

中文摘要

產能規劃是半導體產業的一個重要議題，依據規劃的時間幅度，可區分為：長期、中期及短期等三類。本論文係探討短期產能規劃問題，主要探討兩晶圓廠在短期(一週)內，當各廠產能供需失衡時，兩廠該如何進行產能交易決策，方能最大化兩廠的長期總和利潤。

本論文分成兩個研究主題進行。第一個主題乃根據單項決策準則(single decision-making criterion)，發展兩晶圓廠進行短期(每週)產能交易的決策機制，期能最大化兩廠的長期總產量。此單項決策準則是指兩晶圓廠每週的總產出作業數。第二個主題為前一主題的擴充性研究，亦即將單項決策準則擴充為多項決策準則(multiple decision-making criteria)，以兩晶圓廠的三種總產出指標當成決策準則——每週總產出作業數、每週總加工層數、每週總產出晶圓數。為將三個決策準則整合成單一準則，本主題之研究重點為：找出三個決策準則的最佳權重組合，期能最大化兩晶圓廠的長期利潤總和。

研究結果顯示：本論文所發展的產能交易方法，不論是採單一或多項決策準則，均能有效提高晶圓廠長期的總和利潤。其中多項決策準則的績效又較單項決策準則為佳。

關鍵詞：晶圓廠、產能交易、類神經網路、基因演算法、實驗設計、反應曲面

Abstract

This paper developed two methods for trading weekly tool capacity between two semiconductor fabs. Due to the high-cost characteristics of tools, a semiconductor company with multiple fabs (factories) may weekly trade their tool capacities. That is, a lowly-utilized workstation in one fab may sell capacity to its highly-utilized counterpart in the other fab.

The first method is a trading decision-making mechanism based on a single criterion—number of weekly produced operations. The second method, an extension of the first one, is a multiple criteria trading decision approach. Three decision criteria are used: number of operations, number of layers, and number of wafers. Additionally, a way to find an optimal weighting vector for integrating the three criteria is developed.

Experiments indicated that the two capacity trading methods we proposed can both effectively increase the aggregate long-term profit of the two fabs. In addition to the multiple criteria approach indeed outperformed the single-criterion method.

Keywords: Capacity Trading, Semiconductor, Neural Network, Genetic Algorithm, Design of Experiment, Response Surface Method.

誌 謝

本論文得以順利完成，首先由衷感謝指導教授巫木誠博士悉心的指導，在論文研究過程中，不斷給予我啟發與建議，使我在學術研究及論文寫作方面獲益匪淺。此外，在口試期間承蒙清華大學林則孟教授、洪一峯教授、中華大學謝玲芬教授及本校彭德保教授、許錫美教授等提出諸多寶貴意見，使本論文得以更臻完善，僅此致謝。

在博士學位的進修與研究期間，感謝實驗室歷屆學弟妹的協助與支持，特別是已畢業之碩士班學弟——大雄及挺耀，對於模擬程式之技巧傳授，更感謝大華技術學院尤其是工管系同仁，謝謝你們的支援，讓我得以順利完成學位進修。

最後，謹以此論文獻給我最敬愛的家人，由於你們的支持讓我得以專心於研究，尤其是峻立的包容與鼓勵，感謝您容忍我對家務的荒廢，讓我能心無旁騖的走在漫長的研究之路，還有繼續往前邁進的動力，終能學業有成。

目 錄

中文摘要	I
Abstract.....	II
誌謝	III
目錄	IV
表目錄	VI
圖目錄	VII
第一章 緒論	1
1.1 研究動機	1
1.2 研究議題	2
1.3 研究假設與方法	3
1.4 論文組織	4
第二章 文獻探討	5
2.1 產能規劃	5
2.1.1 長期產能規劃	5
2.1.2 中期產能規劃	7
2.1.3 短期產能規劃	7
2.2 類神經網路	9
2.3 基因演算法	11
第三章 單一決策準則之短期產能交易	14
3.1 問題分析	14

3.2	決策方法	15
3.2.1	分析產能交易組合空間	15
3.2.2	估算交易組合的產出作業數	18
3.2.3	找出最佳交易組合	22
3.3	實例驗證	23
3.4	本章結論	33
第四章	多項決策準則之短期產能交易	34
4.1	產能交易決策準則之定義	34
4.2	研究架構	35
4.2.1	模組一：找出每週產能交易之最佳組合	35
4.2.2	模組二：計算兩晶圓廠 T 週之利潤總和	38
4.2.3	求解三項決策準則之最佳權重組合	42
4.2.4	資料轉換	44
4.3	方法論比較與討論	45
4.4	範例說明	46
4.5	本章結論	51
第五章	結論與建議	52
5.1	結論	52
5.2	未來研究方向	53
	參考文獻	54

表 目 錄

表 3.1	兩晶圓廠的模擬資料	24
表 3.2	兩晶圓廠之買方工作站及其產能可供交易之最大量	25
表 3.3	本研究主題類神經網路相關參數之設定值	26
表 3.4	基因演算法之相關參數設定值	26
表 3.5	GA 搜尋之近似最佳產能交易組合	27
表 3.6	本研究範例建議之產能交易組合及未進行交易之產出作業數	27
表 3.7	本研究主題三個模擬程式之比較	29
表 3.8	各晶圓廠買方工作站可供交易之最大量及本研究建議之最佳交易量	30
表 3.9	比較本研究所提之交易組合、未進行交易及最大交易方案連續八週之 產出作業數	31
表 3.10	比較本研究所提之交易組合、未進行交易及最大交易方案連續八週之 產出批量及平均產出時間	32
表 4.1	單純型中心設計之樣本點	43
表 4.2	本研究範例兩晶圓廠之模擬資料	46
表 4.3	連續 10 週之最佳產能交易組合	48
表 4.4	10 個樣本點之利潤及產出總和	49

圖 目 錄

圖 2.1	單一隱藏層之倒傳遞類神經網路架構	11
圖 2.2	基因演算法之最佳化求解過程	12
圖 3.1	模擬程式輸入參數與輸出值之關係圖	20
圖 3.2	本研究主題之類神經網路之學習架構	20
圖 3.3	本研究主題三個模擬程式之輸出/輸入關係圖	28
圖 4.1	模組一之運作流程圖	38
圖 4.2	模組二之運作流程圖	41
圖 4.3	本研究主題之求解流程圖	44
圖 4.4	權重組合與兩晶圓廠利潤總和之等高線與反應曲面	49



第一章 緒論

1.1 研究動機

半導體製造為資本密集的產業，生產設備造價昂貴，導致半導體廠的固定成本往往高達製造成本的 60%~70%，而機台利用率的高低與產品製造成本息息相關，利用率愈高則製造成本愈低，因此為強化企業的競爭力，審慎進行機台規劃或有效維持機台高利用率是一個非常重要的課題，此類問題部分學者泛稱為『產能規劃』問題[7]。根據規劃時距(time horizon)的長短，可分為三個層次：策略層、戰術層、作業層。

長期而言，企業通常以產品需求預測為基礎，進行建廠初期或每年新添購機台之產能規劃，然而半導體產業競爭激烈、產品生命週期短且市場需求變化十分迅速，導致業者難以精確地預測產品需求，往往造成預估產能與實際需求存在極大的落差，使得有些工作站產能過剩、另外一部份工作站產能卻又不足的情形發生，為使所有機台能維持高利用率水準。部份廠商以選產品組合的方式進行中期的產能規劃，來提高設備之利用率。

廠商縱使在前述的長中期最佳產能規劃下，從事生產活動，短期內還是會發生產能供需不匹配的情形，因為機台當機具有不確定性，亦即何時機台當機，並無法事先預知，因此廠商在長中期產能規劃決策時，實在無法精確預估未來各廠產能的供需數量，因此短期產能供需失衡是一個常見的現象。

針對此短期產能供需失衡的問題，部分業者藉由廠際間產能相互支援的方式

來克服，亦即由產能不足的一方向產能過剩者購買或租借產能，使雙方能同時解決產能閒置或不足的困擾，以互蒙其利。然而，現階段業者通常根據經驗法則，進行廠際間產能交易支援活動，再者，也鮮少有文獻研究此問題。因此本論文擬針對此短期產能交易決策，進行有系統的研究。

1.2 研究議題

如上節所述，半導體製造業屬於資本密集產業，且產品的製程相當複雜，再加上其生產週期冗長，經常會有短期產能供需失衡的問題發生，若能有效提升整體產能利用率，將可縮短產品之產出時間、提高生產績效、降低製造成本，對於企業競爭力之提升將有相當大的助益，因此，本研究之目的乃發展一套短期的產能交易決策模式，使交易雙方在互惠原則下，共同提升兩晶圓廠之績效。

本論文分做兩個研究議題，第一個研究主題乃依據單項決策準則(single decision-making criterion)，發展兩晶圓廠進行短期(每週)產能交易的決策機制，期能最大化兩晶圓廠的長期總產量(long-term throughput)。此單項決策準則是指兩晶圓廠每週的總產出作業數(number of operations)。

第二個研究主題為第一個研究主題的擴充性研究，亦即將單項決策準則擴充為多項決策準則(multiple decision-making criteria)，並以兩晶圓廠的三種總產出指標當成決策準則——每週總產出作業數(number of operations)、每週總加工層數(number of layers)、每週總產出晶圓數(number of wafers)。為將三個決策準則整合成單一準則，針對此三項決策準則必須分別給予一個權重值，不同的權重值組合代表不同的交易決策，其長期績效自然也不相同，因此本主題之研究重點為：找出三個決策準則的最佳權重組合(optimal weighting portfolio)，期能最大化兩晶圓

廠的長期利潤總和。

1.3 研究假設與方法

本研究提出短期的產能交易決策模式，此決策問題可進一步解釋如下，假設有兩晶圓廠距離相近，而兩廠均存在短期產能供需不平衡的問題，且願意進行短期產能交易的合作關係。在一個交易決策點，每一個晶圓廠都可透過其製造執行系統掌握目前的在製品狀況、當機狀況，並且根據已規劃的投料計畫，推估未來一週各機台群的產能負荷；若發現未來一週某些機台群可能會發生產能供需失衡情形時，則兩晶圓廠應該如何交易產能，才能使雙方產出的總作業數或利潤總和最大，是本研究擬探討的決策問題，本研究分為兩個主題作深入的分析與探討，針對兩個主題之研究架構說明如下。

第一個主題以極大化兩晶圓廠每週之總產出作業數為決策準則，進而擬定產能交易決策，本主題所發展的產能交易的決策機制，可分為三個階段：(1)找出產能交易組合之解空間，此模組的目的是要決定有哪些工作站可以進行產能交易，各有多少產能單位可以交易。(2)估算產能交易組合之產出作業數，此階段的目的是快速計算每一個產能交易組合對應之各廠產出作業數，本研究是以系統模擬結合類神經網路的技術來估算之。(3)找出最佳產能交易組合，此模組的目的是希望在龐大的產能交易組合的解空間中，快速找出近似最佳的交易組合。

第二個主題分析兩晶圓廠在擬定每週的產能交易決策時考慮三項決策準則，而決策者應如何決定此三項準則的最佳權重組合，期使兩廠之長期利潤總和最大。本主題之架構包含兩個模組，第一個模組為：給定一組總產出作業數、總加工層數及總產出晶圓數三項產出指標之權重組合，以抽樣模擬方式取得有限之

樣本資料，結合類神經網路模式與基因演算兩種方法，做出每週最佳之產能交易決策。第二模組之目標為找出三項決策準則之最佳權重組合，使兩晶圓廠在進行較長期(10 週)之產能交易後利潤總和最大，求解工具乃結合實驗設計與反應曲面兩種方法。

1.4 論文組織

本論文其他章節之安排如下，第二章為相關文獻探討；第三章發展單一決策準則之短期產能交易模式；第四章發展多項決策準則之短期產能交易模式，研究重點是如何找出三項決策準則之最佳權重組合，期使兩晶圓廠較長期之利潤總和最大；第五章說明本論文之研究結論與建議。



第二章 文獻探討

本章將介紹與本研究相關之文獻，首先針對產能規劃之研究做分析，其次再簡略介紹本研究使用之相關工具，包括類神經網路與基因演算法。

2.1 產能規劃

產能規劃的決策問題，依規劃時距(time horizon)的長短，可分為三個層次：策略層、戰術層、作業層。其中策略層之產能規劃時距通常在半年以上至數年之久，屬於長期決策問題；戰術層產能規劃的決策時距則約為數個月至一年，屬中期決策問題；作業層之產能規劃時距通常以週或天為單位，屬於短期決策問題。

2.1.1 長期產能規劃

長期的產能規劃屬於策略層次的決策問題，係指新機台設備的採購決策。此決策是根據產品未來需求預測的結果，來規劃應採購的機台種類和數量；這個決策可以用在新廠的機台規劃，亦可用於現存工廠的機台增購計劃。因為訂購半導體機台的前置時間約 3-9 個月，機台採購的決策時距通常在半年以上，而半導體製造商一年的機台採購預算可能高達數百萬元，又企業處於競爭激烈、產品生命週期短及需求預測不準確的情況下，如何有效進行長期產能規劃是維持企業競爭力的方法之一。

