

國立交通大學

管理學院（資訊管理學程）碩士班

碩士論文

以混合式類神經網路改善需求規劃績效
於晶圓代工業之個案研究



Using Hybrid Artificial Neural Networks to Refine
Demand Planning Performance – A Case Study in
Wafer Foundry Industry

研究生：羅瑞蘭

指導教授：陳安斌 教授

中華民國九十五年六月

以混合式類神經網路改善需求規劃績效
於晶圓代工工業之個案研究

Using Hybrid Artificial Neural Networks to Refine
Demand Planning Performance – A Case Study in Wafer
Foundry Industry

研究生：羅瑞蘭

Student : Jui-Lan Lo

指導教授：陳安斌 博士

Advisor : Dr. An-Pin Chen

國立交通大學

管理學院（資訊管理學程）碩士班



Submitted to Institute of Information Management

College of Management

National Chiao Tung University

In Partial Fulfillment of the Requirements

For the Degree of

Master of Science

in

Information Management

January 2005

Hsinchu, Taiwan, the Republic of China

中華民國九十五年六月

以混合式類神經網路改善需求規劃績效

於晶圓代工工業之個案研究

研究生：羅瑞蘭

指導教授：陳安斌 博士

國立交通大學資訊管理研究所

摘要

供應鏈之規劃是以需求規劃為起點。當需求的規劃與預測能夠越精準則供應鏈管理的運作就能更順暢，供應鏈的績效也能越高。然而，以半導體產業而言長期以來，由於受到景氣循環以及客戶需求之不確定的影響下，產能往往無法被有效利用，相對的也使得投資效益也日益低落。故如何有效預測客戶需求進而提升產能利用率和投資效益是本研究主要探討的問題。

本研究提出以混合式類神經網路為基礎之同步供應鏈架構的需求預測模型，引入及時的市場資訊以及客戶資訊和歷史訂單與業務預測資訊，經過混合式類神經網路前端之 SOFM(自組織特徵映射類神經網路)，可有效的將資訊依其時空背景各自群聚分類，此外本研究更進一步的將分群後的知識帶入後端 MLP(多層感知機類神經網路)以進行預測。本研究透過一晶圓代工廠之實際資料實證，發現混合式類神經網路與較純 MLP 類神經網路(資料的輸入非知識的輸入)預測誤差較小，並且同時均優於與原業務預測對照組和複回歸模型組。

與原本的業務預測對照組比較，混合式類神經網路的誤差標準差較之可減少約 26%，換句話說可降低約 26% 的風險。換言之即平均每月每客戶約可減少 211 片(約當八吋晶圓)的閒置產能；並且減少平均 803 片(約當八吋晶圓)的訂單損失，換算成美金則分別為 US\$222438 與 US\$843897。此外本研究中也發現透過同步供應鏈管理之架構下進行產能的同步規劃，可以提升產能利用率和投資效益。

關鍵字：晶圓代工、需求規劃、混合式類神經網路

Using Hybrid Artificial Neural Networks to Refine Demand Planning Performance – A Case Study in Wafer Foundry Industry

Student : Jui-Lan Lo

Advisor : Dr. An-Pin Chen

Institute of Information Management

National Chiao Tung University

Hsinchu, Taiwan, Republic of China

Abstract

Demand planning is a starting point of the entire supply chain planning activities. Accurate and realistic forecasting will bestead the performance of supply chain management. Unfortunately, the market dynamic and uncertain demand information will highly affect the supply chain planning quality. Besides wafer foundry is such a capital extensive business and capacity expansion is the major capital expense. The more accurate demand planning will be, the more feasible capacity planning will be carried out.

In this paper the Sensitivity Demand Planning Process Model of Synchronous Supply Chain Management Architecture based on hybrid artificial neural networks is proposed. This model imports on time market information、customer inventory and historical order information, which are classified by front-end layer SOFM (Self-Organizing Feature Map). Then it puts the classified knowledge into back-end layer MLP (Multilayer Perceptron) to predict the real demand.

After experimented with a wafer foundry real data and comparing output results of hybrid artificial neural networks and original forecast, the mean absolute deviation of hybrid artificial neural networks less than the one of original forecast、regression and pure MLP model is found. Through this model, the demand forecast will be more accurate and the capacity utilization will be huge increase synchronously through the SSCMA's process. Finally, investment effectiveness will be largely refined.

Key Words: Wafer Foundry, Demand Planning, Hybrid Artificial Neural Networks

誌謝

感謝我的指導教授陳安斌博士，在陳老師的細心指導下，讓我能對學術領域有了更深的認知。

此外要感謝交大資管所裡的所有老師、學長姐與同學們，他們的指導與鼓勵，讓我能各方面有所成長，在此也要感謝廖承希學長，因他的經驗引導使我能對供應鏈學術領域有進一步的了解。

最後要感謝的是我的家人，尤其是母親和外子，因為他們的全力支持，我才得以安心的投注在課業上。



目錄	
中文摘要	I
Abstract	II
致謝	III
目錄	IV
圖目錄	VI
表目錄	VII
第一章 緒論	1
1.1 研究背景與動機	1
1.2 研究目的	2
1.3 研究流程	3
1.4 論文架構	4
第二章 文獻回顧與晶圓代工產業背景	5
2.1 供應鏈之文獻探討	5
2.1.1 供應鏈與供應鏈管理之定義	5
2.1.2 供應鏈管理議題與策略	6
2.2 同步供應鏈管理架構	8
2.3 需求預測之文獻探討	11
2.3.1 需求預測與規劃	11
2.3.2 複迴歸分析	12
2.3.3 統計方法與類神經網路在預測議題上之比較	12
2.4 類神經網路之文獻探討	13
2.4.1 多層感知機	13
2.4.2 自組織特徵映射網路	14
2.4.3 類神經網路與基因演算法之結合	15
2.4.4 混合式類神經網路	16
2.5 資料前處理之文獻探討	16
2.5.1 模糊距離權數法	16
2.5.2 Z-Score(Normalization)正規化	17
2.6 預測績效評估之文獻探討	17
2.6.1 平均絕對誤差	17
2.6.2 平均絕對誤差百分比	18
2.7 晶圓代工產業供應鏈之分析與挑戰	18
2.7.1 晶圓代工產業背景	18
2.7.2 晶圓代工業之供應鏈分析	22
2.7.3 晶圓代工業供應鏈管理之挑戰	23
2.7.4 晶圓代工業之需求預測	25
第三章 晶圓代工產業之需求規劃與架構	31
3.1 個案公司需求規劃之現況	31
3.2 敏感度分析之需求規劃架構	33

3.3	混合式類神經網路系統架構.....	34
第四章	實驗設計.....	35
4.1	資料之收集與界定.....	36
4.2	資料前處理與轉換.....	36
4.2.1	模糊距離權數法.....	36
4.2.2	Z-Score(Normalization)正規化.....	37
4.2.3	資料延伸轉換.....	37
4.2.4	輸入出項目.....	37
4.3	混合式神經網路預測模型.....	38
4.4	迴歸預測模型.....	39
4.5	MLP類神經網路預測模型.....	40
第五章	實驗結果與比較.....	41
5.1	各模型實驗結果以Z score - Mean Absolute Error (MAE)比較.....	41
5.2	各模型實驗結果以Mean Absolute Percent Error (MAPE)比較.....	41
5.3	混合式類神經網路與業務預測值比較.....	42
5.4	混合式類神經網路與業務預測值誤差比較.....	43
第六章	結論與建議.....	44
6.1	結論.....	44
6.2	未來建議.....	44
參考文獻	45
附錄一	混合式類神經網路的執行步驟.....	50



圖目錄

圖一：研究流程圖.....	3
圖二：供應鏈不同階段的需求波動.....	7
圖三：同步供應鏈管理架構-雙迴旋結構.....	9
圖四：同步供應鏈架構流程圖.....	10
圖五：需求規劃流程.....	11
圖六：多層感知機神經網路拓撲.....	14
圖七：全球GDP與半導體市場成長率之比較圖.....	20
圖八：IC產業循環圖.....	20
圖九：半導體產業垂直分工歷程.....	21
圖十：晶圓代工業供應鏈之物流.....	22
圖十一：晶圓代工業供應鏈之長邊效益.....	23
圖十二：晶圓代工廠客戶型態分配圖.....	24
圖十三：全球半導體總產值與成長率.....	25
圖十四：北美半導體設備訂單及出貨指標.....	26
圖十五：半導體銷售金額成長率與B/B值比較圖.....	27
圖十六 半導體銷售成長率與設備接單值比較表.....	28
圖十七：半導體銷售金額與全球產能利用率比較表.....	29
圖十八：半導體客戶庫存金額.....	29
圖十九：中短期需求規劃流程圖.....	32
圖二十一：混合式類神經網路架構圖.....	34
圖二十二：實驗流程圖.....	35

表目錄

表一：2005 年我國IC產業產值統計與推估結果.....	1
表二：原始資料項目表.....	36
表三：輸出入項目表.....	37
表四：混合式神經網路參數設定表.....	38
表五：迴歸預測模型參數設定表.....	39
表六：預測未來四個月之迴歸係數表.....	40
表七：MLP類神經網路參數設定表.....	40
表八：各模型實驗MAE結果比較.....	41
表九：各模型實驗MAPE結果比較.....	41
表十：混合式類神經網路與業務預測值績效風險比較.....	42



第一章 緒論

1.1 研究背景與動機

台灣半導體產業發展至今，不僅產業結構已相當完整，展現的成績也讓國際矚目。截至 2004 年底為止，台灣晶圓代工業的產值佔全球 67.6%，與 IC 封裝業雙雙名列全球第一，IC 測試業亦深具發展基礎。而 IC 設計產業在台灣既有的製造利基與政府發展政策支持下，快速發展，產值佔全球 28.2%，居世界第二。在整體產值方面，台灣半導體產業在 2004 年已突破兆元新台幣大關，而根據 ITIS 計畫統計 2005 年總產值也將達到 11,179 億元新台幣，再創新高。其中晶圓代工業約佔整個產值的三分之一，可顯示晶圓代工產業的重要性。

表一：2005 年台灣 IC 產業產值統計與推估結果

	2005Q1	2005Q2	2005Q3	2005Q4	2005	2005 /2004	2006(e)	2006 /2005
IC 產業產值	2,407	2,524	2,970	3,278	11,179	1.7%	12,962	15.9%
IC 設計業	575	647	780	848	2,850	9.3%	3,200	12.3%
IC 製造業	1,300	1,306	1,561	1,707	5,874	-5.9%	6,710	14.2%
晶圓代工	802	828	980	1,125	3,735	-6.3%	4,450	19.1%
IC 封裝業	379	410	458	533	1,780	13.7%	2,200	23.6%
國資封裝業	315	341	384	450	1,490	13.6%	1,864	25.1%
IC 測試業	153	161	171	190	675	17.0%	852	26.2%

註：(e)表示預估值(estimate)

單位：億元新台幣。

資料來源：TSIA 2005 年問卷調查統計；工研院 IEK 整理(2006/03)[1]

為因應全球資訊電子產業的發展趨勢、配合未來新興消費性產品「輕薄短小、多省廉快」之潮流，台灣半導體產業界無不致力於朝向前瞻性產品設計、微縮製程技術及高階封測技術開發等方向發展；其中對於著重管理效能與成本導向的晶圓代工製造而言，持續提升製程技術及擴展經濟規模，以提高生產良率並降低成本，更是面對未來市場需求的關鍵成功因素。因此，12 吋晶圓廠的建置與先進製程的研發，成為當前台灣半導體製造廠商提昇競爭

力之重要發展策略。

主要研究動機是供應鏈之規劃是以需求規劃為起點，當需求的規劃與預測能夠越精準，透過同步供應鏈之敏感性需求規劃流程，使其能執行最適產能決策以提高供應鏈之管理績效。在增進需求規劃的準確度方面，在觀察個案公司 X 的需求規劃流程以及了解該產業背景下會影響需求改變的重要外在因素，這些因素雖有行銷部門提供給業務人員參考，但是經過業務人員的人為判斷，或多或少有人為判斷的誤差。所以擬提供一個系統化的工具使客戶的需求資訊經過業務人員的判斷之後，引入市場指標與客戶庫存水準的資料，透過混合式的類神經網路將模擬學習歷史的市場指標與客戶庫存水準和當時實際的訂單透過自組織映射類神經網路(SOFM)做適當的群聚分類，將資料轉化成知識，將分群好的知識透過多層感知機類神經網路(MLP)做出精確的預測，再由同步供應鏈管理架構的進行產能規劃與決策。

1.2 研究目的

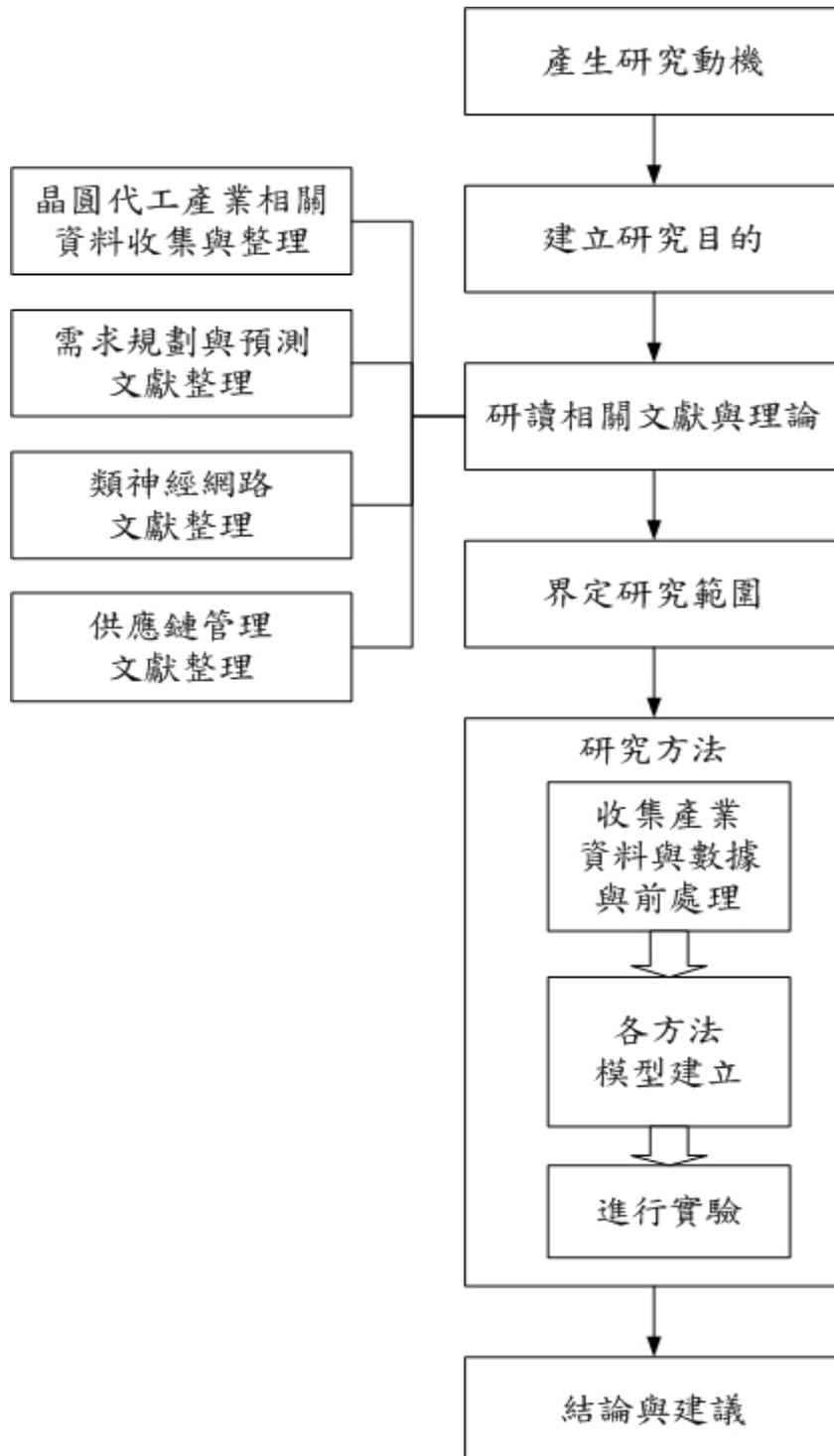


然而在面對龐大的資本支出與以及受到半導體景氣循環所造成需求不穩定和透過供應鏈使不穩定的需求波動加倍放大的情況下，晶圓代工業者該如何裁量客戶需求的準確性，以及發展相對應的先進製程技術，與評判正確的時點進行產能擴充的決策，是本研究主要探討的議題。

本研究的目的是研究晶圓代工廠在進行「客戶需求」預測時所面臨的不確定因素，以及引入即時資訊和人工智慧的方法使風險能夠降低，且使預測能夠更精準，精準的需求預測在經過同步供應鏈管理的架構反映在產能的規劃與決策上，使晶圓代工業者得以提高產能利用率，並改善其投資效益。

1.3 研究流程

本研究的研究流程如圖 1-1 所示，根據研究主題，研讀相關理論與文獻時，同時收集產業資訊與相關文獻，整理後確立研究中短期需求預測，並以迴歸分析、純 MLP 類神經網路與混合式類神經網路與原來業務預測值進行比較，並討論其績效。



