導體設備 BB 值 (book to bill ratio)
- (h) 半導體部門存貨指標
- (i) 晶片價值
- (j) 製程技術

綜合以上因素，Nand Flash 產業景氣循環現象可說是相當明顯。

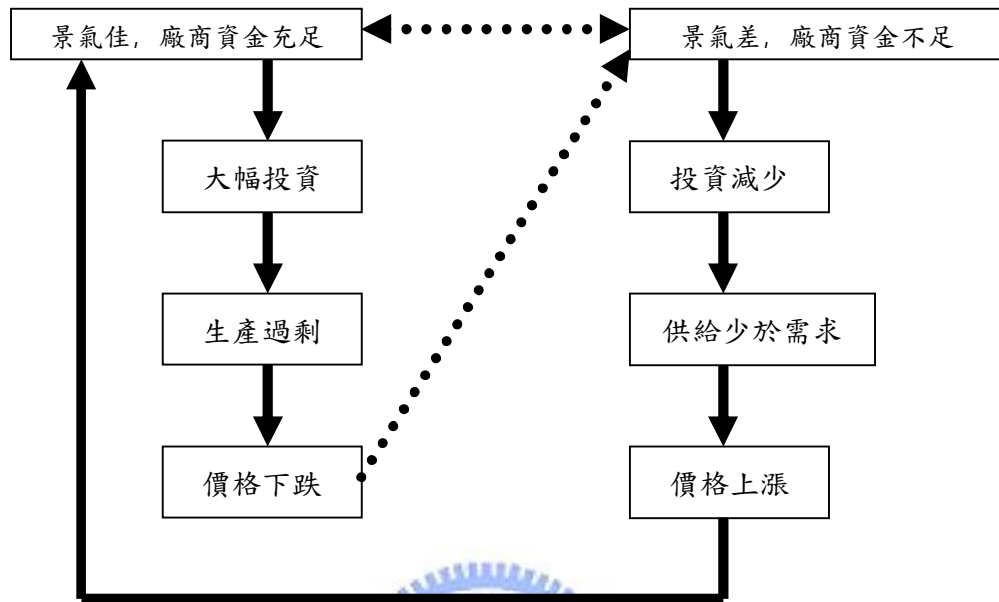


圖 2-1 Nand Flash 之市場供需波動過程

(4) 產業特性之四：產業與市場型態隨著技術的發展而快速調整

持續景氣循環現象造就了 Nand Flash 產業的劇烈波動，主要調整方向是生產標準化（commodity）生產廠商因策略聯盟或併購，能存活下來的廠商數目愈來愈少，這主要是成本競爭模式所導致，基本上，降低 Nand Flash 晶片生產成本主要的方式有

- (a) 製程微縮技術
- (b) 晶圓尺寸加大

無論採用何種方式降低成本，未來趨勢將迫使各廠商增加更多的資本支出與需要更多的營業額，形成進入門檻極高的壟斷性競爭產業。

2.1.2 原廠概況

Samsung 營收為 7 億 8 千 9 百萬美元，市占率由上一季（Q3 2008）的 41.2% 下滑至為 35.6%，位居第一。不過以營收金額來看，較去年同期（Q4 2007）營收下跌 30.7%

Toshiba 營收為 7 億 3 千 8 百萬美元，市占率由上一季（Q3 2008）的 28.2% 微幅增加 4.9% 為 33.1%，出貨量排名第二。雖然 Toshiba 出貨量持續增加，但受到 NAND Flash 平均銷售價格下跌及日元升值的拖累，營收仍較去年同期（Q3 2007）呈現小幅下跌 5.3%。

Hynix 目前出貨量名列第三，市占率 11.9%，較去年同季（Q4 2007）出貨量下跌 37%，但較上季（Q3 2008）下調 2.5%。Hynix 在淘汰部份 8 吋廠房產能的影響下，Q4 2008 平均銷售價格較 Q4 2007 下跌了 18%，營收為 2 億 6 千 6 百萬美元，較上季（Q3 2008）下跌 33%。

Q4 2008 Micron 營收為 2 億 1 千 4 百萬美元，市占率分別為 9.6%，受到平均銷售價格較去年同期（Q4 2007）下降 24% 的影響，較上季而呈現持平的狀況。

Intel Q4 2008 營收為 1 億 5 千萬美元。相同受到平均銷售價格下降的影響而呈現持平的狀況較上季小幅下滑了 3.2%，Q4 2008 市占率為 6.7%，位居市場第五位。

Numonyx 位居第六，市占率為 3.1%。營收較上季下滑 Q4 2008 約為 7 千萬美元。

Nand Flash 在過去的幾年發展當中，各品牌原廠均以增加市佔率做為首要目標，且過於樂觀預估未來趨求增加的速度，以至於擴產速度太快，市場上長期處於供過於求的狀況下，使價格連續下挫，在過去三年整體產業的產品平均單價（ASP）每年跌幅都接近 65% 以上，2008 年起，所有的 NAND Flash 供應商都已出現虧損。

下游模組廠商，向各原廠採購 Nand Flash 時，常常處於被強迫狀態，因為 Nand Flash 長期供過於求的狀態，原廠在庫存壓力之下，通常會要求下游模組廠，配合消化庫存，而模組廠商也為了能在偶而市場需求突然增加的狀況發生時，能維持進貨的穩定

或期待 Nand Flash 原廠價格回饋的支持，通常也都會配合消化其庫存，然而對於市場供過於求的狀況，短暫的因為單一事件而突然增加 Nand Flash 需求量或供給減少，並無法影響價格持續暴跌的發生，雪上加霜的是部分原廠為了加快消化過多的庫存，同時採取了提供下游模組廠 Nand Flash 與生產下游廠商相同產品，原本是扮演單純模組廠商供應鏈上游的角色，卻突然轉變成模組廠的競爭對手，模組廠被當作通路商，剝奪模組廠的附加價值，引起記憶體模組產業一陣大反彈，在雙重壓力之下，使得備有庫存的廠商，不擇手段就是要加速出清手中 Nand Flash 庫存，演變至今，形成大模組廠一手從原廠採購 Nand Flash 一手又私下轉售到現貨市場，而有合約價格與現貨價格的產生。

本研究以現貨價為研究資料來源，而現貨價資料來源為集邦科技網站歷史資料所蒐集。然而縱使歷經過去三年的價格慘跌，眼前卻又面臨全球經濟不景氣，NAND Flash 廠商多已變得比較理性，未來將致力改善獲利性，避免再重蹈過去因追求市佔率，而陷入擴產、跌價的局面。

根據集邦科技 (DRAMeXchange) 最近針對 NAND Flash 產業分析報告，2008 年整體廠商資本支出較 2007 年減少 27.7%，估計今年整體產業資本支，因金融風暴效應，以及國際大廠持續減產，將較 2008 年再減少 58.9%。並預期今年 NAND Flash 市場位元供給年增率，將由 2008 年的 132.8%降低到 63.5%。

各廠商對於今年資本支出及產能擴充計劃都傾向保守的態度，還將持續淘汰部份 8 吋 (200mm) NAND Flash 廠的設備，並暫緩 12 吋 (300mm) 廠房擴充進度，以降低市場位元供給成長。

在需求方面，位元需求年成長率將由 2008 年的 118.7%降低到今年的 75.5%，在供給及需求同時減少的情況下，估計 2009 上半年仍處供過於求的情況。

此外，由於需求急速下降，國際大廠三星 (Samsung)、東芝 (Toshiba)、美光 (Micron) 都已表示，今年將保持生產彈性、控制整體供給成長速度，來避免重蹈嚴重供給過剩的慘況。

主要是因為記憶卡的利潤已經越來越薄，加上每家模組廠都有自己配合的封測廠，例如金士頓 (Kingston) 投資力成、創見投資典範、威剛投資坤遠、群聯投資群豐等，購買 NAND Flash 的 wafer 回來自己封裝的意願，還是大過於直接購買成卡。

此外，記憶卡的價格仍是受到 NAND Flash 影響最大，NAND Flash 價格波動劇烈，利潤結構很難掌握，因此三星雖以成卡策略作為產能調節的手段，但並沒有創造出太多利潤，也因此三星多年來成卡的供應量，始終起起伏伏。



2.2 技術指標

股市技術分析工具的類型，主要分為兩種類型：

1. 價格指標：是運用每日交易的價格、漲跌幅、最高價與最低價、收盤價…等資訊，以特定的統計公式計算出數據，再利用一定期間內所構成的各種圖形，以推測未來股價的變動趨勢。如移動平均線（MA）、指數平滑異同平均線（MACD）、相對強弱指標（RSI）、隨機指標（KD）、乖離率（BIA）威廉指標（WMS%R）…等。

2. 交易量指標：利用股市交易量，以特定的統計公式計算出的數據，來判斷推動股市的能量，進而用來反映目前股價的趨勢。如能量潮（OBV）、成交量比率指標（Volume Ratio）、指數點成交值指標（Total Amount Weigh Stock Price Index）、超買超賣指標（Over Bought & Over Sold）…等。

我們可以說所有技術分析理論及其基本假設都是以“股價是由市場供需決定”為前提，所以股價將完全反映出所有市場基本面、消息面及心理面（理性及非理性）等資訊。股市中供需關係的改變可由市場買賣的動向中察覺，因此技術分析理論及基本假設指出研究股價的動向只要研究供需關係即可。因此，透過市場自然可以獲得最豐富的資訊，加上供需情況的改變有一定之趨勢，所以股價變動也有其趨勢可循，這也正是應用技術分析可預測股價變動趨勢的原因所在。

本研究使用股市分析指標的計算方法，當成是 Flash 價格預測的變數，因為 Flash 屬於價格會波動的交易標的物，性質與股票相似，也有著市場基本面、消息面及心理面等資訊，如 12 吋晶圓廠的啟用以取代 8 吋晶圓廠可能導致供過於求或是景氣循環時的需求高峰，需求可能大於供給導致 Nand Flash 價格上漲或是某同業的加入與退出…等，均可能影響價格。

以下是常見的六個股市分析指標：KD 值、MACD、MTM、PSY、RSI、W%R 也是本研究接下來以每日市場行情價格求出後，作為類神經預測模型之輸入變數：

表 2-2 KD 指標

KD 隨機指標		
意義	公式	指標 範圍
<p>第一步由RSV的求算公式中，可看出這是一種支撐壓力的概念，當股價處於多頭時，收盤價有往當期最高價接近的傾向，這時候RSV值也將不斷上升。而在下跌過程中，收盤價則有收在接近最低價的傾向，這時RSV也會傾向下降。</p> <p>為了解決這個問題，便採取了RSV移動平均線%K及%D的移動平均線%D來使指標平滑，如此並可減少許多雜訊。由公式，RSV將為一介於0和100的數值，因此K、D值亦會落在0~100之間(因為K為RSV的加權平均數)，透過經驗法則將可知K、D在超過某一數值時代表買超或賣超。而參數n一般採用n=9(即9日KD)，因此在應用上，KD會屬於較短、中期的指標，而KD指標不僅運用到開、收盤價，亦使用到最高價及最低價資訊，因此KD指標對盤勢的反應會較敏銳。</p>	<p>Step 1: $RSV = (C_N - L_N) / (H_N - L_N) * 100$ Step 2: $K = (2/3 * K_{t-1}) + (1/3 * RSV)$ $D = (2/3 * D_{t-1}) + (1/3 * K)$</p> <p>$C_N$ = 第N日收盤價 L_N = N日內最低價 H_N = N日內最高價 K_{t-1} = 前一日K值 D_{t-1} = 前一日D值 $N = 9 \text{ days}$</p>	0~100
缺點	補救措施	應用
<ol style="list-style-type: none"> 1. 在長期上漲的趨勢時，KD指標經常會在超買區高檔徘徊，亦即當股價到達超買區時，可能還會向上再延伸一段行情。 2. KD指標較敏感，買賣訊號出現較頻繁。 3. 但股價往往在投資人追高殺低時，會出現超漲超跌的現象，這個現象便可透過RSV指標超過某一區間而表現出來。當指標不斷往上至高檔時，投資人去追高，超過合理價位的買進行為將使股價超漲，這便形成指標超買的訊號，而超賣訊號亦同理。不過因為RSV指標的波動程度遠大於價格的波動，會造成許多假突破現象。 	<ol style="list-style-type: none"> 1. 買賣訊號出現頻繁，較適合短線操作。 2. 並可配合RSI指標使用。以補其指標易高檔鈍化的缺點。 	

表 2-3 MACD 指標

MACD		
移動平均線波動指標 (Moving Average Convergence/Divergence)		
意義	公式	指標範圍
<p>MACD是價格指標的重要工具，利用快慢二條移動平均線〈快線：EMA(Short)，慢線：EMA(Long)〉的變化作為盤勢的研判指標，具有確認中長期波段走勢並找尋短線買賣點的功能。MACD的原理在於以慢線移動平均線來作為大趨勢基準，而以快線移動平均線作為趨勢變化的判定，所以當快線移動平均線與慢線移動平均線二者交會時，代表趨勢已發生反轉，為確認波段趨勢的重要指標。</p> <p>當行情出現上漲情況時，快線的價格移動平均會先反應向上，成快線與慢線的離差DIF開始擴大。而這時代表較長趨勢的MACD仍沿舊趨勢移動。於是造成DIF與MACD交叉，買賣訊號發生。</p> <p>由於其是使用指數型移動平均(EMA)方式求得，因此具有時間近者給較重權值，如此更具掌握短期訊號性質。</p>	<p>Step 1: $DIFF = EMA(SHORT) - EMA(LONG)$</p> <p>Step 2: $MACD = DIFF - DMA(MID)$</p> <p>$EMA = Exponential\ Moving\ Average$ $DMA = EMA(MID)\ of\ DIFF$ $SHORT = 12\ days$ $MID = 9\ days$ $LONG = 26\ days$</p>	以0為中心
缺點	補救措施	應用
<ol style="list-style-type: none"> 1. MACD屬於落後指標，因此用於確認波段走勢而非預測波段走勢。 2. 遇到盤整格局時獲利效果不佳。 3. 無法預知高低點。 	搭配其他領先指標使用，如量能指標。	

表 2-4 MTM 指標

MTM		
動量指標 (Momentum Index)		
意義	公式	指標範圍
<p>股價的漲跌除了有趨勢(方向)要素外，另一重要的因素便是股價的動能，或是股價移動的速度，一般而言，如果上漲趨勢或下跌趨勢形成，則股價便會往趨勢方向前進，但當趨勢反轉形成前，股價往原趨勢方向前進的速度便會先減慢，最後停止，繼而才往反方向前進。因此就理論上而言，股價進行的速度是趨勢方向的先行指標。當趨勢反轉前，股價前進的速度應該先反轉。</p>	$MTM = (C_t - C_{t_N}) * 100$ <p>C_t = 當日收盤價 C_{t_N} = N日前的收盤價 $N = 5 \text{ days}$</p>	0~100
缺點	補救措施	應用
<p>1. MTM指標經常會在上下反覆穿越，造成訊號過於頻繁。</p>	<p>以背離來作為買賣點的研判將可使干擾訊號大減。另外可以採用震盪量指標。 $OScn_t = C_t / C_{[t-n]} * 100$來作為量能的研判</p>	

表 2-5 PSY 指標

PSY		
心理線 (Psychological Line)		
意義	公式	指標範圍
<p>PSY指標是以心理面來推測人氣聚散的指標，就心理面而言，人們較相信外在環境不斷變動，也就是股市沒有永遠的漲或永遠的跌，一定是漲漲跌跌。一般投資人會認為股市漲多了就應該跌，跌深了就應該漲，永遠在大趨勢的上上下下不停的波動。</p> <p>因此，為衡量多數人看多或看空，即可用指標，不取漲跌數值，而只取是漲或是跌的原因是因為人們在感覺後勢時漲跌發生頻率的重要性會較漲跌數值來得重要。</p>	$PSY = (N \text{日內上漲天數} / N) * 100$ $N = 12 \text{ days}$	0~100
缺點	補救措施	應用
<p>1. PSY指標經常在25~75的中間值移動，因此指標到達買賣超目標區的頻率相對不高，其趨勢與股價的高低趨勢關聯較低，尤其在股價快速上漲或下跌階段，PSY的反應都不夠快。</p> <p>2. 且即使指標到達目標區，其亦無明確的買賣訊號。</p>	<p>搭配其他人氣指標如VR等，使高低點更加明確。</p>	