有關半導體廠的機台採購決策，過去已有頗多文獻發表，Wu 等人[30]對此類

研究發表回顧分析的文章。有些研究針對未來需求預測不確定的特性，發展整數規劃的方法求解 [1], [3], [4], [14], [23], [24]。Swaminathan [23]利用對應的機率值表示每一個需求情境出現的可能性，並考慮預算、產能及需求的限制下，在極小化缺貨成本目標下，晶圓廠應如何進行機台採購規劃。Swaminathan [24]延續其需求不確定之機台採購研究，提出多期的機台採購決策模型，為使模式更完整，Swaminathan [24]將產品在機台的加工作業特性列入模式中。Barahona 等人[1]考慮產能及預算限制下，需求不確定之機台採購決策，以極小化產量與需求量之差異為目標，並發展一套啟發式解法求解其龐大且複雜的問題，關於需求不確定之處理方式與 Swaminathan [23]相似。Hood 等人[14]以預算邊際效用遞減的觀念，提出機台採購之穩健(robust)決策模式。Çatay 等學者[4]假設需求已知，並考慮不允許缺貨、滿足最低需求及產能限制條件下，利用混合整數規劃為工具發展多期產能規劃之決策模式，其決策目標為極小化機台作業成本、新機台取得成本與存貨成本三項總和。

等候線網路模型陸續被應用於半導體製造之機台規劃問題領域中，Connors 等學者[10]在等候模式中加入晶圓廠的加工特性，以邊際貢獻遞減的觀念，找出滿足生產週期目標之最佳機台規劃決策。Bard 等學者[2]探討在既定的預算限制、產出及產品組合等條件下，如何進行機台組態規劃期使能極小化平均生產週期。Wu 等學者[29]提出需求不確定且生產週期時間限制下，利潤極大化之機台組態規劃模式，其中以機率值表示每一種需求情境出現的可能性。Iwata 等人[16]發展產能規劃的多目標決策，考慮生產週期、製造成本及產出量等三個績效指標，擬定最佳的機台組態決策。

Hopp 等學者[15]探討在產出限制及設定週期時間之要求下，發展產能規劃之

等候線網路最佳化模型，並以極小化的設備成本為目標，研究中 Hopp 等人透過模擬方式驗證其等候模式預測生產週期時間之準確性。

2.1.2 中期產能規劃

戰術層次的產能規劃是指產品組合的決策及生產規劃問題。此類決策是假設機台已經增購完成的情境下，進行產能規劃活動，其決策的時距通常是在數個月至一年，因此可稱為中期決策。

產品組合決策指如何在需求預測中，找出最佳的產品組合，以最大化公司的利潤目標，其決策的目的是選產能需求。Chou & Hong [6]提出產品組合之多目標決策(利潤、產出及機台利用率)，並以啟發式解法求解其所建構之混合整數規劃模式，在他們的研究中發現：平滑化的生產方式有助於維持低變異之獲利及機台利用率。

Chung 等人[8], [9]亦考慮多目標的產品組合規劃問題，並分別以階層分析法(analytic hierarchy process, AHP)及網路分析法(analytic network process, ANP)做為求解工具。

Chen 等人[5]在既定的機台組態下，提出中期的生產規劃模式，他們以拉式生產的觀念為基礎，並考慮機台產能及加工能力，發展中央集權式生產控制之多廠的產能規劃模式，以決定每批產品的投料時間及其應於哪個晶圓廠進行加工，其目的為平衡各晶圓廠的產能負荷。

2.1.3 短期產能規劃

作業層次的產能規劃指解決短期產能供需失衡的問題，其規劃時幅通常約一

週，因此稱為短期產能規劃問題。由於長期的機台採購和中期的產品組合之產能規劃決策，都是以一年或一季以上的需求預測為基礎，其目的都是要使產能的供需組合得到最佳的匹配。然而，這兩個產能規劃決策，不管採用何種規劃方法，都無法事先預知實際生產現場會發生的不確定性因素，譬如：機台當機的現象。因此晶圓廠在短期內(譬如一週)，由於受到不確定性因素的影響，也可能造成產能短期供需失衡的現象。亦即，可能會出現有些機台產能不足、而另有一部分機台產能閒置的情況，吾人稱此現象為『短期性產能供需失衡』。

Deboo [12]首先探討多廠共同使用一個製造執行系統之動態派工法則，提出一個廠際間產能相互支援的重要觀點，在他的研究中將多個晶圓廠視為單廠，並發展一個極小化系統 WIP 量之動派工法則，而每個產品在完工前有可能在不同廠區進行加工，其研究於 Intel 公司真正落實之結果顯示：晶圓廠之生產週期時間縮短約 9%、產出量則增加了 4%。


Toba 等人[26]提出晶圓廠多生產線之工作站負荷動態平衡模式，在模式中透過極小化相鄰兩作業之加工週期時間，來達成其工作站負荷動態平衡的目標，在其研究中將晶圓的加工作業切割成若干區段，當完成一個區段之加工時，必須立即決定該批產品下一區段的作業，應於那一條生產線的那一個工作站進行加工，作者將研究成果導入 NEC 公司，結果發現：廠際間產能相互支援之動態產能平衡模式，將可大幅改提高晶圓廠的績效，包括產出增加、在製品(WIP)降低及縮短產出時間。Deboo [12]及 Toba 等人[26]以中央集權式的觀念進行多廠的產能共享，然而在分散式的生產架構或分屬不同公司的晶圓廠之間，較難透過同一個資訊系統進行即時的派工。

江艾軒[34]提出短期產能交易之模式，以賽局理論的觀點發展出晶圓廠剩餘

產能之拍賣機制，產能過剩的晶圓廠可以透過電子看板出售其多餘的產能，但在該研究中，產能價值評估模型採靜態評估模式，亦即購入產能或出售產能時，均假設晶圓廠的生產績效指標不受影響，此種假設在實務上稍有不合。

實務上，兩晶圓廠在非集權式的生產控制模式下，較難進行即時且動態的生產派工，達到跨廠產能支援之目的，又晶圓廠在出售多餘產能或購入某工作站的產能後，其生產績效亦將受影響，故本研究假設兩晶圓廠在分散式生產控制下，如何進行離線的產能交易決策，同時並考慮產能交易後，其對生效績效之影響。

2.2 類神經網路



類神經網路是人類用來模仿生物神經網路的一種資訊處理系統，其功能為透過適當的網路學習後，可以模仿某種功能或找出輸入/輸出之間的關係。依學習策略可將類神經網路分為四類：監督式學習網路(supervised learning network)、非監督式學習網路(unsupervised learning network)、聯想式學習網路(associate learning network)及最適化應用網路(optimization application network) [13]。

監督式學習網路乃利用問題領域之部分資料，透過網路學習機制建立一數學模型，來描述此輸出與輸入之間的映射關係，待網路訓練完成之後，若給定一個新的輸入向量，則可利用此數學模型(網路回想)快速的推估其輸出值，可以減少逐一推演或模擬所需耗費的時間，因此目前已廣泛地應用於各領域。

倒傳遞網路類神經網路(back-propagation network, BPN)包括許多層(multi-layer)，而每一層包含若干個處理單元，每個 BPN 包含單一輸入層用以表

現網路的輸入變數、單一輸出層用以表現網路的輸出變數及多個隱藏層用以表現輸入處理單元間的交互作用，其處理單元數目並無標準方法可以決定，通常以試驗方法(trial and error)決定其最佳數目[33]。BPN 學習的基本原理是利用最陡坡降法(the gradient steepest descent method)的觀念，將誤差函數予以最小化。其推導過程包括訓練與應用兩階段，在第一階段必須決定各連結強度的權重值，並建立輸入參數與輸出值之間的映射關係，第二階段則利用建構之類神經網路模式求解其它的問題，(或稱給定新的輸入參數，推算其輸出值)。單一隱藏層之倒傳遞網路類神經網路架構如圖 2.1 所示。倒傳遞類神經網路的運算流程大致可以分為以下幾個步驟：

步驟一：給定輸入參數與目標輸出值。

步驟二：設定網路架構及起始權重。網路架構透過試驗(trial and error)來決定，而起始權重則隨機產生。

步驟三：計算隱藏層及輸出層的輸出值。

步驟四：計算目標輸出值與實際輸出值之誤差。

步驟五：將誤差反向傳遞並修正權重值。

步驟六：重覆步驟二至步驟五，直至達到收斂之終止條件。

一般而言，類神經網路訓練的終止條件可設定如下[22]：

- (1) 設定誤差均方根(root mean square, RMS)的允差範圍：當訓練樣本的 RMSE 達允差值，則中止網路訓練。
- (2) 設定最大疊代(iteration)次數：網路學習過程之疊代次數達設定值，則終止網路訓練。

(3) 設定學習循環：當學習循環(learning cycle)達到上限 C 時。

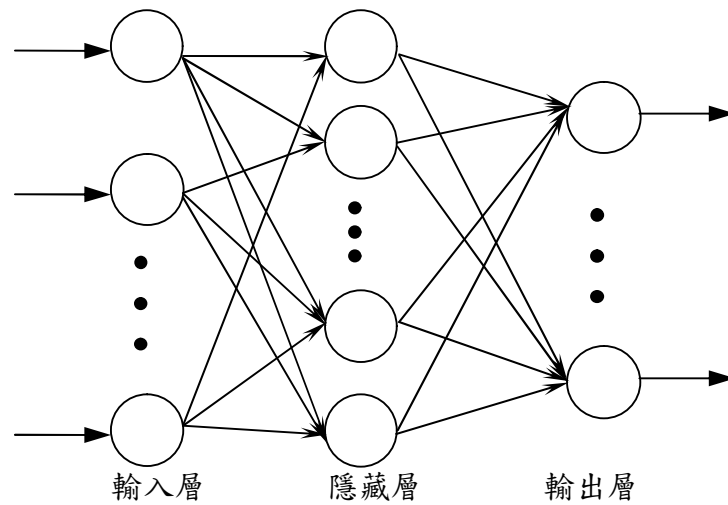


圖 2.1 單一隱藏層之倒傳遞類神經網路架構

倒傳遞類神經網路能處理複雜的樣本輸出與輸入之映射關係，且學習精準度高、回想速度快，是目前類神經網路學習模式中，最具代表性且應用最普遍的模式[27]。而本研究欲探討之產能交易問題相當複雜，且輸入向量(產能交易組合)與輸出值(產出作業數)為非線性之關係，故本研究以倒傳遞類神經網路模型作為學習方法，用以建立產能交易組合與產出作業數之間的映射關係，再利用網路回想來反推預測各種產能交易組合的產出作業數，用以取代耗時且繁複的程式模擬。

2.3 基因演算法

基因演算法乃由 Holland 於 1975 年提出[19]，其基本精神在於模仿生物界『物

『競天擇、適者生存』之自然演化過程，它能夠選擇物種中具有較好特性之母代，並隨機性的交換彼此的基因訊息，期望能夠產生較上一母代更為優秀的子代，如此重覆下去進行世代的演化，以產生適應性最強的最佳物種。

基因演算法的求解過程，必須經過循環性的四個步驟：(1)產生初始群體；(2)評估群體中每個染色體的適應性；(3)選擇最適合的染色體；(4)透過基因運算產生新的群體[19]，整個基因演算法的求解過程如圖 2.2 所示。首先在解空間內隨機產生初始群體，做為 GA 求解的起始點，而群體中的每個元素由編碼後之字串或稱染色體所組成，始能進行基因的運算。其次，評估群體中每個染色體的適應性，適應性愈高者表示其目標函數值愈大。第三步驟以適應性為評估準則，選擇適應性最好的染色體為母代，最後透過基因的運算進行世代演化，使能產生比母代更優秀的子代，以形成新的群體。

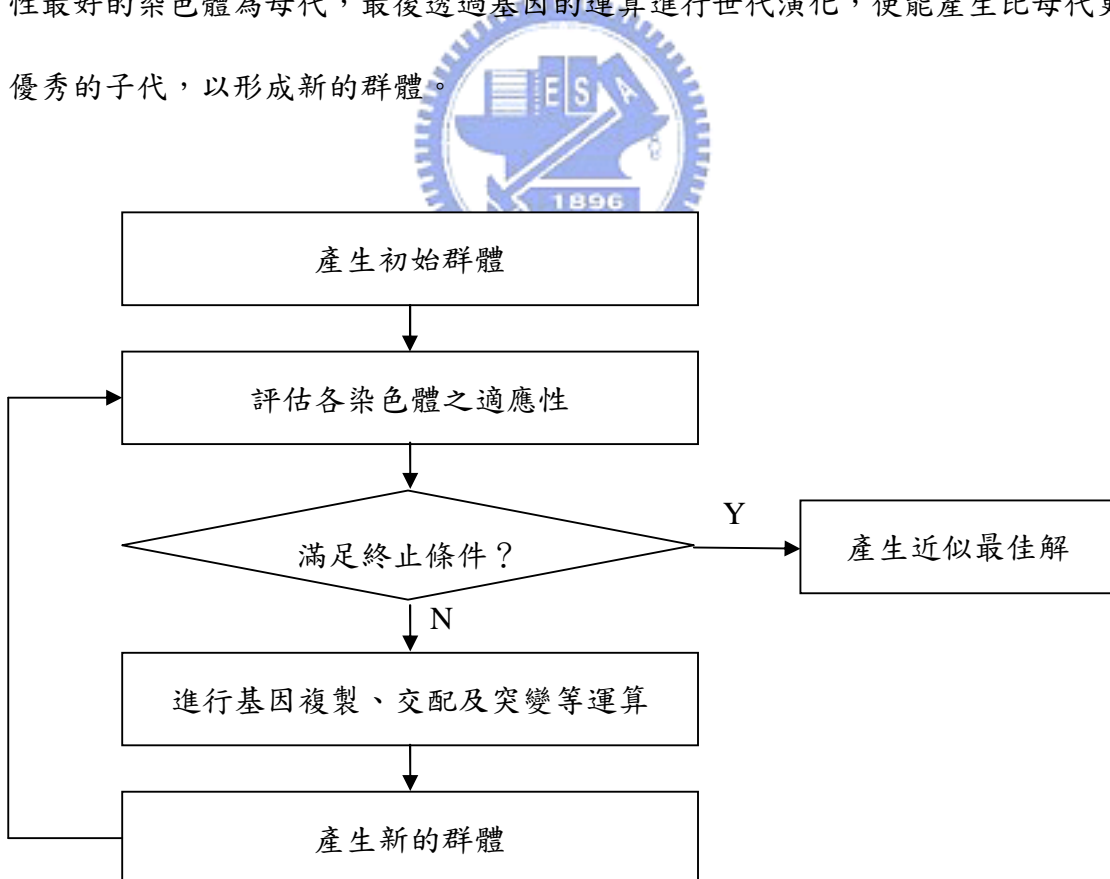


圖 2.2 基因演算法之最佳化求解過程

基因演算法的三個主要運算子為複製(reproduction)、交配(crossover)以及突變(mutation)，簡單介紹如下。

(1) 複製：是決定染色體被複製至下一代的運算，乃根據染色體的適應程度來決定其被保留至下一代，且被複製成新族群個數的多寡，適應程度高者，有較高的機率被自我複製為下一代新的染色體，反之，適應程度較低的染色體被淘汰的機率愈高。常見的複製的方法有兩種：輪盤式選擇(roulette wheel select)及競爭式選擇(tournament selection) [19]。由於後者所需之計算量少[32]，因此本研究採取競爭式選擇方式複製染色體。