圖一：研究流程圖

1.4 論文架構

本研究共分為五章，各章節內容簡述如下：

第一章為緒論，介紹研究背景與動機、研究目的、研究流程與論文架構。

第二章為文獻回顧與晶圓代工產業背景，回顧供應鏈與供應鏈管理之定義，供應鏈管理議題與策略以及同步供應鏈管理架構，還有需求預測與規劃方法學和 複迴歸分析以及統計方法與類神經網路在預測議題上之比較，加上類神經網路之文獻探討：多層感知機、自組織特徵映射網路、類神經網路與基因演算法之結合和混合式類神經網路，資料前處理之文獻探討有模糊距離權數法與 Z-Score(Normalization)正規化，預測績效評估之文獻探討有平均絕對誤差和平均絕對誤差百分比，在晶圓代工產業部份有針對晶圓代工產業產業背景與其供應鏈管理之分析與挑戰和晶圓代工業之需求預測。

第三章為晶圓代工產業之需求規劃與架構，針對個案公司需求規劃之現況進行分析，並且提出敏感度分析之需求規劃流程和混合式類神經網路系統架構。

第四章為實驗設計，實驗進行的方法與步驟包含資料之收集與界定、資料前處理與轉換、輸入出項目的界定以及實驗模型：混合式神經網路預測模型、迴歸預測模型、MLP 類神經網路預測模型。

第五章為實驗結果與比較，有各模型實驗結果以 Z score - Mean Absolute Error (MAE)比較、各模型實驗結果以 Mean Absolute Percent Error (MAPE)比較和混合式類神經網路與業務預測值在減少損失上面的比較。

第六章為結論與建議。

最後為參考文獻與附錄，檢附實驗之執执行程序。

第二章 文獻回顧與晶圓代工產業背景

2.1 供應鏈之文獻探討

供應鏈距今發展已有二十多年之歷史，本節將探討供應鏈與供應鏈管理之定義，與相關議題與解決方案。

2.1.1 供應鏈與供應鏈管理之定義

供應鏈定義：

- 供應鏈協會(Supply Chain Council)：從生產到運送最終產品到消費者手中這項過程的所有活動，其包含製造商的供應商、通路商至最終消費者的所有企業組織。廣泛的定義為包含管理需求及供給平衡，原物料的取得、製造、組裝、倉儲與存貨追蹤，訂單的輸入與管理，實體配送等物流活動和運送至消費者手中的完整過程[18]。
- Handfield & Nichols(1999)：供應鏈是由一系列的供應商與客戶的群組關係所共構而成。中間的客戶為下游客戶的供應商一直到終端的消費者出現[19]。
- Harrington(1997)：供應鏈包含物流與資訊流兩部份，屬雙向流程，將供應商到消費者之間所有成員連結起來，成為一個虛擬企業集合體，將採購、製造、分配產品與服務的活動串連起來[20]。
- 綜合以上，供應鏈主要目的是透過成員的有效整合，以提昇供應鏈之績效與服務水準。

供應鏈管理的定義：

- 供應鏈協會：供應鏈管理是涵蓋從生產到配送最終產品的一連串過程，其管理的對象從供應商到最終消費者，其目的在透過即時與通透的資訊流，以及供應鏈上成員的協調與合作，使消

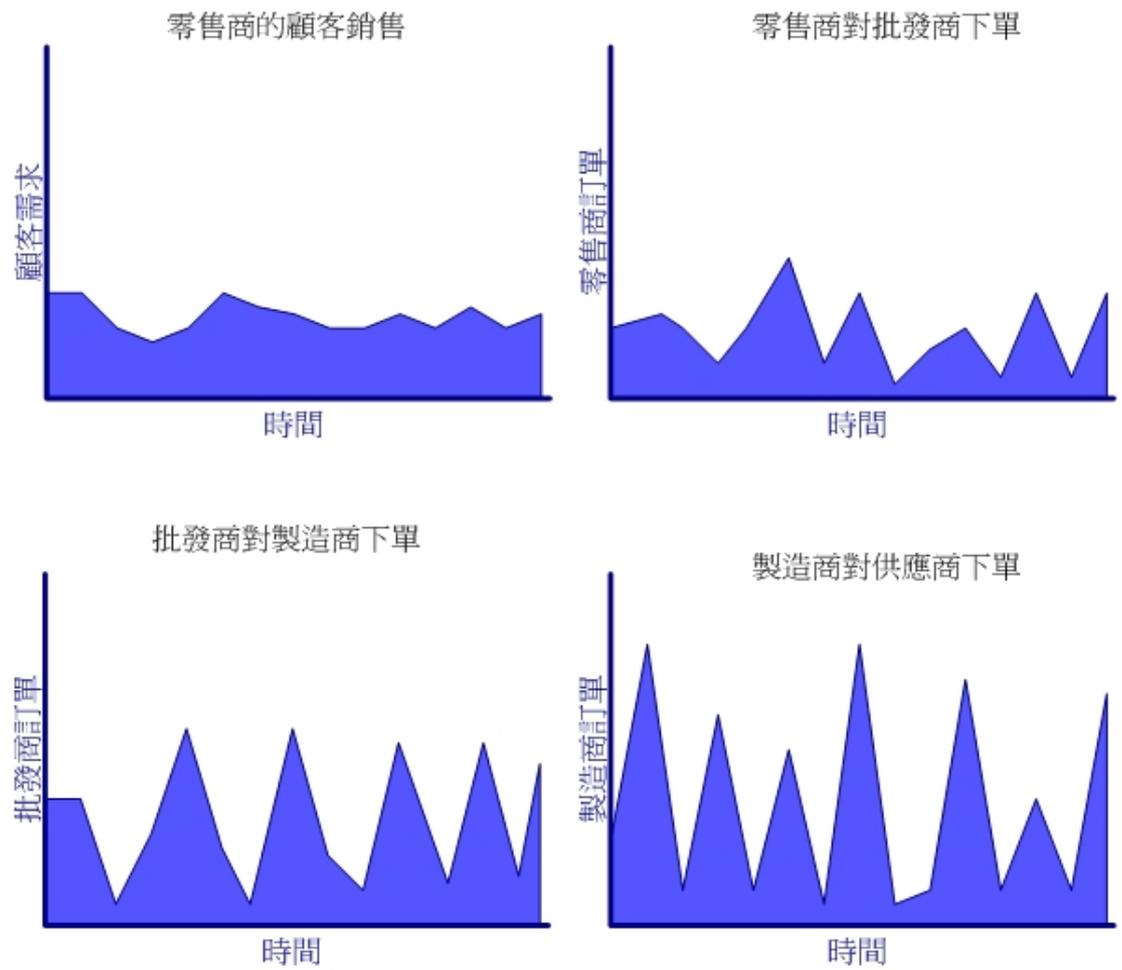
費者獲得滿意的產品與服務，而廠商獲得應有的利潤[18]。

- Stein & Voehl：系統化投入，對供應價值鏈提供從原物料供應商到終端顧客的整合管理，以滿足顧客的需要與期望[21]。
- Lambert et al.：自最終使用者至最初的供應商間的企業流程整合，提供產品、服務與資訊，並增加最終使用者的附加價值[22]。
- Scott&Westbrokk：供應鏈管理就像一條鏈，連結著從原料製造商到供應商到末端客戶每一個節點，跨越企業組織。可視為物察及資訊流的價值鏈[23]。
- 綜合以上:供應鏈管理可定義為整合供應商、製造商、通路商、零售商之有效方法，使商品能生產正確的數量，在正確的時間，配送到正確的地方。在一個顧客滿意的水準下，達成整體成本的最小化。

2.1.2 供應鏈管理議題與策略

2.1.2.1 供應鏈管理議題

伴隨著企業全球化，企業與企業間的競爭也逐漸演變成供應鏈與供應鏈的競爭，在追求供應鏈管理的效率最大化的同時，許多供應鏈管理探討的議題也隨之現世，其中最常討論的即是供應鍊的長鞭效應，Hau L Lee et al.(1997) 提出長鞭效應即是:當下游終端消費者的需求波動，資訊隨著供應鏈往上游傳播，越上游的需求變異會愈大[24]。如圖二所示，資訊的扭曲造成供應鏈的績效降低：超額的庫存、客戶服務水準的低落、收益損失、產能計畫的失調、生產排程的混亂。因為資訊交換的遲滯和不協調，使得供應鏈成員合作意願低落，甚至合作關係破裂。



圖二：供應鏈不同階段的需求波動[24]

除了長鞭效應之後，供應鏈裂結效應也深深的影響供應鏈整體的效率，Chen & Liao(2003) 指出供應鏈裂結效應為：供應鍊整體環節中，如有任何任一節點發生非預期的行為或錯誤，導致整體環節失衡[25]。如當某電子產品系統廠商，向 IC 設計公司訂購晶片，所以 IC 設計公司便向晶圓代工廠訂購晶圓，而晶圓在生產過程，因為潔淨室的污染導致晶圓報廢，無法順利出貨，造成 IC 設計公司和下游的電子產品系統廠商巨額的損失，並影響後續訂單的生產。

供應鏈運作在不確定的環境下，有許多的因素都會影響供應鏈運作的績效，若能提昇供應鏈對環境變動的感知敏銳程度和對事件發生時的同步即時反應動作，則供應鏈的績效將會大為提升。

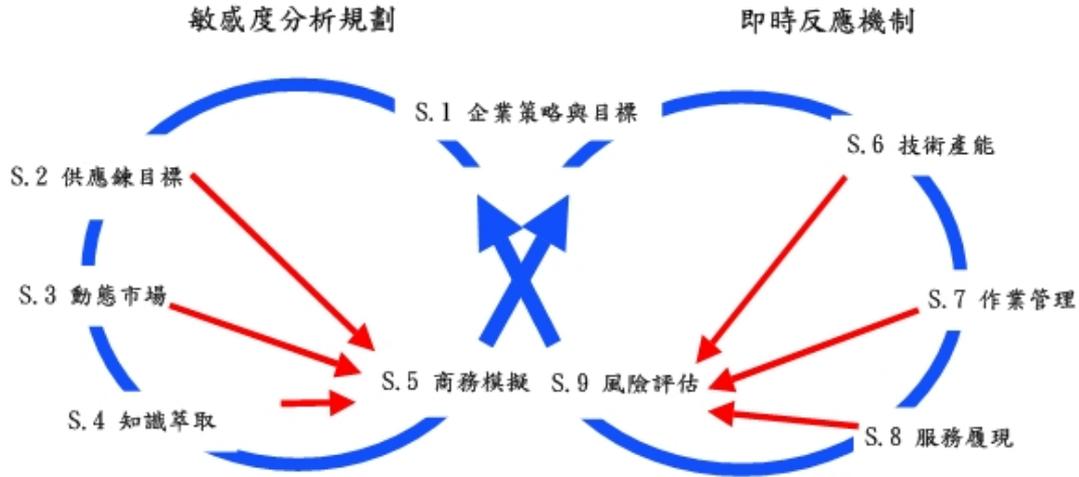
2.1.2.2 供應鏈管理策略

- 資訊分享：Gentry(1996)提出資訊分享是指企業與企業間對於資訊的交換及開放溝通[26]。Z. Kevin Weng(2003)提出在買賣雙方資訊共享與協同的模式，可提升獲利，降低風險[27]。
- 供應鏈整合：Perry et al.(1999)提出透過供應鏈聯盟將不同企業整合達到快速回應的功能[28]。Takashi(2003)提出不只是供應鏈整合更重要的是供應鏈流程的整合，整合各部門、組織與企業的流程[29]。
- 敏捷機制：Noaker & Paula(1994) 針對競爭環境中突發或無法預期的變化作出快速回應，以滿足客戶所需的產品或服務 [30]。Gunasekaran(1998)在快速變化的競爭環境中，透過客製化設計的產品與服務，並以快速有效的反應來因應市場變化 [31]。
- 透過一致性的供應鏈整合平台，使企業間的資訊能共同分享，甚至於產品的設計與需求的資料，協同完成產品的開發以達到快速反應客戶與市場的需求[2]。

2.2 同步供應鏈管理架構

同步供應鏈管理架構是 Chen & Liao (2003)所提出的，其結合動態市場與即時回應，包含九大模組，並且以雙迴旋的模式交互合作[25]，如圖三：

雙迴旋結構

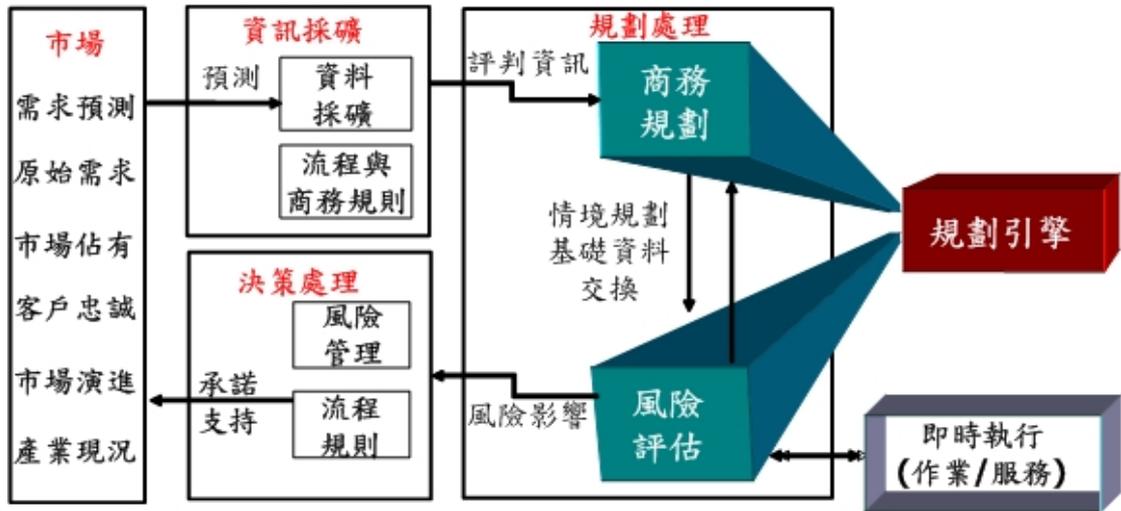


圖三：同步供應鏈管理架構-雙迴旋結構

從企業策略與目標(S1)開始並且跟隨迴圈架構的箭頭方向，同步模組供應鏈目標(S2)、動態市場(S3)、知識萃取(S4)、將被分別執行，其產出物將是商務模擬(S5)的輸入值。然後，技術產能(S6)將產生做複雜計算並且產生分析報對於每個商務模擬給予決策支援。在決定的商務情境下，作業執行(S7) 服務履現(S8)將在清楚並且調整好的原則下在全部供應鏈相關的組織中進行。最後，風險評估(S九)將被執行並且觸發行動方案以符合市場的改變。這研究定義同步過程是當同步模組協同進行的流程或者營業活動，例如資本投資、訂單滿足過程。技術產能(S6)為運算核心並且計算環境為服務同步處理實行。明確的說，技術產能(S6)是 SSCMA 的同步引擎。

同步供應鏈管理流程，如圖四，用以履現客戶需求和供應鏈目標，其為商務流程集合，包含企業目標規劃、資本投資流程、顧客需求分析、訂單履現和工廠運作。其強調在同步流程的是知識的萃取(S4)利用人工智慧(AI)或資料採礦方法學來評定資訊和預測市場動態(S3)，人工智慧的方法學(基因演算法、類神經網路、學習性分類元系統)在資料採礦和知識的萃取(S5)上表現出色，故能夠準確偵測影響長鞭效應和評定需求資訊的因素。綜合以上，由客戶分享其需求預測，經業務人員初步判斷後，進入資訊採擴流程找出知識和商務規則，後評判資訊經過規劃引擎

的商務規劃，產出各種情境的規劃與風險評估後，提供給決策處理模組進行決策。

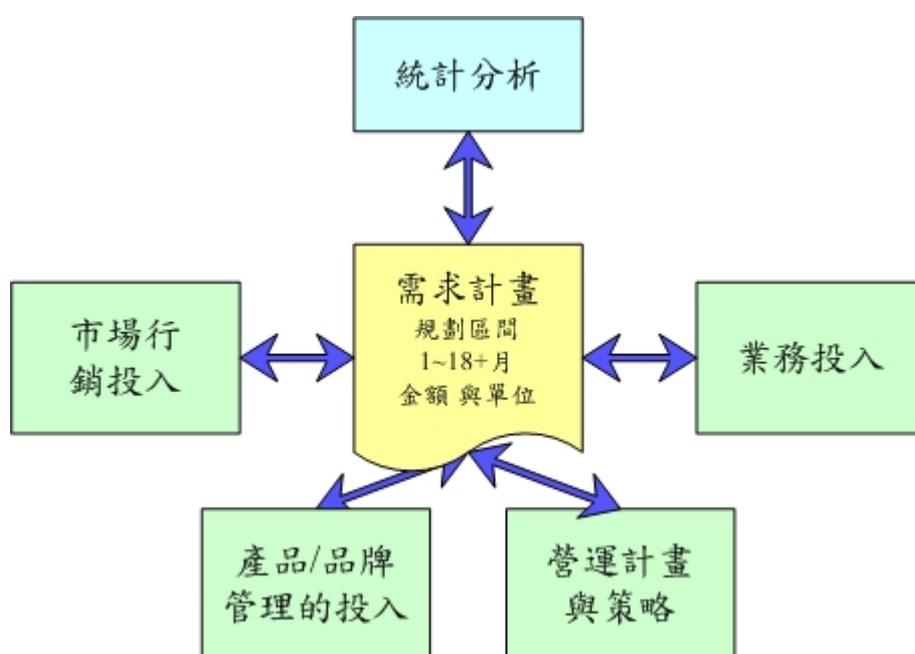


圖四：同步供應鏈架構流程圖



2.3 需求預測之文獻探討

需求規劃是供應鏈管理的首要任務，需求資訊的可靠度成為整個供應鏈管理的成敗關鍵，需求的波動會增加供應鏈的不確定性，提高庫存水位以因應，並降低需求計畫的準確性和品質，而且為供需失衡的驅動因子。需求規劃從無需求預測→內部業務與市場預測→需求計畫與製造部門溝通→透過流程整合同步規劃需求與供給計畫→供應鏈的需求計畫的協同合作。需求規劃流程需要許多輸入的因子[32]，如圖五。