表 2-6 RSI 指標

RSI		
相對強弱指標 或 力度指標 (Relative Strength Index)		
意義	公式	指標範圍
<p>RSI是一種相當可靠的動能指標,是假設收盤價是買賣雙方力道的最終表現與結果,把上漲視為買方力道,下跌視為賣方力道。</p> <p>公式中 "RS" 即為買方力道與賣方力道的比,亦即雙方相對強度的概念。</p>	$RSI = 100 - \left(\frac{100}{1 + RS} \right)$ $= 100 * UP / (Down + UP)$ $RS = UP / Down$ <p>UP = 期間內絕對漲幅 Down = 期間內絕對跌幅</p>	0~100
缺點	補救措施	應用
<ol style="list-style-type: none"> RSI指標在高檔或低檔有時會有鈍化的現象,因此會發生過早賣出或買進。 RSI沒有明顯規則性的買進或賣出訊號,當指標在高檔或時,僅能說明行情反轉的可能性增高,但並沒有辦法進一步明確的指出時點。 一般而言,RSI的背離訊號通常是事後驗證,事前很難看出。 由於RSI是一種比率的指標,因此在趨勢分析的能力上會較弱和其他指標相比,RSI指標波動頻繁,而且其預示的趨勢性不是很明顯,在實際研判股市行情中,往往會給投資者以錯亂無序的感覺。 	<p>可利用長天期的RSI均線與RSI線的關係來作買賣訊號判斷或是以RSI值為樣本,去計算其KD值來求得買賣訊號。</p>	<ol style="list-style-type: none"> 多天期的RSI(即n值較大)其訊號將更具參考性 當盤勢全面連續上漲(多頭)時,RS會趨近無限大,則RSI會趨近於100 當盤勢出現全面的跌勢(空頭),則RS=0,RSI會趨近其下限0 數值越大,代表買方力道越強。

表 2-7 W%R 指標

W%R		
稱威廉超買指數 (William Overbought/ Over sold Index)		
意義	公式	指標範圍
<p>H-C表示市場在交易時間中將股價由最高價往下至收盤價，即賣盤的意義。</p> <p>而H-L為當日的股價振幅，W%R的直觀意義為賣方佔當日交易的力道強度，在計算KD中之單日RSV(Raw Stochastic Value)恰為100的互補數。</p> <p>即$RSV=(C_t - L_t) / (H_t - L_t) * 100 = [1 - (H_t - C_t) / (H_t - L_t)] * 100 = 100 - \%R$ 即RSV是以衡量買方力道來表現，而W%R是以衡量賣方力道來表現，二個值都是界於0~100，且$RSV + W\%R = 100$。</p>	$W\%R = (H_N - C) / (H_N - L_N) * 100$ <p>$H_N = N$日內最高價 $L_N = N$日內最低價 $C =$ 當日收盤價 $N = 14 \text{ days}$</p>	0~100
缺點	補救措施	應用
1. 指標訊號出現過於頻繁。	配合較穩定的指標一起使用。	

除了上述六種常用於股市分析的指標之外，另外介紹其他股市分析指標如下表：

表 2-8 其他股市常用指標 (1)

指標		意義
DMI	動向指標或趨向指標 (Directional Movement Index)	DM代表股價最高價或最低價增加的幅度，即表示股價高低趨勢的強度，最高價向上移動的相對強度，或是最低價向下移動的相對強度。因此觀察股價的波動或是方向指標DI，將可得到股價趨勢的資訊。
AR	買賣氣勢指標	此指標是買賣氣勢強度的測試指標，將開盤價當作基準當日股價大於開盤價者視為買進氣勢，有向上推動股價的能量，而將低於開盤價者當作賣出氣勢，有向下推動股價的力量，並且二者值相除以計算衡量二者累計的相對強度。
BR	買賣意願指標	此指標是買賣意願強度的測試指標，將前一日的收盤價當作基準，來測量當日願意以較前一日高的價格買進的氣勢，與僅願意以前一日低的價格買進的氣勢，並且二者值相除以計算衡量二者累計的相對強度。
MA	移動平均線 (Moving Average)	利用價格與價格的移動平均線之間的關係作為買進與賣出訊號的依據，其認為價格的波動具有某種規律，但移動平均則代表著趨勢的方向。 因此當價格的波動偏離趨勢時(即價格與移動平均的偏離)，則未來將會朝趨勢方向修正，所以發生偏離時，是一個買賣訊號。 移動平均線是較長期的價格發展線，因此相較於價格線而言，移動平均線具有一種趨勢的概念，且平均的日期越大，所代表的時間刻度就越大。但當趨勢發生改變時，長天期的趨勢線還沒有感受到時，價格將會先反應，在這個時候，價格線將與移動平均線發生交叉現象，代表著趨勢改變的意義，因此價格與均線的關係亦是觀察指標。
OBV	能量潮指標 (On Balance Volumn)	OBV為一測度量能或人氣的指標，主要在衡量買盤力道的強度。以傳統OBV而言，其意義為將上漲當日的全部成交量當作買盤，將下跌當日的全部成交量當作賣盤，所得到的累計淨買盤即為傳統OBV，以計算淨買盤，用以對量能作測度。 但此法缺點在於易將賣盤算成買盤。例如股價由高點下殺後只剩小漲的情況時，直觀上當日籌碼是屬於賣盤，但因其小漲，會被計入買盤。而修正OBV則引入支撐觀念，改進傳統的缺點，修正OBV將當日收盤價高於最低價的比率部分當作買盤(多頭力量)，以計算人氣聚集程度，以判斷買方勢力的強弱，作為後勢的判斷依據。
VR	成交量比率指標 (Volumn Ratio)	成交量比率指標VR主要的理論基礎是通常量為價的先行指標，因此觀察上漲與下跌的成交量變化，可作為研判行情的依據。 一般而言，底部區與高點區時的買賣盤行為均會由成交量表現出來，因此成交量比率指標適合作買超與賣超的研判.VR指標是用上漲天的量除上下跌天的量，因此這亦是一種相對強弱的概念。

表 2-8 其他股市常用指標 (2)

指標		意義
ADR	漲跌比率指標 (Advance-Decline Ratio)	ADR是對大盤熱度測試的一個指標,一般加權指數的缺點是對資本額大的公司給與較高的權值,而ADR則可較忠實的反應市場普遍的狀況。 這個指標的根本原理在於「物極必反」,即任何漲勢都不能毫不停歇的上漲,即使長期大多頭也必須要經過修正走勢也才能進一步上揚。同樣的,任何跌勢也會因價格下跌吸引買盤而造成反彈情況。所以當累計上漲家數相對較高且持續一段時間後,漲勢預期將受阻。同理,當累計下跌家數相對較高且持續一段時間後,跌勢將稍止。 當ADR指標數值大時,顯示市場發生買超現象,則預期市場賣壓將會出現;當數值低時,為賣超現象。
TAPI	指數點成交值指標 (Total Amount Weigh Stock Price Index)	TAPI為一研判盤勢的量能指標。其意義為“每一加權股價指數點數擁有的成交量,用來研判股市人氣的聚散情況,以作為後勢的判斷。而其沒有絕對的高低值,因此亦需配合其他圖形來使用。當盤勢上漲時,必須要有足夠的量能才足以支撐上漲力道,否則漲勢無法持久。 因此在判斷量能上,我們可以計算指數每一點所擁有的成交量是否出現擴大。在量是價的先行指標下,盤勢要大漲前TAPI必定要先增加,有量作基礎的漲勢是較可以持久的波段行情。
OBOS	超買超賣指標 (Over Bought & Over Sold)	OBOS是一個對大盤買賣超測試的指標,有別於成交量會因為資本額大的公司給與較高的權值,因而造成對市場看法的偏誤,OBOS可反應市場普遍的狀況。而OBOS指標的原理主要是對投資人心理面的變化作假定,認為當行情持續上漲時,必發生投資人具有獲利了結的情況;當行情持續下跌時,將逐漸吸引買盤而使行情發生反彈。因此當OBOS指標逐漸升高,並超過平常水準時,即代表市場的買氣逐漸加熱,並發生買超現象。同理,當OBOS指標持續下跌時,則為賣超現象。
ADL	騰落指標 漲跌線指標 (Advance-Decline Line)	ADL由於是一個累計值,因此它是一個趨勢指標。ADL以漲跌家數來衡量整個市場的人氣聚集程度,進而研判大盤的趨勢變化。由於大盤加權指數的漲跌受資本額大的個股影響大,因此在某些時候會有大多數個股下跌但加權指數是上升的情況。 然而,股市反映的是整體經濟面的榮枯,因此當大多數公司狀況不佳是,代表著整體經濟狀況的股市也終將會不佳,但權值大的績優股通常是景氣不佳時最後才受影響的公司(體質差的公司首先被市場淘汰),因而指數最後才會完全反映整體狀況(績優股的權值大多都較大)。所以ADL利用漲跌家數作指標,具有普遍性的特質。

表 2-8 其他股市常用指標 (3)

指標		意義
TRIX	三重指數平滑移動平均指標 (Triple Exponentially Smoothed Average)	TRIX指標是根據移動平均線理論，對一條平均線進行三次平滑處理，再根據這條移動平均線的變動情況來預測股價的長期走勢，與TRMA等趨向類指標一樣，TRIX指標一方面忽略價格短期波動的干擾，除去移動平均線頻繁發出假信號的缺陷，以最大可能地減少主力“騙線行為”的干擾，避免由於交易行為過於頻繁而造成較大交易成本的浪費，二則保留移動平均線的效果，凸現股價未來長期運動趨勢，使投資者對未來較長時間內股價運動趨勢有個直觀、準確地瞭解，從而降低投資者深度套牢的風險。
ASI	振動升降指標 (Accumulation Swing Index)	由Welles Wilder所創立。ASI企圖以開盤、最高、最低、收盤價構築成一條幻想線，以便取代目前的走勢，形成最能表現當前市況的真實市場線（Real Market）。韋爾達認為當天的交易價格，並不能代表當時真實的市況，真實的市況必須取決於當天的價格，和前一天及次一天價格間的關係，他經過無數次的測試之後，決定了ASI計算公式中的因數，最能代表市場的方向性。
EMV	簡易波動指標 (Ease of Movement Value)	它是由RichardW Arm Jr 根據等量圖原理製作而成。它的數值變動規律為：如果較少的成交量較能推動股價上漲，則EMV數值會升高，相反的股價下跌時也僅伴隨較少的成交量，則EMV數值將降低。另外，如價格不漲不跌，或者價格的上漲和下跌都伴隨著較大的成交量時，則EMV的數值會趨近於零。
WVAD	威廉變異離散量 (William's Variable Accumulation)	該指標是測量股價由開盤至收盤期間，多空雙方的力量，是一種將成交量加權的量價指標，其主要的理論精髓，在於重視一天中開盤到收盤之間的價位，而將此區域之上的價位視為壓力，區域之下的價位視為支撐，求取區域占當天總波動的百分比，以便測量當天的成交量中，有多少屬於此區域，成為實際有意義的交易量。
SAR	停損點轉向操作指標 (Stop and Reverses)	是由美國技術分析大師威爾斯-威爾德（Wells Wilder）所創造的，全稱知道它有兩層含義。一是“stop”，即停損、止損之意，這就要求投資者在買賣某個股票之前，先要設定一個止損價位，以減少投資風險。而這個止損價位也不是一直不變的，它是隨著股價的波動止損位也要不斷的隨之調整。如何既可以有效地控制住潛在的風險，又不會錯失賺取更大收益的機會。但是股市情況變幻莫測，而且不同的股票不同時期的走勢又各不相同，如果止損位設的過高，就可能出現股票在其調整回落時賣出，而賣出的股票卻從此展開一輪新的升勢，錯失了賺取更大利潤的機會。

表 2-8 其他股市常用指標 (4)

指標		意義
CCI	順勢指標 (Commodity Channel Index)	是由美國股市分析家唐納德·藍伯特 (Donald Lambert) 於1980年代所創造的，是一種重點研判股價偏離度的股市分析工具。它最早是用於期貨市場的判斷，後運用於股票市場的研判，並被廣泛使用。與大多數單一利用股票的收盤價、開盤價、最高價或最低價而發明出的各種技術分析指標不同，CCI指標是根據統計學原理，引進價格與固定期間的股價平均區間的偏離程度的概念，強調股價平均絕對偏差在股市技術分析中的重要性，是一種比較獨特的技術分析指標。
ROC	變動率指標 (Price Rate of Change)	是以當日的收盤價和N天前的收盤價比較，通過計算股價某一段時間內收盤價變動的比例，應用價格的移動比較來測量價位動量，達到事先探測股價買賣供需力量的強弱，進而分析股價的趨勢及其是否有轉勢的意願，屬於反趨向的指標之一。 N的參數一般採用12天及25天做為間隔週期，計算ROC的M日移動平均線ROCMA時，M的參數一般採用6天。該指標用來測量價位動量，可以同時監視常態性和極端性兩種行情。ROC以0為中軸線，可以上升至正無限大，也可以下跌至負無限小。
BOLL	布林線指標 (Bollinger Bands)	BOLL指標是美國股市分析家約翰布林根據統計學中的標準差原理設計出來的一種非常簡單實用的技術分析指標。是研判股價運動趨勢的一種中長期技術分析工具。 布林線指標是利用統計學原理，先規定一個標準差，再求算出一個上下限波動區間，其波動的上下限隨股價浮動，一般而言，股價的運動總是圍繞某一價值中樞（如均線、成本線等）在一定的範圍內變動，布林線指標指標正是在上述條件的基礎上，引進了“股價通道”的概念，其認為股價通道的寬窄隨著股價波動幅度的大小而變化，而且股價通道又具有變異性，它會隨著股價的變化而自動調整。
KDJ	隨機指標	由喬治·藍恩博士 (George Lane) 提出，它起先用於期貨市場的分析，後被廣泛用於股市的中短期趨勢分析，是期貨和股票市場上最常用的技術分析工具。隨機指標是在威廉指標的基礎上，引入移動平均線快、慢的概念，通過計算一定時間內的最高、最低價和收市價間的波幅，反映價格走勢的強弱及超買超賣動態，分析中、短期股市走勢，是比較實用的技術指標，KDJ一般是根據統計學的原理，通過一個特定的週期（常為9日、9周等）內出現過的最高價、最低價及最後一個計算週期的收盤價及這三者之間的比例關係。

表 2-8 其他股市常用指標 (5)

指標		意義
MIKE	麥克指標 (Mike Base)	是一種專門研究股價各種壓力和支撐的中長期技術分析工具。與BOLL指標一樣，MIKE指標是隨股價波動幅度大小而變動的壓力支撐指標，是一種路徑型指標。它隨著股價的變化而變化，能有效地預測股價未來可能上漲或下跌的空間。目前，大多數技術分析指標都是利用股票的價格、從各種角度來分析判斷股價的走勢，其中，最典型的是開盤價、收盤價、最高價和最低價。
BIAS	乖離率	BIAS指標又叫Y值，是由移動平均原理派生出來的一種技術分析指標，是目前股市技術分析中一種短中長期皆可的技術分析工具。乃是用以測定當日股價與移動平均線偏離程度的一項技術指標：當股價偏離平均線時，它最終應該都會回歸平均線的平衡狀態。 BIAS指標是依據葛蘭碧移動均線八大法則而派生出來的項技術分析指標，它是通過一定的數學公式，來計算和總結出當價格偏離移動平均線的程度，指出買賣時機。乖離率BIAS是表示計算期的股價指數或個股的收盤價與移動平均線之間的差距的技術指標。它是對移動平均線理論的重要補充。
CDP	逆勢操作指標	CDP又稱逆市操作指標，反映短線進出的作法，即在一天內同時買進賣出或賣出買進。應用前一天的最高價、最低價、及收盤價的計算與分析，將當日的股價變動範圍為五個等級，再利用本日開盤價的高低位置，做為超短線進出的研判標準。

