

國立交通大學

機械工程研究所

碩士論文

應用模糊類神經網路於

銅膜化學機械研磨

之批次製程控制

Run-to-Run Cu-CMP Process Control

Using Fuzzy Neural Network

研究生：薛木坤

指導教授：林家瑞 博士

中華民國九十三年六月

應用模糊類神經網路於銅膜化學機械研磨之批次製程控制
Run-to-Run Cu-CMP Process Control Using Fuzzy Neural Network

研究生：薛木坤

Student：Mu-Kun Hsueh

指導教授：林家瑞 博士

Advisor：Dr. Chia-Shui Lin

國立交通大學

機械工程學系



Submitted to Department of Mechanical Engineering

College of Electrical Engineering

National Chiao Tung University

in partial Fulfillment of the Requirements

for the Degree of

Master

in

Mechanical Engineering

June 2004

Hsinchu, Taiwan, Republic of China

中華民國九十三年六月

國立交通大學機械工程研究所

應用模糊類神經網路於銅膜化學機械 研磨之批次製程控制

學生：薛木坤

指導教授：林家瑞 博士

中文摘要

化學機械研磨(Cheical Mechanical Polishing, CMP)是一個極為複雜的製程,此系統大致包含化學,機械以及物理三個研究領域[1],論文[1]中所探討的是 CMP 的整個研磨機制,以及推導 CMP Model,並以實驗驗證其 Model 的準確性。然而在現代半導體廠房裡,製程控制(Process Control)應用在 CMP 製程上時,一般都是使用 R2R(Run-to-Run)製程控制的方式來做移除率(Remove Rate, RR)或不均勻度(Non-Uniformity)的控制。

本研究使用的控制方法主要是參考了論文[2]裡所提之誤差零超越量的觀念並結合了論文[3]所提出的輻射基底函數式模糊類神經網路(Radial-Basis Function Based Fuzzy Neural Network)來預測 CMP 製程,最後提出一零誤差追蹤模糊類神經網路控制器,以達成移除率(Remove Rate, RR)的控制,本研究所用之類神經網路並不完全和論文

[3]所提的一樣，本研究之網路不需要將輸入正規化,有別於論文[3]所提之輻射基底函數式模糊類神經網路。模擬時並與傳統的 EWMA Run-to-Run 製程控制法做一效能之比較，最後以實驗來驗證模擬之結果。

關鍵字：化學機械研磨、製程控制、模糊類神經網路、移除率



Run-to-Run Cu-CMP Process Control

Using Fuzzy Neural Network

Student : Mu-Kun Hsueh

Advisor : Dr. Chia-Shui Lin

Abstract

Chemical Mechanical Polishing (CMP) is a very complex process and the process involved many areas of studying [1]. They are Chemistry, Mechanics, Physics, etc. The research of [1] explores the removal mechanism of the CMP process and it also derives the model of CMP process. It verified the accuracy of the CMP model in experiment. However, the so called “Process Control” applying to the CMP process in the semiconductor fabrication today uses the method of Run-to-Run process control to control the “Remove Rate (RR)” or the “Non-Uniformity (NU)” of the CMP process.

The design of controller of my research is designed mainly from two papers [2][3]. One of them is the “Zero Error Tracking” concept from paper [2] and the other is the “Radial-Basis Function Based Fuzzy Neural Network” from paper [3]. From the concept in paper [2], the error will converge to zero. On the other hand, the “Radial-Basis Function Based Fuzzy Neural Network” can predict the CMP process. Combing both papers [2][3], I finally derive a new controller. It is called “Zero Error Tracking Fuzzy Neural Network Controller”. In my research, the purpose of the controller is to control the Remove Rate of CMP process. The

“Fuzzy Neural Network” used in my research is not the same as that in paper [3]. In my research, the input data does not need to be normalized between -1 and 1. In the simulation, I compared the effectiveness between the traditional EWMA (Exponentially Weighted Moving Average) Run-to-Run process controller and the one I designed. Finally I confirm my simulation results by experiment in NDL (National Nano Device Laboratories).