(2) 交配：是指在交配池中隨機選取兩個母代的染色體，彼此交換基因的資訊，進而形成兩個新的染色體。一般交配的過程有三種型式：單點交配、兩點交配及字串交配。本研究採隨機選擇兩個交換點來互相交換。

(3) 突變：隨機選取一個染色體，並隨機選取基因突變點，然後改變染色體之基因資訊。因為在求解最佳化的過程中，複製及交配無法涵蓋其他完全不同母代染色體之基因，而突變過程可以引進新的染色體，增加新的參數搜尋區域，避免陷入區域最佳解的情形。

基因演算法搜尋的終止條件是當所有物種均趨向一致，亦即不再有更好的適應函數出現時則終止搜尋。一般常見基因演算法之終止條件有下列三種[19]：

(1) 設定臨界值：在演化過程中當適應值大於臨界值則終止搜尋。

(2) 設定最大演化世代：當達到最大演化世代則終止搜尋。

(3) 當適應值持續若干個世代皆不改變時，則可視為找到近似最佳解。

第三章 單一決策準則之短期產能交易

本章敘述在單一決策準則(single decision-making criterion)下的短期產能交易決策機制。首先描述並分析此決策問題；其次介紹決策方法，決策方法可分為三個子模組：產能交易組合空間分析、交易組合的總產出作業數評估、最佳交易組合搜尋；最後進行實例驗證。

3.1 問題分析

晶圓廠在長中期最佳產能規劃下，從事生產活動，因為機台當機等不確定性因素之發生，短期依舊會面臨產能供需不匹配的情形，因此廠商在進行長中期產能規劃決策時，實在無法精確預估未來一週各廠產能的供需數量，因此短期產能供需失衡是一個常見的現象。

本章將探討兩晶圓廠發生短期產能供需不平衡時，兩廠透過產能交易的方式來解決此問題，該如何擬定每週之最佳產能交易決策，期能最大化長期之產出量。假設在制訂每週之交易決策時，以兩晶圓廠每週的總產出作業數為單一決策準則，亦即若以一組產能交易組合進行產能支援，將可得到相對應的兩廠總產出作業數，而總產出作業數愈高，代表該產能交易組合愈佳，對此，本章發展一套決策機制，找出每週的最佳產能交易組合。

3.2 決策方法

產能交易的決策過程可以分為下列幾個步驟：(1)分析產能交易組合的解空間；(2)估算交易組合的總產出作業數；(3)搜尋最佳交易組合。

3.2.1 分析產能交易組合空間

產能交易組合空間的構成要素有兩項：第一、有那些工作站可以供做產能相互支援活動，本研究將此類工作站稱為『可交易工作站』。第二、每個可交易工作站最多可以提供多少產能進行交易(upper bound of trading volume)。本節首先介紹晶圓廠的運作假設，其次敘述如何找出可交易工作站的方法，最後討論產能交易組合的空間。



一、晶圓廠營運假設

本研究有關晶圓廠營運的假設列述如下。

- (1) 每一項加工作業只能在特定的一個工作站加工。
- (2) 相同的加工作業，在此兩廠之加工時間一致。
- (3) 晶圓廠每週所購買的產能在交易週期內平均使用。
- (4) 購入產能的工作站將給予一個等候加工批量閾值(WIP threshold)，當等候加工批量高於閾值，則陸續將物件送至友廠進行加工，直至購入產能耗盡為止。
- (5) 各晶圓廠的投料法則採均勻投料(uniform)，亦即晶圓廠每日的投料量及其產品組合固定不變。
- (6) 各晶圓廠每個工作站之派工法則採用先進先出原則(first in first out, FIFO)。

二、找出可交易工作站

兩晶圓廠之工作站是否互為可交易工作站，除了加工能力必須相容之外，其未來一週的機台利用率必須有互補的現象，亦即在其中一廠該工作站的機台利用率偏高，而在另一廠該工作站的機台利用率偏低。本研究定義兩門檻值 U_B 、 L_B ，用以確認可交易之工作站。當一工作站利用率大於 U_B ，則稱為『買方工作站』；若工作站的利用率小於 L_B 則稱為『賣方工作站』。因此若兩加工能力相容之工作站，其一為買方工作站，另一為賣方工作站，則互為可交易工作站。

如何估算一工作站未來一週的機台利用率，本研究採用系統模擬的方式進行。此模擬程式有兩個特色。

第一、模擬環境以確定型模式進行單次模擬。由於未來一週機台當機的行為無法事先預知，而且預測時距過短，若擬推估未來一週晶圓廠的行為，根據 Kim 等人[17]在即時派工問題的研究，採用單次確定性模擬會優於單次隨機性模擬；再者，多次隨機模擬由於計算時間過長，在此短期決策並不適當。

第二、此模擬程式必須考慮在製品和機台的起始狀態(initial state)。此起始狀態包括在製品的加工狀態(WIP status)、機台當機及其期望修復時間(expected machine up)等資訊。這些資訊對此產能交易機制而言很重要，因為此產能交易的決策時距很短，起始狀態的資訊會嚴重影響產能交易的結果。在中、長期的產能規劃研究，譬如機台採購規劃和產品組合規劃，晶圓廠起始狀態的資訊的影響力相對降低。

三、分析交易組合空間

在一個交易情境下，交易組合空間之大小，由產能交易的基本單位及最大產

能交易單位兩個因素決定。本研究將產能交易的基本單位(u)定義為：所有可交易工作站最長的製程加工時間之 c 倍，以數學式表示如下： $u = c \times \max(P_{ij} | i \in \text{TW})$ ，其中， TW 為可交易工作站所形成的集合； P_{ij} 表示製程 j 在工作站 i 所須的加工時間， c 為整數。

本研究假設交易雙方事先訂定各工作站之產能負荷界限，以確保該工作站在進行產能交易後，買方工作站之產能利用率不會低於此界限；反之，賣方工作站於交易後，其利用率不會高於產能交易負荷界限。並將其定義為：該工作站在兩廠預估之產能利用率的平均值。藉此可進一步計算可交易工作站 i 之最大產能交易單位(B_i)，以數學式表示如下：

$$B_i = \frac{1}{2u} (\rho_{Si} - \rho_{Bi}) \times Q_i \times T \quad (3.1)$$

其中， ρ_{Si} 表示交易前賣方工作站產能利用率的預測值， ρ_{Bi} 表示交易前買方工作站產能利用率的預測值， Q_i 表示賣方工作站 i 的機台數； T 為交易週期的總時間。

根據交易的基本單位及最大產能交易量的定義，即可決定產能交易的組合空間為 $P = \{[b_1, b_2, \dots, b_m], b_i \in Z, 0 \leq b_i \leq B_i\}$ ，其中 m 表示可交易工作站的數目，而整個產能交易空間為 $N(P) = \prod_{i=1}^m (B_i + 1)$ ，產能交易組合空間 $N(P)$ 可能非常大，假設每個可交易工作站的產能最大交易量為 q 個單位，則此交易組合空間有 $(q+1)^m$ 個交易組合。例如設若有 $m = 4$ ， $q = 20$ ，則共有 194,481 (21^4) 種可能的產能交易組合。

3.2.2 估算交易組合的產出作業數

對任一個交易組合，我們都可以用上節所述的確定性模擬程式來計算該交易組合對應之各晶圓廠的產出作業數，而本研究係以兩廠每週之總產出作業數(the aggregate number of produced operations)做為決策的準則。

欲對交易組合空間之所有交易情形進行全數模擬，可能需耗費相當長的時間，例如：若執行每個產能交易組合之模擬需時 1 分鐘，則前述 21^4 交易組合則需耗 135 天來進行全數模擬。然而為做成最終決策必須耗費如此冗長的時間，在實務上是無法被接受的，因此本研究擬藉由抽樣模擬取得有限樣本資料，來建構一個類神經網路，使能在極短的時間內，即可有效且精確的估算各產能交易組合對應之產出作業數，用以取代耗時的模擬方法。

構建此等類神經網路之基本構想如下：首先從交易組合空間中，隨機抽取 n 個交易組合，然後對此 n 個交易組合，以模擬方法評估其產出作業數，經過抽樣模擬後，共可得到 n 組輸入/輸出資料，其中輸入向量為產能交易組合，輸出值是進行該產能交易組合後兩晶圓廠的產出作業數。然後利用此 n 組輸入/輸出資料，構建類神經網路模式用以表示：兩晶圓廠產能交易組合及其產出作業數之關係。

一、隨機抽樣模擬

假設一產能交易情境有 A 、 B 兩廠，此情境的可交易工作站有 m 個，每一可交易工作站 i , ($1 \leq i \leq m$) 的交易上限有 B_i 個交易單位，則此交易組合空間有 $N(P) = \prod_{i=1}^m (B_i + 1)$ 個交易組合。此交易組合空間可表達如下 $P = \{X_k / 1 \leq k \leq N(P)\}$, $X_k = (x_{1k}, x_{2k}, \dots, x_{mk})$, 其中 x_{ik} 代表在第 k 個交易組合中 A

廠向 B 廠購買第 i 個工作站產能的單位，若 $x_{ik} > 0$ 則代表 A 廠向 B 廠購買產能，若 $x_{ik} < 0$ 則代表 A 廠向 B 廠出售產能。設 $Y_k = -X_k$ ，根據上述定義， Y_k 代表在第 k 個交易組合中 B 廠向 A 廠購買的產能組合。

在交易組合空間 P 中，隨機抽取 n 個交易組合進行模擬，設此樣本空間為 $\tilde{P} = \{X_j\}$ ，其中 $X_j = (x_{1j}, x_{2j}, \dots, x_{mj})$ ，表示抽樣的第 j 個交易組合，針對樣本空間 \tilde{P} 之每個產能交易組合，藉由執行模擬程式來估算未來一週兩晶圓廠之進行產能交易後之產出作業數。

本研究構建模擬程式，用以計算 A 、 B 兩晶圓廠在進行產能交易組合 X_j 後，各廠在未來一週的產出作業數。我們將 A 廠的模擬程式以一函式關係來表達 $T_{Aj} = Sim_A(X_j)$ 。其中， T_{Aj} 代表 A 廠進行 X_j 的交易組合後，在未來一週的產出作業數， Sim_A 代表模擬 A 廠的模擬程式， X_j 是模擬程式 Sim_A 的輸入參數， T_{Aj} 為其輸出結果。對 A 廠而言，抽樣的 n 個交易組合，將會產生 n 組輸入/輸出資料，其數學關係式為 $Data_Set_A = \{(X_j, T_{Aj}) / X_j \in \tilde{P}\}$ 。

同理，我們可將 B 廠的模擬程式以一函式關係來表達 $T_{Bj} = Sim_B(Y_j)$ 。其中， T_{Bj} 代表 B 廠進行 X_j 的交易組合後，在未來一週的產出作業數， Sim_B 代表模擬 B 廠的模擬程式， Y_j 是模擬程式 Sim_B 的輸入參數， T_{Bj} 為其輸出結果。對 B 廠而言，抽樣的 n 個交易組合，同樣也會產生 n 組輸入/輸出資料 $Data_Set_B = \{(Y_j, T_{Bj}) / X_j \in \tilde{P}\}$ ，整個模擬程式之輸入參數與輸出值之關係如圖 3.1 所示。因為此處是估算一交易組合在短期內(一週)的產出作業數，因此 Sim_A 和 Sim_B 兩模擬程式都是採用確定性模式。

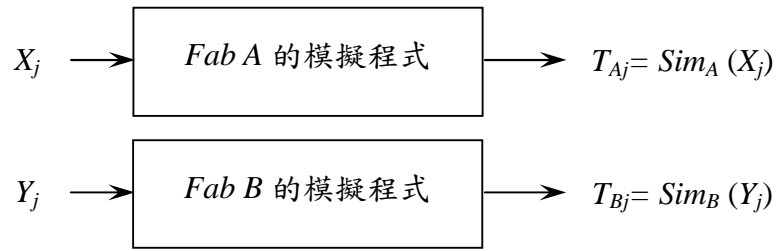


圖 3.1 模擬程式輸入參數與輸出值之關係圖

二、構建類神經網路

本研究以 $Data_Set_A$ 為基礎，構建一類神經網路 Net_A 來取代模擬程式 Sim_A 。對 $Data_Set_A$ 的 n 個輸入/輸出組合 $\{(X_j, T_{Aj}) | 1 \leq j \leq n\}$ ，我們隨機選取其中 n_1 個組合為訓練範例，用以構建一類神經網路 Net_A ；然後再以剩下的 $(n-n_1)$ 個組合為測試範例，驗證類神經網路 Net_A 的準確性。此類神經網路模型可表達為 $\tilde{T}_{Ak} = Net_A(X_k)$ ，其中 \tilde{T}_{Ak} 代表由類神經網路所估算的交易組合 X_k 對應之產出作業數。同理，我們可以利用 $Data_Set_B$ 來構建類神經網路 Net_B 來代表模擬程式 Sim_B ，其輸入/輸出的關係可以表達為 $\tilde{T}_{Bk} = Net_B(Y_k)$ ，本研究之類神經網路學習架構如圖 3.2 所示。