2.3 價格預測方法

相關預測的文獻有很多，常見的方法如回歸分析、定性分析、迴歸模式、時間序列分析法、計量經濟模式分析、德爾菲法、趨勢預測法。由於現今電腦軟硬體之進步，發展出許多人工智慧的方法，如模糊理論、類神經網路，以下針對這些方法加以概述。

(1) 迴歸分析 (Regression Analysis)

利用統計理論構建出變數之間的關係，稱之為迴歸方程式。在概念上，利用方程式闡述變數間的關係十分簡單且易於了解，故在理論上的探究與實務上的使用皆非常普遍，為一般常使用的預測工具。

然其亦有使用上的困難之處，Huan (1996) 指出在實際的問題中，所得的資料多為非線性型態，很難找到一個適當的線性迴歸方程式去適配 (fitting) 一組資料。此外使用迴歸模式時，其資料型態需符合其統計假設。若有違反其假設情形時 (此情形常發生於實務資料上)，則需經過適當的轉換，更增加了使用迴歸模式的複雜與困難度。

(2) 趨勢預測法 (Trend Forecast) 如：時間數列分析 (Time-Series Analysis)、自我迴歸 (Auto Regressive)

其內涵是將所蒐集的歷史資料與某一函數型態的趨勢曲線相配適，再藉此曲線推估未來的預測值。其優點為模式簡易且建構容易，所需的資料相對較少，因此所需花費的時間較少、花費的成本低。

缺點為對於趨勢的改變無法加以掌握及探討，無法分析影響預測準確度之各種外在因素。

(3) 人工智慧 (Artificial Intelligence)

人工智慧是指電腦系統具有人類的知識與行為，包含了學習、推理並解決問題、知識儲存以及瞭解人類語言等之能力。

人工智慧產生的過程，是將人類對問題與各項事物所引起的刺激，而引發學習、推理、判斷、思考及解決問題等過程，分解成一些基本步驟。再透過程式設計，將這些人類解決問題的過程模組化或公式化，使電腦具有一個結構的方法，以解決各種複雜的問題。廣義的人工智慧還包括專家系統 (Expert Systems)、類神經網路 (Neural Network)、模糊理論 (Fuzzy Theory) 等。

(4) 灰預測 (Grey Prediction)

灰預測法是一種能充分運用有限的數據訊息及不完全訊息，預測未來數值的方法，模式操作簡單，所需原始數列元素數目要求少，不需事前假設數列分布情形。

缺點為模型參數採取最小平方法推估，在系統受干擾時會產生偏誤估計。

(5) 趨勢分析法 (Trend Extrapolation Method)

此種方法運用多項式迴歸配適估計樣本內成長趨勢，再用於延伸至樣本外之預測，此種方法用於外生變數長期趨勢預測用。

基本方法可分為時間序列模式和自我迴歸模式兩種。此種方法據回顧性，簡便、低成本，適合多個預測項目共同執行，但是較無法掌握循環性變動，所以預測如季節性或淡旺季趨勢變化時，估計應用於 Nand Flash 價格預測時，可信度不佳。

(6) 定性分析 如：行銷研究、德菲法 (Delphi Method) 與市場調查

這種分析方法通常在歷史資料缺乏或不足的狀況下使用。此一類的預測方法，包括有行銷研究、德菲法與市場調查等。其主要是匯集專家或客戶群的意見，再經由人為的蒐集、觀察與分析，來探討問題的經濟面行為。

其優點是兼可處理量性問題與質性問題，但是其缺點是不易找到具代表性的樣本，以達成高可信度的預測。

(7) 計量經濟模式分析 (Econometric Model)

計量經濟模式是將擬預測事物有密切關係之經濟因素予以析出，並研究擬預測事物與這些因素間之關係。然後建立此事物之計量經濟模式，依此作為預測的工具。此種預測方法因需要利用過去、現在以及未來的外部情報，故又稱為「外部型預測方法 (Extrinsic Forecasting Method)」。

計量經濟模式被各階層機構廣泛應用於研究各種經濟活動。利用此種模式可分析某些事物的過去動態，以及預測它們的未來變化。而且可利用此模式來進行模擬實驗，替代不可能或費用昂貴且費時的實際實驗。大如國家經濟成長的演進，小至公司產品需求量之變動，都可藉計量經濟模式從事分析與預測。(鄧聚龍、溫坤禮、吳漢雄，1996) (李貞枝，2005)

表 2-9 預測方法比較與相關文獻表

預測方法	內涵	優點	缺點	相關文獻
迴歸分析 (Regression Analysis)	以有關數據來表示事實，以及以計量經濟技術的統計理論及方法來測量及檢定某些經濟變數間的關係從而提供經濟分析的實證背景。	<ol style="list-style-type: none"> 1. 具經濟理論的基礎易於解釋自變數和應變數之間的關係。 2. 對於趨勢的變化能有效的分析與解釋，並能反應出投入與產出間的關係。 3. 能考慮所得及替代效果。 4. 變數間的關係十分簡單且易於了解。 	<ol style="list-style-type: none"> 1. 係數固定故對外在因素的改變缺乏反應之彈性。 2. 要求大量數據資料，若數據量少難以找到統計規律。 3. 資料多為非線性型態，很難找到一個適當的線性迴歸方程式去適配 (fitting) 一組資料。 4. 函數型態限制為線性指數或對數。 	蔡明勳(2005)、徐慶昌(2005) 李貞枝(2005)、葉孟吉(2004) 鄭光清(2004)、虞順逸(2001) 呂學慶(2001)、張世明(1999) 林建發(1999)、蔡靜瑩(1997) 童福來等(1999)
趨勢預測法 (Trend Forecast) 如: 時間數列分析(Time-series Analysis) 自我迴歸(Auto Regressive)	運用過去的歷史資料迴歸配適估計樣本內成長趨勢，再用於延伸至樣本外之預測。	<ol style="list-style-type: none"> 1. 對於週期性、季節性、循環性的趨勢易於掌握。 2. 純粹以歷史數據作為預測的基礎。 3. 資料取得容易成本花費低。 4. 對中、長期的預測有很大的效果。 	<ol style="list-style-type: none"> 1. 模式選擇需高度技巧與經驗。 2. 缺乏經濟理論基礎，造成模式解釋不易。 	林秀月(2008)、林秀月(2008) 蘇育德(2007)、陳美璇(2007) 洪慶鴻(2001)、廖淑美(2001) 吳訂宜(2001)、廖永熙(2001) 蔡明翰(2001)、孫立群(1998) 董國昌(1998)、 戢桂如等(1997) Gerald E.Shively(1996)
類神經網路 (Neural Network)	一種計算系統，使用大量的人工神經元來模仿生物神經網路的能力。之間的關係，事前無須任何假設。	<ol style="list-style-type: none"> 1. 輸入與輸出變數以簡單的網路權數描述複雜的數據組合。 2. 可適用任一型態的輸入、輸出對應關係。 	<ol style="list-style-type: none"> 1. 無法保證可找到全面誤差的最小點。 2. 最佳隱藏層數目及與神經元數目無規則可循。 3. 網路結構大時學習速率慢。 4. 模型本身不具有因果解釋的能力。 	謝富凱(2008)、周柏清(2007) 王逸芸(2007)、邱垂傑(2007) 魏慎廷(2006)、陳章評(2002) 李建信(2002)、彭克仲(1998) 施孟隆(1998)、陳祀憲(1998) 葉若春等(1999)
灰預測 (Grey Prediction)	能充分運用有限的數據訊息，及不完全訊息預測未來數值。	<ol style="list-style-type: none"> 1. 模式操作簡單。 2. 所需原始數列元素數目要求少(超過四筆即可) 3. 不需事前假設數列分布情形。 	模型參數採最小平方方法推估，在系統受干擾時會產生偏誤估計。	鄭慶民(2008)、楊笠詩(2007) 葉欣怡(2007)、巫達益(2002) 李昆遠(2002)、楊志平(2002) 黃仲達(2002)、許意鈞(2002) 黃有評(1998)、許丁惠(1998)
趨勢分析法 (Trend Extrapolation Method)	將所蒐集的歷史資料與某一函數型態的趨勢曲線相配適，再藉此曲線推估未來的預測值。	<ol style="list-style-type: none"> 1. 模式簡易且建構容易。 2. 所需的時少、花費的成本低。 3. 所需的資料較少。 4. 適合多個預測項目共同執行。 	<ol style="list-style-type: none"> 1. 對於趨勢的改變無法加以掌握及探討。 2. 無法分析影響預測準確度之各種外在因素。 3. 無法掌握循環性變動。 	周志遠(2002)、謝澄漢(1984)
定性分析 如: 行銷研究、德菲法(Delphi Method)、市場調查	其主要是匯集專家或客戶群的意見，再經由人為的蒐集、觀察分析與預測。	可處理量性問題與質性問題	不易找到具代表性的樣本，以達成高可信度的預測。	楊欣瑜(2002)盧元清(2002) 葉明哲(2002)楊錦榮(2002) 朱政威(2003)李泰強(2003)
計量經濟模式分析 (Econometric Model)	把與預測之事物有密切關係之經濟因子以析出，並研究擬預測事物與這些因素間之關係。然後建立此事物之計量經濟模式，依此作為預測的工具。	可分析某些事物的過去動態，以及預測它們的未來變化並可利用此模式來進行模擬實驗，替代不可能或費用昂貴且費時的實際實驗。	模式進行預測時，基本上是假設所建立的函數關係不變，一旦考慮的變數間關係改變時，模式的預測誤差也變大。	陳韋辰(2007)

資料來源: 唐淑娟 (2000); 本研究整理

參考過去國內關於 Nand Flash 的預測分析文獻並不多，在此另外提出與 Nand Flash 有相同性質的產品 -DRAM 之相關價格預測研究：

陳力行（2006）研究 Nand 型 Flash 之下價格與交運量的決策模式，使用 2004 至 2006 年間各月的平均單價為資料來源，採用時間序列分析的天真預測法、移動平均法、指數平滑法、灰色預測 GM(1,1) 等方式，發現價格預測的實證中，當原始數列處於穩定變動趨勢的時候，上述幾個預測方式都能有不錯的預測效果，MAPE 值皆低於 10% 以下，然而當原始數列呈現不規則變動時，預測效果不佳，MAPE 值最低都仍維持在 27.72%。此研究透過預測組合的方式，將各模式最佳的預測值予以平均，求算的結果可將 MAPE 值降至 23.34%。

呂靜怡（2007）DRAM 產業分析與現貨價格預測之研究中，希望能綜合所有影響 DRAM 價格的不確定因素，參考預測股票價格趨勢之技術分析方法建立預測模式，檢驗 MAPE 值之精確度發現，透過股價技術分析的方法，期預測能力在合理範圍（20% ~ 50%, Lewis 1982），說明用股價評估技術的方法，可用於預測 DRAM 現貨價格走勢。

葉麗貴（2002）提出 DRAM 年度價格預測模式，以吳福立（2000）之研究條件架構之下，發現 DRAM 約當價格與 DRAM 實際使用量之成長率以及 DRAM 原廠的存貨成長率有非常顯著的相關。

吳福立（1999）DRAM 價格變動模式之探討中，以 1992 年至 1998 年的全球個人電腦產業在 DRAM 市場供需的歷史資料，建構迴歸模式來探討 DRAM 價格變動的影響因素。研究結果發現造成 DRAM 年度平均銷售價格變動的主要二個因素：

1. PC 對 DRAM 位元之供需比。
2. PC 對 DRAM 位元成長率供需比。

張家富（2001）DRAM 價格模式研究，此研究使用迴歸方法預測 DRAM 的價格變動，以 1991 年至 2000 年的 DRAM 市場供需面相關變數的歷史資料，使用因素分析方法及迴歸模式來預測 DRAM 價格變動。實證結果顯示在 DRAM 的平均單位位元價格預測部分，以個人電腦出貨量與 DRAM 位元成長率供需比建構的複迴歸模式（修正模式）有較好的預測效果，MAPE 值為 16.96%。在 DRAM 平均單位位元價格成長率預測部分，以因素分析所建構的複迴歸模式有較好的預測效果，平均絕對殘差為 8.66%，顯

示其二因素之重要性。

蔡元哲（2003）動態 DRAM 價格之模擬分析從 DRAM 產業及 PC 產業之研究，此研究使用 SDRAM 64Mb 及 SDRAM 128Mb 之顆粒價格數據為資料基礎，用複迴歸分析的方式去檢驗各項因素之顯著性，並藉由相關分析法淘汰彼此相關度較高的因素以選出影響 DRAM 價格的主因，而後挑選出解釋力較高之變數作為此產品價格模型中的參數，並以 2002 年 9 月以後的數據得到模型之預測值與實際資料比對去檢測模型的預測能力。



表 2-10 價格預測模型相關文獻

Nand Flash與DRAM 價格預測模型相關文獻	預測方法	研究內容
陳力行 (2006) NAND型Flash價格與交 運量預測在風險分析下之 決策模式	天真預測法、 移動平均法、 指數平滑法、 灰色預測 GM(1,1)	使用2004至2006年間各月的平均單價為資料來源,發現價格預測的實證中,當原始數列處於穩定變動趨勢的時候,上述幾個預測方式都能有不錯的預測效果,MAPE值皆低於10%以下,然而當原始數列呈現不規則變動時,預測效果不佳,MAPE值最低都仍維持在27.72%。此研究透過預測組合的方式,將各模是最佳的預測值予以平均,求算的結果可將MAPE值降至23.34%。
呂靜怡 (2007) DRAM產業分析與現貨價 格預測之研究	股價技術分析	DRAM產業分析與現貨價格預測之研究中,希望能綜合所有影響DRAM價格的不確定因素,參考預測股票價格趨勢之技術分析方法建立預測模式,檢驗MAPE值之精確度發現,透過股價技術分析的方法,期預測能力在合理範圍(20%~50%, Lewis 1982),說明用股價評估技術的方法,可用於預測DRAM現貨價格走勢。
吳福立 (2000) DRAM 價格變動模式之 探討	迴歸分析	研究以1992年至1998年的全球個人電腦產業在DRAM市場供需的歷史資料,建構迴歸模式來探討DRAM價格變動的影響因素。研究結果發現造成DRAM年度平均銷售價格變動的主要因素: 1. PC對DRAM位元之供需比。 2. PC對DRAM位元成長率供需比。
葉麗貴 (2002) DRAM 季價格預測	線性迴歸技術	提出DRAM年度價格預測模式,以吳福立(2000)之研究條件架構之下,發現DRAM約當價格與DRAM實際使用量之成長率以及DRAM原廠的存貨成長率有非常顯著的相關。
張家富 (2001) DRAM 價格模式研究	因素分析方法 及迴歸模式	此研究使用迴歸方法預測DRAM的價格變動,以1991年至2000年的DRAM市場供需面相關變數的歷史資料,使用因素分析方法及迴歸模式來預測DRAM價格變動。實證結果顯示在DRAM的平均單位位元價格預測部分,以個人電腦出貨量與DRAM位元成長率供需比建構的複迴歸模式(修正模式),MAPE值為16.96%。在DRAM平均單位位元價格成長率預測部分,以因素分析所建構的複迴歸模式,MAE為8.66%,顯示其二因素之重要性。
蔡元哲 (2003) 動態DRAM 價格之模擬 分析-從DRAM產業及PC 產業之研究	複迴歸分析	此研究使用SDRAM 64Mb及SDRAM 128Mb之顆粒價格數據為資料基礎,用複迴歸分析的方式去檢驗各項因素之顯著性,並藉由相關分析法淘汰彼此相關度較高的因素以選出影響DRAM價格的主因,而後挑選出解釋力較高之變數作為此產品價格模型中的參數,並以2002年9月以後的數據得到模型之預測值與實際資料比對去檢測模型的預測能力。