Keywords : Chemical Mechanical Polishing 、 Process Control 、 Fuzzy Neural Network 、 Remove Rate



誌謝

交大機械所的兩年研究生活中，使我學習到許多不同的專業知識，在指導教授的親切照顧、指導與提供研究的有效資訊，並且在實驗室同學的互相幫忙討論與合作之下，經歷了多次失敗之後終於完成了本篇論文，非常感謝他們。

另外也感謝口試委員們提供的一些參考意見、成大 林仁輝教授給予本實驗室之幫助、NDL CMP 機台工程師賴明志先生於實驗過程之耐心指導，還有教我實驗機台的逢甲研究所陳柵聰同學與交大材料所方政煜學長...等等在實驗上幫助我的人。

還要感謝這兩年內一起大吃大喝及打球的朋友，特別是隔壁成維華師門一些認識的學長、學弟及同學以及在新竹的高中同學們。最後感謝家人的支持，希望大家都身體健康。

目錄

中文摘要.....	I
英文摘要.....	III
誌謝.....	V
目錄.....	VI
表目錄.....	IX
圖目錄.....	X
第一章 緒論.....	1
1.1 研究內容簡述.....	1
1.2 研究背景.....	3
1.3 文獻回顧.....	6
1.4 研究目的.....	8
第二章 化學機械研磨介紹.....	10
2.1 CMP 發展簡介.....	10
2.2 CMP 基本架構.....	11
2.3 CMP 主要參數.....	12
2.4 模擬 CMP 製程之 Model.....	15
2.4.1 主要參數選取.....	16
2.4.2 Model 之建立.....	17

第三章 研究理論.....	20
3.1 EWMA R2R 控制器.....	20
3.2 誤差零超越量演算觀念說明.....	23
3.3 零誤差追蹤控制器之推導.....	24
3.4 輻射基底函數式模糊類神經網路.....	26
3.4.1 模糊類神經網路概述.....	26
3.4.2 輻射基底函數式模糊類神經網路.....	27
3.4.3 網路之學習演算.....	30
3.4.4 網路能力之驗證.....	35
3.4.5 網路輸出入關係之推導.....	38
3.5 零誤差追蹤模糊類神經網路控制器.....	40
第四章 模擬分析.....	41
4.1 飄移干擾之模擬.....	41
4.1.1 EWMA 控制器之模擬效果.....	41
4.1.2 零誤差追蹤模糊類神經網路控制器之模擬效果.....	42
4.1.3 模擬結果比較.....	44
4.2 雜訊干擾之模擬.....	45
4.2.1 EWMA 控制器之模擬效果.....	45
4.2.2 零誤差追蹤模糊類神經網路控制器之模擬效果.....	46

4.2.3 模擬結果比較.....	47
第五章 實驗驗證.....	49
5.1 實驗參數選取.....	49
5.2 實驗設備.....	50
5.3 實驗材料.....	51
5.4 實驗規劃.....	52
5.5 實驗(1)結果與討論.....	53
5.6 實驗(2)結果與討論.....	56
5.7 實驗結果比較與討論.....	59
5.8 實驗注意事項.....	62
第六章 結論與未來展望.....	64
6.1 結論.....	64
6.2 未來展望.....	64
參考文獻.....	110



表目錄

表 3.1.....	66
表 3.2.....	66
表 4.1.....	67
表 4.2.....	67
表 5.1.....	67
表 5.2.....	68
表 5.3.....	69
表 5.4.....	70
表 5.5.....	71
表 5.6.....	71
表 5.7.....	72
表 5.8.....	73



圖目錄

圖 2.1.....	74
圖 2.2.....	74
圖 2.3.....	75
圖 2.4.....	76
圖 2.5.....	77
圖 2.6.....	78
圖 2.7.....	78
圖 3.1.....	79
圖 3.2.....	79
圖 3.3.....	80
圖 3.4.....	81
圖 3.5.....	82
圖 3.6.....	82
圖 3.7.....	83
圖 3.8.....	83
圖 3.9.....	84
圖 3.10.....	84



圖 3.11.....	85
圖 3.12.....	85
圖 3.13.....	86
圖 3.14.....	86
圖 3.15.....	87
圖 3.16.....	88
圖 3.17.....	89
圖 3.18.....	89
圖 3.19.....	90
圖 4.1.....	91
圖 4.2.....	91
圖 4.3.....	92
圖 4.4.....	92
圖 4.5.....	93
圖 4.6.....	93
圖 4.7.....	94
圖 4.8.....	94
圖 4.9.....	95
圖 4.10.....	95