圖五：需求規劃流程

上圖除了統計分析外，大部分都是業務流程，統計分析之優點在於無人為判斷的誤差，其依據歷史的需求資料，可視為對需求計畫的一個檢核機制。若為供應鏈的需求計畫的協同合作，還需加入客戶的投入[需求管理]。

2.3.1 需求預測與規劃

常見的需求預測之方法，大部分是量化的方式，如指數平滑法、移動平均法或迴歸分析，茲將文獻整理如下：

- 指數平滑法:Zhao(1993)比較雙指數和 Winner 指數，Winner 誤差較小[33]。

- Zhao(2002)用移動平均法做需求預測[34]。
- 周瑛琪 (2001)用迴歸模型預測半導體零件需求[3]。
- 藍俊宏(2001)研究聚合需求以進行統計預測，再行解析回個別預測值的需求規劃策略，再以二元自我迴歸時間序列模型模擬兩筆相關的需求數列進行分析[4]。
- V. Veugopal(1994)提出統計在行銷研究中預測方面的問題，最常應用的方法是複迴歸分析[35]。
- 本研究將採用複迴歸分析進行對照實驗。

2.3.2 複迴歸分析

複迴歸分析是利用一組預測變數(自變數)來估計反應變數(因變數)的平均數 $E(Y)$ ，或預測因變數 Y ，並利用最小平方法求得模型之參數估計與預測方程式(Prediction Equation)，並做參數的假設檢定、殘差分析、檢定模型的適合性等統計分析[5]。

複迴歸模型：

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_{1i} + \beta_2 X_{2i} + \dots + \beta_k X_{ki} + \varepsilon_i, \quad i=1, 2, \dots, n \quad (2.1)$$

- Y : 因變數; X_1, X_2, X_k : 自變數
- $\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_k$ 表示模型參數， β_0 為截距， β_1, \dots, β_k 為迴歸係數。
- ε_i 為隨機誤差項，須符合常態分配，有共同變異數，為獨立隨機變數。

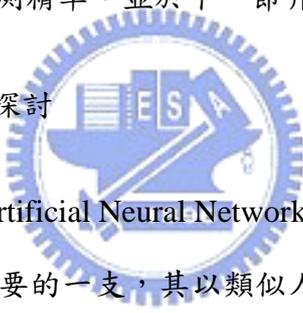
2.3.3 統計方法與類神經網路在預測議題上之比較

- Haibo Chen et al. (2001)研究交通流量預測時發現類神經網路

(ANN)優於整合自我迴歸移動平均模型(ARIMA)[36]。

- 蔡佩珊(2001)研究天然瓦斯需求預測時發現類神經網路(ANN)優於複迴歸分析[6]。
- 黃宗仁 (2001)研究台中都會區臭氧趨勢預測發現類神經網路(ANN)優於時間序列和複迴歸分析[7]。
- 朱正修 (2003)研究台灣股市與國際股市連動性之預測發現倒傳遞類神經網路(BPNN)優於時間序列和複迴歸分析[8]。
- Kuan-Yu Chen(2006)研究台灣機械工業產值之預測發現倒傳遞類神經網路(BPNN)優於季節性整合自我迴歸移動平均模型(SARIMA)[37]。
- 綜合以上，在部分的需求預測的研究上，類神經網路模式較統計方法的預測精準。並於下一節介紹類神經網路。

2.4 類神經網路之文獻探討

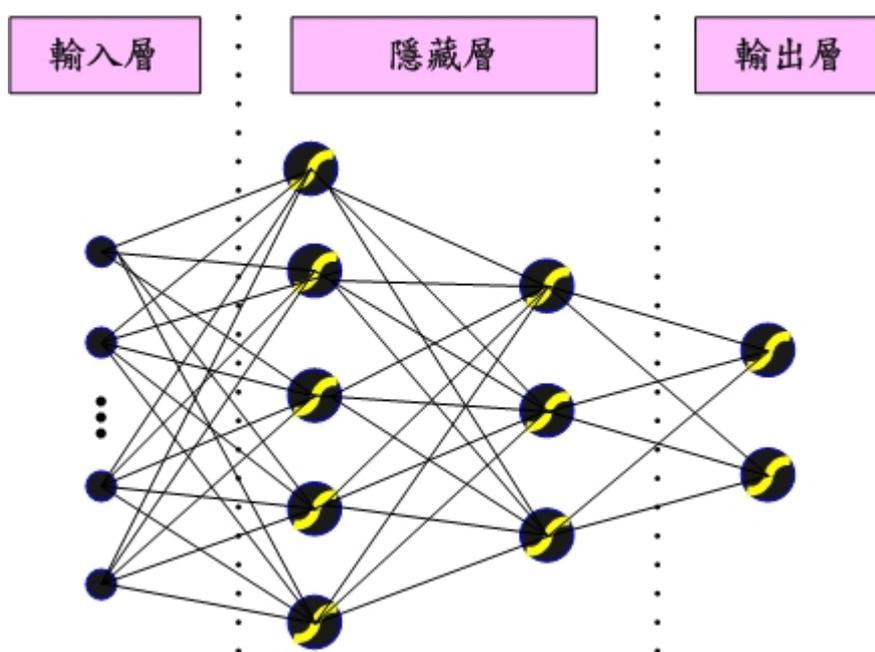


類神經網路(Artificial Neural Networks, ANN)屬人工智慧(Artificial Intelligence, AI)重要的一支，其以類似人腦神經結構的一個平行計算模式，其具有大量互相連結的處理單元 (Processing Elements)簡稱神經元，通常以平行的方式操作且置放於整個網路結構中，透過樣本或資料的訓練展現出學習(Learn)、回想(Recall)、歸納演算(generalize)的能力。其在模式配對(pattern matching)、分類(classification)、函數近似(function approximation)、最佳化(optimization)、預測(prediction)等都有很好的效果[9]。

2.4.1 多層感知機

多層感知機(Multilayer Perceptron, MLP)是屬於多層前饋式網路大多是用靜態的倒傳遞演算法訓練，為監督式學習方法。其容易使用且可以近似估計任何輸入與輸出的映射，但其缺點為訓練緩

慢且需要大量的訓練資料。其網路結構圖如圖六[38]。隱藏層的神經元數目往往需要以試誤法，而隱藏層的層數可以依問題的複雜度從一層而加到數層。本研究將以多層感知機做為實驗的對照組之一。



圖六：多層感知機神經網路拓撲

2.4.2 自組織特徵映射網路(Self-Organizing Feature Map, SOFM)

自組織特徵映射網路(Self-Organizing Feature Map, SOFM)於1982年首先由Kohonen提出，屬於前饋式、非監督式神經網路，同時也是競爭式網路[9]。SOFM是以特徵映射的方式將任意維度的輸入向量映射至一維或二維矩陣方式排列的特徵映射圖上。因輸入向量在神經元間會彼此競爭，優勝的神經元可以獲得調整連結權重的機會。從另一個角度來看，SOFM的過程也是一個群聚的過程。在SOFM網路學習的過程，神經元間有鄰近的關係，讓優勝的神經元在調整連結權重時，鄰近的神經元也會隨之進行連結權重的調整。設定神經元間的鄰近關係參數如下：

- 鄰近半徑:一開始可取較大的半徑值，隨著訓練次數或時間的增加，鄰近半徑可以逐漸的縮小。

- 鄰近區域形狀: 以優勝神經元為中心點，鄰近半徑長度為半徑，所圍繞的區域形狀可以有不同的選擇，如矩形和六角型等，隨著訓練次數的逐漸縮小。

2.4.3 類神經網路與基因演算法之結合

John Holland(1975) [39]所提出的基因演算法(Generic Algorithm, GA) 是人工智慧學中非常重要的部份，透過模仿自然的演化法則而發展出的啟發式演算法，並應用在解搜尋問題和最佳化的部份。而最佳化類神經網路的輸入項、架構或參數設定，可以透過基因演算法的快速計算而獲得。 相關文獻如下：

- Hiroaki Kitano (1990)[40]提出使用基因演算法來設計類神經網路的拓撲(架構)，結果顯示基因演算法收斂的越快，類神經網路的績效也越好。
- Dasgupta D. et al. (1992)[41]提出結構化基因演算法(Structured Generic Algorithm)做為應用類神經網路的設計，其可以有效的決定網路的拓撲和大小以及最佳化的連結權重的資料集合。
- P.A. Castillo et al. (2000)[42]基因演算法可最佳化權重和隱藏層的處理單元(神經元)數，基因演算法可以快速的搜尋 MLP 的參數空間和倒傳遞演算法。

2.4.4 混合式類神經網路

混合式類神經網路是指類神經網路結合一個以上的人工智慧的方法學(如模糊理論、類神經網路、基因演算法等)，透過方法學的整合，可以對特定問題提出更有效的解答。整理數篇相關文獻如下：

作者(時間)	研究主題	混合方式	優於
R. Lamedica(1996) [43]	電力異常負載短期 預測	SOFM+MLP	MLP
Mikko Kolehmainen (2000) [44]	空氣品質參數預測	SOFM+MLP	N/A
Haibo Chen(2001) [36]	交通流量預測	SOFM+MLP	SOM/ARIMA ARIMA, RBF, MLP
Nikhil R. Pal (2003) [45]	氣溫預測	SOFM+ MLP	MLP

綜合以上，本研究將採取混合式類神經網路以求取較佳的預測績效。

2.5 資料前處理之文獻探討

2.5.1 模糊距離權數法

為了將季資料轉換為各月資料，本研究根據沈中華、李紀珠與李建興[10] (2000) 所提出的模糊距離權數法來推估月資料，其主要考量原則如下：

- 以最接近的兩季資料來推估所欲推估之月資料。
- 以 Hamming 直線距離模糊歸屬函數 (Hamming Linear Fuzzy Membership Function) 來決定「權數」，即時間距離較近者給於較大之權數值，但兩權數值之合為 1。
- 上述欲從季總和資料來推估出月資料，因此所推估之資料上需除以 3。

- 公式如下:

$$Y_{t,Q_i,M_1} = (Y_{t,Q_{i-1}} * (1/3) + Y_{t,Q_i} * (2/3)) / 3$$

$$Y_{t,Q_i,M_2} = (Y_{t,Q_{i-1}} * (0/3) + Y_{t,Q_i} * (3/3)) / 3$$

$$Y_{t,Q_i,M_3} = (Y_{t,Q_i} * (2/3) + Y_{t,Q_{i+1}} * (1/3)) / 3$$

$Y_{t,Q_{i-1}}$, Y_{t,Q_i} 與 $Y_{t,Q_{i+1}}$ 代表t年第i-1 , i , i+1 季的資料;

Y_{t,Q_i,M_1} , Y_{t,Q_i,M_2} 和 Y_{t,Q_i,M_3} 代表第i季第一、第二和第三個月。

2.5.2 Z-Score(Normalization)正規化

Z-Score 正規化[46]用於資料轉換，使資料維持一致性以比較不同客戶的實際訂單與需求預測的資料。其公式如下：

$$v' = \frac{v - \text{mean}}{\text{stand} - \text{dev}}$$

Z-Score v' 是 V 減去平均數除以標準差。

2.6 預測績效評估之文獻探討

2.6.1 平均絕對誤差

平均絕對誤差(Mean Absolute Deviation , MAD)[47]公式如下：

$$MAD = \frac{\sum_{k=1}^M |x'(k) - x(k)|}{M}$$

$X'(k)$: 預測值, $X(k)$: 實際值, M : 樣本數

2.6.2 平均絕對誤差百分比

平均絕對誤差百分比(Mean Absolute Percent Error, MAPE)[47]公式如下：

$$MAPE = \frac{1}{M} \sum_{k=1}^M \left| \frac{x'(k) - x(k)}{x(k)} \right| \times 100\%$$

$X'(k)$ ：預測值, $X(k)$ ：實際值, M ：樣本數

2.7 晶圓代工產業供應鏈之分析與挑戰

2.7.1 晶圓代工產業背景

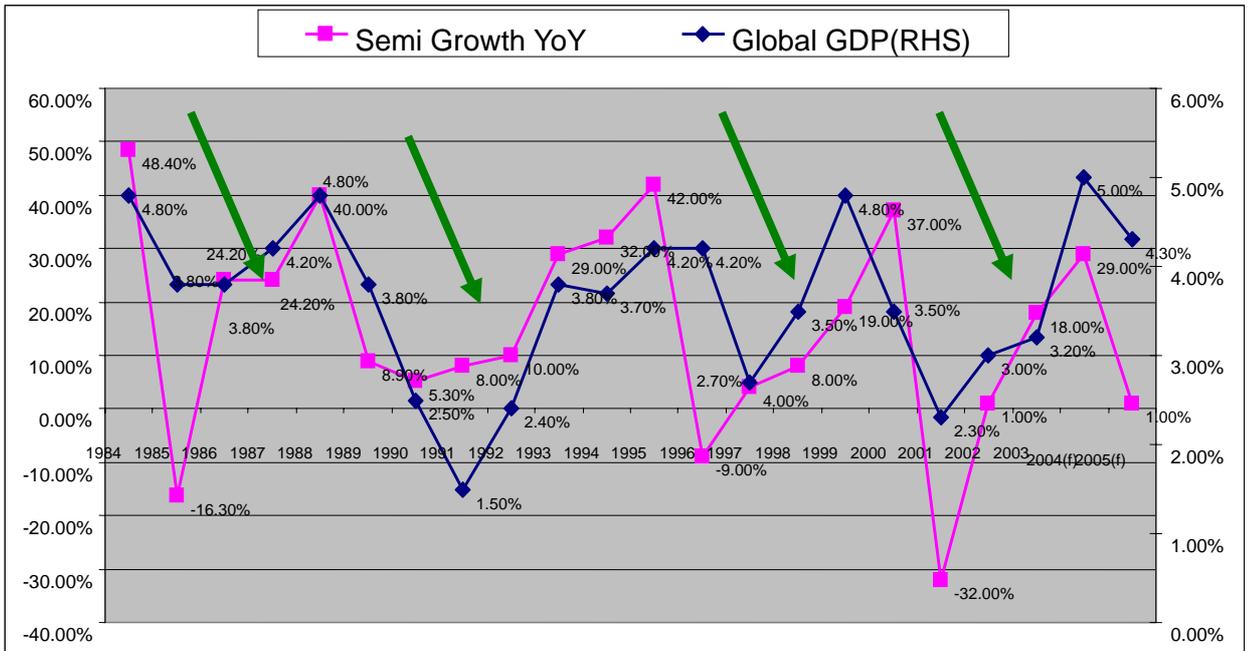
根據台灣經濟研究院產經資料庫的分類，企業凡專門從事各種晶圓代工製造之行業，均屬於「晶圓代工業」(Foundry)。產品項目包括互補式金屬氧化物半導體(Complementary Metal-Oxide Semiconductor；CMOS)晶圓代工製造、砷化鎵(GaAs)晶圓代工等。Foundry 原指鑄造、翻砂，但是半導體產業裡指的是晶圓代工，晶圓代工業者屬積體電路(IC)晶圓製造公司。此類製造公司本身並不設計，而是拿到客戶的產品設計後，透過光罩製作公司轉製在數層光罩(TMA)上，透過積體電路晶圓的製造流程後，以矽晶圓為基材，將光罩上的設計在轉置於晶圓上。現今晶圓代工廠的服務範圍已經擴大到設計支援、光罩製作、晶圓製造、晶圓測試封裝，以及產品問題的分析，幾乎囊括了所有工作[11]。晶圓代工業既屬於半導體製造業，其也深受半導體產業特性之影響，本節將介紹半導體的產業特性以及晶圓代工業發展背景。

2.7.1.1 半導體產業特性

- 資本密集：在半導體製造產業中，不管是 DRAM 製造、整合元件廠(IDM)、晶圓代工或是封裝廠，均是屬於高科技與高資本密集的產業。而此種資本密集的特性有二：第一是廠商的固定成本極高，所以產品的生產須達經濟規模並且於每一世代產品的生

命週期內，增加最多的產出，才能快速地降低單位固定成本，增加公司的利潤，因此，每一座半導體晶圓廠建廠完成後，廠商莫不希望盡量提高產能利用率。第二個特性為半導體廠的建廠規模浩大且耗時較久，建廠時間除了建築物本身外，主要在於昂貴的機器設備裝機過程，因此晶圓廠的投資效益並非立即可以顯現，因此是屬於極費時的資本遞延效應[48]。