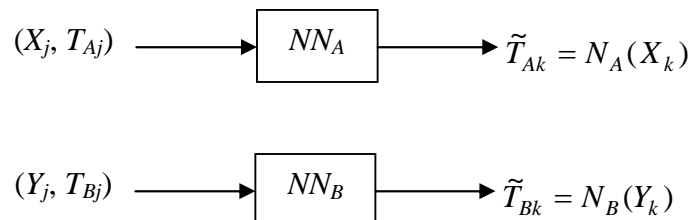


圖 3.2 本研究主題之類神經網路之學習架構

本研究以雙彎曲函數(sigmoid function, $f(x)=1/(1+e^{-x})$)做為轉換函數，而所使用之類神經網路之架構、學習率及慣性因子等相關參數，均於類神經網路發展過程中決定。另外，在類神經網路訓練過程中，加權值修正量 ΔW_{ij}^m 與閾值修正量 $\Delta \theta_j^m$ 計算公式表示如下：

$$\Delta W_{ij}^m = \lambda \times \delta_j \times X_i + \eta \times \Delta W_{ij}^{m-1} \quad (3.2)$$

$$\Delta \theta_j^m = -\lambda \times \delta_j + \eta \times \Delta \theta_j^{m-1} \quad (3.3)$$

ΔW_{ij}^m ：第 i 個輸入值與第 j 個輸出值之間的第 m 次加權值修正量；

$\Delta \theta_j^m$ ：第 j 個輸出值的第 m 次閾值修正量；

λ ：學習速率(learning rate)。

δ_j ：第 j 個輸出值的差距量；

X_i ：第 i 個輸入值；

η ：慣性因子(momentum factor)， $0 \leq \eta < 1$ ；

取得加權值修正量與閾值修正量之後，則可將加權值與閾值進行調整。

$$W_{ij}^m = W_{ij}^{m-1} + \Delta W_{ij}^m \quad (3.4)$$

$$\theta_j^m = \theta_j^{m-1} + \Delta \theta_j^m \quad (3.5)$$

經過學習之類神經網路模式之精確度以誤差均方根來評估，各晶圓廠的 RMSE 可以透過類神經網路的預測值及其實際目標輸出值間差異的均方根計算得之，對 Fab x 而言其 $RMSE_x$ 之計算如下：

$$RMSE_x = \sqrt{\frac{1}{n-1} \times \sum_{i=1}^n (T_{xi} - \tilde{T}_{xi})^2} \quad (3.6)$$

其中， n 表示測試/訓練範例的組數， T_{xi} 為透過模擬程式 Sim_x 模擬後取得 Fab x 之產出作業數， \tilde{T}_{xi} 為經由類神經網路 Net_x 計算取得之產出作業數。

本研究將類神經網路訓練的終止條件設定如下：(1)當訓練樣本的誤差均方根達允差值(T_r)；(2) 當疊代次數達設定值(I_r)；(3)當學習循環達到上限 C 時。

3.2.3 找出最佳交易組合

最佳的產能交易組合可以使雙方的產出作業數總和最大。然而本研究之解空間非常龐大，全數搜尋仍需耗費相當冗長的時間，故本研究以基因演算法結合前述訓練取得之類神經網路，做為最佳化的求解工具，可以大幅縮短計算各種產能交易組合對應之產出作業數所需的時間，並且能在極短的時間內快速地找出近似最佳的產能交易組合。

本研究以一個產能交易組合 $X_j = (x_{1j}, x_{2j}, \dots, x_{mj})$ 代表一個染色體，其中 x_{ij} 表示該染色體之基因，而染色體的長度由可交易工作站的數目決定。整個基因演算法的求解過程反覆執行下列的四個步驟，直到滿足終止條件為止。

- (1)在產能交易組合空間中，隨機產生 N 個染色體為初始群體，做為 GA 求解的起始點。
- (2)利用適應性函數評估群體中每個染色體的適應性，此處以產能交易組合對應之總產出作業數為適應性函數，產能交易組合對應之總產出作業數愈高者，表示其適應性愈佳。
- (3)選擇最適合的染色體，以適應性為評估準則，選擇適應性最好的染色體為母代。

(4)透過基因運算(複製、交配與突變)產生新的群體。在本研究中採競爭式選擇方式複製染色體、兩點交配(交配率為 C_r)以及單點隨機突變(突變率為 M_r)的方式進行世代演化，使能產生比母代更優秀的子代，以形成新的群體。

本研究將基因演算法的終止條件設定為：(1)當最佳解一直維持若干世代(N_b)未改變時。(2)最大演化世代次數達到預設值(N_f)。意指在基因的求解過程中，滿足上述的終止條件即可停止搜尋程序，同時可以找出最佳的產能交易方案。

3.3 實例驗證

本節以晶圓廠所提供之資料，說明上述所提之短期產能交易決策機制，驗證案例之產品及生產途程(routing)資料，乃取自新竹科學園區某晶圓製造廠，兩廠的詳細生產資料整理如表 3.1。假設兩廠所生產的產品存在差異性，其中一晶圓廠主要生產 DRAM 產品，另一廠則以邏輯產品為大宗。然而 DRAM 與邏輯產品的製程所需之設備組合差異極大，DRAM 廠在製程上偏重製造氧化層(poly-oxide)的設備，但邏輯產品之生產線則以金屬層(metal-layer)的製造設備居多。一般而言，在空間有限的晶圓廠中，DRAM 廠的氧化層相關設備是金屬層製程四倍，邏輯晶圓代工廠則反之。因此當兩晶圓廠的產品組合同時發生變動時，極可能產生工作站產能負荷不平衡的現象，且兩廠之工作站產能存在互補特性，因此雙方可藉由產能相互支援提高績效。

本研究以模擬軟體 eM-Plant [25]來撰寫三個模擬程式，用以產生決策情境、預測未來一週各工作站之利用率及評估產能交易組合對應之產出作業數，此三個程式之特性及其差異詳述如下。

表 3.1 兩晶圓廠的模擬資料

FAB	工作站數目	機台總數	產品別	總加工時間	加工作業數
Fab_A	60	270	4P1M	400	358
			1P7M	440	412
Fab_B	60	198	1P3M	318	276
			1P8M	480	446

第一個模擬程式(*Sim_1*)以隨機型模式執行單次的模擬，其目的為創造產能交易之決策情境，該程式的輸出資料包括：兩晶圓廠各別之在製品組合(WIP profiles)、機台當機及其預定修復時間，並將此類資料做為第二個模擬程式之輸入資料。

第二個模擬程式(*Sim_2*)以確定型模式執行多次的模擬，用以產生類神經網路訓練所需之資料。首先利用 *Sim_2* 進行單次模擬，並將程式的起始狀態設定為交易前製造現場的狀況(即 *Sim_1* 輸出資料)，並給定 $U_B=75\%$, $L_B=70\%$ ，經過模擬後找出可交易工作站及產能交易組合之解空間。

在本範例第一個交易決策情境下，共找出 4 組可交易工作站(E10, E27, E31, E55)，而兩晶圓廠之買方工作站及其最大可購買之產能單位整理如表 3.2 所示。其中，Fab_A 之買方工作站為 E10 及 E55；Fab_B 之買方工作站則為 E27 及 E31。以工作站 E10 為例，在 Fab_A 及 Fab_B 下週的產能利用率的預估值分別為 100% 及 30%，故 Fab_A 可向 Fab_B 購買該工作站的產能，且根據式(3.1)計算得 Fab_B 可出售之最大產能(或 Fab_A 可購買的產能上限)為 220 小時。另外，在工作站 E55, E27 及 E31 之可供交易最大量分別為 320, 280, 840 小時，若以 20 小時為交易的基本單位，則在此交易情境下共有 131,580 個交易組合。

表 3.2 兩晶圓廠之買方工作站及其產能可供交易之最大量

可交易工作站	E10	E55	E27	E31
Fab_A 可交易工作站未來 一週利用率估計值(%)	100	99.4	42.4	32.4
Fab_B 可交易工作站未來 一週利用率估計值(%)	30.0	49.8	96.6	95.2
產能交易上限 (小時)	220	320	280	840

其次，在龐大的交易組合空間中，隨機抽取 2000 個產能交易組合，以確定型模式進行產能交易方案之模擬，每個交易條件的模擬時間約需 1 分鐘，本研究共使用 20 部 PC(Pentium IV, 2.0GHz and 256-MB memory)平行進行模擬，每部 PC 各需時 1.6 小時(全數模擬每部 PC 需時 101 小時，約 4.2 天)。最後記錄抽樣模擬之交易組合及其對應之產出作業數，在進行類神經網路訓練前將抽樣取得之資料分為兩部份—訓練組及測試組各 1500 及 500 筆，分別進行 Fab_A 及 Fab_B 輸入參數與輸出值之關係模式推導，網路架構以試驗的方式決定為 4-7-1，亦即網路僅包含單一隱藏層，且其隱藏層處理單元為 7 個，其它相關參數之設定值如表 3.3 所示。網路學習過程以最大學習循環次數及誤差均方根之下限值，為類神經網路訓練終止條件，結果 Fab_A 及 Fab_B 的網路訓練在訓練次數達到設定的次數即停止訓練，此時 Fab_A 訓練組及測試組的 RMSE 分別為 0.0662 與 0.0698，而 Fab_B 之訓練組及測試組的 RMSE 分別為 0.0588 與 0.0592。

表 3.3 本研究主題類神經網路相關參數之設定值

參數項目	數值	參數項目	數值
輸入層節點數	4	訓練組資料量	1500
隱藏層節點數	7	測試組資料量	500
輸出層節點數	1	最大疊代次數	50000
學習率	0.10	慣性因子	0.80

最佳產能交易組合之決策乃以基因演算法為求解工具，藉由前述類神經網路學習所推導之交易組合及其對應之產出作業數的關係模式，並以兩廠之總產出作業數為決策準則，評估產能交易組合之優劣，以 GA 進行近似最佳解之搜尋時，相關參數值設定整理如表 3.4 所示，其中，初始族群大小 $N=100$ 、交配率 $C_r=0.8$ 、突變率 $M_r=0.05$ ，在 GA 搜尋過程中反覆進行基因複製、交配、突變的運算，直到滿足設定之終止條件為止，最後找出的近似最佳產能交易組合，整理如表 3.5 所示，其中，Fab_A 的產能交易決策為 $(E10, E27, E31, E55)=(160, -180, -720, 220)$ ，代表 Fab_A 的產能購入決策為工作站 E10 及 E55 分別買入 160 及 220 小時，而產能出售決策為工作站 E27 賣出 180 小時，工作站 E31 售出 720 小時；反之，Fab_B 的產能交易決策則為工作站 E10 及 E55 分別出售 160 及 220 小時，而工作站 E27 及 E31 分別買入 180 及 720 小時。

表 3.4 基因演算法之相關參數設定值

參數項目	數值	參數項目	數值
初始群體大小	100	最大疊代次數, N_f	20000
交配率	0.80	最大演化世代, N_b	1000
突變率	0.05		

表 3.5 GA 搜尋之近似最佳產能交易組合

可交易工作站	FAB_A		FAB_B	
	E10	E55	E27	E31
購入產能(小時)	160	220	180	720

第三個模擬程式(Sim_3)以隨機模式方式，反覆執行 20 次的模擬，每次模擬時幅為一週，其目的為計算兩廠以最佳產能交易組合進行產能交易後之產出作業數，對各晶圓廠而言，利用前述模式所建議之產能交易決策及其對應之產出作業數，如表 3.6 所示，將本章建議之產能交易方案與未進行產能交易相互比較，則可發現：本研究所建議之產能交易決策，在 Fab_A 之產出作業數由交易前 72,071 增加至 74,598，Fab_B 之產出作業數則由交易前 50,126 增加至 51,665，另外，觀察兩晶圓廠之產出作業數總和之變化，發現交易前為 122,197，產能交易後增為 126,263。因此顯示：本研究所提之產能交易組合不僅使兩晶圓廠之產出作業數總和提高，其各別之產出作業數亦明顯增加。

表 3.6 本研究範例建議之產能交易組合及未進行交易之產出作業數

	買方 工作站	購入產能 (小時)	未交易之產出 作業數	本研究所提交易決策 之產出作業數
Fab_A	E10	160	72,071	74,598
	E55	220		
Fab_B	E27	180	50,126	51,665
	E31	720		
		兩廠總和	122,197	126,263

上述三個模擬程式可加以整合，使能夠在特定情境下做成產能交易決策，圖 3.3 表示各程式之輸出、輸入關係。程式 *Sim_1* 乃用以創造決策情境或稱第 t 週的起始狀態 $S(t)$ 。*Sim_2* 為產生類神經網路訓練所需之資料，使能利用 GA 更進一步找出該決策情境(第 t 週)之近似最佳交易組合 \hat{X}_t 。*Sim_3* 為估算執行 \hat{X}_t 之產出作業數。其次，再將 \hat{X}_t 及 $S(t)$ 代入 *Sim_1* 執行一週之模擬，則可產生第 $(t+1)$ 週之決策情境 $S(t+1)$ ，反覆執行上述步驟則可獲得連續執行數週產能交易的較長期之績效。而三個模擬程式之程式類型、目的及其模擬次數比較如表 3.7 所示。