圖 4.11.....	96
圖 4.12.....	96
圖 4.13.....	97
圖 4.14.....	97
圖 4.15.....	98
圖 4.16.....	98
圖 4.17.....	99
圖 4.18.....	99
圖 4.19.....	100
圖 5.1.....	100
圖 5.2.....	101
圖 5.3.....	101
圖 5.4.....	102
圖 5.5.....	102
圖 5.6.....	103
圖 5.7.....	103
圖 5.8.....	104
圖 5.9.....	104
圖 5.10.....	105



圖 5.11.....	105
圖 5.12.....	106
圖 5.13.....	106
圖 5.14.....	107
圖 5.15.....	107
圖 5.16.....	108
圖 5.17.....	108
圖 5.18.....	109
圖 5.19.....	109



第一章 緒論

1.1 研究內容簡述

本研究架構共分為六章，其內容簡單描述如下：

第一章 緒論：

本章共分為四小節：

1.1: 說明本研究的內容架構。

1.2: 說明研究背景。

1.3: 回顧一些關於 RTR 製程控制的文獻，並探討其發展與改良的方

向與方法。最後並說明近幾年來應用類神經網路於 RTR 製程控

制器上的一些成功文獻。

1.4: 說明本研究的目的。

第二章 化學機械研磨介紹：

本章共分為四小節：

2.1: 對 CMP 發展做一個簡介。

2.2: 介紹 CMP 的基本架構。

2.3: 介紹 CMP 大部分之參數。

2.4: 介紹模擬 CMP 製程之移除率隨批次變化之 Model。

第三章 研究理論：

本章共分為三小節：

3.1: 說明 Run-to-Run 製程控制器的理論原理，並介紹 EWMA

Run-to-Run 製程控制器。

3.2: 說明誤差零超越量的演算法以及理論觀念，並證明此法應用於控制器上可以使追蹤誤差趨近於零。

3.3: 利用 3.2 之觀念做本研究控制器之推導。

3.4: 說明本研究所應用的輻射基底函數式模糊類神經網路

(Radial-Basis Function Based Neural Fuzzy Network)理論方法，並

且探討用幾個例子討論其效果。另外，對於作者在[3]中所未提

及的可調參數、粗調和微調之間的關係做一個討論。

3.5: 說明本研究所結合 3.1~3.4 之理論所提出的一控制器架構，以下簡稱為”零誤差追蹤模糊類神經網路控制器”。

第四章 模擬分析:

本章將比較 EWMA RTR 控制器與本研究所提出之應用模糊類神經網路之零誤差追蹤模糊類神經網路控制器來做一干擾之模擬與比較其模擬結果。所以共分兩小節:

4.1 飄移干擾之模擬

4.2 雜訊干擾之模擬

第五章 實驗驗證

說明實驗參數、設備、材料、規劃以及實驗結果與比較。

第六章 結論與未來展望

說明本研究之結論以及未來展望。

1.2 研究背景

由於近年來 IC 設計日趨複雜，相對的所需之線寬也越來越小，也可以這麼說，同樣大小的一顆 IC 裡，在今日的設計複雜程度會比以往來的大。由於功能的不斷增加，且體積不斷的縮小情況下，線寬的縮小是一必然趨勢，因此半導體製程也需要隨著增進製程能力。然而改進之道大致有三個方向可以著手：

- (1) 修正製程規劃
- (2) 精進機器設備
- (3) 製程控制

不同的製程的規劃會影響產品的產量與品質，然而這需要實際於半導體廠房去做實際的規劃與量測才能去評估出來的。

至於設備改良方面，由於半導體機台動則上百萬，甚至千萬都有，因此不是大公司的話亦有其難度的存在。

然而製程控制方面，主要大致可分為三大類：

- (1) 統計製程控制(Statistical Process Control, SPC)。

(2) 工程製程控制(Engineering Process Control, EPC)。

(3) 先進製程控制(Advanced Process Control, APC)。

統計製程控制(SPC)是藉由量測製程中抽樣工件之品質特性值(如: Wafer 之移除率以及非均勻度)，以判斷目前製程的品質狀況，並分析製程參數，環境干擾與製程品質特性值之間的關係，進而找出影響製程的原因，並藉由線外的調整，修正製程參數來獲得最佳之製程性能。

至於工程製程控制(EPC)則是利用控制系統於線上迴饋的方式消除干擾所造成的變異狀況，即可即時修正製程變異情況，然而 EPC 需要機台上有良好的感測器，硬體和軟體上的配合，對於 CMP 製程而言，由於目前 CMP 機台普遍無法提供即時量測的感測器，因此 EPC 用於其它製程的控制應該是比較理想的。