2.4 小結

本研究所採用的股市分析指標，通常見於各大財務報表或趨勢分析等相關引用，具有相當程度的實用價值，然而，Nand Flash 市場雖然有類似股票市場的交易型態與價格變動快速等特性，適合套用分析，但因 Nand Flash 沒有集中交易的機制，蒐集交易量等資訊有實務上的困難，故本研究排除部分需求交易量數據才能求算的股市分析指標。

鑒於上述文獻，類神經模型有較好之預測效果，加上 Nand Flash 市場有類似股票市場交易型態與價格變動快速之特性，因此本研究擬利用技術分析指標，使用類神經網路模型為分析工具，探討以此一方式預測價格的實用價值。



三、 研究設計

類神經網路 (Artificial Neural Network) 或稱為人工神經網路，是指模仿生物神經網路的資訊處理系統。

3.1 類神經網路預測模型介紹

早在 1950 年代就有科學家開始研究擁有語音及影像辨認與人腦相似的功能的電腦神經元模型，而開始建立最原始的類神經網路 - 感知機 (Perceptron)。到目前為止，已經歷經幾十年的發展，近幾年更結合了生理、心理、電腦、醫療等科技，成為新的研究領域，且期望能在模仿人類神經系統的這些模型能夠有更出色的成果。

3.1.1 類神經網路理論

類神經網路是由很多非線性的運算單元 (神經元 Neuron) 和位於這些運算單元間的眾多連結所組成，而這些運算單元通常是以平行且分散的方式在作運算，如此就可以同時處理大量的資料，由這樣的設計就可以被用來處理各種需要大量資料運算的應用上，比如說影像辨識或語音辨認等。

類神經網路為使用大量人工神經元模仿生物神經網路能力，由於人腦為目前視覺及聽覺最為優秀的生物機器，因此，人腦中必有某種計算能力，才能使其完成複雜的計算工作，而類神經網路即是想研究此一方面。

發展至今，類神經已經擴及到各個領域：

1. 工業與工程的資料分析：

電子電路故障診斷 (Kagle 等 1990)、筏診斷 (Kotani 等 1991, Krai 等 1991)
自來水廠水質處理操作 (Baba et al. 1991)、決策諮詢、最適化求解等。

2. 商業金融分面：

信用卡盜刷判斷 (Rochester J. B. and Douglass, D. : , 1990)、期貨交易決策 (Bergerson and Wunsch 1991)、股票市場預測 (Kimoto and Asakawa 1990, Baba

and Kozaki 1992)、倒閉破產預測 (Odom & Sharda 1989)、利率預測、財務分析、稅務稽查、貸款審核等。

3. 科學與資訊方面：

機場行李爆裂物偵測系統 (Shea 1989)、閃電預測 (Frankel 等 1991)、疾病診斷、醫學影像判讀、氣象預測、軍事目標追蹤、犯罪行為聚類分析、性向測驗分析、網路資料庫聯想搜尋…等。

3.1.2 類神經網路特性

開發神經網路的主要目的便是模仿生物判斷的能力，希望能盡量與人類相似，具有以下幾種特性：

1. 平行處理的特性

早期人工智慧平行處理的研究只集中在小程度的平行，而最近已朝向超大型方向進行。類神經網路是以動物的樹狀神經網路為藍本的設計，原本因平行技術未成熟而無法深入研究，現在因超大型平行處理的成熟及若干理論的發展，又成為人工智慧中最活躍的研究領域。

2. 容錯 (Fault Tolerance) 特性

其在操作上具有很高之容忍度，整個神經網路都會參與解決問題之運作。如果輸入資料混雜少許雜訊干擾，仍然不影響其運作之正確。而且即使 10% 的神經網路失效，仍能照常運作。

3. 結合式記憶 (Associative Memory) 的特性

其又稱為內容定址記憶 (content addressable memory)，它可以記憶曾經訓練過的輸入樣式以及對應的理想輸出值。我們只要給予一部份的資料，便可以得到全部的資料並且可以容忍錯誤，就像人類只要看到某一部份的影像可以回憶起全部的影像，這便是結合式記憶的效果。

4. 解決最佳化 (Optimization) 問題

可用於處理非演算法表示的問題，或是以演算法處理很費時者。

5.超大型積體電路實作 (VLSI Implementation)

神經網路的結構具有高度的互相連接 (interconnection)，而且簡單，有規則性 (regularity)，可以以大型積體電路 (VLSI) 來達到模擬功能。

6.能處理一般演算法難以處理的問題

在非常大的推銷員問題中，為了增加效率起見，我們可利”個個擊破” (divide-and-conquer) 的方法，來求得一條正確可走的路徑。這是用傳統的方法所以無法達到的。

實用上，其優缺點與可能遇到的問題如表 3-1：

表 3-1 類神經網路優缺點

類神經網路優點	類神經網路缺點
(1) 因為輸出值為連續值，應用範圍最廣，適用於樣本識別、分類問題、函數和成、事應控制、雜訊過濾、資料壓縮、專家系統等應用。 (2) 學習精度高，可處理複雜的樣本識別問題與高度非線性的函數和成問題。 (3) 回想速度快。	(1) 學習速度慢。 (2) 有局部最小值的困擾。 (3) 參數的決定，例如隱藏層神經元的數目，學習速率等參數的決定，尚缺乏一個系統化的方法遵循，必須使用嚐試錯誤法來求得。 (4) 網路架構與網路動態的決定尚缺乏非常系統化的方法。 (5) 網路在學習新樣本時又有遺忘已學習過樣本的現象。
應用時可能遇到的問題：	
(1) 局部最小值 (local minimum)。 (2) 處理單元飽和。 (3) 減緩現象與跳出現象。 (4) 暫時不穩定。 (5) 執行時間太長。 (6) 嚐試各種網路架構皆無法收斂。	

3.1.2 類神經的種類

類神經網路分為回歸型網路 (Recurrent Net)，及前授型網路 (Feed-Forward Net)。所謂前者，指的是平行輸入，平行輸出的網路架構，如圖 3-1 所示， x_i 為神經元的輸入值，表示神經元的起始狀態， v_i 表示神經元的狀態，而 x_i' 則表示收斂後的輸出值。此類型網路的人工神經元彼此相連，網路中的每個神經元平行接受所有神經元輸入，再平行將結果輸出到網路中其他神經元上，如霍普菲爾 (Hopfield) 網路。

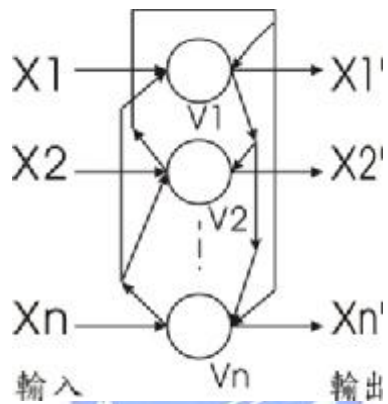


圖 3-1 回歸型網路圖

資料來源：譚香伶 (2004)

而前授型網路為一階層網路，包含輸入層 (input layer)、隱藏層 (hidden layer) 及輸出層 (output layer)，同層間之每一人工神經元彼此不相連，信號傳輸也是單方向的，由輸入層至輸出層，如圖 3-2 所示，如倒傳遞類神經網路 (Back-propagation neural net)。有關兩者之不同，如表 3-2 所示：

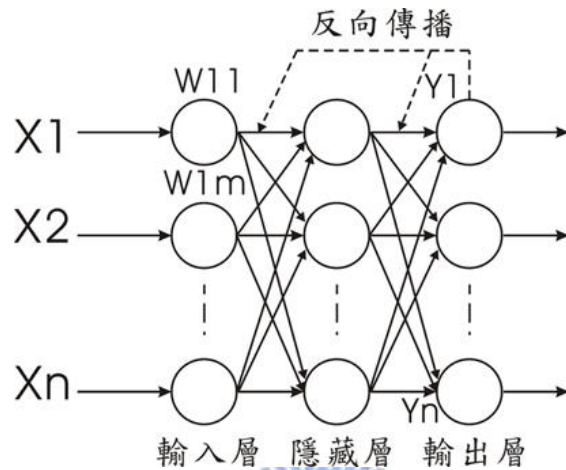


圖 3-2 前授型網路圖

資料來源：譚香伶 (2004)



表 3-2 類神經網路模型比較表

名稱	迴歸型網路 Recurrent Net	前授型網路 Feed-Forward Net
實例	霍普菲爾網路 (Hopfield Neural Network, HNN)	1. 感知機(Perceptron) 2. 倒傳遞類神經網路 (backpropagation networks) 或稱多層感知機(multilayer perceptrons)
網路型式	平行式	階層式
神經元特性	1. 網路中每個神經元彼此相連。 2. 每個神經元的輸出即為其他神經元的輸入。	1. 同層神經元之間彼此不相連。 2. 不同層神經元之間彼此相連。
運作過程	學習過程 為一種記憶過程，在問題領域中取得需要記憶的範例，並且以 Hebbinn 規則調節網路中的加權值，並將這些過程記憶下來。	為監督學習過程，從問題領域中取得訓練範例及目標輸出值，然後將這些範例當作網路的input，利用最陡坡降法 (the gradient steepest descent method) 反覆調整網路的加權值，且希望input與output愈接近愈好。
	回想過程 為一種聯想過程，利用之前『記憶』的一些範例，當輸入一個不完整的樣本時，能聯想出哪一個範例最接近。	為分類與預測的過程，輸入一待推的範例之後，透過網路能得出最可能的結果。

資料來源：譚香伶 (2004)

本研究之價格預測方式擬採用前授型類神經網路，然而由於感知機並無學習能力，所以，採用倒傳遞類神經網路（多層感知機），其有應用最普遍、學習精度高、學習速度慢、回想速度快等特色，輸出值可為連續值，能處理複雜的樣本識別與高度非線性的函數合成問題，例如：樣本識別、分類問題、函數模擬、預測、系統控制、雜訊過濾、資料壓縮、非線性控制系統等，適合當成本研究之價格預測工具。

3.1.2 類神經網路的基本架構

倒傳遞類神經網路為具有學習能力的多層前授型網路，由 Rum Elhart & McClelland 於 1985 年提出，包含了輸入層 (input layer)、隱藏層 (hidden layer) 及輸出層 (output layer)。

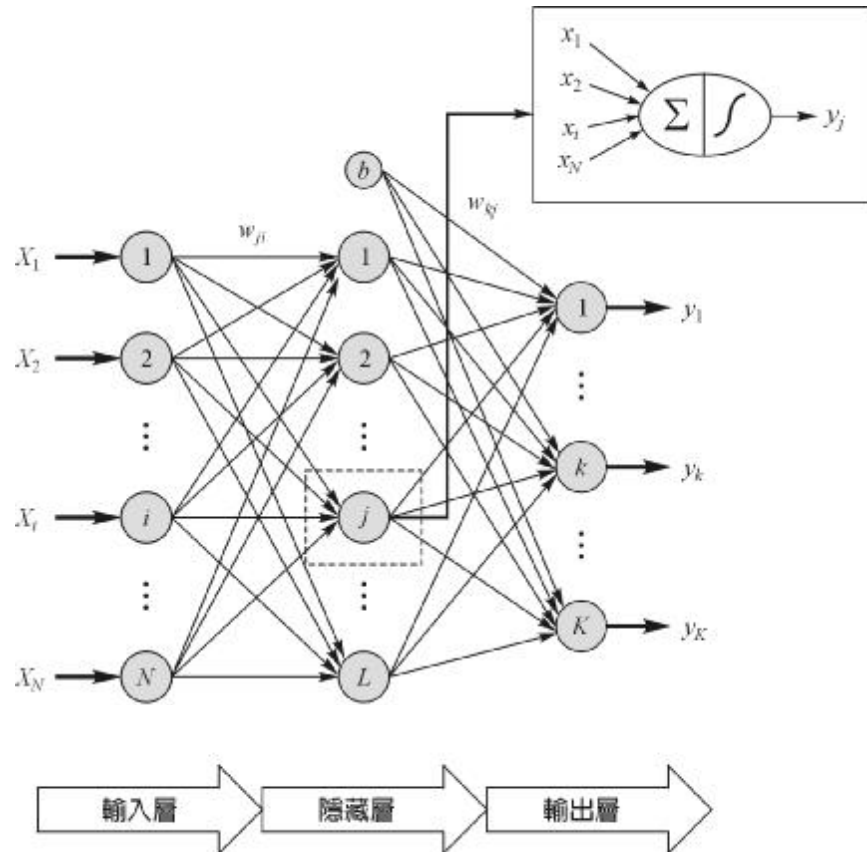


圖 3-3 多層前授型網路圖

資料來源：台大生工系水資源資訊系統研究室

(一) 輸入層、輸出層與隱藏層

1. 輸入層

以迴歸分析的觀念來說，輸入層為自變數，而不同的輸入資訊，也會導致不同的結果。本研究採 Nand Flash 每日價格所求出之股市分析指標為輸入變數。

2. 隱藏層

為用來接受前一層運算後的輸出值為輸入訊號，經函數運算後輸給下一層；而隱藏層的層數與神經元的數目，也對輸出的品質有所影響，一般而言，隱藏層之層數並無一

定規則可循，依探討的問題設定即可，若欲解決分類與預測的問題，使用一層至二層的架構即可有最好的收斂性質，太多層對其收斂結果均較差。

(葉怡成, 1997, 2000) 或是可以使用兩層隱藏層的網路，各隱藏層只需有少量神經元，可取代使用一層需要數量龐大神經元隱藏層的網路(Hush & Horne, 1993)因此，本研究將採取單層隱藏層為模式之設計。

另外，關於隱藏層內神經元之數目，也並無一定的定論，數目越多收斂越慢，會使學習效果較佳，可達到更小的誤差值，但也可能產生過度適配(Over - fitting)與時間耗費過多的問題徒然增加執行時間，但數目少，會使學習效果較差，而使預測能力受到影響。(Chiu & Yen, 1999) 認為應根據實驗結果及經驗法則來訂定神經元數；常用的判別隱藏層神經元個數的常用方法有兩種(Dawson, 2001)

(1) 網路修剪法 (Pruning Algorithm)

先設定大數量的隱藏層神經元個數開始訓練，再逐一減少神經元個數

(2) 網路增長法 (Constructive Algorithm)

先設定小數目的隱藏層神經元個數開始訓練，再逐一增加神經元個數

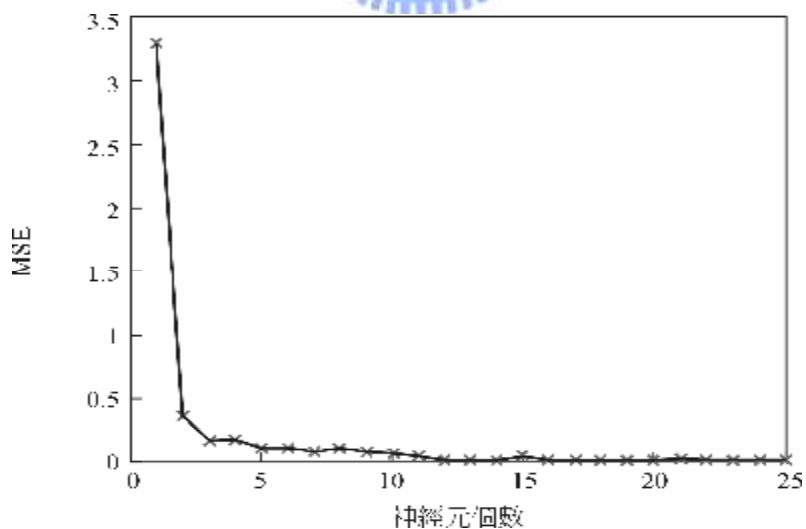


圖 3-4 網路增長法

資料來源：台大生工系水資源資訊系統研究室

如圖 3-4 使用網路增長法，初始設定神經元個數為 1，逐一增加神經元個數，神經元數目越多，輸出結果的改變漸漸變小

本研究以 64Gb 的資料數列，預測基期 (Delta) 100 期，估計後 30 期，發現隱藏層神經元個數為 7 個時，實驗結果已收斂，如個數再增加，將只對輸出結果造成非常小的差異而徒增執行時間。