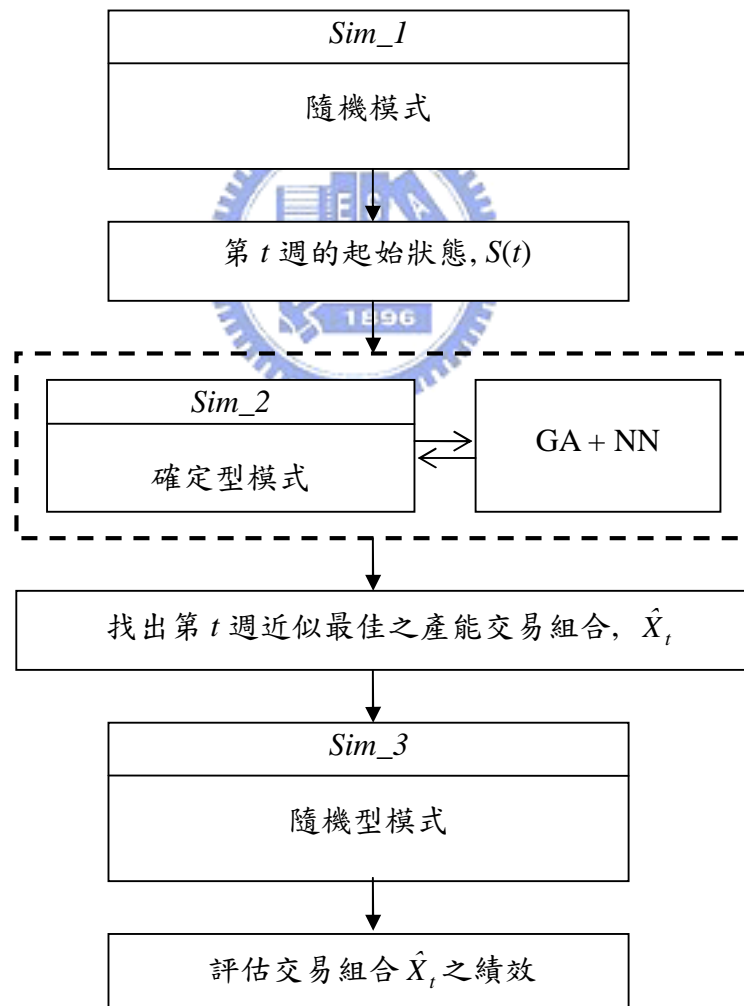


圖 3.3 本研究主題三個模擬程式之輸出/輸入關係圖

表 3.7 本研究主題三個模擬程式之比較

	程式類型	程式目的	模擬次數
<i>Sim_1</i>	隨機型	■ 產生產能交易之決策情境	單次
<i>Sim_2</i>	確定型	■ 估計下一週各工作站之利用率 ■ 產生類神經網路訓練所需之資料	重覆多次
<i>Sim_3</i>	隨機型	■ 驗證各產能交易組合之績效	重覆 20 次

本研究分析上述所提之產能交易決策方法，並觀察連續執行八週產能交易之較長期績效，最後將其與另外兩種交易方案進行比較，第一個比較情境為未進行任何的產能交易；第二種比較情境稱為最大交易方案，係指各買方工作站購入最大可交易單位(B_i)。表 3.8 顯示：連續進行八週的產能交易活動，各晶圓廠買方工作站可供交易之最大量及本研究建議之最佳交易量，而表 3.9 顯示連續八週此三個交易方案之績效，由表中可發現本研究所提之產能交易組合優於其他兩種方案(產出作業數總和約增加 2.7%~3.8%)，此結果表示本研究所提之產能交易決策機制，可以同時有效的增加兩晶圓廠的產出作業數。

另外，提高產出作業數是否能真正增加晶圓廠的產出呢？如表 3.10 所示，同時以加工完成批量及生產週期時間為績效指標，可發現本研究所建議之產能交易組合均優於其他兩種交易方案，由此可知：本研究所提之產能交易決策機制可以有效的增加晶圓廠的總產出。此外，觀察三個交易方案之平均產出時間，發現以本研究建議之方案進行產能交易，在平均產出時間這項指標亦有較佳之表現。

表 3.8 各晶圓廠買方工作站可供交易之最大量及本研究建議之最佳交易量

週別	可供交易之最大量				本研究建議之最佳交易量			
	Fab_A		Fab_B		Fab_A		Fab_B	
	E10	E55	E27	E31	E10	E55	E27	E31
1	220	320	280	840	160	220	180	720
2	240	340	260	860	120	200	240	780
3	220	320	240	840	180	140	220	600
4	220	300	260	860	120	200	220	680
5	220	320	260	820	100	140	120	720
6	240	360	240	680	140	120	220	580
7	200	260	220	780	180	240	180	740
8	220	300	260	860	160	140	200	740

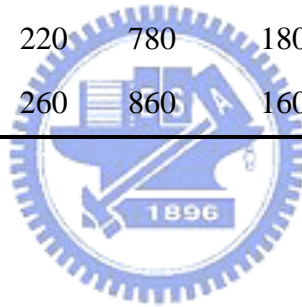


表 3.9 比較本研究提之交易組合、未進行交易及最大交易方案連續八週之產出作業數

交易週別	本研究建議之交易組合			未進行產能交易			最大產能交易方案		
	Fab_A	Fab_B	總和	Fab_A	Fab_B	總和	Fab_A	Fab_B	總和
1	74598 (103.5%)	51665 (103.1%)	126263 (103.3%)	72071 (100.0%)	50126 (100.0%)	122197 (100.0%)	73756 (102.3%)	51183 (102.1%)	124939 (102.2%)
2	73981 (103.2%)	50545 (102.3%)	124526 (102.9%)	71675 (100.0%)	49404 (100.0%)	121079 (100.0%)	74071 (103.3%)	49124 (99.4%)	123195 (101.7%)
3	74797 (103.2%)	51957 (103.4%)	126754 (103.3%)	72463 (100.0%)	50254 (100.0%)	122717 (100.0%)	73026 (100.8%)	50265 (100.0%)	123291 (100.5%)
4	72833 (103.1%)	50693 (102.1%)	123463 (102.7%)	70664 (100.0%)	49678 (100.0%)	120342 (100.0%)	71426 (101.1%)	51036 (100.7%)	122462 (101.8%)
5	73978 (103.2%)	49944 (103.3%)	123922 (103.2%)	71722 (100.0%)	48369 (100.0%)	120091 (100.0%)	72738 (101.4%)	48927 (101.1%)	121665 (101.3%)
6	74852 (105.7)	49896 (101.1%)	124748 (103.8%)	70849 (100.0%)	49369 (100.0%)	120218 (100.0%)	73580 (103.8%)	49808 (100.9%)	123388 (102.6%)
7	74065 (101.6%)	51147 (104.4%)	125212 (102.7%)	72918 (100.0%)	48975 (100.0%)	121893 (100.0%)	74213 (101.7%)	48755 (99.5%)	122968 (100.9%)
8	73998 (103.7%)	51268 (102.8%)	125266 (103.3%)	71394 (100.0%)	49863 (100.0%)	121257 (100.0%)	73986 (103.6%)	49861 (100.0%)	123847 (102.1%)

括弧內的數字表示以各交易方案相對於未進行產能交易之績效，並以百分比表示之。

表 3.10 比較本研究所提之交易組合、未進行交易及最大交易方案連續八週之產出批量及平均產出時間

	本研究建議之交易組合				未進行產能交易				最大產能交易方案			
	Fab_A		Fab_B		Fab_A		Fab_B		Fab_A		Fab_B	
	4P1M	1P7M	1P3M	1P8M	4P1M	1P7M	1P3M	1P8M	4P1M	1P7M	1P3M	1P8M
產出 批量	495	335	447	262	476	332	431	252	484	337	435	253
平均產出 時間	582.7	625.2	419.2	649.2	614.0	648.7	441.6	672.3	603.3	641.3	431.4	655.6

3.4 本章結論

短期產能供需失衡在晶圓廠是常見的問題，兩晶圓廠可透過產能交易來克服此問題，對此本章提出一套系統化的產能交易決策機制，使晶圓廠在面臨短期產能負荷不平衡時，該如何擬定最佳的產能交易決策，期使能提高產出量、縮短生產週期時間，而為了能快速求取最佳產能交易方案，本研究以抽樣模擬方式取得有限樣本之產能交易組合及其對應之產出作業數的資料，並利用倒傳遞類神經網路建構輸入/輸出之間的關係模式，最後再結合基因演算法搜尋最佳解，使能提供給管理者做成最佳產能交易決策。

根據本研究結果顯示：當兩晶圓廠同時發生短期產能供需不平衡的問題時，若彼此間存在相同功能之工作站，則雙方可以建立合作的夥伴關係，針對產能不足或過剩的部分進行交易，在每週的交易以總產出作業數為決策準則，並觀察連續進行八週的產能交易活動，結果發現交易雙方均可同時獲益，亦即，透過產能交易活動提高了雙方的產出作業數(參考表 3.9)及完工批量(參考表 3.10)，另外，產品之生產週期時間也縮短了(參考表 3.10)，顯見本章建議之產能交易方案有助於提高晶圓廠短期(每週)之產出作業數及長期績效—增加完工批量及縮短生產週期時間。

第四章 多項決策準則之短期產能交易

本章為前一章的擴充性研究，探討在多項決策準則(multiple decision-making criteria)下的短期產能交易決策機制。本章首先分析採用單一準則的缺失，進而探討在多項準則下，應該選取哪些決策準則較為妥當。其次提出在多項準則下的研究架構，並逐一說明此架構的二個模組，最後進行實例驗證。

4.1 產能交易決策準則之定義

產能交易的決策準則將會影響交易決策，在上一章中，提出以極大化兩晶圓廠總產出作業數為單項決策準則，藉以找出每週之最佳產能交易組合，研究結果顯示：上一章所提之產能交易決策，不僅可以使兩晶圓廠每週的產出作業數增加，實際上亦可提升其長期(如：8週)之產出。

然而，半導體產品之製程包含數百項作業，依加工作業可歸為數十層(layer)。多數人可能直覺地認為：最大化產出作業數可以同時達到加工層數及產出晶圓數最大化之目標。但是，一個層(one layer)是由特定若干個作業所組合而成的，因此，若單方面僅增加完工作業數，這些作業數不一定能形成一個層，將導致高產出作業數卻不一定能提升加工層數或產出晶圓數之現象。這意謂在進行產能交易活動時，若加入新的決策準則，則晶圓廠長期的產出可能會增加。因此，上一章所提議的產能交易方法仍然留有改善空間。

在晶圓廠可以利用下列三項指標來衡量生產力：產出作業數、加工層數及產

出晶圓數，本章則擬以此三項指標做為短期產能交易的決策準則，分析兩晶圓廠應該如何擬定短期的產能交易決策，為將三項決策準則整合成單一準則，必須分別對此三項決策準則分別給予一個權重值，而不同的權重組合將做成不同的交易決策，因此其長期績效亦不相同，因此本章擬找出三項決策準則的最佳權重組合(optimal weighting portfolio)，期能最大化兩晶圓廠的長期利潤總和。

4.2 研究架構

本節將介紹求解三項決策準則最佳權重組合的方法，整個求解過程包含下列五個步驟：(1)首先以實驗設計之觀點選取若干個權重組合進行實驗；(2)依據選取之權重組合，以抽樣模擬的方式取得有限的樣本資料，擬定每週之最佳產能交易決策；(3)連續進行 T 週之產能交易，並且記錄交易 T 週後兩晶圓廠之利潤總和；(4)建構反應曲面之配適模型，描述權重組合與交易 T 週後兩晶圓廠利潤總和的關係；(5)找出三項決策準則之最佳權重組合。

在求解過程中，利用模組一分析在給定三項決策準則的權重組合下，如何做出每週之最佳產能交易決策。以並藉由模組二計算連續交易 T 週兩晶圓廠之總和利潤，本節首先針對模組一及模組二做說明，其次再介紹如何利用模組二所得之結果，找出三項決策準則之最佳權重組合，期使在進行長期(T 週)之產能交易後，兩晶圓廠之利潤總和最大。

4.2.1 模組一：找出每週產能交易之最佳組合

本模組之主要目標為：在給定三項決策準則之權重組合下，兩晶圓廠如何擬

定每週的產能交易決策。亦即，事先給定一組權重組合 $[\alpha_1, \beta_1, \gamma_1]$ ，以抽樣模擬方式取得有限樣本之產能交易組合與兩晶圓廠之三個決策準則的各別資料，再以最大化此三項決策準則之權重組合值(此後稱為總和產出值)— $\alpha_1 \cdot O + \beta_1 \cdot L + \gamma_1 \cdot W$ 為目標，透過類神經網路與基因演算法兩種方法進行求解，並找出每週之最佳的產能交易組合，其中， $O = O^1 + O^2$ ， $L = L^1 + L^2$ ， $W = W^1 + W^2$ ， O^i ， L^i ， W^i 分別表示該決策週期 Fab i 之產出作業數、加工層數及產出品圓數。

此模組包含下列步驟：(1)估算未來一週可交易工作站之利用率；(2)確認產能交易組合之解空間；(3)評估每一交易組合之產出作業數、加工層數及產出品圓數；(4)利用權重組合觀點，加總兩晶圓廠之產出值；(5)找出最佳之產能交易組合。本模組之運作過程已於 3.1 至 3.3 節詳細說明，在此簡略以 Procedure *Find_Weekly_Trading* ($[\alpha, \beta, \gamma], S_i$) 來表示之，其中， $[\alpha, \beta, \gamma]$ 為針對三項決策準則事先給定之權重組合， S_i 表示在某一週進行產能交易前，兩晶圓廠之起始狀態。最後透過此 Procedure 之運算可得該週之最佳產能交易組合 $Q^*(\alpha, \beta, \gamma)$ ，有關模組一之運作程序如圖 4.1 所示，並以文字詳細說明如下。