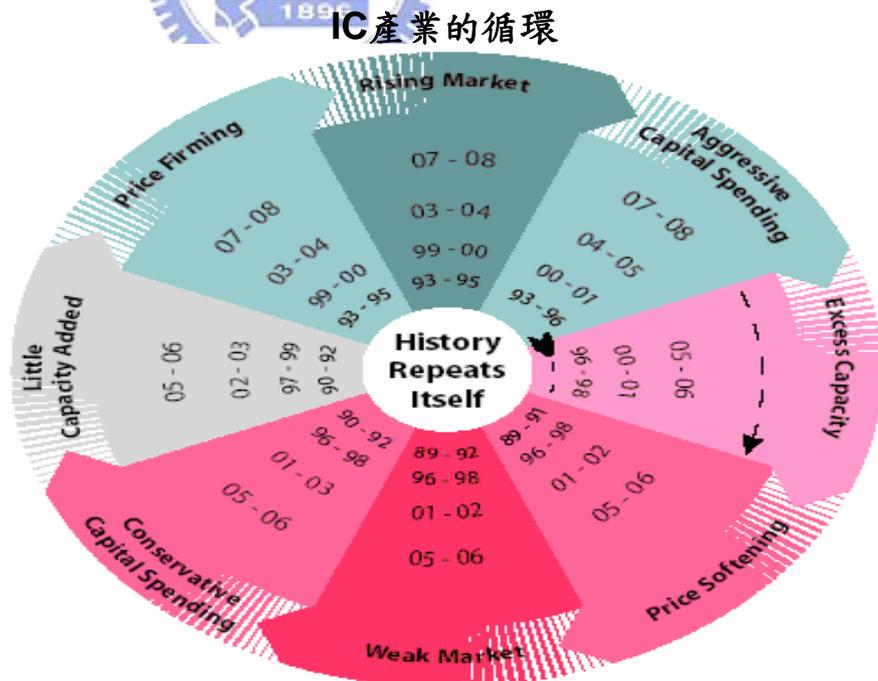
- 技術密集：半導體產業的第二個特性為技術密集，因為自從1947年電晶體發明以來，整個半導體的製造技術都是不斷的更新，不斷地向前演進，因此研究與發展對於該產業具有絕對的重要性。因為投入研發，才能持續的推出下一世代的產品與技術，降低單位生產成本，在短期內，雖然會因為龐大的資本支出或是利息與折舊費用而侵蝕企業獲利，但因為其最終產品為電子相關產品，在講究技術與速度的高科技產業裡，唯有具有新技術的廠商才能競逐下一世代的戰場，以更低廉的價格與成本，搶得市佔率與獲取利潤[48]。
- 景氣週期性循環：半導體產的景氣與總體環境息息相關如圖，以GDP與半導體產業景氣循環觀察，半導體景氣波動大呈現數年大好數年大壞的成長模式，從景氣的低點到景氣的高點為一個景氣循環，依圖七[12]可見(1985~1988，1989~1995，1996~2000，2001~2004)平均4~5年一次的半導體景氣循環，而且都是從高點跌落隔年呈現低點的情形。



圖七：全球 GDP 與半導體市場成長率之比較圖

資料來源:IMF;WSTS;拓璞產業研究所整理，2004 年 11 月。

- 超額供給與景氣循環：由於半導體產業的資本支出在景氣低則投資更低，在景氣高時投資更高而形成半導體景氣循環的現象 [49] 如圖八。

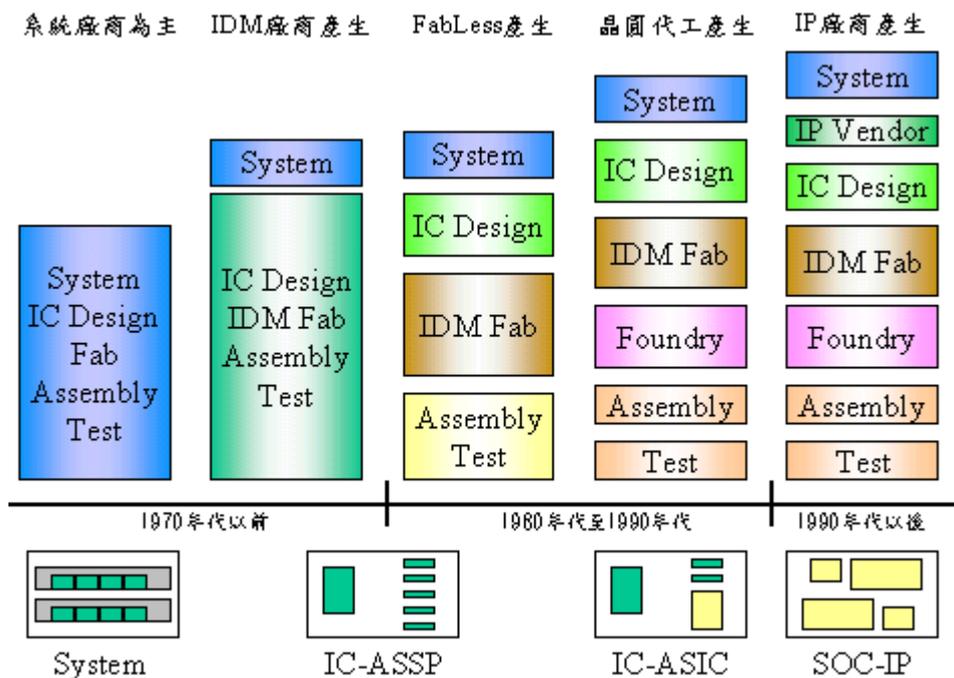


資料來源:IC Insights，2005年9月

圖八：IC 產業循環圖

2.7.1.2 晶圓代工業發展背景

從 1960 年代起，全球半導體產業大致經歷三次的變革，每次的變革大都起因於單一公司的資本或是技術無法獨立完成系統或是積體電路的設計而起，因此產業的運作模式需要有所改變，產業價值鏈因而產生新的機會點，新進者進入產業中，導致半導體產業發生結構性的變化。而在這 30 年、跨世紀的產業變革，主要區分為元件的標準化、ASIC 技術的產生與矽智財權組塊興起等三階段[13]。



圖九：半導體產業垂直分工歷程

資料來源：電子時報整理,1999 年 9 月

專業晶圓代工的模式在 80 年代興起，當時為了因應無晶圓廠設計公司的需求而產生，1987 年成立的台灣積體電路公司，是全球第一個專業晶圓代工廠，晶圓代工廠完全沒有自有產品，以專業晶圓廠為客戶代工，讓客戶不必自己建廠，也不需擔心晶圓代工廠會有自己的產品與客戶競爭，創造了新的商業模式。到了 1992 年晶圓代工廠與無晶圓廠設計公司分工合作的基礎已然穩

固，這種晶圓代工產業的形成，被視為經濟活動中資本集中發展的必然結果。晶圓代工業對提高製程能力一向熱衷，儘管代工業者在製程上投注的研發費用至鉅，但是卻可有效地掌握因此所帶來的經濟效益。除此之外，積體電路製造的製程及其周邊支援產業的分工更形明顯，且垂直整合起來，形成共生的關係，這也就是一般所謂的價值鏈[14]。

2.7.2 晶圓代工業之供應鏈分析

晶圓代工產業的供應鏈中主要參與廠商有：晶圓代工廠、封裝測試廠、IC 設計公司、積體電路通路商、電子產品生產工廠、零售通路商消費者。而晶圓代工廠另一個主要的客戶，IDM 廠其可能整合測試封裝、系統通路等，暫未列在此晶圓代工業供應鏈中。此外晶圓代工廠之上游為原物料和設備廠商亦未列入實體物料探討。晶圓代工業供應鏈之物流[15]如圖十：



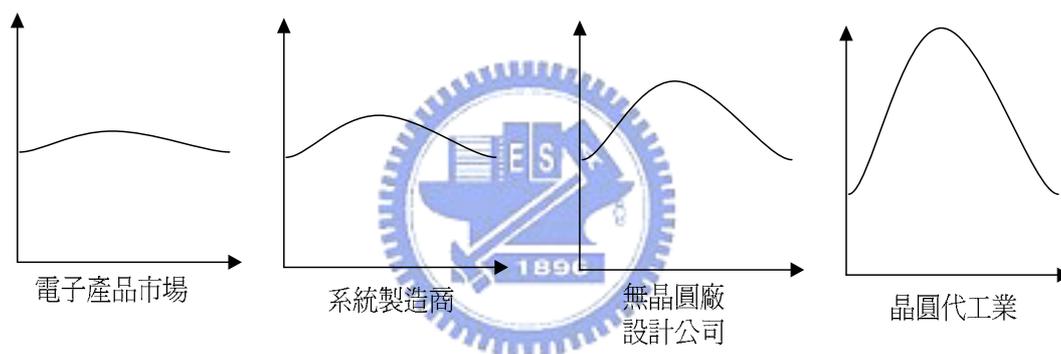
圖十：晶圓代工業供應鏈之物流

晶圓代工廠收到 IC 設計公司的訂單會安排生產，通常需要一至二個月才能產出晶圓，而後交給封裝測試廠，封裝測試(一個月)完成後，成品會交給 IC 設計公司，設計公司會轉賣給積體電路通商或是直接賣給電子產品系統廠商做成電子產品並且透過零售商或是直銷至消費者手上。晶圓代工廠有時也提供光罩製作和封裝測試的服務。半導體產業的平均的存天數約二至三個月，所以 IC 設計公司從下單到消費者手上約有 100 到 150 天的在製品和庫存，當景氣不佳時，會停止下單並需半年以上的時間消化庫存與在製品，而景氣好時，IC 設計公司為了

爭取產能或對市場產品過度樂觀而高估需求，且部分 IC 設計公司有雙供應商策略，故其需求可能會被兩家晶圓代工廠重複計算，若晶圓代工廠完全依客戶所提之需求擴增產能乃至於建廠，則產能的投資效益低落的風險會大大的提高。所以需求的評判對晶圓代工廠的產能投資決策是十分的重要。

2.7.3 晶圓代工業供應鏈管理之挑戰

就整個電子產品的產業供應鏈來看，晶圓代工業屬於上游的電子零組件業者，位居產業供應鏈的前段，而當電子產品市場之需求有波動時，透過供應鏈往上，對晶圓代工業的需求變動即呈現數倍的影響，如下圖。其可能的原因如資訊流通的落差，在製品和庫存的累積。



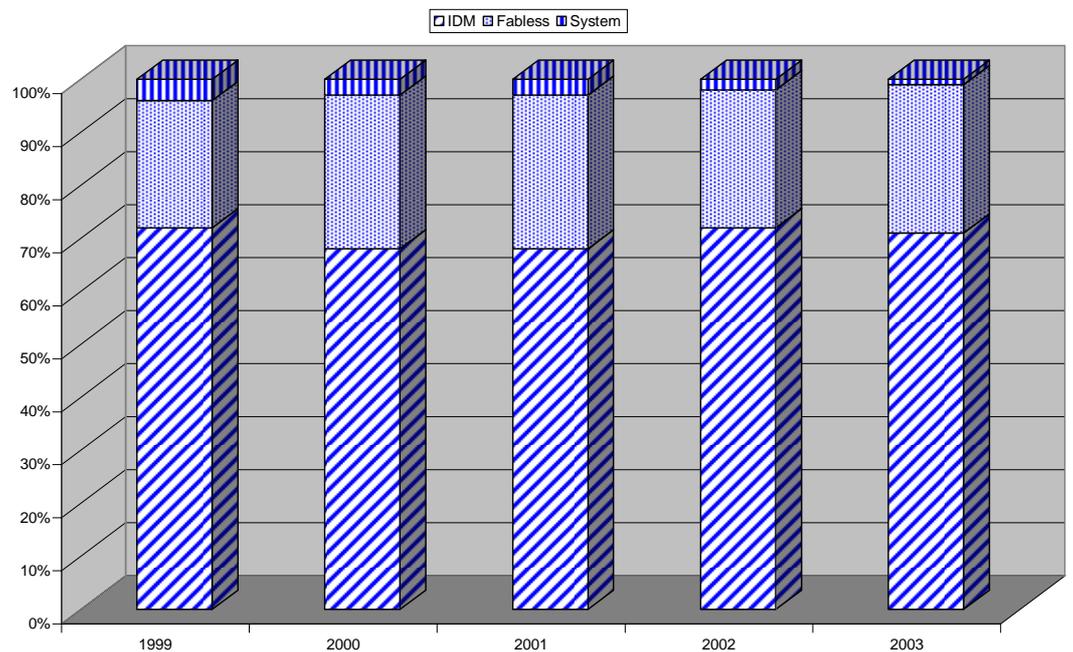
圖十一：晶圓代工業供應鏈之長邊效益

一般而言，晶圓代工廠商的客戶分為二種，一種是無晶圓廠設計公司，另一為整合性生產製造公司，其中整合性生產製造公司可能是因為沒有資金建廠，或是企圖提升自有晶圓廠生產配置效率。例如整合性生產製造公司每年推出新產品，如果這些新產品製造全部由整合性生產製造公司一手包辦，一旦某項新產品需求上揚，整合性生產製造公司很可能面臨生產不及的窘境，若是整合性生產製造公司內部的晶圓廠產能利用率維持七到八成，以供產能適度調配，但對於難以預測需求變動的新產品，整合性生產製造公司會利用委外代工策略，提升產能配置效率。

晶圓代工廠為了要擴充產能拉高經濟規模，攤低技術研發費用，要儘力爭取整合性生產製造公司的訂單，而在爭取整合性生產製造公司的

訂單時，面對的競爭對手將是整合性生產製造公司的自有生產工廠，如何以成本與技術能力取得競爭優勢，將是晶圓代工廠發展的重點。

圖十二[16]表示了晶圓代工廠客戶型態分配，可看出對晶圓代工廠而言，IDM 的訂單仍是佔百分之七十左右。在景氣好時，整合性生產製造公司會提高委外代工，但若在景氣低時，整合性生產製造公司將會爲了提高內部的自有晶圓廠的產能利用率而減少外包訂單，因此 IDM 的訂單是晶圓代工廠景氣波動的主要來源。



圖十二：晶圓代工廠客戶型態分配圖

資料來源:工研院 IEK-ITIS, 2004/04

無晶圓廠設計公司是標準的以小博大，會有較積極的行為模式以爭取晶圓代工廠最佳的製程技術支援，爭取最快的產品上市時間，因此當他們考量代工服務供應商時，彈性的「產能支援」，以及穩定的「生產品質」是最重要的考量。晶圓代工廠要維持無晶圓廠設計公司的客戶忠誠度，與吸引整合性生產製造公司將訂單外包，其中一個最重要的關鍵就是「產能」，能夠提供彈性的產能與具競爭力的價格，就能夠提高市場佔有率。「產能」在晶圓代工產業中就代表了資本支出，在如此龐大的資本支出之下，如何與上下游的客戶與供應商合作以降低風險，提高

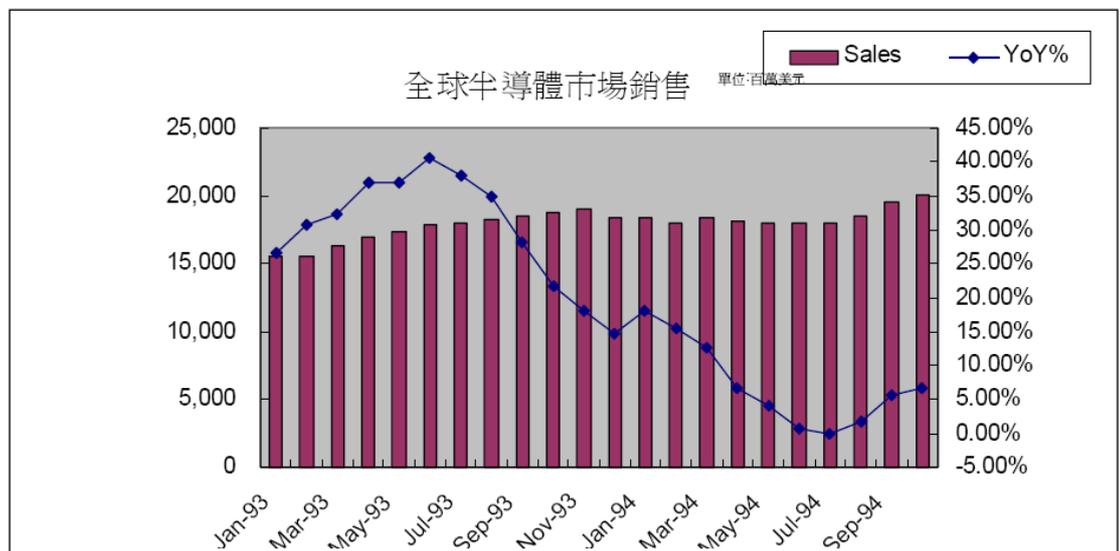
收益，這時對客戶的需求與庫存資訊與產業景氣的評判，將會輔助晶圓代工業做出良好產能投資的決策或是尋求外部產能的考量。