3. 輸出層

以迴歸分析的觀念來說，輸出層即為依變數。而本研究之輸出層僅有一個變數，即所預測出的價格數據。

4. 小結

有關以上輸入層、隱藏層及輸出層中之神經元，最常用的是邏輯斯轉換 (Logistic Function) 將離散型的資料，轉換為介於 0 與 1 之間的連續形資料型態，才對轉換後的連續型資料作預測數列。



3.1.3 倒傳遞類神經網路介紹

「倒傳遞類神經 (Back-Propagation Neural Network, BPN)」是屬於前授型的類神經網路，其網路訓練方式包含兩個階段：學習階段以及回想階段，如下圖 3-5。

在學習階段時，輸入向量由輸入層引入，學習方式經由隱藏層傳導至輸出層，並計算出網路輸出值，此時，網路的鍵結值者是固定的；而在回想階段時，網路的鍵結值則根據錯誤更正法則來進行修正，藉由鍵結值的修正，以使網路的輸出值趨向於期望輸出值，更明確地說，我們以期望實際值減去網路輸出值以得到誤差信號，然後將此誤差信號倒傳遞回網路中，因此我們將此演算法稱之為「倒傳遞演算法」。

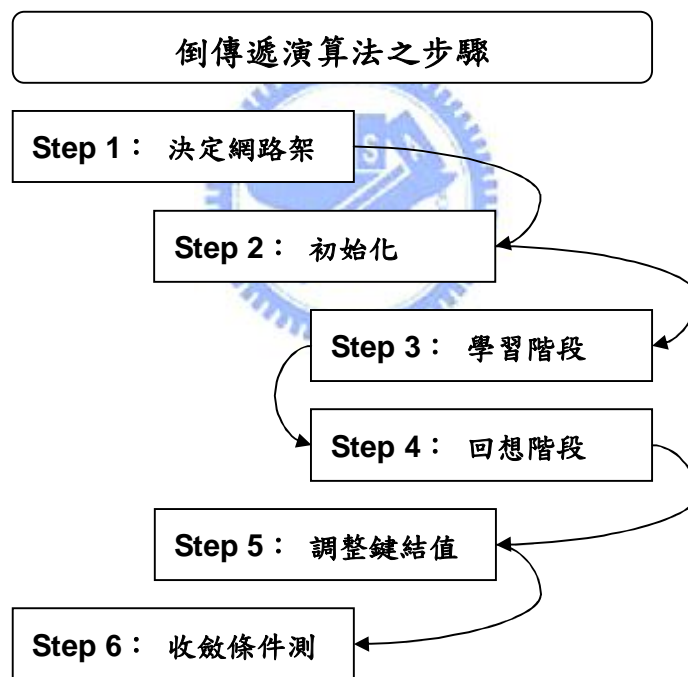


圖 3-5 倒傳遞演算法步驟圖

運算過程分述如下：

1. 學習演算法

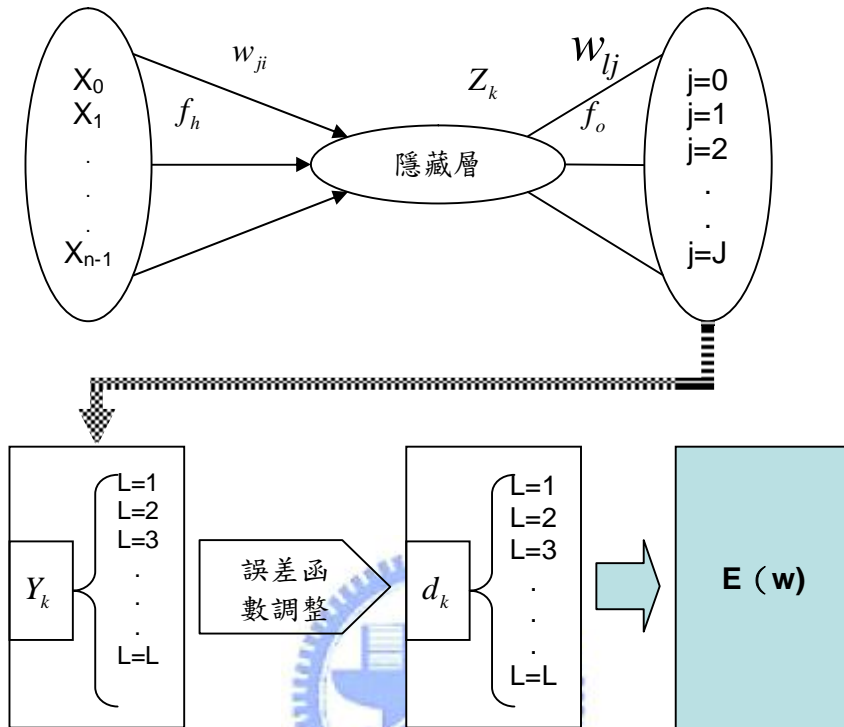


圖 3-6 類神經網路模型概念

資料來源：譚香伶（2004）

圖 3-6 的 X_0 ， X_1 ， X_2 ， X_{n-1} 為輸入層 (input layer) 之訊號值 (signal)， X_0 為 bias signal， 設為 1， 而此一一系列的 signal 組成輸入層的向量 (vector) $x_k \in R^n$ 。 而收到這些輸入層的 signal 即稱隱藏層 (hidden layer)， 假設隱藏層有 J 單位的神經元， Z_k 為由隱藏層為此 J 單位神經元的向量 $Z_k = (Z_0, Z_1, \dots, Z_{J-1})$ ， Z_0 為 bias signal， 設為 1 而 Z_k 提供了輸出層 (output layer) 的輸入。 輸出層產生一個 L -dimensional 向量 y_k 以回應輸入向量 x_k ， 若網路被完整的訓練， 則輸出向量 y_k 會和 x_k 聯繫在一起。

為了讓輸入項資料平均值在 0 附近或是使其標準偏差較小， 搜尋過程中較不容易產生權重發散， 造成無限大或負無限大的值出現讓權重調整的速率相近似可將資料標準化 (Normalization) 至 $[0.1, 0.9]$ 的範圍間， 而輸出值也希望能考慮到神經元所使用的轉換函數特性， 而使學習階段目標輸出值介於 0.1 到 0.9 之間

轉換函數：

由輸入層中之神經元至隱藏層有一轉換函數，其為：

$$f_h(s) = \frac{1}{1 + \exp(-I_h s)}, \quad I_h \text{ 為輸入層至隱藏層的轉換率}$$

將之微分轉成非線性差別函數

$$\begin{aligned} \frac{df_h(s)}{ds} &= -1(1 + e^{-I_h s})^{-2} (-I_h) e^{-I_h s} \\ &= I_h \cdot f \cdot (1 + e^{-I_h s})^{-1} e^{-I_h s} \\ &= I_h \cdot f \cdot (1 - f) \end{aligned}$$

由隱藏層中之神經元至輸出層有一轉換函數，其為：

$$f_o(s) = \frac{1}{1 + \exp(-I_o s)}, \quad I_o \text{ 為隱藏層至輸出層的轉換率}$$

將之微分轉成非線性差別函數

$$\begin{aligned} \frac{df_o(s)}{ds} &= -1(1 + e^{-I_o s})^{-2} (-I_o) e^{-I_o s} \\ &= I_o \cdot f \cdot (1 + e^{-I_o s})^{-1} e^{-I_o s} \\ &= I_o \cdot f \cdot (1 - f) \end{aligned}$$

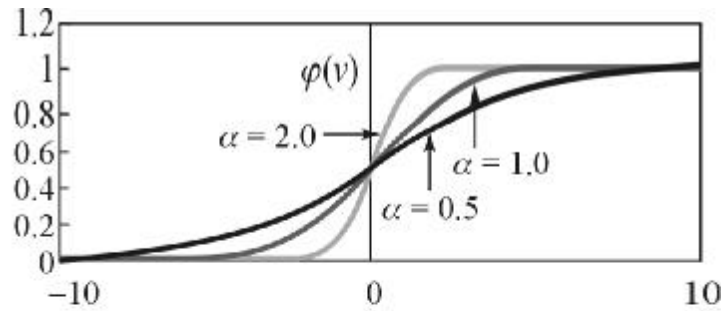
為透過隱藏層傳遞輸入向量 x 所計算出來的，其為隱藏層第 j 個神經元的加權乘積

$$\text{和， } Z_j = f_h(x, w'_{ji}) = f_h(\text{net}_j) \Rightarrow [0 \sim 1], \quad \text{net}_j = \sum_{j=0}^{J-1} w_{lj} z_j \circ$$

y_l 為輸出層第第 l 個神經元的加權乘積和，為預測值，

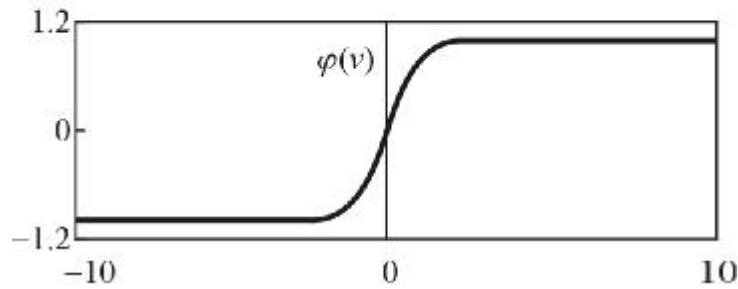
$$y_l = f_o(Z_j, w'_{lj}) = f_o(\text{net}_l) \Rightarrow [0 \sim 1], \quad \text{net}_l = \sum_{j=0}^{L-1} w_{lj} Z_j \quad \text{為透過隱藏層的向量 } j \text{ 所計算出來的。}$$

轉換函數輸入值由輸入層直接傳入隱藏層，經加權累加後再透過活化函數轉換可得一輸出值，同理再傳入輸出層，常使用的活化函數型式如下：



$$f(x) = \frac{1}{1 + \exp(-ax)}$$

(a) S形函數 ($\alpha=0.5, 1$ 和 2)



(b) 雙曲線函數

圖 3-7 常用活化函數

資料來源：台大生工系水資源資訊系統研究室



而其函數為：

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^x} \quad 0 \leq f(x) \leq 1$$

權重：

Desired output 向量的 components 必須在 f_0 範圍內選取，權重 w_{ji} 為輸入層第 i 個神經元與隱藏層第 j 個神經元的加權值，其中 $i=0 \sim n-1, x_0=1$ ，而 $j=1 \sim J-1$ ；定義 $w_{0i}=0$ ，因此，有 m 對之輸入與輸出的向量 (x_k, d_k) ，其中， $k=0 \sim m-1$ ， m 為測試樣本，則共有 $(J-1)n + LJ$ 權重必須被調整。

誤差函數：

定義一誤差函數以審查網路的學習品質，藉由此誤差函數，利用最陡坡降法可對網路之加權值與偏權值作修正，使得 $E(w)$ 愈小愈好。

$$E(w) = \frac{1}{2} \sum_{l=0}^{L-1} (d_l - y_l)^2$$

由於輸出之目標值已知，所以，可直接利用 delta rule 直接調整權重 w_{lj} ：

$$\Delta w_{lj} = w_{lj}^{new} - w_{lj}^c$$

其中

w_{lj}^{new} 為調整過後之新輸出層第 l 個神經元與隱藏層第 j 個神經元的加權值，而 w_{lj}^c 為原來輸出層第 l 個神經元與隱藏層第 j 個神經元的加權值；

因為 $\Delta w_{lj} = -h_0 \frac{\partial E}{\partial w_{lj}}$ ，利用連鎖率 (chain rule) 可知：

$$\begin{aligned} \Delta w_{lj} &= -h_0 \cdot \frac{\partial E}{\partial y_\lambda} \cdot \frac{\partial y_\lambda}{\partial net_\lambda} \cdot \frac{\partial net_l}{\partial w_{lj}} \\ &= h_0 (d_\lambda - y_l) \cdot f'_0(net_l) Z_j \\ &= h_0 (d_l - y_l) \cdot I_0 \cdot y_l (1 - y_l) \cdot Z_j \end{aligned}$$

其中 h_0 隱藏層至輸出層的學習率，主要為控制網路權數調整幅度的大小，若 h_0 太大，調整幅度過大，易造成網路不易收斂，反之，若 h_0 過小，可能造成收斂速度過慢，且易落入局部最佳解。所以，為改善此一問題，本研究加入基因演算法的概念，其會重複試驗不同參數組合，必且將最好的結果留下，另外，本研究之 h_0 為由 0 到 1 之間隨機選取，並非為一固定值； I_0 為隱藏層至輸出層的轉換率，本研究之 I_0 為由 0 到 1 之間隨機選取，並非為一固定值。

利用 delta rule 直接調整權重 w_{ji} ， $\Delta w_{ji} = -h_h \cdot \frac{\partial E}{\partial w_{ji}}$ ，而

$$\frac{\partial E}{\partial w_{ji}} = \frac{\partial E}{\partial Z_j} \cdot \frac{\partial Z_j}{\partial net_j} \cdot \frac{\partial net_j}{\partial w_{ji}} \quad , \text{ 其中}$$

$$\frac{\partial Z_j}{\partial net_j} = f'_h(net_j) \quad , \quad \frac{\partial net_j}{\partial w_{ji}} = x_i$$

而 $\frac{\partial E}{\partial Z_j}$ 可利用連鎖率得知：

$$\begin{aligned}\frac{\partial E}{\partial Z_j} &= \frac{\partial E}{\partial y_l} \cdot \frac{\partial y_l}{\partial net_l} \cdot \frac{\partial net_l}{\partial Z_j} \\ &= -\sum_{l=0}^{L-1} (d_l - y_l) \cdot f'_0(net_l) \cdot w_{lj}\end{aligned}$$

將此式代入 $\frac{\partial E}{\partial W_{ji}}$ ，得知：

$$\frac{\partial E}{\partial W_{ji}} = \left(-\sum_{l=0}^{L-1} (d_l - y_l) \cdot f'_0(net_l) \cdot w_{lj} \right) \cdot f'_h(net_j) \cdot x_i$$

因此，

$$\begin{aligned}\Delta w_{ji} &= h_h \left(-\sum_{l=0}^{L-1} (d_l - y_l) \cdot f'_0(net_l) \cdot w_{lj} \right) \cdot f'_h(net_j) \cdot x_i \\ &= h_h \left(-\sum_{l=0}^{L-1} (d_l - y_l) \cdot I_o \cdot y_l (1 - y_l) \cdot w_{lj} \right) \cdot I_h \cdot Z_j \cdot (1 - Z_j) \cdot x_i\end{aligned}$$

表示將輸出層有加權乘積和，倒傳遞至隱藏層來計算其差距量，此謂倒傳遞名稱的由來。

其中 h_h 輸入層至隱藏層的學習率，主要為控制網路權數調整幅度的大小，若 h_h 太大，調整幅度過大，易造成網路不易收斂，反之，若 h_h 過小，可能造成收斂速度過慢，且易落入局部最佳解。所以，為改善此一問題，本研究加入基因演算法的概念，其會重複試驗不同參數組合，必且將最好的結果留下，另外，本研究之 h_h 為由 0 到 1 之間隨機選取，並非為一固定值。 I_h 為輸入層至隱藏層的轉換率，本研究之 I_o 為由 0 到 1 之間隨機選取，並非為一固定值。