Procedure *Find_Weekly_Trading* ($[\alpha, \beta, \gamma], S_i$)

Step 1：利用確定型模擬程式 *Det_Sim* 估算每組可交易工作站之利用率。

模擬程式之輸入資料為交易前兩晶圓廠之起始狀態，包括：工作站前產品 WIP 組合、機台當機及其預定修復時間，經由 *Det_Sim* 程式預先模擬未來一週兩廠運作情形，最終得到每組可交易工作站分別在兩晶圓廠之利用率。

Step 2：確認產能交易組合之解空間。

根據 Step 1.取得每組可交易工作站在兩晶圓廠之利用率，再加上各工作站之

賣方機台數及產能交易的基本單位，即可找出產能交易組合之解空間，詳細計算過程請參閱本論文 3.1.3 節。

Step 3：建立一類神經網路模式。

本研究利用抽樣模擬取得有限樣本資料，建構類神經網路模式，使能快速且精確的計算各廠每個產能交易組合之產出作業數、加工層數、產出晶圓數，用以取代 Step 1 之確定型模擬程式 *Det_Sim*，求解過程有下列三個步驟。

3.1 在龐大的交易組合之解空間中，隨機選取 K 組產能交易組合。

3.2 利用 *Det_Sim* 對 K 組交易組合進行模擬。

模擬程式之輸入資料為交易前兩晶圓廠之起始狀態及產能交易組合，而模擬資料之輸出項為各晶圓廠之產出作業數、加工層數、產出晶圓數。

3.3 建構類神經網路模式。

利用 K 組抽樣模擬資料，分別建構兩晶圓廠的類神經網路模式，使能快速計算各廠每個產能交易組合之產出作業數、加工層數、產出晶圓數，用以取代費時的模擬程式。類神經網路模式之輸入項為產能交易組合 $(T_j, j=1,2,\dots,K)$ ，輸出向量為各廠之 O^i, L^i, W^i ，透過類神經網路之訓練可以找出輸入與輸出向量之對應關係，亦即只要給定一個產能交易組合，即可透過此訓練良好之類神經網路模式，快速計算出各晶圓廠之產出作業數、加工層數及產出晶圓數。

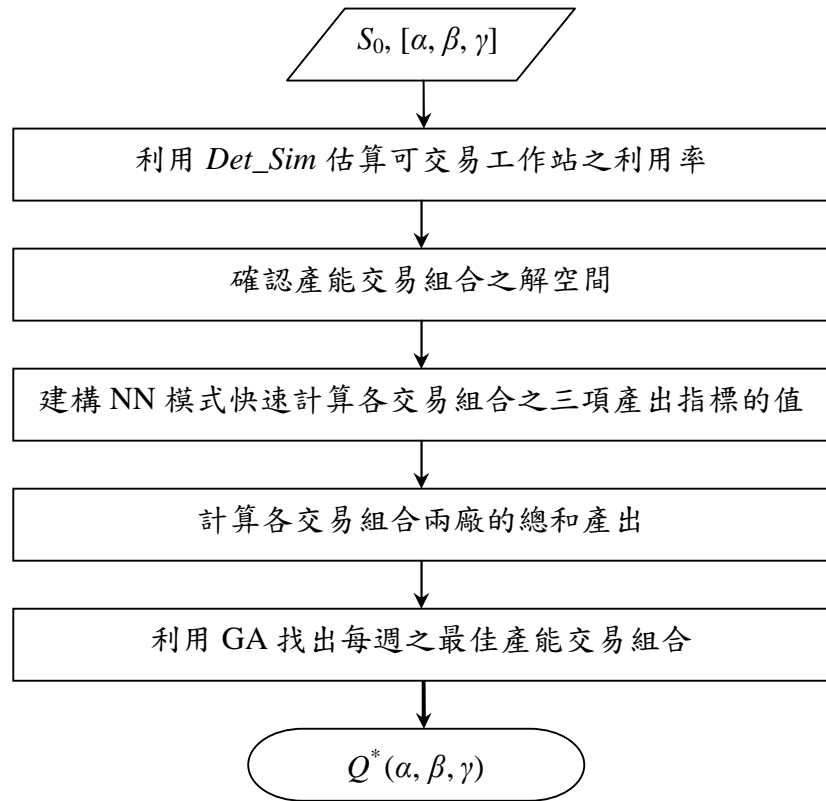


圖 4.1 模組一之運作流程圖

Step 4：計算各交易組合兩廠的總和產出。

產能交易之決策準則以兩晶圓廠之總和產出來衡量，各組產能交易之總和產出可以透過數學式： $\sum_{i=1}^2 [\alpha, \beta, \gamma][O^i, L^i, W^i]^T$ 計算之，其中 $[O^i, L^i, W^i]$ 表示 Fab i 之產出作業數、加工層數與產出品圓數。

Step 5：利用基因演算法在解空間中，找出最佳產能交易組合 $Q^*(\alpha, \beta, \gamma)$ 。

4.2.2 模組二：計算兩晶圓廠 T 週之利潤總和

兩晶圓廠進行產能交易之最終目的為：最大化長期利潤。在第一個模組中，提出給定一組權重組合 $[\alpha, \beta, \gamma]$ 的情況下，如何做成每週最佳產能交易的決策，而

不同的權重組合最終可能為晶圓廠帶來不同的利潤，因此，如何找出一組最佳的權重組合是非常重要的。

模組二之主要目的為找出三項交易決策準則—總產出作業數、總加工層數及總產出品圓數之最佳權重組合 $[\alpha^*, \beta^*, \gamma^*]$ ，期使兩晶圓廠長期(T 週)利潤總和最大，亦即，以 $[\alpha^*, \beta^*, \gamma^*]$ 連續進行 T 週的產能交易，可使兩廠之利潤總和最大。

本模組包含兩大步驟，首先，在給定三項決策準則之權重組合下，計算兩晶圓廠於連續交易 T 週之利潤總和。其次，找出此三項決策準則之最佳權重組合— $[\alpha^*, \beta^*, \gamma^*]$ ，其中 α, β, γ 三個因子必須滿足下列的條件： $S = \{[\alpha, \beta, \gamma] | \alpha + \beta + \gamma = 1, 0 \leq \alpha, \beta, \gamma \leq 1\}$ 。

在此將計算兩晶圓廠連續進行 T 週產能交易的利潤總和之步驟稱為 Procedure *Compute_Profit*(α, β, γ)，首先針對以下會用到之相關符號進行說明。



符號：

$[\alpha, \beta, \gamma]$: 事先給定之三項決策準則的權重組合。

$Q_i^*(\alpha, \beta, \gamma) = [w_1, w_2, \dots, w_k]$: 以 $[\alpha, \beta, \gamma]$ 所擬定之第 i 週的最佳產能交易組合，其中 w_i 表示可交易工作站 j 之交易量， k 表示可交易工作站的組數。

S_i : 兩晶圓廠於第 i 週產能交易活動前之起始狀態，其所包含之資訊包含：在製品之組合及機台當機訊息及其預定修復時間等。

F_i : 兩晶圓廠於第 i 週之最終狀態。又第 $i+1$ 週之起始狀態等於第 i 週之最終狀態，亦即， $F_i = S_{i+1}$ 。

$V_i = [v_1, v_2, \dots, v_m]$: 兩晶圓廠於第 i 週每項產品之產出品圓數，其中 m 表示產

品種類數。

$R_i = [r_1, r_2, \dots, r_m]$: 第 i 週每項產品之邊際貢獻值，其中 m 表示產品種類數。

P_i : 第 i 週兩晶圓廠之利潤總和。

$P(\alpha, \beta, \gamma)$: 連續進行 T 週產能交易，兩個晶圓廠之利潤總和。

Procedure *Compute_Profit* (α, β, γ)

Step 0: 初始化，輸入 $[\alpha, \beta, \gamma]$ 及 S_1 。

For $i = 1, \dots, T$

Step 1: 找出第 i 週之最佳產能交易組合 $Q_i^*(\alpha, \beta, \gamma)$

給定一組決策準則之權重組合 $[\alpha, \beta, \gamma]$ ，並利用模組一之 Procedure *Find_Weekly_Trading* ($[\alpha, \beta, \gamma], S_i$) 找出第 i 週之最佳產能交易組合 $Q_i^*(\alpha, \beta, \gamma)$ 。

Step 2: 計算第 i 週各產品之產出晶圓數、產生 $i+1$ 週之系統起始狀態。

利用隨機模擬程式 *Sto_Sim*($S_i, Q_i^*(\alpha, \beta, \gamma)$)，估計第 i 週採用 $Q_i^*(\alpha, \beta, \gamma)$ 進行產能交易後，該週各產品的產出晶圓數 (V_i) 及第 $i+1$ 週之系統起始狀態 S_{i+1} 。

Step 3: 計算第 i 週兩晶圓廠之利潤總和。

兩晶圓廠之利潤總和為各項產品之產出晶圓數與其邊際貢獻相乘之加總值，可以數學式表示為： $P_i = V_i \cdot R_i^T$ 。

Endfor

Step 4: 計算 T 週兩晶圓廠之利潤總和。

加總兩晶圓廠每週的利潤總和，即可求得兩廠連續進行 T 週產能交易

之利潤總和，可以數學式表示為：
$$P(\alpha, \beta, \gamma) = \sum_{i=1}^T P_i。$$

模組二之運作流程如圖 4.2 所示，在 Step 2 中，隨機模擬程式 $Sto_Sim(S_i, Q_i^*(\alpha, \beta, \gamma))$ 主要是用來預測兩晶圓廠在執行一個產能交易決策之系統運作情形，其中以 $Q_i^*(\alpha, \beta, \gamma)$ 及 S_i 為輸入項資料，經過模擬程式之執行可以產生輸出項資料為 S_{i+1} 及 V_i ，最終可以計算兩晶圓廠之總和利潤 $P(\alpha, \beta, \gamma)$ 。

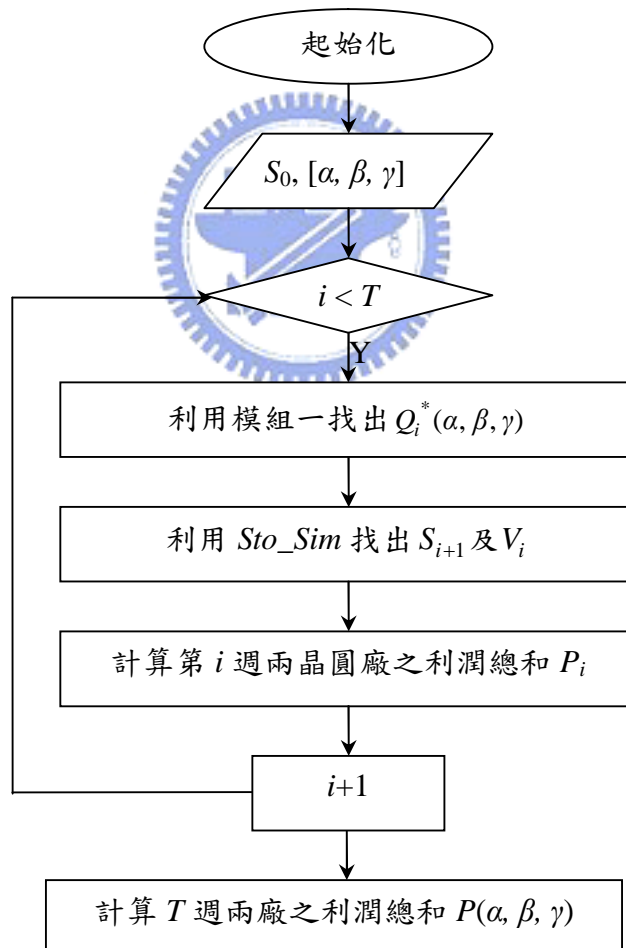


圖 4.2 模組二之運作流程圖

另外，在長期(例如 $T=10$ 週)產能交易之績效評估，本研究採用隨機模擬程式而非確定型模式，如此才能反映出在實際晶圓廠運作下，非預期事件發生之情況，且能更穩健地評估每週擬定的最佳產能交易組合之優劣。

4.2.3 求解三項決策準則之最佳權重組合

在產能交易決策中，為了使兩晶圓廠連續進行 T 週產能交易後，兩廠的總和利潤最大，必須在解空間 $S = \{[\alpha, \beta, \gamma] | \alpha + \beta + \gamma = 1, 0 \leq \alpha, \beta, \gamma \leq 1\}$ 中，找出一組最佳的權重組合 $[\alpha^*, \beta^*, \gamma^*]$ ，在本研究中利用實驗設計(design of experiments, DOE)結合反應曲面方法(response surface method, RSM)作為求解工具。首先透過實驗設計之觀點，在 S 集合中選取若干個權重組合做為實驗的樣本點，並計算連續進行 T 週產能交易的利潤總和，然後依據此實驗結果取得之權重組合與利潤總和之資料，建構一個配適的反應曲面，期能迅速估計 S 集合中每一組權重組合之利潤總和。

為精確的預測權重組合與利潤總和之關係，採用適切的實驗設計模型非常重要的，在本研究中，三項決策準則之權重值 (α, β, γ) 並非獨立變數，彼此間存在相依性，三者間之關係為 $\alpha + \beta + \gamma = 1$ ，因此， α, β, γ 三個值屬於混合性元素，對此，本研究採用 Cornell [11] 提出的混合型實驗之單純型中心設計(simplex centroid design)進行實驗設計與分析，研究共選取 10 個樣本點進行實驗分析，如表 4.1 所示。每個樣本點之總和利潤 $P(\alpha, \beta, \gamma)$ 可以透過 procedure *Compute_Profit* (α, β, γ) 加以計算，其次再利用此 10 組權重組合與利潤總和之資料 $([\alpha, \beta, \gamma], P)$ 建構一個反應曲面，最後藉由此反應曲面之配適方程式，以解析法(例如：梯度算法 gradient method) [21] 可以快速的找出一組最佳權重組合 $[\alpha^*, \beta^*, \gamma^*]$ 。