2.7.4 晶圓代工業之需求預測

晶圓代工業相關之文獻整理如下：

- 陳靖惠(1994)[17]研究半導體晶圓物料需求預測之市場景氣指標：

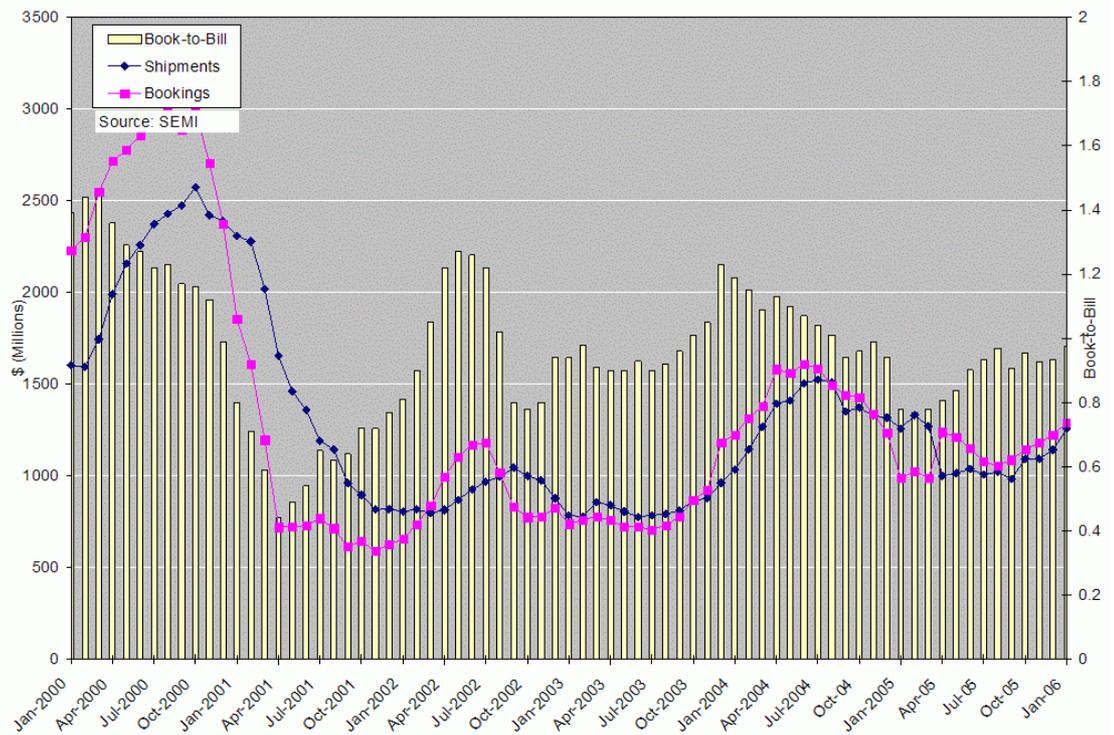
- 全球半導體總產值(出貨量)如圖十三
- 其使用全球半導體總產值(出貨量)做為總體經濟，尤其是半導體產業的指標。



圖十三：全球半導體總產值與成長率

資料來源:SIA，金鼎證券整理(2005/12)

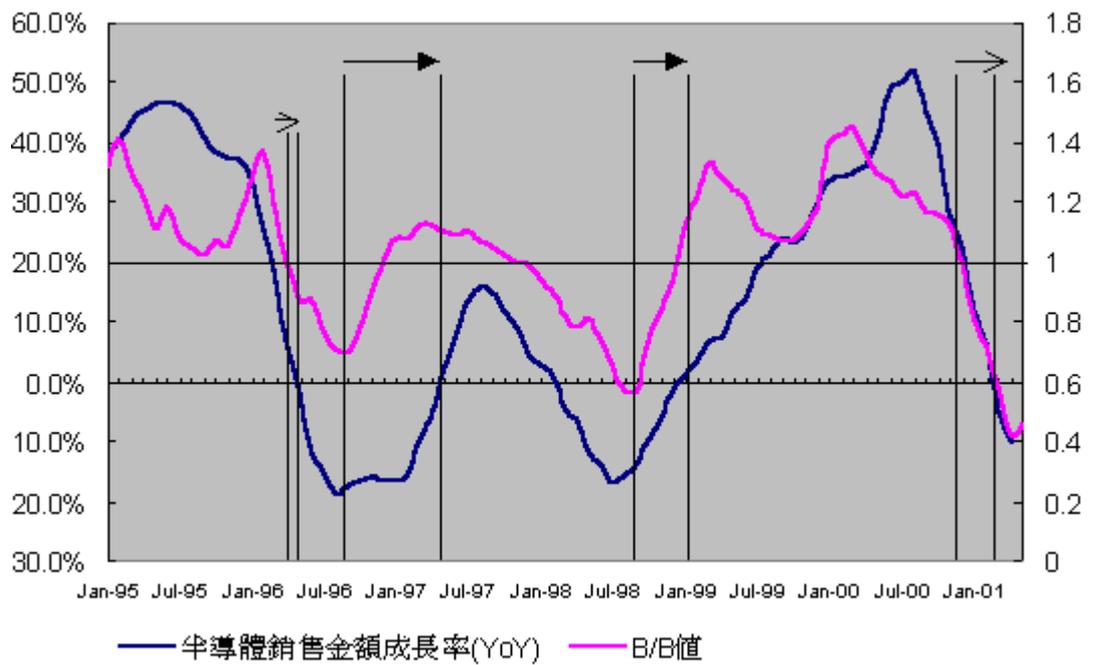
- 北美半導體設備訂單及出貨指標，簡稱 B/B 值，如圖十四。
- 北美半導體指標(Book to Billing)如果大於一表示設備的出貨量比訂購量多，大多廠商認為景氣好才會增加設備的購買；反之，若跌破一，則普遍對景氣抱持悲觀的看法。



圖十四：北美半導體設備訂單及出貨指標

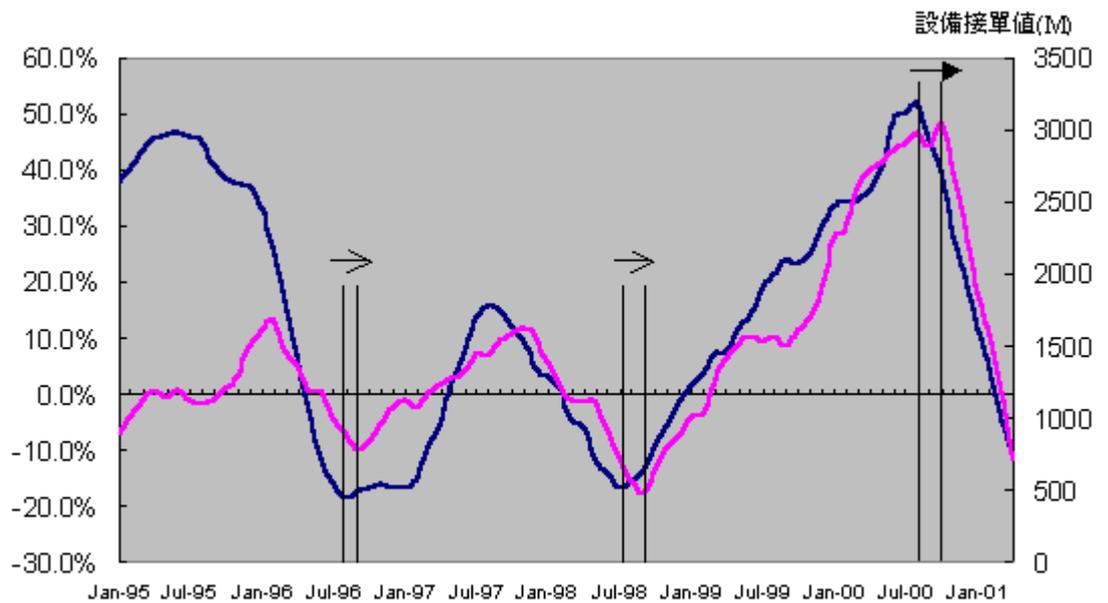
資料來源:SEMI

- 力世投顧 (2000)判斷半導體產業景氣的依據:
 - 北美半導體設備訂單及出貨指標，簡稱 B/B 值。就 B/B 值與半導體市場的成长率作觀察，可以發現在 1996 年 4 月與 1997 年 12 月低於 1 後，整個半導體市場景氣亦分別在 1996 年 5 月與 1998 年 3 月開始呈現負成长的情況。而當 B/B 值從 1996 年 9 月與 1998 年 8 月的最低點開始上升後，卻也形成了整體市場向上成长的先兆，除了整個市場成长率開始逐漸上升，整個市場景氣亦分別在 1997 年 5 月與 1999 年 1 月正式反轉。



圖十五：半導體銷售金額成長率與 B/B 值比較圖

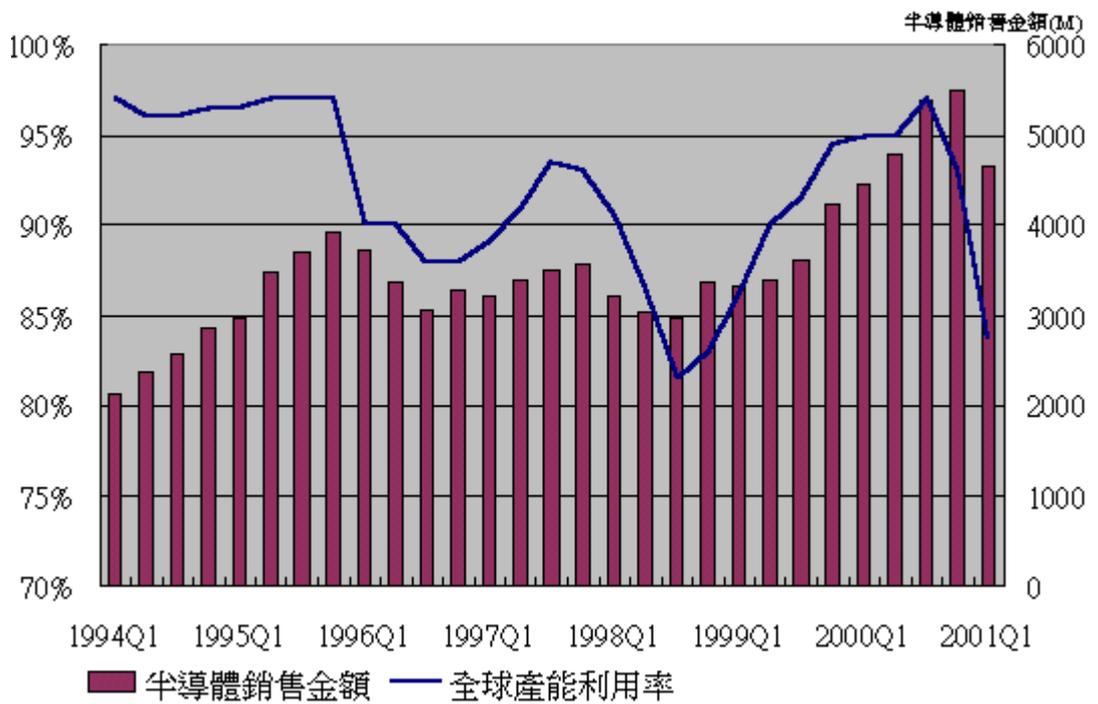
- 半導體銷售金額成長率。若再以半導體銷售金額的成長率與設備接單值來做比較，可以發現在 1995 年以後半導體的兩次空頭走勢中，市場銷售成長率於 1996 年 8 月及 1998 年 7 月週較設備接單值走勢領先觸底 1 個月。而在 1996 年下半年市場誤認為半導體景氣即將好轉，但實際上 1997 年中的金融風暴，使景氣再度衰退，因此 97 年 8 月半導體銷售市場的成長率再度減緩，也是領先設備接單首次出現衰退的時間達 3 個月。因此把設備接單值與半導體銷售金額成長率做一比較，可以發現半導體銷售金額成長率仍為領先指標。



— 半導體銷售金額成長率(YoY) — 設備接單值

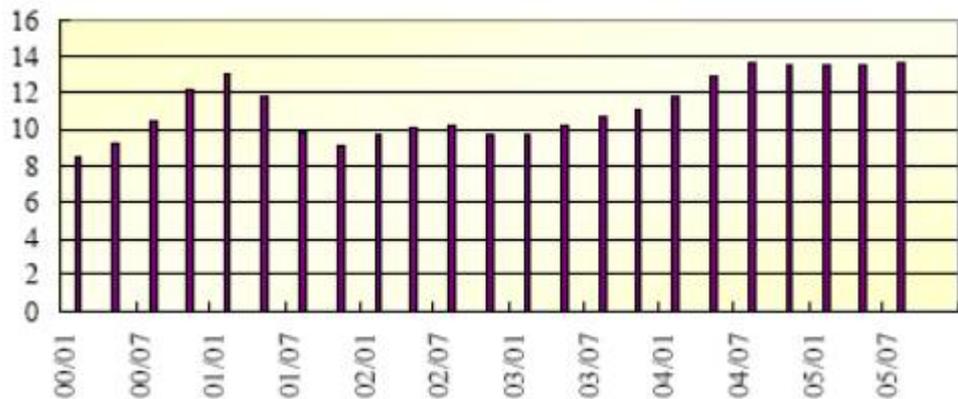
圖十六 半導體銷售成長率與設備接單值比較表

- 產能利用率。從過去半導體市場銷售成長率與產能利用率的關係分析，可以看出兩者間呈現同步的變化趨勢：市場景氣不好，自然形成了產能利用率的降低；市場景氣回昇，亦同時使得產能利用率提升。整體而言，在景氣好轉的時候，一旦廠商的產能利用率降至 90% 以下，則代表市場景氣已趨於衰退的階段，在 1996 年第一季與 98 年的第一季。而當產能利用率處於逐步提昇的階段時，也代表整體市場景氣開始好轉的時刻，依過去的經驗，98 年中的全球晶圓廠的產能利用率的谷底約在 60% 左右，隨後兩季，則回升到 85% 以上。



圖十七：半導體銷售金額與全球產能利用率比較表

- 王博立(2006)半導體產業投資展望，庫存在合理的水位，景氣循環向上，所以需注意客戶之庫存水位是否有超額增加的狀況。



圖十八：半導體客戶庫存金額

資料來源：各公司；建華綜研處整理，Dec. 2005

- 綜合以上各點，本研究之市場指標將引入 B/B 值、半導體銷售金額成長率與客戶庫存。h
- 需求預測的期間定義
 - 短期：三到六個月，短期需求可能會每天變化，三個月內的需求大多靜止不動，因其大部分都轉換成訂單。而四到六個月的需求預測會隨著景氣與客戶的營業狀況做

調整，通常其需求的能見度很高，而這段期間的需求預測對公司短期內的產能調整是非常重要的

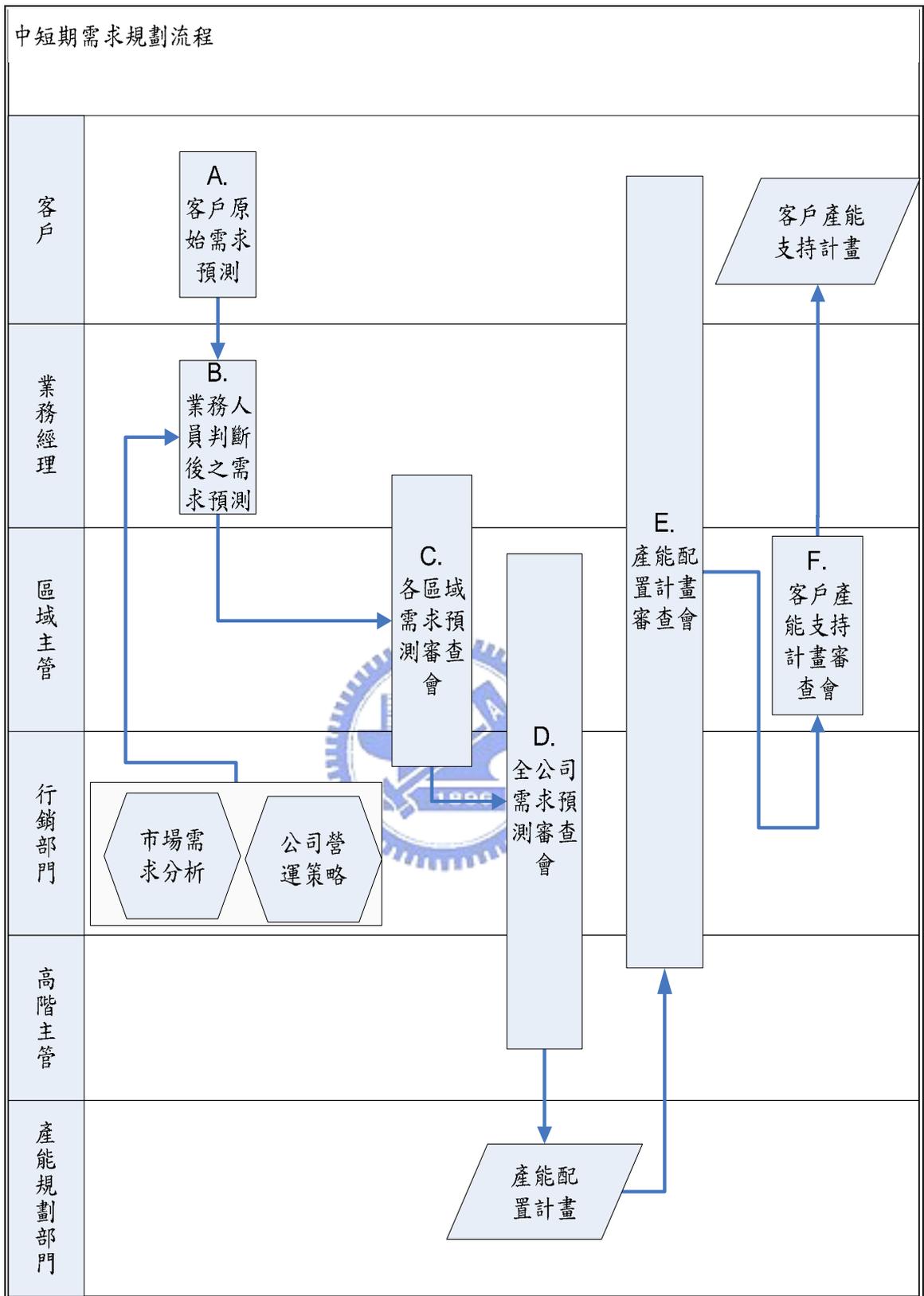
- 中期：中期需求預測大致為未來的第七個月起至第二年的年底，為滾動的需求型態，中期的需求預測大約一個月會凍結一次，其能見度低於短期的預測，因此除了部份確定的產品需求會以產品的型號或名稱輸入系統外；有些需求會以微米為單位輸入需求數量，再利用需求預測模型解析至最低階的產品層級。業務經理人除了需要預測中期的需求量之外，也需要預測半年之後，會有幾個新產品問市，其產品規格為何，且這些新產品是否需要利用到先進製程等，這段期間內的需求預測對公司中期的產能計畫及未來的資金規劃是非常重要的。
- 長期：長期需求預測大致為未來兩年至五年之間的預測，此段期間的需求預測能見度較低，大都以微米的方式呈現，無法細分到產品型號的層級，而且大都是行銷部門所做的市場調查及景氣分析所得到的結果，此段期間的需求預測對於公司未來長期的產能擴張及製程轉換決策有著重要的影響[46]。
- 本研究的需求預測期間為未來三個月到八個月，為即時產能調整和訂單能見度間取一的有效且合理的期間，長期需求預測並不在本研究範圍內。