則由輸入層至隱藏層及隱藏層至輸出層的新權重分別為：

$$w_{ji}^{new} = w_{ji}^c + \Delta w_{ji}$$

$$w_{lj}^{new} = w_{lj}^c + \Delta w_{lj}$$

利用新權重帶入誤差函數，若 d_l 與 y_l 的差異值愈小，表示網路學習品質愈好，因此，該誤差函數的計算值應小於一個合理的範圍，參考圖 3-6。

2. 回想演算法

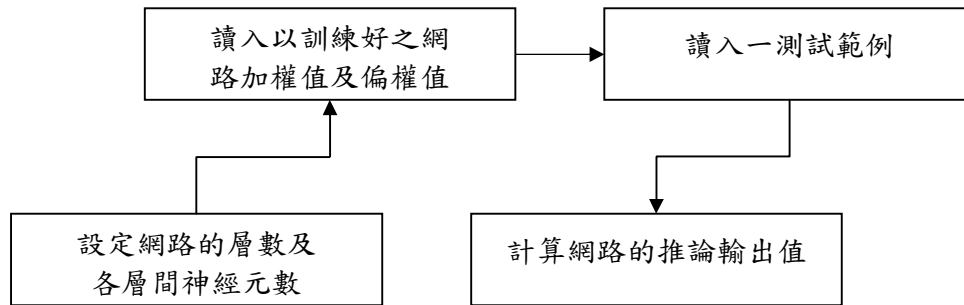


圖 3-8 回想演算法步驟圖

3. 小結

倒傳遞類神經網路經由不斷訓練之後，得到一誤差值已到達終止條件之後，才用以進行預測，其模式流程為圖 3-9。

由於類神經網路模型之輸入層至隱藏層的權重 w_{ji} 與隱藏層至輸出層的權重 w_{lj} 為隨機選取，因此可能造成雖然網路模型中隨機選取變數的次數多，但是擊中率卻下降的情況，因此，本研究利用 SAS 中的 IML 增加擬將本次命中率(Hits Ratio)結果視為最佳，並且將其保留下來，若下次之命中率結果優於本次命中率結果，則將下次命中率結果視為結果輸出值，但若下次命中率結果並不優於本次，則以本次命中率結果為最後輸出值。

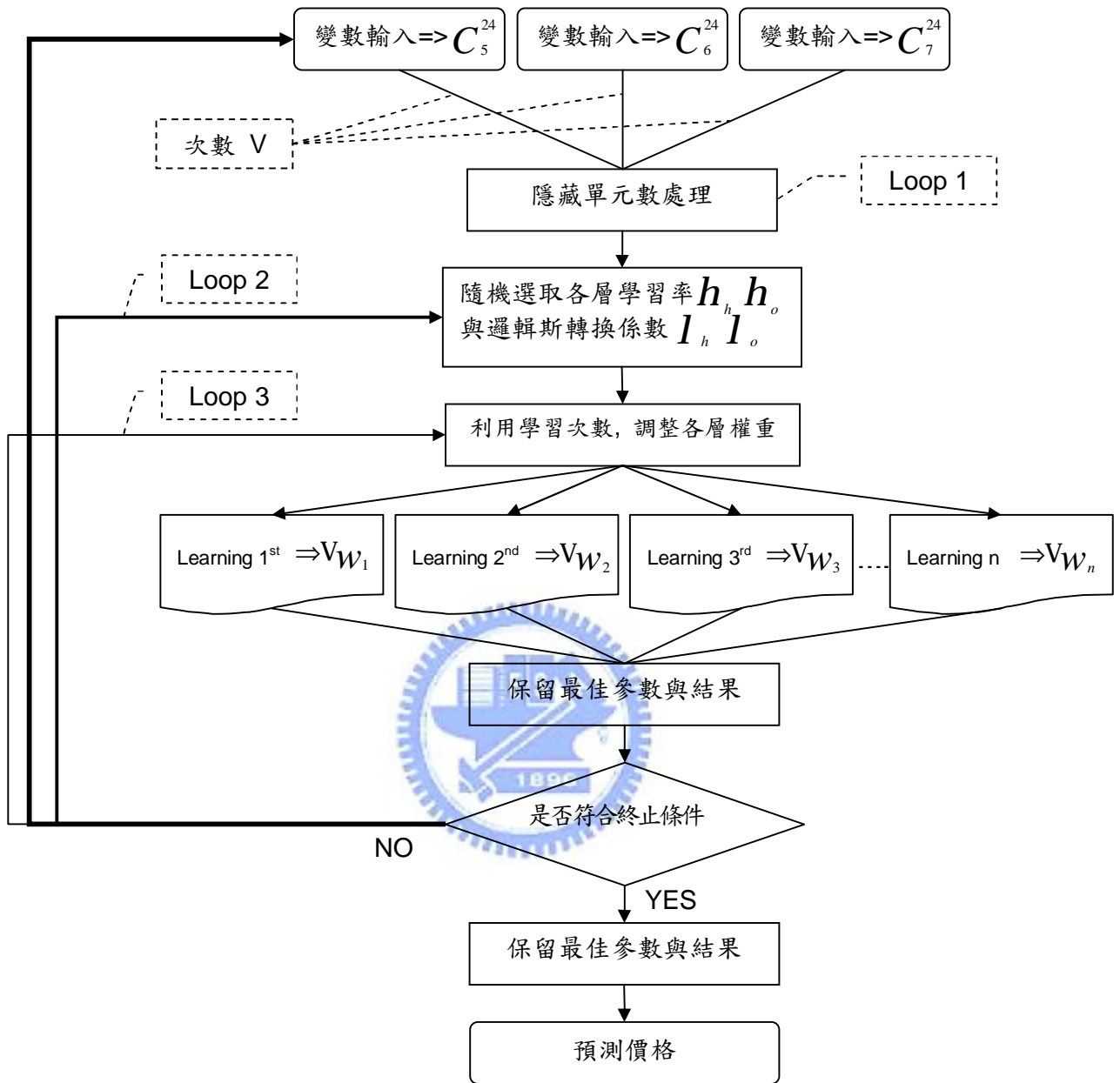


圖 3-9 倒傳遞類神經網路運算流程圖

輸入項資料處理

讓資料平均值在 0 附近或是使其標準偏差較小，搜尋過程中較不容易產生權重發散，造成無限大或負無限大的值出現，讓權重調整的速率相近似，可將資料標準化（normalize）至 0.1 到 0.9 的範圍間。

輸出值的限制

目標輸出值必須考慮到神經元所使用的活化函數特性，建議在學習階段目標輸出值最好介於 0.1 到 0.9 之間。



3.2 變數選取

各個容量所蒐集的資料的起始日期與資料天數表示如下：

表 3-3 原始資料起始日期與天數

容量	資料開始日期	資料結束日期	資料天數
1Gb	2007/2/7	2008/12/31	465
2Gb	2007/2/7	2008/12/31	465
4Gb MLC	2007/9/28	2008/12/31	311
8Gb MLC	2007/2/7	2008/12/31	465
16Gb MLC	2007/2/7	2008/12/31	465
32Gb	2008/4/7	2008/12/31	188
64Gb	2008/4/18	2008/12/31	176

本研究類神經預測模型共有 25 個變數，變數的納入共分為三部分：

1. 以上各容量晶片皆有每日最低價與最高價之資料，平均價以每日最高與最低價格之平均取代，帶入股市分析指標計算式，求出以下 7 種股市指標：

- (a) RSI
- (b) MACD
- (c) K 值
- (d) D 值
- (e) MTM
- (f) PSY
- (g) W%R

而這一部分變數以前一日計算之數值帶入，共有 7 個變數。

2. Nand Flash 產業中，各主要原廠、下游模組與消費地區之所在國家的貨幣對美元前一交易日匯率資料：

新台幣兌美元匯率(在此簡稱 NT) - 產業中，主要的應用方案提供地區與下游模組大廠集中地。

日幣兌美元匯率(在此簡稱 JP) – Toshiba 原廠所在國家。

韓元 KR – Samsung、Hynix 原廠所在國家。

人民幣兌美元匯率(在此簡稱 RMB) – 應用產品主要生產地區，也是主要出口銷售 Nand Flash 應用產品至全世界的國家。

歐元兌美元匯率(在此簡稱 EURO) -- 主要消費地區之一。

其中，因為 Nand Flash 產業皆以美元報價，日匯率資料中，已將用各國貨幣兌換美元之匯率所表示，故不再加入美元變數。此部分共有 5 個變數。

3. 所納入變數的第三部份中是以第一、二部分共有 12 項變數，各再取落後兩期為第三部分，共有 12 個變數。

4. 最後一個變數為每日價格相對於前一日價格之變動率。

另外，在每期預測所需之加入變數的篩選上，需排除所有 25 個變數資料存在任何資料空白的日期，以便 SAS 程式運作正常。



總計 25 項輸入之變數與項次如下：

表 3-4 本研究之 25 項輸入變數

項次	變數	項次	變數
1	RSI (Lag 1期)	14	PSY (Lag 2期)
2	RSI (Lag 2期)	15	NT (Lag 1期)
3	MACD (Lag 1期)	16	NT (Lag 2期)
4	MACD (Lag 2期)	17	JP (Lag 1期)
5	MTM (Lag 1期)	18	JP (Lag 2期)
6	MTM (Lag 2期)	19	KR (Lag 1期)
7	K (Lag 1期)	20	KR (Lag 2期)
8	K (Lag 2期)	21	RMB (Lag 1期)
9	D (Lag 1期)	22	RMB (Lag 2期)
10	D (Lag 2期)	23	EURO (Lag 1期)
11	W%R (Lag 1期)	24	EURO (Lag 2期)
12	W%R (Lag 2期)	25	價格變動率
13	PSY (Lag 1期)		



3.3 變數標準化處理

每日皆有 25 個自變數輸入類神經網路預測模型，在資料轉變成 SAS 型態資料前，需將元資料以標準化處理，好處有二：

1. 每日的 25 個變數計算單位皆不同，將每個變數以標準化處理，可以剔除預測時單位不相同的干擾。

2. 標準化後的變數，數列會集中並縮短在 +3 到 -3 之間，以此資料輸入類神經預測模型，可使預測運算較容易達到收斂狀態。

3.4 邏輯斯轉換處理

另外，變數 25 項為歷史價格資料，計算出每日價格變動率後，又以標準化處理，然而價格項目也為本研究預測的唯一輸出變數，使用非線性的邏輯斯轉換，使數值介於 0 到 1 之間，預測模型可以更快收斂而得到最佳解。



四、 Nand Flash 價格預測之實證分析

本研究所使用之倒傳遞類神經預估模式，是以預測項目之總資料筆數的前 100 筆資料為基礎 (Delta)，預估第 101 筆，且因本研究對當期預測變數增加了被預測期的前一期與前二期之數據為輸入變數，所以每個項目產生“資料總筆數減 2”期的預估值。

之所以取每個項目總資料筆數的前 100 比當成是 Delta，是考慮類神經模型能使用還有季價格變動趨勢的預估模擬基礎，另外，雖然總變數有 25 個之多，但是在設定預估模型變數輸入數量時，最多為 7 個，最少 5 個；關於模型中隱藏單元數 (Loop 1) 為 7 個；各層學習率與邏輯斯轉換係數次數 (Loop 2) 為 5 次；學習次數 (Loop 3) 為 8 次，以下各項目也都維持上述的設定值。



4.1 1Gb

目標 Samsung 1Gb 預測筆數 363 筆當中，預估出的價格與實際價格的絕對誤差率 (APE) 最小為 $8.72958E-06$ ，APE 誤差小於 1% 筆數共有 132 筆，佔總預估筆數 363 筆的 36.36%，最大 APE 為 26.082%，所有大於 10% 的筆數總共有 17 筆，佔總預估筆數 363 筆的 4.68%，平均絕對誤差率 (MAPE) 為 2.71%。(表 4-1)

在所有 363 筆預測時，隨機選取預測變數數量，有 7 次以 6 個輸入變數就可求得最佳解，其餘 356 次預測皆以需要 7 個輸入變數，總共有 2534 次的選取，第 5 變數 MTM (落後 1 期) 共出現 297 次，佔總選取次數的 11.72%，而後依次為第 19 變數 KR (落後 1 期) 共出現 236 次，佔總選取次數的 9.31%；第 20 變數 KR (落後 2 期) 共出現 221 次，佔總選取次數的 8.72%；第 6 變數 MTM (落後 2 期) 共出現 186 次，佔總選取次數的 7.34%；第 25 變數價格變動率共出現 157 次，佔總選取次數的 6.20%；第 7 變數 K (落後 1 期) 共出現 129 次，佔總選取次數的 5.09%；第 21 變數 RMB (落後 1 期) 共出現 115 次，佔總選取次數的 4.54%。(表 4-1)



表 4-1 1Gb 預測結果

I.	資料 總筆數	預測 Delta	目標預 測筆數
	465	100	363

II.	輸入變數數量		隨機選 取變數 的次數 V1	隱藏層神 經元個數 Loop 1	Loop 2	Loop 3	預測 Delta
	最小數 量 Min Var.	最大數 量 Max					
	5	7	50	7	5	8	100

III.	APE 預測範圍	筆數	百分比	MAPE 2.71%
	APE <= 1%	132	36.36%	
	1% < APE <= 2%	76	20.94%	
	2% < APE <= 3%	56	15.43%	
	3% < APE <= 4%	29	7.99%	
	4% < APE <= 5%	15	4.13%	
	5% < APE <= 6%	11	3.03%	
	6% < APE <= 7%	9	2.48%	
	7% < APE <= 8%	7	1.93%	
	8% < APE <= 9%	5	1.38%	
	9% < APE <= 10%	6	1.65%	
	10% < APE	17	4.68%	
	合計	363	100.00%	

IV. 隨機選取前7項次數最多之預測輸入變數如下:

項次	變數名稱	次數	佔總變數 次數之百 分比
5	MTM (落後 1期)	297	11.72%
19	KR (落後 1期)	236	9.31%
20	KR (落後 2期)	221	8.72%
6	MTM (落後 2期)	186	7.34%
25	價格變動率	157	6.20%
7	K (落後 1期)	129	5.09%
21	RMB (落後 1期)	115	4.54%
			52.92%

4.2 2Gb

目標 Samsung 2Gb 預測筆數 363 筆當中，預估出的價格與實際價格的絕對誤差率 (APE) 最小為 $7.39E-05$ ，APE 誤差小於 1% 筆數共有 137 筆，佔總預估筆數 363 筆的 37.74%，最大 APE 為 69.607%，所有大於 10% 的筆數總共有 13 筆，佔總預估筆數 363 筆的 3.58%，平均絕對誤差率 (MAPE) 為 2.73%。(表 4-2)

在所有 363 筆預測時，隨機選取預測變數數量，全部預測皆以需要 7 個輸入變數，總共有 2541 次的選取，第 4 變數 MACD (落後 2 期) 共出現 183 次，佔總選取次數的 7.20%，而後依次為第 3 變數 MACD (落後 1 期) 共出現 151 次，佔總選取次數的 5.94%；第 25 變數價格變動率出現 137 次，佔總選取次數的 5.39%；第 20 變數 KR (落後 2 期) 共出現 136 次，佔總選取次數的 5.35%；第 21 變數 RMB (落後 1 期) 共出現 125 次，佔總選取次數的 4.92%；第 7 變數 K (落後 1 期) 共出現 121 次，佔總選取次數的 4.76%；第 6 變數 MTM (落後 2 期) 共出現 116 次，佔總選取次數的 4.57%。(表 4-2)



表 4-2 2Gb 預測結果

I.	資料 總筆數	預測 Delta	目標預 測筆數
	465	100	363

II.	輸入變數數量		隨機選 取變數 的次數 V1	隱藏層神 經元個數 Loop 1	Loop 2	Loop 3	預測 Delta
	最小數 量 Min Var.	最大數 量 Max					
	5	7	50	7	5	8	100

III.	APE 預測範圍	筆數	百分比	MAPE 2.73%
	APE <= 1%	137	37.74%	
	1% < APE <= 2%	88	24.24%	
	2% < APE <= 3%	57	15.70%	
	3% < APE <= 4%	26	7.16%	
	4% < APE <= 5%	12	3.31%	
	5% < APE <= 6%	11	3.03%	
	6% < APE <= 7%	6	1.65%	
	7% < APE <= 8%	9	2.48%	
	8% < APE <= 9%	3	0.83%	
	9% < APE <= 10%	1	0.28%	
	10% < APE	13	3.58%	
	合計	363	100.00%	