表 4.1 單純型中心設計之樣本點

樣本點	α	β	γ
1	1	0	0
2	0	1	0
3	0	0	1
4	1/2	1/2	0
5	1/2	0	1/2
6	0	1/2	1/2
7	1/3	1/3	1/3
8	2/3	1/3	1/3
9	1/3	2/3	1/3
10	1/3	1/3	2/3

綜合以上所述，本研究主題之整個求解過程如圖 4.3 所示，首先，利用模擬程式 *Sto_Sim* 產生初次交易前之起始狀態 S_0 ，並且針對三個權重因子 α, β, γ ，以混合性實驗設計選取若干個樣本點；其次，對於每個樣本點利用模組二計算兩晶圓廠連續進行 T 週產能交易之利潤總和 $P(\alpha_j, \beta_j, \gamma_j)$ ，其中，每週之最佳產能交易組合 $Q_i^*(\alpha_j, \beta_j, \gamma_j)$ 以模組一來求解；再者，以反應曲面方法建構三項決策準則之權重組合 $[\alpha_j, \beta_j, \gamma_j]$ 與兩晶圓廠之利潤總和 $P(\alpha_j, \beta_j, \gamma_j)$ 之間的配適關係；最後再以此配適模式為基礎，求解三項決策準則之最佳權重組合 $[\alpha^*, \beta^*, \gamma^*]$ 。

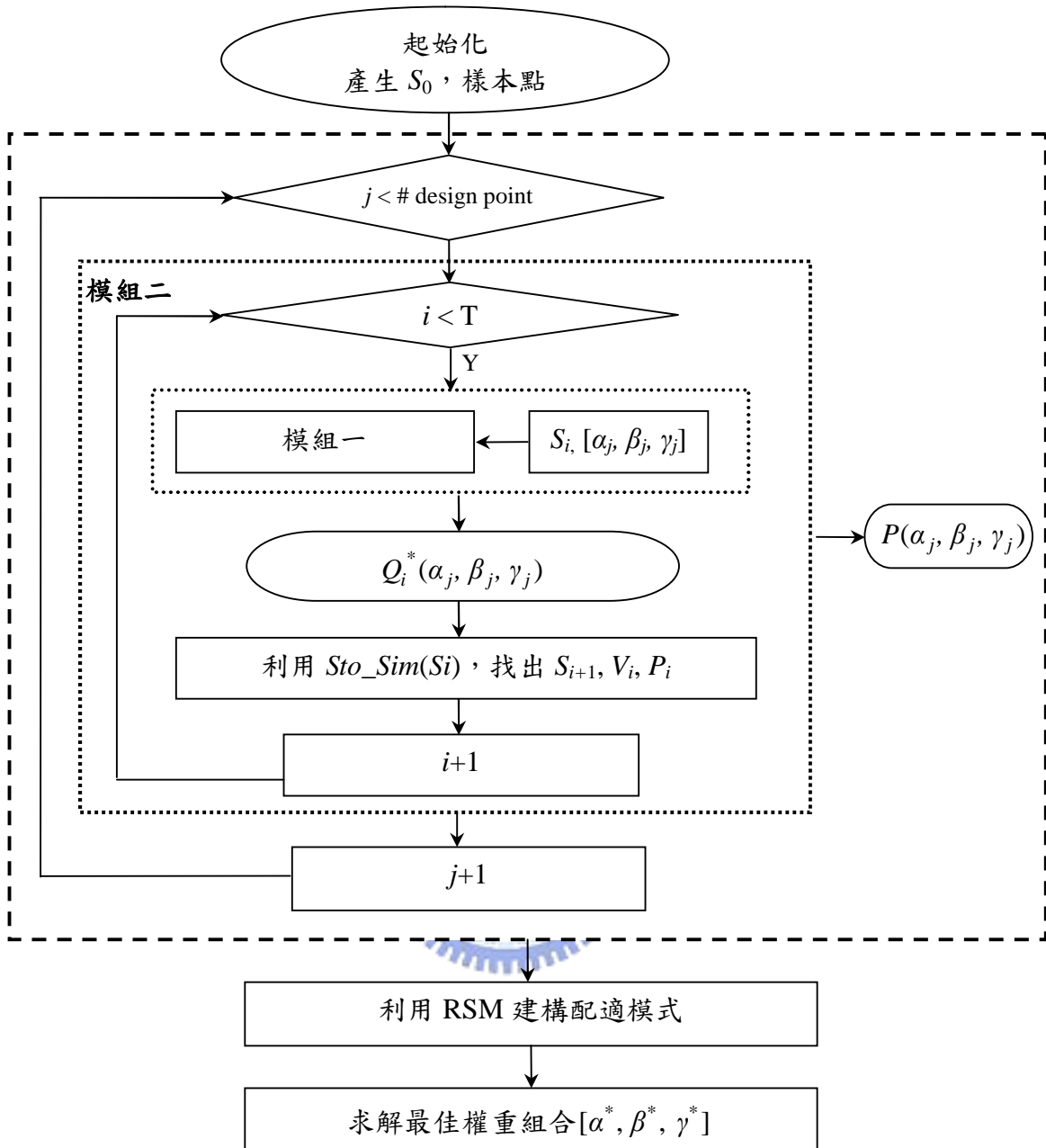


圖 4.3 本研究主題之求解流程圖

4.2.4 資料轉換

產能交易之三項決策準則—總產出作業數、總加工層數及總產出品圓數之單位不同，必須將此三項決策準則加以轉換使其單位一致，方能做成合理之決策，本研究將總產出品圓數及總加工層數轉換為約當產出作業數，轉換的方式為：

$WO_j = W_j \times O_j$ 及 $LO_j = L_j \times U_j$ 。其中， WO_j 為產品 j 產出品圓數轉換之約當產出作業數、 W_j 產品 j 之產出品圓數、 O_j 為產品 j 投入至產出之加工作業數； LO_j 為產品 j 加工層數轉換之約當產出作業數、 L_j 產品 j 之加工層數、 U_j 為產品 j 投入至產出之加工層數。

4.3 方法論比較與討論

在模組一中，利用類神經網路結合基因演算法，進行每週產能交易之最佳決策工具，反之，在模組二卻以實驗設計結合反應曲面方法求解最佳權重組合，何以會有如此的差異呢？

以求解時間之觀點而言，在實驗設計結合反應曲面之最佳化求解方法中，僅需較少的樣本點(以本研究為例僅需 10 個樣本點)來建構配適反應曲面，因此，較適合於每個樣本點求解時間較長之實例，然而，類神經網路結合基因演算法之方法較適合於對每個樣本點之評估時間較短之案例。

本研究的模組二之主要目的乃評估每個權重組合 $[\alpha, \beta, \gamma]$ 之三項產出指標，亦即，當給定一組權重組合 $[\alpha, \beta, \gamma]$ 時，必須計算每週的最佳產能交易組合，並且持續進行 T 週，若欲廣泛的評估權重組合的三項產出指標，將耗費相當冗長的時間，因此模組二採用實驗設計結合反應曲面方法，作為最佳化之求解工具。

4.4 範例說明

本章提出多項決策準則之產能交易決策模式，將以一個實例作說明，在表 4.2 呈現兩個產能交易之晶圓廠的產品組合、工作站數目、每項產品之邊際貢獻及相關之生產途程資料，在產品型態 $xPyM$ 表示產品有 x 個氧化層 (x poly-layers)、 y 個金屬層 (y metal layers) [35]，每項產品之邊際貢獻及其生產途程資料係由產業所提供並稍加修改，另外我們假設兩晶圓廠共有四個可交易之工作站。

表 4.2 本研究範例兩晶圓廠之模擬資料

FAB	工作站數目	機台總數	產品	總加工時間(小時)	加工作業數	邊際貢獻
Fab_A	60	275	4P1M	400	358	65
			1P7M	440	412	80
Fab_B	60	201	1P3M	318	276	50
			1P8M	480	446	100

本研究中兩個模擬程式(*Det_Sim* 及 *Sto_Sim*)均使用 eM-plant 進行編碼[25]，實驗設計及反應曲面之相關分析則藉助 MINITAB [18]統計軟體，另外類神經網路及基因演算法則以程式語言 C 進行編碼。

在本範例中，兩晶圓廠擬自第一週至第十週進行產能交易(亦即， $T=10$)，而晶圓廠進行產能交易前之起始狀態係由隨機模式之模擬程式(*Sto_Sim*)所產生，在模擬過程中，兩晶圓廠係由空廠開始運作，並依據所給定之產品組合進行均一投料直到系統達到穩態為止。

針對兩晶圓廠在特定一週之產能交易運作模式，本研究建構一個適當之類神經網路模式，模擬兩晶圓廠進行產能交易之結果。首先，隨機抽取 2000 組交易

組合之樣本，並執行確定型模擬程式(*Det_Sim*)，估算每一樣本點之產能交易組合與兩晶圓廠各別之產出作業數、加工層數與產出品圓數；其次，再以此 2000 組產能交易組合為輸入項、晶圓廠之三項產出指標為輸出項，建構該週之類神經網路模式。若以一般配備之個人電腦 (personal computer, PC) 執行一次系統模擬約需耗時 40 秒，在本研究中，共用 40 部 PC 執行此 2000 組樣本之模擬、而每部電腦分別執行 40 次模擬(共計需時 26.7 分鐘)，利用模擬取得 2000 組樣本資料，即可以在相當短的時間內(少於 1.5 分鐘)建構類神經網路模式。同樣地，在以此建構完成類神經網路基礎下，利用基因演算法搜尋最佳產能交易組合 $Q_i^*(\alpha, \beta, \gamma)$ 亦僅需 1.5 分鐘的時間，在取得 $Q_i^*(\alpha, \beta, \gamma)$ 之後，我們需執行約一分鐘的 *Sto_Sim* 以取得晶圓廠第 $i+1$ 週之起始狀態。

因此，藉由建構類神經網路、透過 GA 搜尋該交易週期之最佳產能交易組合，並產生下一週交易前之起始狀態共需耗時 30 分鐘的時間，亦即，若利用 50 部 PC 進行系統模擬，在給定 $[\alpha, \beta, \gamma]$ 下，兩晶圓廠可以在 30 分鐘之內，最成該週之最佳產能交易決策，在實務上，利用半小時制定每週的產能交易決策是可接受的。

反之，欲找出一組最佳之權重組合 $[\alpha^*, \beta^*, \gamma^*]$ 則須花費相當多的時間，當給定一組權重組合 $[\alpha, \beta, \gamma]$ 後，必須計算連續交易 10 週之各週最佳產能交易組合，最後再計算出 $[\alpha, \beta, \gamma]$ 之兩晶圓廠產出量，若同時以 50 部 PC 執行相關計算共需耗費約五小時(0.5 小時/週*10 週)，透過實驗設計的方法可減少實驗次數，在本研究中，隨機抽取 10 組不同的權重組合，並計算連續進行 10 週產能交易活動後兩晶圓廠之產出量，執行這 10 組權重組合總共需耗費的時間相當的驚人—50 小時；然而，最佳權重組合 $[\alpha^*, \beta^*, \gamma^*]$ 之決策並非每週必須制訂，在實務上，可能僅需

每季更新一次 $[\alpha^*, \beta^*, \gamma^*]$ ，因此對一個晶圓廠而言，花費 50 小時制訂一季的決策似乎是合理的。此外，若欲再縮短決策時間則可以透過增加 PC 的使用來達成。

表 4.1 為本研究利用單純型中心設計之實驗設計方法隨機選取之 10 組權重組合，用以建構配適反應曲面，當給定 $[\alpha, \beta, \gamma] = [1, 0, 0]$ 時，連續 10 週之最佳產能交易組合如表 4.3 所示。另外，在表 4.4 中呈現利用此 10 組權重組合連續進行 10 週產能交易後，兩晶圓廠之利潤總和，最後以這些資料建構一個反應曲面，在進行資料分析時，以套裝軟體 MINITAB 進行兩因子之反應曲面分析，其中反應變數為兩晶圓廠之利潤總和，自變數為 α, β, γ ，分析時採最小平方法(ordinary least square, OLS)預估技術配置出反應變數之模型，並利用 backward, forward 及 stepwise 方法剔除不顯著的因子及因子交互作用，最後得到權重組合 $[\alpha, \beta, \gamma]$ 與兩晶圓廠利潤總和(1000y)的配適模型如式(4.1)所示，式中 y 表示兩晶圓廠之利潤總和除以 1000，透過 MINITAB 所繪製的等高線圖及反應曲面如圖 4.1 所示，在圖中 A, B, C 分別表示三項決策準則的權重值 α, β, γ 。

$$y = 209.53 \alpha + 211.90 \beta + 213.19 \gamma + 29.64 \alpha \beta + 17.34 \beta \gamma + 25.32 \alpha \gamma - 25.32 \alpha \beta \gamma + 17.30 \alpha^2 \beta - 17.30 \alpha \beta^2 + 59.25 \alpha^2 \gamma - 59.25 \alpha \gamma^2 \quad (4.1)$$

藉由 MINITAB 建構之反應曲面可以更進一步找出三項決策準則之最佳權重組合為 $[\alpha^*, \beta^*, \gamma^*] = (0.63, 0.13, 0.24)$ ，而兩晶圓廠若以 $[\alpha^*, \beta^*, \gamma^*]$ 進行連續 10 週的產能交易活動時，則兩廠之利潤總和為\$225,870，優於前述 10 組樣本所做成之決策，詳細資料如表 4.4 所示。