第三章 晶圓代工產業之需求規劃與架構

在晶圓代工產業的供應鏈管理中，需求的規劃和預測是相當重要的，其會劇烈影響產能決策以及整體供應鏈的供需平衡。所以，為了公司的產能與財務規劃不單須對個別客戶、區域市場，乃至整體公司的業務需求作良好預測。影響需求預測重要因素可分為：原始的客戶需求預測、客戶訂單的歷史資料、在製品資訊、行銷部門的對市場分析資訊以及客戶目前的營運狀況，然而，如何在眾多的資料中，擷取重要的資訊意含，轉化成有用的知識並且透過統一且系統化的運算使得需求預測能更貼近實際訂單需求。

3.1 個案公司需求規劃之現況

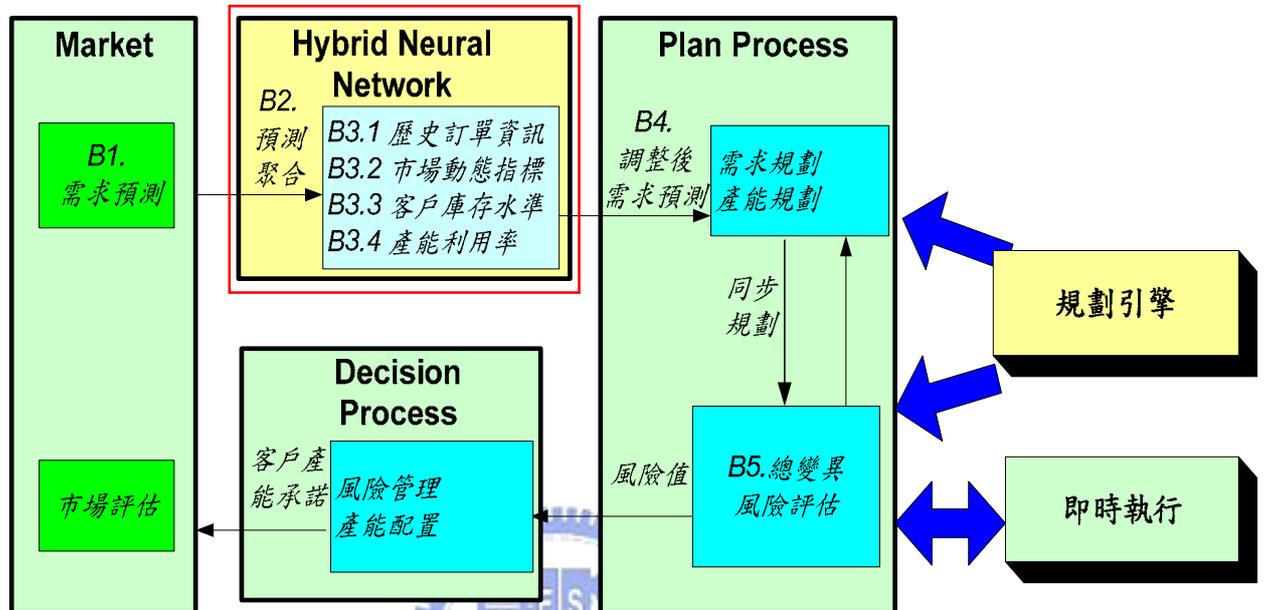
圖十九描述了晶圓代工業個案公司 X 的需求規劃流程，在步驟 A 中，業務人員會定期拜訪客戶或是透過電話以及電子郵件等掌握客戶原始的需求預測，並且加上行銷部門對市場需求的需求預測資訊、過去的歷史訂單資料以及客戶目前的營運狀況經過業務人員的人為判斷後則形成步驟 B 中的判斷後的需求預測並且會輸入至供應鏈資訊系統的需求預測模組，經過步驟 C 區域的需求預測審查會議以及步驟 D 的整體公司業務需求預測審查會議會並與公司目前的初估產能映對（供應鏈資訊系統的產能配置規劃模組）而產生對應需求的產能分配計畫，至步驟 E 通過產能置配計畫審查會議後和步驟 F 的客戶產能配置支持審查會後則會產生客戶產能支持計畫（供應鏈資訊系統的產能配置管理模組），即是對客戶中短期產能支援的承諾。然而在上述流程當中，業務人員的人為判斷對於整個需求規劃的品質具有重大的影響，市場的資訊和客戶營運情況是輔佐業務人員參考的依據但並非是直接影響需求預測的輸入因子。於是在 3.2 提出引入即時的資訊的需求規劃架構，希望能藉由市場景氣指標以及客戶即時資訊和企業的營運策略等資訊，能有效的偵測出市場不確定因子下對需求影響並且改善需求預測的品質。



圖十九：中短期需求規劃流程圖

3.2 敏感度分析之需求規劃架構

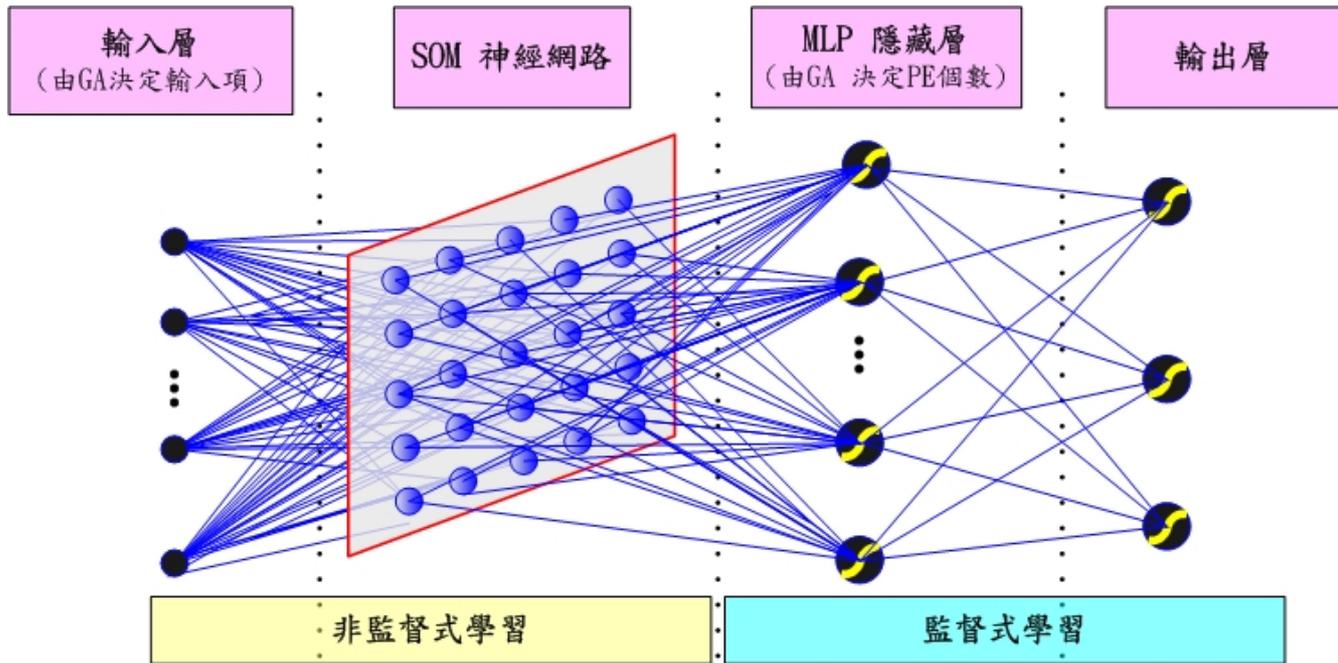
本研究採用同步供應鏈管理架構之敏感度分析流程，並將其應用在需求規劃，其架構如圖二十所示。



圖二十：敏感度分析之需求規劃流程圖

圖二十表示在業務人員將資訊輸入至系統後 B1，將資訊聚合至客戶別的各月份所需約當八吋晶圓的預測值 B2，再搭配 B3.1 了解目前客戶在預測當月和預測當月的前一個月的訂單資訊，輔以當月市場指標 B3.2 如北美半導體設備訂單及出貨值，簡稱 B/B 值和全球半導體銷售額的成長率等指標。B3.3 客戶當月的庫存水準和 B3.4 該個案公司當月產能利用率等重要資訊來做中短期的需求預測，預測未來 3 到 8 個的客戶來單狀況。B3 的資訊作為混合式類神經網路的輸入項目，經過類神經網路的分群、模擬與預測而產出 B4 即是類神經網路的輸出值，B5 即是將原來的預測值和調整後的預測值和實際訂單值的誤差做一個總變異的風險評估，計算誤差的標準差。

3.3 混合式類神經網路系統架構

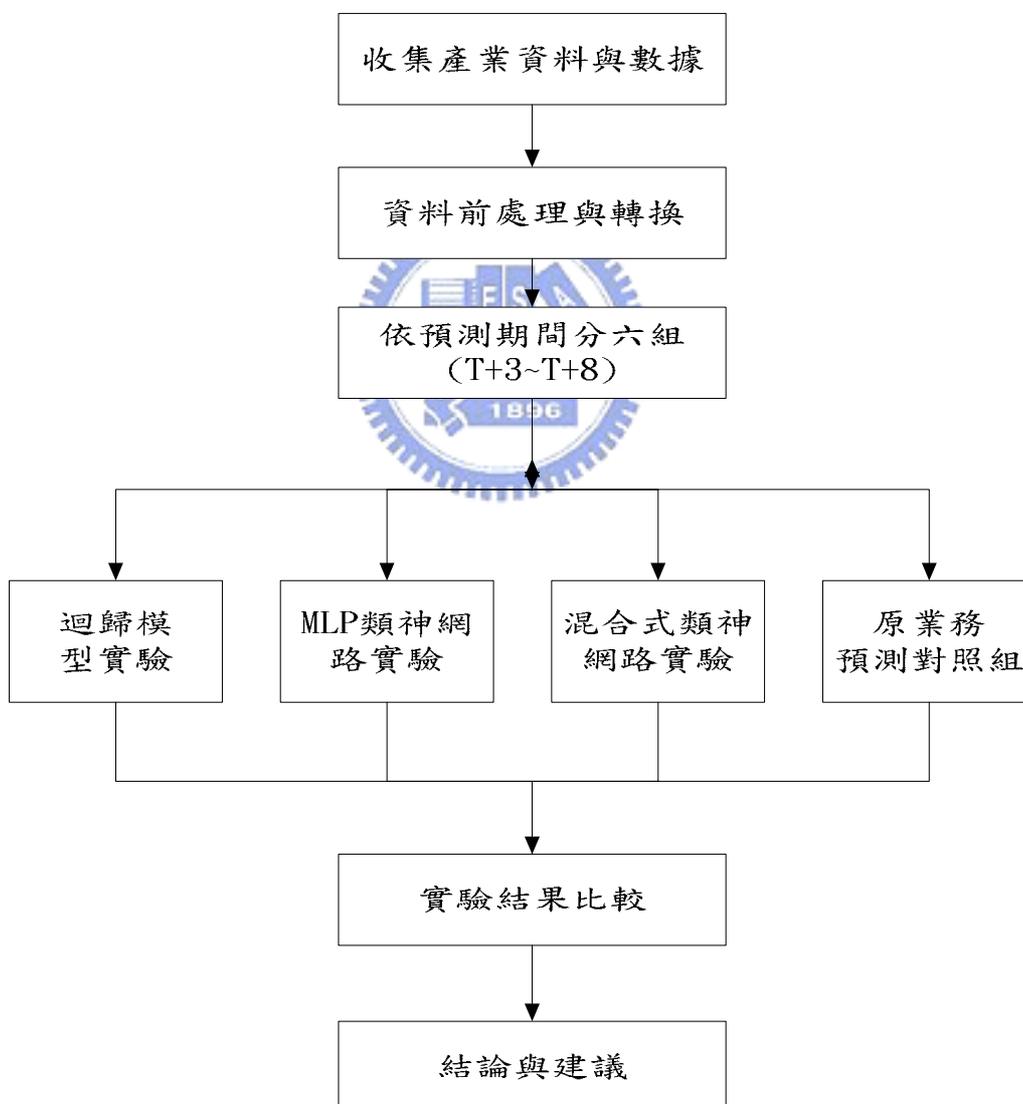


圖二十一：混合式類神經網路架構圖

圖二十一描述混合式類神經網路的系統架構，在輸入層指定輸入項以及使用 GA (genetic algorithm) 基因演算法進行最小誤差的輸入項組合的最佳化。經過最佳化的輸入項組合後，透過 Self-organizing feature maps (SOFMs) 非監督式學習將多維度輸入項轉成二維不連續的映射並以鄰近區域作為拓撲的條件。此特徵映射圖是使用 Kohonen 非監督式學習來運算，而 SOFM 的輸出成為監督式預測神經網路如 MLP 的輸入項。而 MLP 隱藏層的處理單元數，也是使用 (genetic algorithm) 進行最小誤差的處理單元數，最後將預測結果輸出至輸出層。混合式網路的優點於 SOFM 所產生的群集是透過自組織的過程將輸入的空間減少成具代表性的特徵項，因此可以大幅降低輸入空間的大小並且保持輸入空間的基礎結構。換言之，透過 SOFM 將影響需求預測的輸入項目因子，因其不同的時空環境作好分群後，提供給 MLP 做出最佳化的推估值。

第四章 實驗設計

為了有效的証實混合式類神經網路預測的有效度，本研究除了進行混合式神經網路的實驗之外，亦進行回歸預測模型和純 MLP(Multilayer Perceptrons)多層感知器神經網路模型進行比較。本研究採用上述三種模型外，並實際採用個案公司 X 之 15 家客戶之需求預測和實際訂單資料進行研究。實驗流程如下圖：



圖二十二：實驗流程圖

4.1 資料之收集與界定

本研究將資料聚合成約當 8 吋晶圓客戶別的月資料，有實際訂單和對未來三個月(T+3)到未來八個月(T+8)的預測值。

原始資料項分別整理如表二：

表二：原始資料項目表

類別	原始資料項	描述
B 3.1 訂單歷史資料	訂單資料	依客戶別的約當八吋晶圓的歷史訂單月資料從 200201~200511，和實際訂單資料 200211~200602。
B2 預測聚合	未來3的月的預測值(T+3)	依客戶別的約當八吋晶圓的預測值月資料，200208~200511，約 40 期。
	未來4的月的預測值(T+4)	依客戶別的約當八吋晶圓的預測值月資料，200207~200510，約40 期。
	未來 5 的月的預測值(T+5)	依客戶別的約當八吋晶圓的預測值月資料，200206~200509，約40 期。
	未來 6 的月的預測值(T+6)	依客戶別的約當八吋晶圓的預測值月資料，200204~200508，約40 期。
	未來 7 的月的預測值(T+7)	依客戶別的約當八吋晶圓的預測值月資料，200203~200507，約40 期。
	未來 8 的月的預測值(T+8)	依客戶別的約當八吋晶圓的預測值月資料，200202~200506，約40 期。
B3.2 市場動態指標	B/B	北美半導體設備訂單及出貨值-半導體產業的市場指標月資料，200201~200512[51].
	全球半導體銷售額的成長率	全球半導體銷售額的成長率月資料，200201~200512[53].
B3.3 客戶庫存水準	客戶庫存	從財報上收集15家庫存季資料從2002年第一季度到2005年第四季。
B3.4 產能利用率	產能利用率	個案公司X的產能利用率季資料從2002年第一季度到2005年第四季。

4.2 資料前處理與轉換

4.2.1 模糊距離權數法

使用模糊距離權數法將客戶庫存季資料轉換成月資料；以及將產能利用率的季資料轉換成月資料。

4.2.2 Z-Score(Normalization)正規化

將實際和歷史訂單的值轉化成 Z-Score 值；以及預測值和客戶庫存資料依序轉化成 Z-Score 值，以便將 15 家客戶的資料一起比較。

4.2.3 資料延伸轉換

為表示時間的影響性，將具時間意含的資料項用移動平均法或兩期間的差值百分比來做資料延伸轉換。

4.2.4 輸入出項目

以對未來 4 個月的需求預測為例，共 17 項分別列如表三：

表三：輸出入項目表

類別	資料項	描述
B 3.1 訂單 歷史資料	O_D_F	[實際訂單(T) - 前期訂單(T-1)]/前期訂單(T-1)
	Z_F	預測當期(T)的實際訂單的 Z score 值
	Z_F-1	預測前期(T-1)的實際訂單的 Z score 值
	Z_F_M_T	預測當期(T)的實際訂單的 Z score 值之兩期移動平均
B2 預測聚合	Z_D	對未來四個月(T+4)的需求預測的 Z score 值
B3.2 市場 動態指標	Forecast_BB	預測當期(T)的 BB 值
	M_F_BB_5	預測當期(T)的 BB 值之五期移動平均
	M_F_BB_3	預測當期(T)的 BB 值之三期移動平均
	D_F_BB	[BB(T) - BB(T-1)]/BB(T-1) BB 差值百分比
	F_growth_rate	預測當期全球半導體銷售額成長率
	M_F_G	預測當期全球半導體銷售額成長率之兩期移動平均
B3.3 客戶 庫存水準	F_Z_I	預測當期的客戶庫存之 Z score
	F_Z_M_I	預測當期的客戶庫存之 Z score 之兩期移動平均
	D_F_I	預測當期與前期的客戶庫存差值百分比
B3.4 產能 利用率	F_Utilization	預測當期的產能利用率
	M_F_U	預測當期的產能利用率之兩期移動平均
	D_F_U	[產能利用率(T) - 產能利用率(T-1)] / 產能利用率(T-1) 差值百分比
目標值	Z_T	T+4 的實際訂單之 Z-Score 值