IV. 隨機選取前7項次數最多之預測輸入變數如下:

項次	變數名稱	次數	佔總變數 次數之百 分比
4	MACD (落後 2期)	183	7.20%
3	MACD (落後 1期)	151	5.94%
25	價格變動率	137	5.39%
20	KR (落後 2期)	136	5.35%
21	RMB (落後 1期)	125	4.92%
7	K (落後 1期)	121	4.76%
6	MTM (落後 2期)	116	4.57%
			38.13%

4.3 4Gb MLC

目標 Samsung 4Gb 預測筆數 209 筆當中，預估出的價格與實際價格的絕對誤差率 (APE) 最小為 $8.05E-05$ ，APE 誤差小於 1% 筆數共有 75 筆，佔總預估筆數 209 筆的 35.89%，最大 APE 為 24.754%，所有大於 10% 的筆數總共有 6 筆，佔總預估筆數 209 筆的 2.87%，平均絕對誤差率 (MAPE) 為 2.37%。(表 4-3)

在所有 209 筆預測時，隨機選取預測變數數量，只有 1 次以 6 個輸入變數就可求得最佳解，其餘 208 次預測皆以需要 7 個輸入變數，總共有 1462 次的選取，第 5 變數 MTM (落後 1 期) 共出現 332 次，佔總選取次數的 22.71%，而後依次為第 20 變數 KR (落後 2 期) 共出現 87 次，佔總選取次數的 5.95%；第 25 變數價格變動率出現 81 次，佔總選取次數的 5.54%；第 17 變數 JP (落後 1 期) 共出現 76 次，佔總選取次數的 5.20%；第 16 變數 NT (落後 2 期) 共出現 68 次，佔總選取次數的 4.65%；第 19 變數 KR (落後 1 期) 共出現 60 次，佔總選取次數的 4.10%；第 21 變數 RMB (落後 1 期) 共出現 59 次，佔總選取次數的 4.04%。(表 4-3)



表 4-3 4Gb MLC 預測結果

I.	資料 總筆數	預測 Delta	目標預 測筆數
	311	100	209

II.	輸入變數數量		隨機選 取變數 的次數 V1	隱藏層神 經元個數 Loop 1	Loop 2	Loop 3	預測 Delta
	最小數 量 Min Var.	最大數 量 Max					
	5	7	50	7	5	8	100

III.	APE 預測範圍	筆數	百分比	MAPE 2.37%
	APE <= 1%	75	35.89%	
	1% < APE <= 2%	61	29.19%	
	2% < APE <= 3%	23	11.00%	
	3% < APE <= 4%	18	8.61%	
	4% < APE <= 5%	11	5.26%	
	5% < APE <= 6%	3	1.44%	
	6% < APE <= 7%	7	3.35%	
	7% < APE <= 8%	1	0.48%	
	8% < APE <= 9%	2	0.96%	
	9% < APE <= 10%	2	0.96%	
10% < APE	6	2.87%		
合計		209	100.00%	

IV. 隨機選取前7項次數最多之預測輸入變數如下:

項次	變數名稱	次數	佔總變數 次數之百 分比
5	MTM (落後 1期)	332	22.71%
20	KR (落後 2期)	87	5.95%
25	價格變動率	81	5.54%
17	JP (落後 1期)	76	5.20%
16	NT (落後 2期)	68	4.65%
19	KR (落後 1期)	60	4.10%
21	RMB (落後 1期)	59	4.04%
			52.19%

4.4 8Gb MLC

目標 Samsung 8Gb 預測筆數 363 筆當中，預估出的價格與實際價格的絕對誤差率 (APE) 最小為 $4.18E-05$ ，APE 誤差小於 1% 筆數共有 178 筆，佔總預估筆數 363 筆的 49.04%，最大 APE 為 39.427%，所有大於 10% 的筆數總共有 5 筆，佔總預估筆數 363 筆的 1.38%，平均絕對誤差率 (MAPE) 為 1.87%。(表 4-4)

在所有 363 筆預測時，隨機選取預測變數數量，有 4 次以 4 個輸入變數就可求得最佳解，有 34 次以 6 個輸入變數就可求得最佳解，其餘 325 次預測皆以需要 7 個輸入變數，總共有 2495 次的選取，第 25 變數價格變動率共出現 491 次，佔總選取次數的 19.68%，而後依次為第 2 變數 RSI (落後 2 期) 共出現 149 次，佔總選取次數的 5.97%；第 23 變數 EURO (落後 1 期) 出現 146 次，佔總選取次數的 5.85%；第 6 變數 MTM (落後 2 期) 共出現 139 次，佔總選取次數的 5.57%；第 14 變數 PSY (落後 2 期) 共出現 138 次，佔總選取次數的 5.53%；第 1 變數 RSI (落後 1 期) 共出現 130 次，佔總選取次數的 5.21%；第 10 變數 D (落後 2 期) 共出現 109 次，佔總選取次數的 4.37%。(表 4-4)



表 4-4 8Gb MLC 預測結果

I.	資料 總筆數	預測 Delta	目標預 測筆數
	465	100	363

II. 輸入變數數量		隨機選 取變數 的次數 V1	隱藏層神 經元個數 Loop 1	Loop 2	Loop 3	預測 Delta
最小數 量 Min Var.	最大數 量 Max					
5	7	50	7	5	8	100

III.	APE 預測範圍	筆數	百分比	MAPE 1.87%
	APE <= 1%	178	49.04%	
	1% < APE <= 2%	76	20.94%	
	2% < APE <= 3%	53	14.60%	
	3% < APE <= 4%	18	4.96%	
	4% < APE <= 5%	12	3.31%	
	5% < APE <= 6%	8	2.20%	
	6% < APE <= 7%	6	1.65%	
	7% < APE <= 8%	2	0.55%	
	8% < APE <= 9%	3	0.83%	
	9% < APE <= 10%	2	0.55%	
	10% < APE	5	1.38%	
	合計	363	100.00%	

IV. 隨機選取前7項次數最多之預測輸入變數如下:

項次	變數名稱	次數	佔總變數 次數之百 分比
25	價格變動率	491	19.68%
2	RSI (落後 2期)	149	5.97%
23	EURO (落後 1期)	146	5.85%
6	MTM (落後 2期)	139	5.57%
14	PSY (落後 2期)	138	5.53%
1	RSI (落後 1期)	130	5.21%
10	D (落後 2期)	109	4.37%

52.18%

4.5 16Gb MLC

目標 Samsung 16Gb 預測筆數 363 筆當中，預估出的價格與實際價格的絕對誤差率 (APE) 最小為 $5E-05$ ，APE 誤差小於 1% 筆數共有 144 筆，佔總預估筆數 363 筆的 39.67%，最大 APE 為 13.929%，所有大於 10% 的筆數總共有 2 筆，佔總預估筆數 363 筆的 0.55%，平均絕對誤差率 (MAPE) 為 2.07%。(表 4-5)

在所有 363 筆預測時，隨機選取預測變數數量，有 3 次以 5 個輸入變數就可求得最佳解，其餘 360 次預測皆以需要 7 個輸入變數，總共有 2526 次的選取，第 5 變數 MTM (落後 1 期) 共出現 251 次，佔總選取次數的 10.06%，而後依次為第 25 變數價格變動率共出現 238 次，佔總選取次數的 9.54%；第 11 變數 W%R (落後 1 期) 出現 155 次，佔總選取次數的 6.21%；第 14 變數 PSY (落後 2 期) 共出現 129 次，佔總選取次數的 5.17%；第 9 變數 D (落後 1 期) 共出現 116 次，佔總選取次數的 4.65%；第 18 變數 JP (落後 2 期) 共出現 107 次，佔總選取次數的 4.29%；第 10 變數 D (落後 2 期) 共出現 105 次，佔總選取次數的 4.21%。(表 4-5)



表 4-5 16Gb MLC 預測結果

i.	資料 總筆數	預測 Delta	目標預 測筆數
	465	100	363

ii.	輸入變數數量		隨機選 取變數 的次數 V1	隱藏層神 經元個數 Loop 1	Loop 2	Loop 3	預測 Delta
	最小數 量 Min Var.	最大數 量 Max					
	5	7	50	7	5	8	100

iii.	APE 預測範圍	筆數	百分比	MAPE 2.07%
	APE <= 1%	144	39.67%	
	1% < APE <= 2%	77	21.21%	
	2% < APE <= 3%	59	16.25%	
	3% < APE <= 4%	28	7.71%	
	4% < APE <= 5%	21	5.79%	
	5% < APE <= 6%	15	4.13%	
	6% < APE <= 7%	7	1.93%	
	7% < APE <= 8%	5	1.38%	
	8% < APE <= 9%	2	0.55%	
	9% < APE <= 10%	3	0.83%	
10% < APE	2	0.55%		
	合計	363	100.00%	

IV. 隨機選取前7項次數最多之預測輸入變數如下:

項次	變數名稱	次數	佔總變數 次數之百 分比
5	MTM (落後 1期)	251	10.06%
25	價格變動率	238	9.54%
11	W%R (落後 1期)	155	6.21%
14	PSY (落後 2期)	129	5.17%
9	D (落後 1期)	116	4.65%
18	JP (落後 2期)	107	4.29%
10	D (落後 2期)	105	4.21%
			44.13%

4.6 32Gb

目標 Samsung 32Gb 預測筆數 86 筆當中，預估出的價格與實際價格的絕對誤差率 (APE) 最小為 0.000592，APE 誤差小於 1% 筆數共有 26 筆，佔總預估筆數 86 筆的 30.23%，最大 APE 為 15.194%，所有大於 10% 的筆數總共有 2 筆，佔總預估筆數 86 筆的 2.33%，平均絕對誤差率 (MAPE) 為 3.04%。(表 4-6)

在所有 86 筆預測時，隨機選取預測變數數量，有 2 次以 6 個輸入變數就可求得最佳解，其餘 84 次預測皆以需要 7 個輸入變數，總共有 600 次的選取，第 16 變數 NT (落後 2 期) 共出現 38 次，佔總選取次數的 6.33%，而後依次為第 11 變數 W%R (落後 1 期) 價格變動率共出現 35 次，佔總選取次數的 5.83%；第 18 變數 JP (落後 2 期) 出現 35 次，佔總選取次數的 5.83%；第 22 變數 RMB (落後 2 期) 共出現 33 次，佔總選取次數的 5.50%；第 19 變數 KR (落後 1 期) 共出現 33 次，佔總選取次數的 5.50%；第 14 變數 PSY (落後 2 期) 共出現 32 次，佔總選取次數的 5.33%；第 15 變數 NT (落後 1 期) 共出現 29 次，佔總選取次數的 4.83%；第 23 變數 EURO (落後 1 期) 共出現 27 次，佔總選取次數的 4.50%；第 10 變數 D (落後 2 期) 共出現 26 次，佔總選取次數的 4.33%。(表 4-6)



表 4-6 32Gb 預測結果

I.	資料 總筆數	預測 Delta	目標預 測筆數
	188	100	86

II.	輸入變數數量		隨機選 取變數 的次數 V1	隱藏層神 經元個數 Loop 1	Loop 2	Loop 3	預測 Delta
	最小數 量 Min Var.	最大數 量 Max					
	5	7	50	7	5	8	100

III.	APE 預測範圍	筆數	百分比	MAPE 3.04%
	APE <= 1%	26	30.23%	
	1% < APE <= 2%	17	19.77%	
	2% < APE <= 3%	9	10.47%	
	3% < APE <= 4%	12	13.95%	
	4% < APE <= 5%	5	5.81%	
	5% < APE <= 6%	3	3.49%	
	6% < APE <= 7%	4	4.65%	
	7% < APE <= 8%	4	4.65%	
	8% < APE <= 9%	3	3.49%	
	9% < APE <= 10%	1	1.16%	
10% < APE	2	2.33%		
	合計	86	100.00%	

IV. 隨機選取前7項次數最多之預測輸入變數如下:

項次	變數名稱	次數	佔總變數 次數之百 分比
16	NT (落後 2期)	38	6.33%
11	W%R (落後 1期)	35	5.83%
18	JP (落後 2期)	35	5.83%
22	RMB (落後 2期)	33	5.50%
19	KR (落後 1期)	33	5.50%
14	PSY (落後 2期)	32	5.33%
15	NT (落後 1期)	29	4.83%
23	EURO (落後 1期)	27	4.50%
10	D (落後 2期)	26	4.33%
			48.00%

4.7 64Gb

目標 Samsung 64Gb 預測筆數 74 筆當中，預估出的價格與實際價格的絕對誤差率 (APE) 最小為 0.000608，APE 誤差小於 1% 筆數共有 30 筆，佔總預估筆數 74 筆的 40.54%，最大 APE 為 7.575%，所有大於 5% 的筆數總共有 3 筆，佔總預估筆數 74 筆的 4.05%，平均絕對誤差率 (MAPE) 為 1.79%。(表 4-7)

在所有 74 筆預測時，隨機選取預測變數數量，有 2 次以 4 個輸入變數就可求得最佳解，有 9 次以 5 個輸入變數就可求得最佳解，有 1 次以 6 個輸入變數就可求得最佳解，其餘 62 次預測皆以需要 7 個輸入變數，總共有 493 次的選取，第 13 變數 PSY (落後 1 期) 共出現 68 次，佔總選取次數的 13.79%，而後依次為第 10 變數 D (落後 2 期) 共出現 54 次，佔總選取次數的 10.95%；第 7 變數 K (落後 1 期) 出現 36 次，佔總選取次數的 7.30%；第 3 變數 MACD (落後 1 期) 共出現 27 次，佔總選取次數的 5.48%；第 17 變數 JP (落後 1 期) 共出現 27 次，佔總選取次數的 5.48%；第 25 變數價格變動率共出現 22 次，佔總選取次數的 4.46%；第 1 變數 RSI (落後 1 期) 共出現 21 次，佔總選取次數的 4.26%；第 4 變數 MACD (落後 2 期) 共出現 21 次，佔總選取次數的 4.26%；第 11 變數 W%R (落後 1 期) 共出現 20 次，佔總選取次數的 4.06%。(表 4-7)



表 4-7 64Gb 預測結果

I.	資料 總筆數	預測 Delta	目標預 測筆數
	176	100	74

II.	輸入變數數量		隨機選 取變數 的次數 V1	隱藏層神 經元個數 Loop 1	Loop 2	Loop 3	預測 Delta
	最小數 量 Min Var.	最大數 量 Max					
	5	7	50	7	5	8	100

III.	APE 預測範圍	筆數	百分比	MAPE
	APE <= 1%	30	40.54%	
	1% < APE <= 2%	15	20.27%	1.79%
	2% < APE <= 3%	17	22.97%	
	3% < APE <= 4%	5	6.76%	
	4% < APE <= 5%	4	5.41%	
	5% < APE <= 6%	2	2.70%	
	6% < APE <= 7%	0	0.00%	
	7% < APE <= 8%	1	1.35%	
	合計	74	100.00%	

IV. 隨機選取前7項次數最多之預測輸入變數如下:

項次	變數名稱	次數	佔總變數 次數之百 分比
13	PSY (落後 1期)	68	13.79%
10	D (落後 2期)	54	10.95%
7	K (落後 1期)	36	7.30%
3	MACD (落後 1期)	27	5.48%
17	JP (落後 1期)	27	5.48%
25	價格變動率	22	4.46%
1	RSI (落後 1期)	21	4.26%
4	MACD (落後 2期)	21	4.26%
11	W%R (落後 1期)	20	4.06%
			60.04%

五、 結論與建議

Nand Flash 或是 DRAM 在市場特性上，有著非常類似的性質，過去針對這兩項產品的價格預測相關文獻，主要都以迴歸方式做預測，而衡量預測模式之預測能力，皆以 MAPE 為主要評估指標。