表 4.3 連續 10 週之最佳產能交易組合

Week	交易組合
	$[\alpha, \beta, \gamma] = [1, 0, 0]$
1	(180, 240, 960, 320)
2	(180, 220, 780, 300)
3	(160, 240, 640, 280)
4	(160, 240, 600, 260)
5	(180, 220, 620, 300)
6	(140, 220, 560, 300)
7	(160, 200, 600, 300)
8	(180, 180, 640, 280)
9	(160, 200, 600, 300)
10	(160, 180, 680, 240)

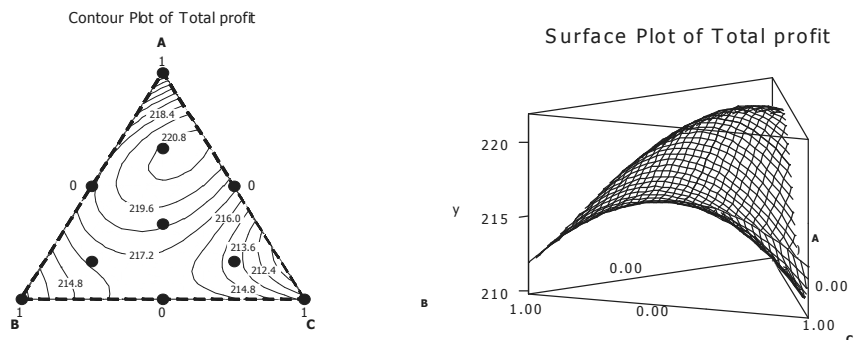


圖 4.4 權重組合與兩晶圓廠利潤總和之等高線與反應曲面

將本章所提多項決策準則之產能交易機制與出未進行任何產能交易活動進

行比較，發現兩廠之利潤總和高出約 21.4%，且若未進行任何產能的交易，兩晶圓廠之利潤總和最低，此結論與上一章之研究結果一致，亦即，每週進行產能交易活動將可有效的提高晶圓廠之利潤；另將此多項決策準則與單項準則(表 4.4 之第一個樣本點資料)擬定之交易決策，觀察其長期績效並加以比較，結果發現兩廠之利潤總和約可增加 7.8%，顯見利用多項決策準則進行產能交易優於單項決策準則之績效，亦即利用多項決策準則擬定每週之產能交易，可以更進一步提高兩晶圓廠之利潤總和。

表 4.4 10 個樣本點之利潤及產出總和

樣本點	權重因子			各產品之產出量				利潤 總和	總和 產出
	α	β	γ	4P1M	1P7M	1P3M	1P8M		
1	1	0	0	993	628	787	554	209535	2962
2	0	1	0	1001	638	792	562	211905	2993
3	0	0	1	1013	645	799	558	213195	3015
4	1/2	1/2	0	1024	661	820	577	218140	3082
5	1/2	0	1/2	1041	648	816	574	217705	3079
6	0	1/2	1/2	1031	651	812	572	216895	3066
7	1/3	1/3	1/3	1027	659	823	581	218725	3090
8	2/3	1/3	1/3	1085	627	833	585	220835	3130
9	1/3	2/3	1/3	1024	655	808	568	216160	3055
10	1/3	1/3	2/3	1025	641	810	557	214105	3033
未交易	---	---	---	882	569	689	488	186100	2628
最佳 交易	0.63	0.13	0.24	1088	675	841	591	225870	3195

4.5 本章結論

本章提出兩晶圓廠進行產能交易時，以多項決策準則來擬定每週之交易決策，則晶圓廠該如何決定這些決策準則之最佳權重組合 $[\alpha^*, \beta^*, \gamma^*]$ ，期能最大化兩晶圓廠之利潤總和。文中建議兩晶圓廠進行每週產能交易決策時，可同時考慮三項決策準則—總產出作業數(O)、總加工層數(L)及總產出品圓數(W)，並藉由最大化總和產出 $\alpha^* \cdot O + \beta^* \cdot L + \gamma^* \cdot W$ 為決策準則，找出每週之最佳產能交易組合，並連續執行 T 週的產能交易，將可達到兩晶圓廠長期利潤總和最大之目標。

在三項決策準則之權重組合 $[\alpha, \beta, \gamma]$ 已知的情況下，文中以類神經網路模式結合基因演算法，找出每週之最佳產能交易組合。其中建構類神經網路模式所需之資料，係由確定型模擬程式 *Det_Sim* 所產生，而針對每一組權重組合做成之交易決策，相對應的晶圓廠利潤總和係以隨機模擬程式 *Sto_Sim* 估算之，最後，再結合實驗設計與反應曲面兩個方法，找出多項決策準則之最佳權重組合 $[\alpha^*, \beta^*, \gamma^*]$ 。

根據本章的研究結果顯示，晶圓廠如果同時考慮多項決策準則進行產能交易決策，兩廠所獲得之利潤總和將優於僅以單一準則做成之交易決策。此項研究結果有兩個重要的涵義：(1)我們建議晶圓廠應使用多項決策準則於每週之產能交易決策；(2)晶圓廠每週的績效衡量方式，同時採用三個指標較佳—產出作業數、加工層數及產出品圓數。然而，由於晶圓廠之產品具有生產週期長之特性，在實務上常以產出作業數做為晶圓廠每週的績效衡量指標，而每季的績效則以產出品圓數加以衡量，如同本章研究結果之建議，為平衡短期的『週』目標與較長期之『季』目標，每週的績效評估可能需同時考慮多項指標，對晶圓廠長期的績效，可能會有較佳的表現。

第五章 結論與建議

5.1 結論

產能規劃在半導體製造產業是一個重要的議題，隨著日益激烈的競爭環境，更加凸顯產能充分利用的重要性，過去在產能規劃議題的研究，多半侷限於長期增購機台、中期選產品組合之探討，對於晶圓廠短期產能不平衡的問題著墨不多。本研究針對建廠之產能規劃與實際接單之產能需求間，經常發生的短期產能供需不平衡問題，提出一套短期產能交易機制，研究結果歸納如下：

- (1) 短期產能不平衡之兩晶圓廠進行產能交易活動，可使雙方同時獲益。在本文的研究結果顯示：以單項(總產出作業數)或多項決策準則(總產出作業數、總加工層數、總產出晶圓數)擬定短期產能交易決策，其與未進行任何產能交易活動相較，兩晶圓廠的產出均可同時增加。
- (2) 利用產出作業數為每週產能交易活動之決策準則，連續進行八週產能交易活動，觀察較長期之生產績效，發現：在產出量或生產週期時間兩個指標之表現，交易雙方均可同時獲益。
- (3) 考慮多項決策準則擬定每週之產能交易決策優於單一準則之表現。在第二個主題中，兩晶圓廠在進行短期產能交易活動時，同時考慮短、中、長期三項指標—產出作業數、加工層數及產出晶圓數，研究結果發現，考慮多項準則之決策方案優於單一準則之決策，推測可能為晶圓廠產品製程複雜與產品生產週期冗長之原因。

5.2 未來研究方向

目前本研究所提之產能交易模式，在整個決策過程仍需花費相當長的時間，後續研究可對此加以改進，此外對於產能交易基本單位及交易週期對晶圓廠長期生產績效之影響，亦是值得探討的議題。在此提出幾個後續的研究方向詳列如下：

- (1) 發展一個簡化模式，用以縮短模擬所需時間。在簡化模式中，僅考慮可交易工作站及利用率較高之工作站，其它利用率較低或非可交易工作站則不列入模擬程式中，模式簡化的方法可參考 Kim [17]的作法。
- (2) 分析產能交易的基本單位對晶圓廠長期績效之影響。產能交易的基本單位(如：以 10 小時或 20 小時為一個交易單位)，會影響產能交易組合的解空間，最終亦將對於產能交易決策有所影響，故值得探討其與產能交易決策之間的關連性。
- (3) 探討產能交易週期的長短是否會影響晶圓廠的長期生產績效。交易週期可以訂為每三天、每週或每 10 天進行一次產能交易，是否交易週期愈頻繁，則兩晶圓廠之獲益愈高？然而，交易頻率愈高晶圓廠必須付出之交易成本亦高，因此在探討此議題時可能需將交易成本列入考慮。

參考文獻

英文部份：

1. Barahona, F., Bermon, S., Gunluk, O., & Hood, S. (2001). Robust Capacity Planning in Semiconductor Manufacturing. *IBM report RC22196*.
2. Bard, J.F., Srinivasan, K., & Tirupati, D. (1999). An optimization approach to capacity expansion in semiconductor manufacturing facilities. *International Journal of Production Research*, 37(15), 3359-3382.
3. Bermon, S., & Hood, S.J. (1999). Capacity Optimization Planning System. *Interfaces*, 29(5), 31-50.
4. Çatay, B., Erengüç, Ş.S., & Vakharia, A.J. (2003). Tool capacity planning in semiconductor manufacturing. *Computers & Operations Research*, 30, 1349-1366.
5. Chen, J.C., Chen, C.W., Lin, C.J., & Rau, H. (2005). Capacity planning with capability for multiple semiconductor manufacturing fabs. *Computers & Industrial Engineering*, 48, 709-732.
6. Chou, Y.C. & Hong, I.H. (2000). A methodology for product mix planning in semiconductor foundry manufacturing. *IEEE Transactions on Semiconductor Manufacturing*, 13(3), 278-285.
7. Christie, R.M.E. & Wu, S.D. (2002). Semiconductor capacity planning: stochastic model and computational studies. *IIE Transaction*, 34, 131-143.
8. Chung, S.H, Lee, A.H.I., & Pearn, W.L. (2005). Product Mix Optimization for

- Semiconductor Manufacturing Based on AHP and ANP Analysis. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 25(11-12), 1144-1156.
9. Chung, S.H, Lee, A.H.I., & Pearn, W.L. (2005). Analytic network process (ANP) approach for product mix planning in semiconductor fabricator. *International Journal of Production Economics*, 96, 15-36.
10. Connors, D.P., Feigin, G.E., & Yao, D. (1996). A queueing network model for semiconductor manufacturing. *IEEE Transactions on Semiconductor Manufacturing*, 9(3), 412-427.
11. Cornell, J.A. (1990). *Experiments with Mixtures: Designs, Models, and the Analysis of Mixture Data*. 2nd edition. Wiley, New York.
12. Deboo, S. (2000). Block cross processing: an innovative approach to constrain management. *The ninth international symposium on semiconductor manufacturing*, 225-228.
13. Fausett, L. (1994). *Fundamental of Neural Networks: Architectures, Algorithms, and Applications*. Prentice Hall.
14. Hood, S.J., Bermon, S., & Barahona, F. (2003). Capacity planning under demand uncertainty for semiconductor manufacturing. *IEEE Transactions on Semiconductor Manufacturing*, 16(2), 273-280.
15. Hopp, W.J., Spearman, M.L., Chayet, S., Donohue, K.L. & Gel, E.S. (2002). Using an optimized queueing network model to support wafer fab design. *IIE Transactions*, 34(2), 119-130.
16. Iwata, Y. Taji, K., & Tamura, H. (2003). Multi-objective capacity planning for

- agile semiconductor manufacturing. *Production Planning & Control*, 14(3), 244-254.
17. Kim, Y.D., Shim, S.O., Choi, B. & Hwang, H. (2003). Simplification methods for accelerating simulation-based real-time scheduling in a semiconductor wafer fabrication facility. *IEEE Transactions on Semiconductor Manufacturing*, 16(2), 290-298.
18. Minitab Inc. (2003). *MINITAB manual*.
19. Mitchell, M. (1998). *An introduction to genetic algorithms*. MIT Press.
20. Montgomery, D.C., (1991). *Design and Analysis of Experiments*. New York: Wiley.
21. Myers R.H., & Montgomery, D.C. (1995). *Response Surface Methodology*. New York: Wiley.
22. Rumelhart, D.E., Hinton, G.E., & Williams, R.J. (1986). Learning Representations by Back-Propagating Error. *Nature*, 323, 533-536.
23. Swaminathan, J.M. (2000). Tool capacity planning for semiconductor fabrication facilities under demand uncertainty. *European Journal of Operational Research*, 120, 545-558.
24. Swaminathan, J.M. (2002). Tool procurement planning for wafer fabrication facilities: a scenario-based approach. *IIE Transaction*, 34, 145–155.
25. Tecnomatix Technologies Ltd. (2001). *EM-PLANT objects manual*. Tecnomatix Software Company, Germany.
26. Toba, H., Izumi, H., Hatada, H., & Chikushima, T. (2005). Dynamic load balancing among multiple fabrication lines through estimation of minimum

inter-operation time. *IEEE Transactions on Semiconductor Manufacturing*, 18(1), 202-213.

27. Vellido, A., Lisboa, P.J.G., & Vaughan, J. (1999). Neural networks in business: a survey of applications (1992–1998). *Expert Systems with Applications*, 17, 51-70.
28. Wu, M.C., & Chang, W.J. (2007). A short-term capacity trading method for semiconductor fabs with partnership. *Expert System with Applications*, Vol. 33, 476-483.
29. Wu, M.C., Hsiung, Y.I., & Hsu, H.M. (2005). A tool planning approach considering cycle time constraints and demand uncertainty. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 26(5), 565-572.
30. Wu, S.D., Erkoc, M. & Karabuk, S. (2005). Managing capacity in the high-tech industry: a review of literature. *The Engineering Economist*, 50(2), 125-158.
31. Xiao, H. (2001). *Introduction to semiconductor manufacturing technology*, Prentice Hall.

中文部份：

32. 蘇木春、張孝德(2004)，『機器學習：類神經網路、模糊系統以及基因演算法則』，全華科技圖書公司。
33. 葉怡成(2000)，『類神經網路模式應用與實作』，儒林圖書公司。
34. 江艾軒(2001)，『晶圓廠產能交易之架構與方法』，碩士論文，台灣大學工業工程研究所。