混合 15 家客戶(40 期)的全部資料項分成六種不同期間的預測，因部分資料缺失 T+3 期有 597 筆；T+4 期有 598 筆；T+5 期有 598 筆；T+6 期有 594 筆；T+7 期有 588 筆；T+8 期有 575 筆；共 3550 筆資料。

4.3 混合式神經網路預測模型

參數的設定以預測未來四個月 T+4 為例，分別列如表四：

表四：混合式神經網路參數設定表

神經網路層	項目	設定
輸入層	測試樣本	隨機選取 50 筆
	交互驗證樣本	隨機選取 98 筆
	訓練樣本	450 筆並選定用 GA 最佳化 17 個資料輸入欄位和指定 1 個目標欄位。
SOFM 層	分群數	行:5，列:5 共 25 群
	鄰近半徑	起始鄰近半徑:2 終至鄰近半徑:0
	鄰近區域型態	SquareKohonenFull (8 neighborhoods)
	非監督式學習 訓練循環次數	1000 次
MLP 隱藏層	處理單元個數	9 並選定用 GA 最佳化處理單元個數。
	轉換函數	Tanh
	學習法則	Momentum
	監督式學習 訓練循環次數	1000 次
輸出層	處理單元個數	1 處理單元。
	轉換函數	Tanh
	學習法則	Momentum

4.4 迴歸預測模型

以預測未來四個月(T+4)為例，分別列如表五：

表五：迴歸預測模型參數設定表

項目	設定
測試樣本	同混合式神經網路 50 筆
迴歸樣本	共 548 筆
模式	複迴歸分析。
步驟	<p>1. 用 MicroSoft EXCEL 建立迴歸分析如下圖，計算出截距與各變數係數。</p>  <p>2. 將 50 筆之變數帶入迴歸係數加上截距即求得回歸預測值。</p>
公式	$Y' = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \beta_3 X_3 + \beta_4 X_4 + \beta_5 X_5 + \beta_6 X_6 + \beta_7 X_7 + \beta_8 X_8 + \beta_9 X_9 + \beta_{10} X_{10} + \beta_{11} X_{11} + \beta_{12} X_{12} + \beta_{13} X_{13} + \beta_{14} X_{14} + \beta_{15} X_{15}$
範例	$Y' = 0.718124129 + 0.000027047X_1 + 0.399556382X_2 + -0.022040761X_3 + -0.037064193X_4 + -1.331877102X_5 + -2.241797035X_6 + 1.517860213X_7 + 0.005027875X_8 + 0.693877465X_9 + 0.82956212X_{10} + 0.014975713X_{11} + -0.034284125X_{12} + 0.016266993X_{13} + -0.252600259X_{14} + -1.008620549X_{15}$

迴歸係數以預測未來四個月(T+4)為例，分別列如表六：

表六：預測未來四個月之迴歸係數表

變數	迴歸係數	變數	迴歸係數
截距	0.718124129	D_F_BB	0.005027875
O_D_F	2.70477E-05	F_Utilization	0.693877465
Z_D	0.399556382	M_F_U	0.82956212
Z_F	-0.022040761	D_F_U	0.014975713
Z_F-1	-0.037064193	F_Z_I	-0.034284125
Forecast_BB	-1.331877102	D_F_I	0.016266993
M_F_BB_5	-2.241797035	F_growth_rate	-0.252600259
M_F_BB_3	1.517860213	M_F_G	-1.008620549

4.5 MLP 類神經網路預測模型

MLP 類神經網路預測模型參數設定以預測未來四個月(T+4)為例，分別列如表七：

表七：MLP 類神經網路參數設定表

神經網路層	項目	設定
輸入層	樣本選取	同混合式神經網路
隱藏層 (一層)	處理單元數(PEs)	9
	轉換函數	Tanh
	學習法則	Momentum
	監督式學習 訓練循環次數	1000 次
輸出層	處理單元數(PEs)	1 處理單元。
	轉換函數	Tanh
	學習法則	Momentum

第五章 實驗結果與比較

5.1 各模型實驗結果以 Z score - Mean Absolute Error (MAE)比較

表八：各模型實驗 MAE 結果比較

期間	複迴歸模型	業務預測值(B2)	MLP 模型	混合式類神經模型
T+8	1.2164	1.0343	0.9459	0.8391
T+7	1.0120	1.0048	0.7859	0.7285
T+6	1.0247	1.0054	0.8375	0.7604
T+5	1.2248	0.9886	0.7338	0.6948
T+4	1.1652	0.9390	0.7469	0.6895
T+3	1.5847	0.8089	0.7517	0.6669

由表八可以得知混合式類神經網路平均絕對誤差小於 MLP 所以其預測準確度優於 MLP 模型，而且 MIP 模型優於業務預測模型，而迴歸模型最差。



5.2 各模型實驗結果以 Mean Absolute Percent Error (MAPE)比較

表九：各模型實驗 MAPE 結果比較

期間	迴歸模型	業務預測值(B2)	MLP 模型	混合式類神經模型
T+8	1.0595	0.8532	0.6858	0.5205
T+7	0.6081	0.4978	0.3518	0.3479
T+6	0.5191	0.4164	0.3320	0.3279
T+5	0.7358	0.5262	0.3728	0.3265
T+4	0.7696	0.5674	0.4370	0.4065
T+3	1.1288	0.5306	0.4908	0.4541

由表九可以得知混合式類神經網路平均絕對誤差百方比小於 MLP 所以其預測準確度優於 MLP 模型，而且 MIP 模型優於業務預測模型，而迴歸模型最差。

5.3 混合式類神經網路與業務預測值比較

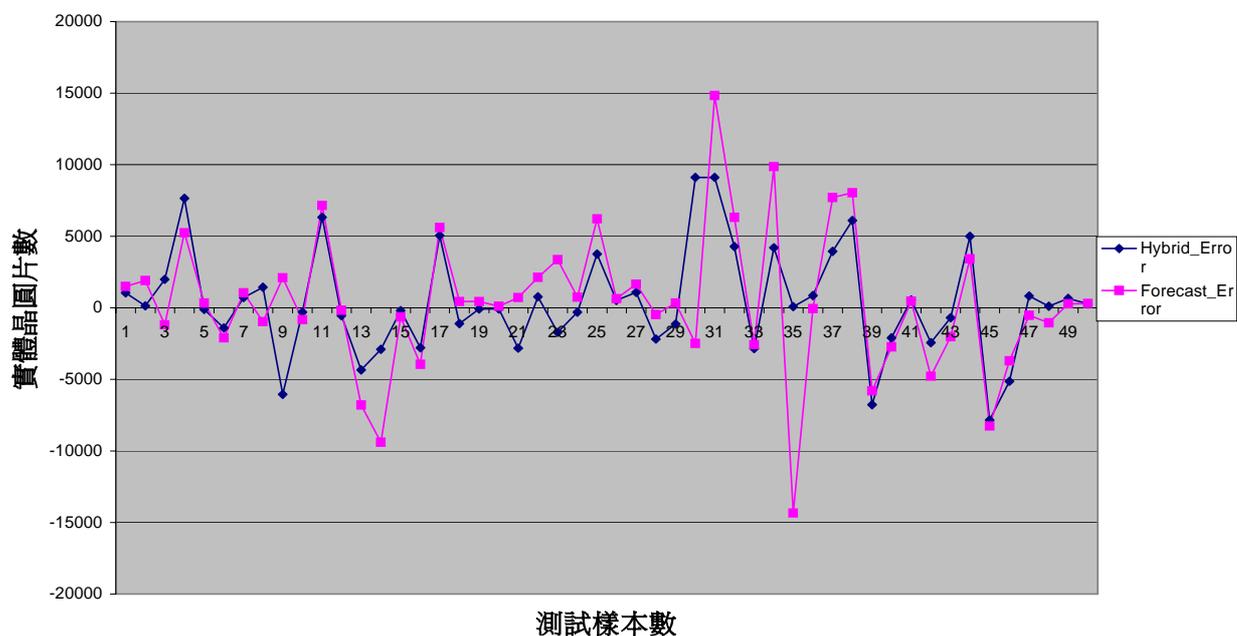
表十：混合式類神經網路與業務預測值績效風險比較

期間	業務預測值錯誤值之標準差 (晶圓片數)	混合式類神經網路錯誤值之標準差 (晶圓片數)	產能過剩平均減少損失 (晶圓片數/每月/每客戶)	訂單流失平均減少損失 (晶圓片數/每月/每客戶)	產能過剩平均減少損失 (美元/每月/每客戶)	訂單流失平均減少損失 (美元/每月/每客戶)
T+8	6496.67	5397.64	323.61	142.08	US\$339,986	US\$149,271
T+7	7928.71	5100.41	144.93	1346.70	US\$152,265	US\$1,414,845
T+6	6914.42	5451.80	-51.15	1396.95	(US\$53,737)	US\$1,467,638
T+5	7345.04	4665.57	424.64	1241.27	US\$446,122	US\$1,304,078
T+4	4938.23	3689.39	346.15	377.50	US\$363,667	US\$396,598
T+3	4110.48	3353.27	82.17	315.01	US\$86,327	US\$330,953
Avg.	6288.92	4609.68	211.72	803.25	222438.27	843897.23

與原本的業務預測比較，混合式類神經網路的誤差標準差較原來業務預測誤差低，而且其誤差之標準差可減少約26% $[(6288-4609)/6288*100]$ ，換句話說可降低約26%的風險。再比較產能過剩減少損失，平均每月每客戶可減少211片(約當八吋晶圓)的閒置產能；並且以訂單流失的損失來看，可以減少平均803片(約當八吋晶圓)的訂單損失，換算成美金則個別為US\$222438與US\$843897。

5.4 混合式類神經網路與業務預測值誤差比較

業務預測值誤差 VS. 混合式類神經網路預測值誤差 以對T+4期為例



圖二十三：混合式類神經網路誤差與業務預測誤差比較圖

由圖二十三可發現混合式類神經網路的振幅較小，所以誤差波動較小，誤差較小，且誤差分布較接近 0。



第六章 結論與建議

6.1 結論

在提昇需求規劃中需求預測的準確度上，混合式類神經網路相較於迴歸模型以及純 MLP 類神經網路有較佳的準確性。並且混合式類神經網路與原需求預測之誤差值相較具有較低的標準差，顯示以混合式類神經網路的改善之需求規劃其風險較小。

精準的需求預測在同步供應鏈的架構中配合產能規劃以及即時反應的系統架構下可以有效的提升產能利用率，產能利用率的提升即會改善投資效益。

6.2 未來建議

- 預測方面：本研究主要針對客戶與市場進行討論。未來研究可再以製程技術分類進行預測研究。
- 風險評估：本次研究只討論誤差之標準差，未來研究可再加入其他風險評估指標。
- 投資效益：本研究只能初估可以減少多少閒置產能或是減少多少訂單損失，未來研究可再加入投資效益指標研究。

參考文獻

中文部分：

- [1] 「TSIA 2005年第四季暨2005全年我國IC產業營運總體檢」，TSIA新聞稿，2006年3月
- [2] 李岳軒，「利用資產配置方法於庫存不確定性之研究」，國立交通大學，碩士論文，2004年6月
- [3] 周瑛琪，黃明官，「半導體機台慢速流動零件之存貨模型及參數的預測」，管理與系統，第八卷第四期，469頁，民國九十年十月。
- [4] 藍俊宏，「聚合、預測與解析之需求規劃策略分析研究」，國立台灣大學，碩士論文，2002年6月
- [5] 徐世輝，「應用統計學」，2005年6月
- [6] 蔡佩珊，「應用類神經網路支援天然瓦斯需求之研究」，國立中正大學，碩士論文，2001年6月
- [7] 黃宗仁，「利用類神經網路預測台中都會區臭氧趨勢之研究」，國立中興大學，碩士論文，2001年6月
- [8] 朱正修，「台灣股市與國際股市連動性之研究」，國立成功大學，碩士論文，2003年6月
- [9] 張斐章,張麗秋,黃浩倫，「類神經網路理論與實務」，2003年9月
- [10] 李建興，「貨幣需求結構改變與金融變數轉折區間：變數模糊時間序列模型」，國立政治大學，博士論文，2000年6月
- [11] 劉佩真，「晶圓代工業景氣動態報告—2006年第一季」，台灣經濟研究院產經資料庫，2006年1月
- [12] 拓璞產業研究所作，「2005全球科技產業動態大預測」，拓璞科技，2005
- [13] 黃逸平，半導體趨勢圖示，電子時報，2000年9月
- [14] 許惠蘭，「晶圓代工廠之需求規劃模式研究」，國立交通大學，碩士論文，2004年6月

- [15] 謝瑞海，「晶圓代工廠產能投資決策與需求管理模式之研究」，國立台灣大學，碩士論文，2002年6月
- [16] 簡志勝等，「2004年半導體工業年鑑」，2004
- [17] 陳靖惠，「半導體產業晶圓需求預測之研究--類神經網路模型」，國立交通大學，碩士論文，1994年6月

英文部分：

- [18] The Supply Chain Council, www.supply-chain.org
- [19] Handfield, Robert B.; Nichols, Ernest L., Jr., "Introduction to Supply Chain Management", Prentice-Hall, 1999
- [20] Harrington, L.H., "Supply chain integration from the inside", Transportation and Distribution, Vol. 38, Iss. 3, pp.35- 38., 1997
- [21] Stein, Martin; Voehl, Frank, "Macrologistics Management: A Catalyst for Organizational Change", Saint Lucie Press, p.263., 1997
- [22] Lambert, Douglas M.; Cooper, Martha C., "Issues in Supply Chain Management," European Journal of Purchasing & Supply Management Volume: 6, Issue: 1, March, 2000
- [23] Scott, C.; Westbrook, R., "New strategic tools for supply chain management.", International Journal of Physical Distribution and Logistics, vol.21 (1), 23-33. 1991
- [24] Hau L Lee, V Padmanabhan, and Seungjin Whang, "The Bullwhip Effect In Supply Chains", Sloan Management Review, Spring 1997, Volume 38, Issue 3, pp. 93-102
- [25] Chen, An Pin; Liao, A., "Reengineering supply chain management architecture - for the collaboration of marketing dynamics and manufacturing strategy Semiconductor Manufacturing", 2003 IEEE International Symposium on ,

Pages:81 – 83, 2003

- [26] Gentry J. J., "The Role of Carriers in Buyer-Supplier Strategic Partnerships: A Supply Chain Management Approach", *Journal of Business Logistics*, Vol. 17, Iss. 2, pp. 35-55., 1996
- [27] Z. Kevin Weng, Tim McClurg, "Coordinated Ordering Decisions for Short Life Cycle Products with Uncertainty in Delivery Time and Demand", *European Journal of Operational Research*, pp. 12-24. , 2003
- [28] Perry, M.; Sohal, A.S.; Rumpf, P., "Quick Response Supply Chain Alliances in the Australian Textiles, Clothing and Footwear Industry," *International Journal of Production Economics*, Vol. 62, pp. 119-132, 1999.
- [29] Takashi Kobayashi; Masato Tamaki; Norihisa Komoda , "Business process integration as a solution to the implementation of supply chain management systems", *Information & Management* 40 , 769-780, 2003
- [30] Noaker; Paula, M., "Search for Agile Manufacturing", *Manufacturing Engineering*, Vol.113, No.5, pp. 40-43, 1994
- [31] Gunasekaran, A., "Agile Manufacturing: Enablers and an Implementation Framework", *International Journal of Production Research*, Vol.36, No.5, pp. 1223-1247, 1998
- [32] Colleen Crum; George E. Palmatier, "Demand Management Best Practices", 2003
- [33] Zhao, X. and Lee, T.S., "Freezing the master production schedule in multilevel material requirement planning systems under demand uncertainty," *Journal of Operations Management*, Vol.11, pp.185-205. , 1993
- [34] Zhao, X., Xie, J., and Zhang, W., "The impact of information sharing and ordering coordination on supply chain," *Supply Management: An international Journal*, Vol.7, No.1, pp.24-40. , 2002
- [35] V. Veugopal, W. Baets, "Neural Network and Statistical Techniques in Marketing

Research: A Conceptual Comparison”, Marketing Intelligence & Planning; 12, 7, pg30, 1994