根據 Lewis (1982) 發表 Industrial and Business Forecasting Method 的研究，MAPE 為要在衡量模式中未被解釋部份之百分比。MAPE 之值愈小，表示模型正確預測能力愈強，預測模式估計結果與歷史資料吻合精確度愈大。

依據 MAPE 值之大小，將模式預測能力分為四種等級，如表 5-1 所示，當 MAPE 小於 10% 時，表示模型之預測能力優良。

表 5-1 MAPE 預測能力之等級

MAPE 值	預測能力
<10%	高精確度
10%~20%	良好
20%~50%	合理
>50%	不正確

資料來源：Lewis (1982)

本研究實證發現，使用倒傳遞類神經網路，將比過去所使用之預估方式更能獲得準確的預測能力，且預測實際價格變動方向之準確率效果也很好。

5.1 研究結論

(1) 本研究所預測出的假各變動率之 MAPE 遠遠小於 Lewis (1982) 所提出關於預測時所產生的標準，可說是對於實際價格只存在著非常小的誤差，然而，在此類神經預測模型，對於格變動的方向，仍然有提升的空間，如表 5-2：

表 5-2 預測價格變動方向命中率

項目	預測價格變動方向命中率
64Gb	74.32%
32Gb	55.81%
16Gb MLC	55.65%
8Gb MLC	66.67%
4Gb MLC	75.59%
2Gb	69.70%
1Gb	65.29%

(2) 在每次預測嘗試選取變數以求得最佳解時，我們發現雖然變數是隨機選取然後模型嘗試使用這些選取變數求出預估值，如果此次求出之預估值效果不佳，便會在重新選取一次變數做預估，直到選此次數滿足程式所設定的次數，並留下所有隨機選取次數中，結果最好的一次。

統計出各個最多被隨機選取次數的前 7 項變數，我們發現成為最佳預測結果的變數中，最常出現的有：

第 25 變數-價格變動率

第 5 變數-MTM 落後 1 期

第 10 變數-D 值落後 2 期

第 20 變數-KR 韓元匯率落後 2 期

第 19 變數-KR 韓元匯率落後 1 期

第 6 變數-MTM 值落後 2 期

第 7 變數- K 值落後 1 期

可以看出 Nand Flash 價格的變動，應該存在著與價格變動率、韓元匯率與部份股市技術指標有著密切的關係。

5.2 研究建議

(1)由 5.1 研究結論結果，可以提供此行業相關上下游公司今後對於 Nand Flash 價格變動預測一個具有價值得參考之依據，以價格變動率當成是預測的目標，可以大大的縮減預測誤差，增加預測結果的參考價值。

(2)由 5.1 研究結論結果中我們發現，針對 Nand Flash 價格預測最重要的變數就是歷史價格資料，由每日價格移動的軌跡可以預測當成景氣循環的重要參考。

(3) Nand Flash 產業雖然是屬於全球性的運用與消費，且都是使用美元報價，然而，從實證結果看出，主要生產國-韓國，其每日相對於美元的匯率，存在著影響 Nand Flash 價格變動的顯著效果，可能是因為各家 Nand Flash 原廠中，即有 Samsung 與 Hynix 兩家重量級公司，其合併產量幾乎已佔全世界供應量的五成，在韓系 Nand Flash 生態中，原廠並不是天天出貨，而是每個月固定出貨一次或兩次，所以，韓系廠商挾帶著大量出貨的優勢，彈性調整出貨日期，判斷跟匯率應有很大的關係。

然而，主要下游生產國家-中國大陸，雖然生產廠商在接受客戶訂單的同時，並不會急時的採購 Nand Flash 原料，而是會選擇匯率（人民幣交換美元地下市場）較有優勢的時候才進行採購的動作，然而，每日人民幣相對於美元的地下市場匯率雖有波動，但是因為人民幣官方匯率固定，所以波動並不大，自然對於 Nand Flash 價格波動的影響也小。

(4) 一般認為最接近預測目標的資料，將最具有預測價值，然而，根據分析後的結果發現，D 值落後 2 期與 MTM 落後 2 期卻出現在最常見的 7 個自變數中，我們應該可以這樣做解釋：在 Nand Flash 產業特性中提到，市場的價格常常處於波動非常激烈的狀況，常常可以見到一天之內漲跌非常大（可能有高達 20% 的差價），也可常見到單日漲跌過大，而在隔日回漲或是回跌的情況。所以，有時候昨日（落後 1 期）並不必然筆前日建的（落後 2 期）更具有預測的價值，因為預測價格漲跌的基礎，應該是相較穩定漲跌的前日而非急漲急跌的昨日。

廠商在評估未來價格時，除歷史價格變動軌跡為主要參考依據之外，各主要生產與

應用地區的貨幣相對於美元的匯率也可納入參考因素之一，另外，當作為預測價格基礎的區間（Delta），如果是屬於價格波動非常劇烈的時期，則 D 值或 MTM 這類以衡量股價漲跌動能或是加速度的股價指標所套用的資料，落後 2 期將會比落後 1 期在預測基礎上更具有參考價值。



5.3 後續研究建議

本研究對於未來研究之建議如下：

本研究輸入變數除了股市分析指標與價格之外，另外加入了 Nand Flash 產業中，各個主要生產、下游模組廠、消費市場之所在地的各個國家之匯率，未來如有類似研究，可以考慮加入其他指標為變數（如各國 GDP 指數、各原廠的產能利用率、各類 Nand Flash 新應用成長速度的影響因素指標、技術更新的時程等影響產業供給/需求均衡的因素），以獲取更有參考價值的變數與經濟景氣循環趨勢資料。

目前應用於價格預測的方式除了類神經網路，還有迴歸分析、時間數列分析、灰色預測、因素分析法…等，各有優缺點可供比較，本研究僅以類神經網路作為預測工具，建議未來類似研究，可以採用其他預測方法，並做預測結果之比較。

本研究所預測的基期為 100 天，用意是想藉由每季價格變動的趨勢走向，使類神經模型學習過程中，可以得到更多相關趨勢變動的資訊，後續研究者可以使用不同預估基數期來做預測。



5.4 研究限制

本研究以每日 Nand Flash 價格，並以股市分析指標為表示，結合倒傳遞類神經模型，作為預測價格的方式，然而，有如下幾項限制：

(a) Nand Flash 晶片現貨市場中，價格漲跌的訊息流通非常快速，透過一些專業交易平台，皆可獲得每日最低與最高價格之記錄資料，但是，Nand Flash 市場畢竟不是股票市場，晶片的交易買賣並非在集中單一的交易平台進行，所以，對於每日各容量分別的交易數量或是收盤價，並無法得知。

部分股市分析指標的求算需要每日收盤價資料，本研究將以中間價（最高價與最低價之平均值）當成是每日收盤價格。但如果股市分析指標需要每日交易量为資料，本研究就將排除使用，僅在 2.2 技術指標中稍作介紹。

(b) 本研究僅就 Samsung 品牌之 64Gb，32Gb，16Gb MLC，8Gb MLC，4Gb MLC，2GB，1Gb 為預測對象，因 Samsung 生產之 Nand Flash 市占率超過全球供應量的 35%，具有主流價格上的指標意義。

另外，預估對象也不包含 SLC 類型之 Nand Flash，因目前所有 Nand Flash 應用產品皆以 MLC 類為主，且 MLC 類 Nand Flash 約占市場供給量的 90% 以上。

(c) Nand Flash 現貨市場除台灣、香港、中國大陸之公定假日之外，每周星期一至星期六皆有交易，而本研究的另一匯率變數，每周僅有五天（中央銀行匯率網站，每日匯率資料），所以在資料的蒐集上，須注意應排除存有空白資料的日期，然而，這會產生價格變數資料變動不連續的問題。

參考文獻

中文部分：

- (1) 王進德，蕭大全，類神經網路與模擬控制理論入門，二版，全華圖書，台北市，民國 92
- (2) 王董慧，小型記憶卡產業發展之研究，淡江大學，碩士論文，民國 91 年
- (3) 王瓊敏，電腦關鍵零組件之價格預測模式，國立中央大學，碩士論文，民國 88 年
- (4) 江愛群，快閃記憶體產業相對技術能力與研發策略之研究，國立交通大學，碩士論文，民國 94 年
- (5) 吳福立，DRAM 價格變動模式之探討，國立交通大學，碩士論文，民國 88 年
- (6) 呂靜怡，DRAM 產業分析與現貨價格預測之研究，東吳大學，碩士論文，民國 96 年
- (7) 李貞枝，中央信託局共同供應契約採購預測模式之研究-以資訊設備為例，朝陽科技大學，碩士論文，民國 94 年
- (8) 林金慶，整合灰色預測與 Black-Scholes 定價理論之類神經預測模型，應用於衍生性金融商品-認購權證，中華大學，碩士論文，民國 92 年
- (9) 唐淑娟，台灣地區鳳梨零售價格預測之研究—灰預測、類神經網路與預測組合之應用，屏東科技大學，碩士論文，民國 89 年
- (10) 翁震宇，全球小型記憶卡領導廠商競爭優勢之研究，國立清華大學，碩士論文，民國 92 年
- (11) 張明哲，快閃記憶體產業分析與競爭策略之研究，國立中山大學，碩士論文，民國 94 年
- (12) 張家富，DRAM 價格模式研究，國立台北大學，碩士論文，民國 89 年
- (13) 張淑珠，DRAM 模組供應鏈模式之探討，東吳大學，碩士論文，民國 92 年
- (14) 張順教，高科技產業經濟分析，二版，雙葉書廊，台北市，2006 (民 95)
- (15) 張錫華，從 DRAM 產業發展經驗探討 Flash Memory 產業經營策略，元智大學，碩士論文，民國 90 年

- (16) 陳力行，NAND 型 Flash 價格與交運量預測在風險分析下之決策模式，國立中央大學，碩士論文，民國 95 年
- (17) 陳中洲，在變動環境下之經營策略 --以記憶體模組業為例，國立政治大學，碩士論文，民國 94 年
- (18) 陳永裕，動態隨機存取記憶體產業生命週期之研究，國立中央大學，碩士論文，民國 94 年
- (19) 陳立白，台灣快閃記憶卡製造廠商之競爭策略研究，國立清華大學，碩士論文，民國 94 年
- (20) 陳嘉麒，無線網路卡共用料的最適採購量-以神腦企業為例，國立交通大學，碩士論文，民國 95 年
- (21) 葉怡成，類神經網路模式應用與實作，八版，儒林圖書，台北市，2003 (民 92)
- (22) 葉麗貴，DRAM 季價格預測，國立交通大學，碩士論文，民國 89 年
- (23) 詹勳桂，台灣 DRAM 及 NAND 快閃記憶體發展趨勢與機會研究，國立交通大學，碩士論文，民國 95 年
- (24) 劉 焯，台灣半導體 FLASH 產業策略聯盟之研究-以某半導體公司為例，國立交通大學，碩士論文，民國 92 年
- (25) 劉永輝，台灣 Flash Memory 產業發展與企業策略，國立中央大學，碩士論文，民國 93 年
- (26) 蔡元哲，動態 DRAM 價格之模擬分析---從 DRAM 產業及 PC 產業之研究，國立臺灣大學，碩士論文，民國 91 年
- (27) 鄭益慶，科技創新融合產業之競爭優勢策略分析研究-以 NAND FLASH 廠商產業組織型態變動之國際競爭策略為例，暨南國際大學，碩士論文，民國 92 年
- (28) 鄧京佩，利用類神經網路尋找影響價格預測之重要因素，育達商業技術學院，碩士論文，民國 92 年
- (29) 譚香伶，整合傳統財務指標與智慧資本指標之財務危機預警模式-類神經網路模型與存活分

析之比較，國立台北大學，碩士論文，民國 93 年

(30) 鍾宜君，使用專利資料探討記憶卡產業之研發策略，雲林科技大學，碩士論文，民國 92 年

(31) 羅招龍，台灣 Flash 與 Mask ROM 產業競爭力之研究，國立交通大學，碩士論文，民國 90 年

(32) 羅華強，類神經網路：MATLAB 的應用，二版，高立圖書，台北縣五股，民國 94

英文部分：

(1) Ansuji, A.P., Camargo, M.E., Radharamanan, R. & Petry, D.G., Sales forecasting using time series and neural networks, Computers Industrial Engineering 31(1/2), PP.421-424, 1996.

(2) Deng, J., Guo, H., Xu, S., Xiong, J., & Chen, M., Essential Topics on Grey System: Theory and Application, Huazhong University of Science and Technology, Beijing: China Ocean Press, 1988.

(3) Donaldson, R.G. & Kamstra, M., Forecast Combining with Neural Networks, Journal of Forecasting, PP.49-61, 1996.

(4) Dutta, S. & Shekhar, S., Bond Rating : A Non-conservative Application of Neural Networks, Proceedings of the IEEE International Conference on Neural Networks 11, PP.443-450, 1988.

(5) Fang, H. & Kwong, K.K., Forecasting Foreign Exchange Rate, Journal of Business Forecasting, PP.16-19, 1991.

(6) Thiesing, F.M. & Vornberger, O., Sales Forecasting Using Neural Network, Neural Networks, International Conference on, Vol.4, PP.2125-128, 1997.

(7) Grudnitski, G. & Osburn, L., Forecasting S&P 500 and gold futures prices: An application

- of neural networks, *Journal of Futures Markets*, Vol.13, Iss.6, PP.631-643, Aug 2006.
- (8) Hill, T., Marquez, L., O'Connor, M. & Remus, W., Artificial neural network models forecasting and decision making, *International Journal of Forecasting* 10, PP.5-15, 1994.
- (9) Kaastra, I. & Boyd, M., Designing a neural network for forecasting financial and economic time series, *Neurocomputing*, Vol.10, Iss.3, PP.215-236, Apr 1996.
- (10) Yao, J., Li, Y. & Tan, C.L., Option Prices Forecasting Using Neural Networks, *Omega: The International Journal of Management Science*, Vol.28, No.4, PP.455-466, 2000.
- (11) Kim, K.J. & Han, I., Genetic Algorithms Approach to Feature Discrimination in Artificial Neural Networks for the Prediction of Stock Price Index, *Expert Systems with Applications* 19, PP.125-132, 2000.
- (12) Kuo, R.J., Chen, C.H. & Hwang, Y.C., An Intelligent Stock Trading Decision Support System through Integration of Genetic Algorithm based Fuzzy Neural Network and Artificial Neural Network, *Fuzzy Sets and Systems*, 118, PP.21-45, 2001.
- (13) Lauterbach, B. & Schultz, P., Pricing warrants: An empirical study of the Black-Scholes model and its alternatives, *Journal of Finance*, Vol.45, No.4, PP.1181-1209, 1990.
- (14) Kohzadi, N., Boyd, M.S., Kermanshahi, B. & Kaastra, I., A comparison of artificial neural network and time series models for forecasting commodity prices, *Neurocomputing* 10, PP.169-181, 1996.
- (15) Lakshminarayanan, S., An Integrated Stock Market Forecasting Model Using Neural Networks, *College of Engineering and Technology of Ohio Uni.*, Aug 2005
- (16) Kimoto, T., Asakawa, K. , Yoda, M. & Takeoka, M., Stock Market Prediction System with Modular Neural Networks, *Nerual Networks*, PP.1-6, 1990.

(17) Wang, F.S., Time series Forecasting Using Back-Propagation Neural Networks,
Neurocomputing, Vol.2, PP.147-159, 1994.

網站部份：

- (1) MemoryStick Org., <http://www.memorystick.org>
- (2) 工研院產業經濟與資訊服務中心(IEK)，<http://iek.itri.org.tw/>
- (3) 美國 IDC 公司，<http://www.idc.com>
- (4) 財團法人資訊工業策進會，<http://www.iii.org.tw/>
- (5) 集邦電子交易市集，<http://www.dramx.com/>
- (6) 電子時報，<http://member.digitimes.com.tw>