- [36] Haibo Chen et al., “A Study of Hybrid Neural Network Approaches and the Effects of Missing Data on Traffic Forecasting”, Neural Comput & Applic, 2001
- [37] Kuan-Yu Chen, “Using Back-Propagation Neural Network to Forecast the Production Values of the Machinery Industry in Taiwan”, Journal of American Academy of Business, 9, 1, pg.183, 2006
- [38] “NeuroSolutions On-Line Help Manual”, NeuroDimensions, Inc.,2005
- [39] J. H. Holland, “Adaptation in Natural and Artificial Systems”, University of Michigan Press, 1975
- [40]Hiroaki Kitano, “Designing Neural Networks Using Genetic Algorithms with Graph Generation System”, Complex Systems, 4(4), 1990
- [41] Dasgupta, D.; McGregor, D.R., “Designing Application-Specific Neural Networks using the Structured Genetic Algorithm”, Combinations of Genetic Algorithms and Neural Networks, COGANN-92. International Workshop, Page(s):87 – 96 ,1992.
- [42] P.A. Castillo, J.J. Merelo, A. Prieto, V. Rivas, G. Romero, “G-Prop: Global optimization of multilayer perceptrons using GAs”, Neurocomputing (35) 149-163. 2000
- [43]R. Lamedica et al., “A Neural Network Based Technique for Short-Term Forecasting of Anormalous Load Period ”, IEEE Transactions on Power Systems, Vol.11, No.4, 1996
- [44]Mikko Kolehmainen et al., “Forecasting Air Quantity Parameters Using Hybrid Neural Network Modeling”, Environmental Monitoring and Assessment 65: 277 – 286 , 2000

- [45]Nikhil R. Pal et al., “SOFM-MLP: A Hybrid Neural Network for Atmospheric Temperature Prediction”, IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, VOL.41, No.12 ,2003
- [46] Jiawei Han and Micheline Kamber , “Data Mining: Concepts and Techniques” , 2000
- [47] John E. Hanke, Dean W. Wichern. , “Business forecasting”, 2005

網站部份：

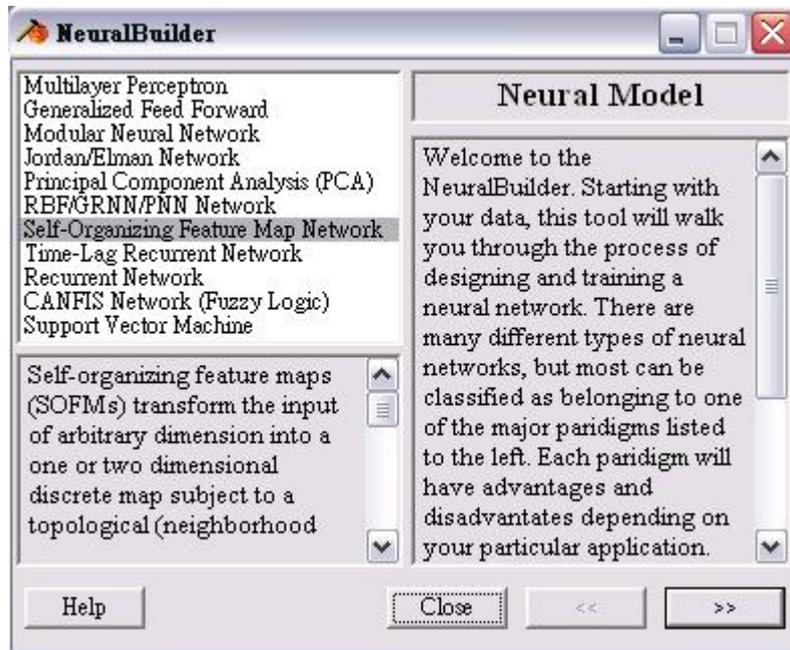
- [48] http://www.pwcm.com.tw/reports01_8.htm , 力世投顧
- [49] <http://www.icinsights.com/>
- [50] 林純慈 , 「2006年半導體產業展望」 , 金鼎證券
<http://www.tisc.com.tw/new/newreport/monthly/upload/monthly20060103-7.pdf>
- [51] <http://www.semi.com/>
- [52]2006年半導體產業投資展望(1) <http://stock.yam.com/rsh/article.php/346404>
- [53] http://www.sia-online.org/pre_statistics.cfm



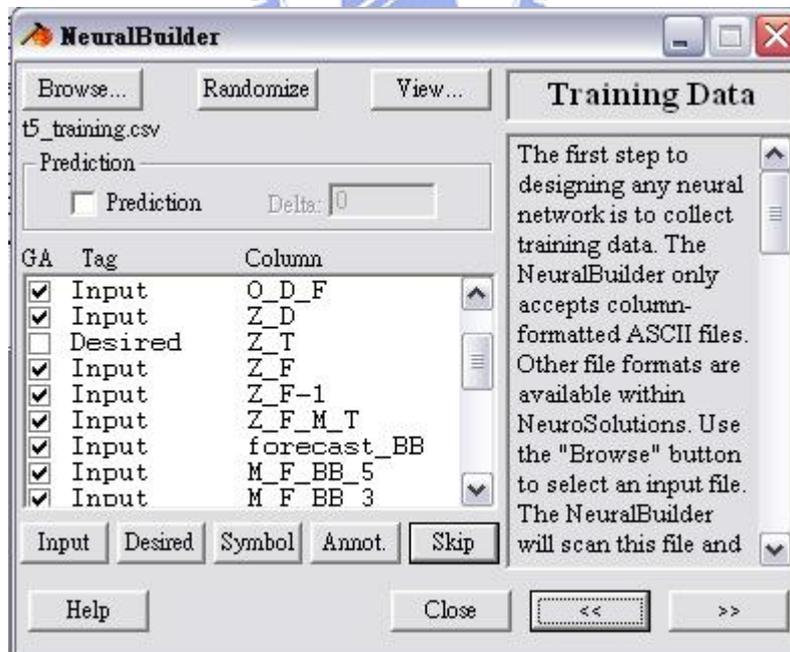
附錄一 混合式類神經網路的執行步驟

混合式類神經網路是使用 NeuroSolution 套裝軟體執行，其執行步驟如下：

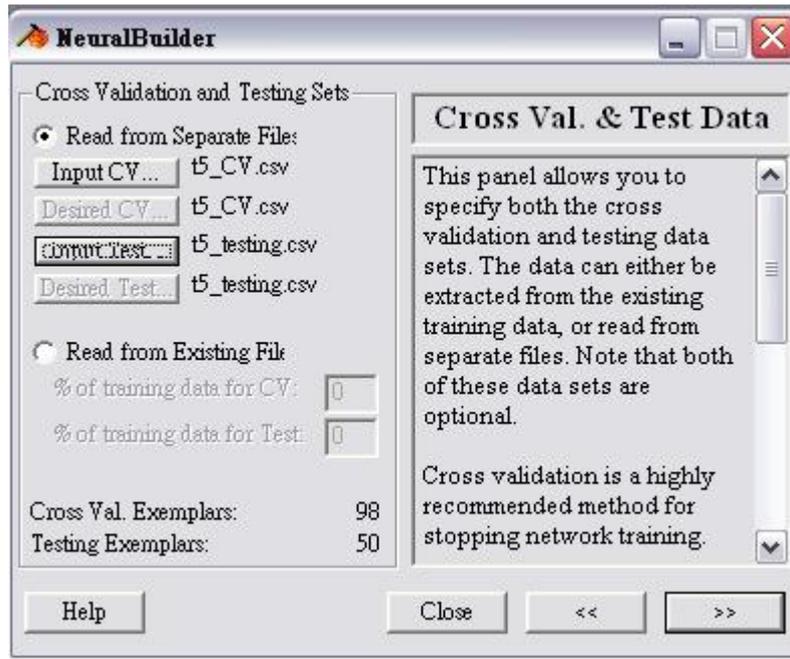
1. 選擇網路模型



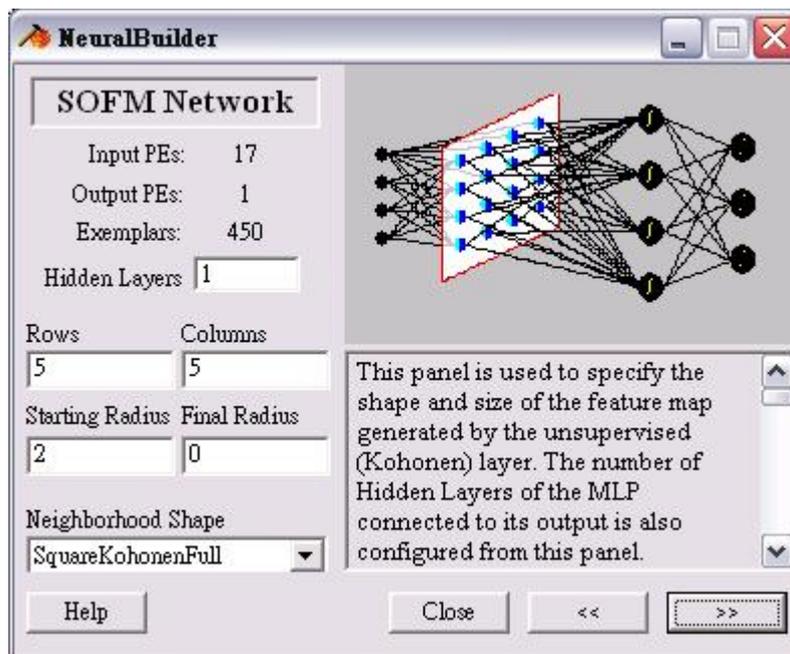
2. 輸入項與目標項的選擇



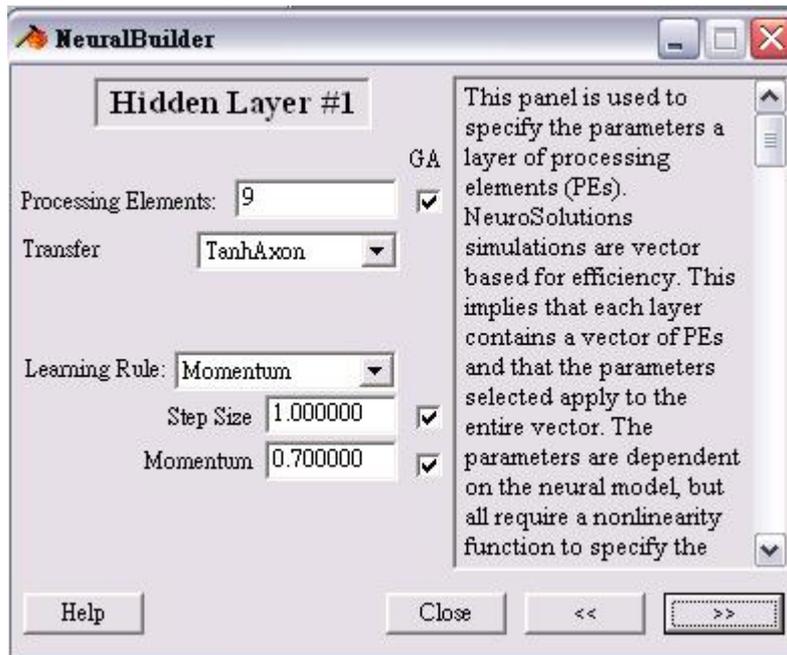
3. 交互驗證和測試資料的選擇：



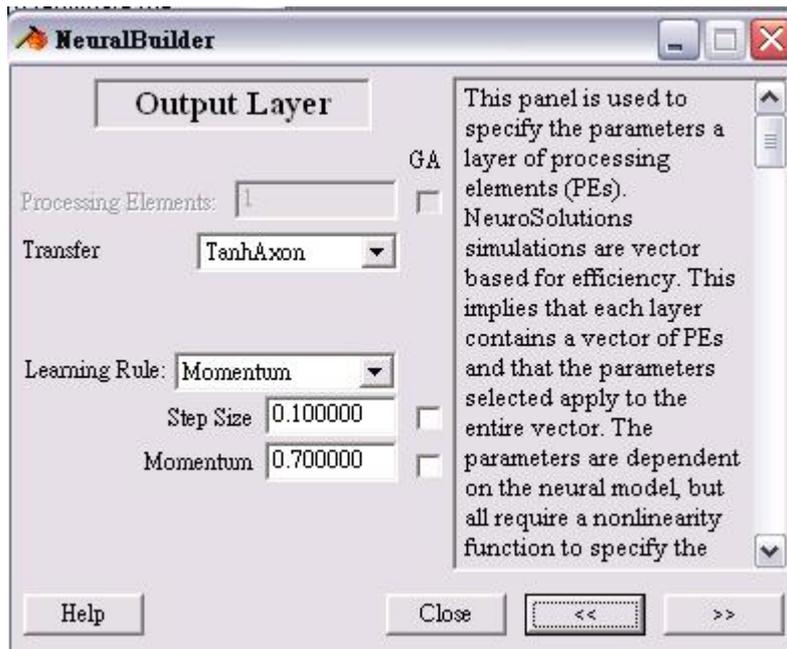
4. Neural Topology



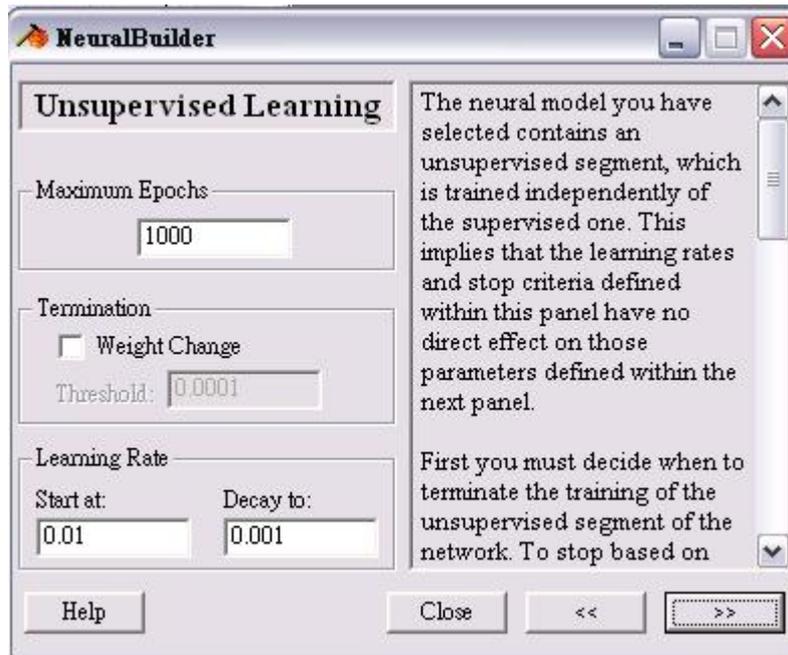
5. 隱藏層的參數設定



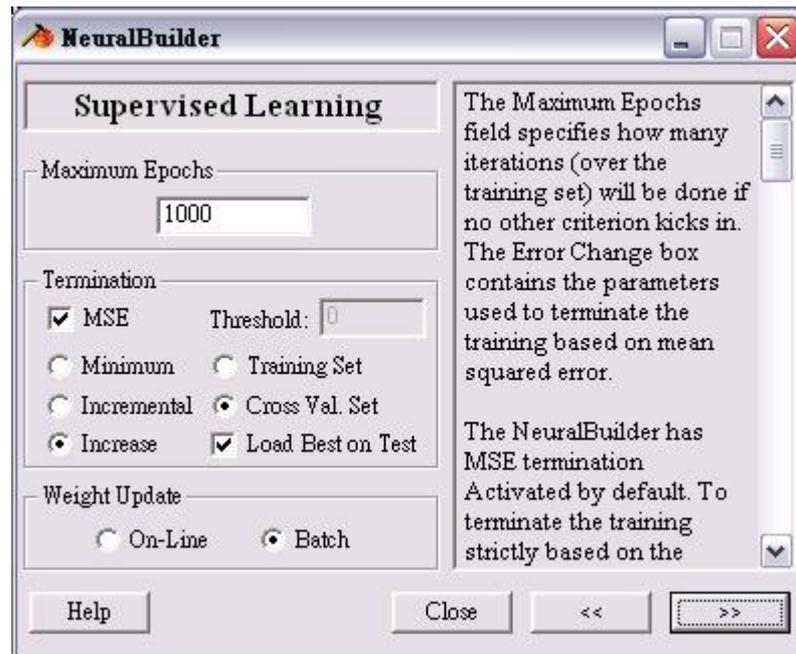
6. 輸出層的參數設定



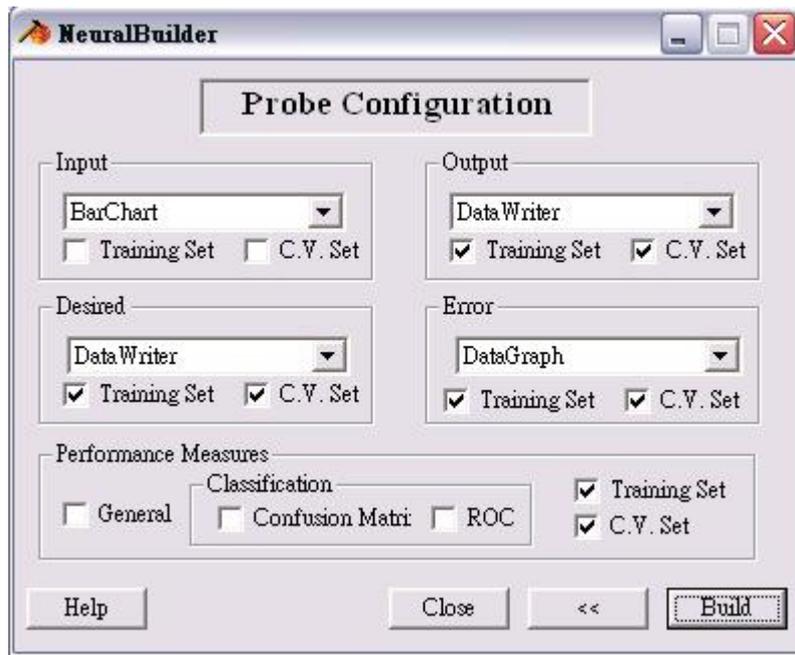
7. 實驗模擬控制-非監督式學習



8. 實驗模擬控制-監督式學習



9. 輸出輸入展現方法的設定：



10. 進行實驗：