最近幾十年來，有許多的學者研究指出 EPC 有過度控制的隱憂，因此無法滿足半導體產業精密微小化所需要的高度品質要求。所以我們根據[4]所提，顯示先進製程控制(Advanced Process Control, APC)可以將製程反應值控制在目標值上，並且可以避免 EPC 所發生的過度控制，進而有效率的幫助半導體廠商降製程成本並提升產品品質。

另外根據[5]所提到的，在半導體前段製程大多具有三個主要特性：

- (1) 模式複雜，各參數因子難以數學式表示。
- (2) 對於製程與環境因子無法即時量測的製程裡，須等批次製程完成後才能量測品質性能參數及製程環境參數，故此類製程無法及時在製程中監控。
- (3) 製程環境會隨著製程之進行而改變，因此需要針對環境做適當的補償修正。

因此綜合以上討論我們可以了解，APC 是對現今半導體產業的助益是比其它製程控制要來的好，然而，APC 中所謂的製程控制即為基礎模型製程控制(Model-Based Process Control, MBPC)或稱為批次製程控制(Run-to-Run Process Control, R2R)。

關於 R2R 控制器最早是從 1991 年開始，由 Sachs 等人[6][7]所提出，直到最近幾年來已經被廣泛的應用於半導體製程控制上 [8][9][10][11][12]。R2R 控制器的優點就是結合了 SPC 線外監控與分析以及 EPC 線上迴饋控制的觀念，並且藉由量測分析前一個或前一批次製程之品質特性值，再透過適當的演算法則來預測製程模式 (Model)，最後利用 R2R 控制法則計算達成製程目標值所需的參數調整，使得下一個或下一批次的製程品質特性值能維持在目標值上。此法之優點在於不需要額外增加線上量測設備，可以降低成本並可以將製程品質特性值控制在目標值上，因此對於半導體產業有著非常好的

應用效益。

1.3 文獻回顧

有關於 R2R 製程控制器而言，如果是使用指數加權移動平均 (Exponentially Weighted Moving Average, EWMA) 演算法則來修正預測製程的線性模式及調整製程的控制輸入，一般普遍稱之為 Run-to-Run EWMA 製程控制器[13]。EWMA 製程控制器在處理製程性能下降或小偏移的狀況下有相當的成效[14][15]，另外，由於 EWMA 演算法則中之權值大小會影響控制器本身的控制能力，因此有關 EWMA 之後續研究大部分皆集中在：

- (1) 權值的最佳化。
- (2) EWMA 演算法的改良。
- (3) 預測模式的研究。

在權值的最佳化方面，有些學者以類神經網路來最佳化權值[16]；藉由最佳化 EWMA 控制器之增益值來調整權值[17]；或是將控制器之敏感度與強健性量化，並考慮製程參數調整次數，以作為權值調整之依據[18]。

在 EWMA 演算法的改良方面，一些學者在[14][19][20]研究發表

中運用了兩個 EWMA 運算式來分別預測製程模式之截距項與飄移項，因而發展出預測修正控制器(Predictor Corrector Control, PCC)與 D-EWMA(Double Exponentially Weighted Moving Average)控制器，以有效增加 EWMA 控制器的控制能力。然而在[2]中裡面所做的探討 EWMA，PCC，D-EWMA 對於製程受到雜訊(noise)，偏移(shift)，飄移(drift)的控制上，其效能均比不上應用”類神經網路(Neural Network)”的優點來做控制。

關於預測模式(Prediction Model)的研究也是另一個值得研究的要點[21][22][23][24][25]，主要的研究方向與重點在於改善原本 EWMA 控制法則裡面的一階線性預測模式或者提出新的預測模式來取代。但是大部分的半導體製程模式都相當的複雜，輸入和輸出之間的關係難以用統計的數學模式(以 EWMA 而言，是以線性回歸分析來模擬製程 Model)來表示。在本論文所要研究的 CMP 製程模式裡面，由於 CMP 製程牽涉的領域包括化學，機械，以及物理三個研究領域[1]，所以似乎無法只用簡單的線性模式來做模擬，因此近來許多應用類神經網路的批次控制方法被發展出來，以下將會做關於類神經網路的簡介以及其應用於批次控制方法的一些文獻介紹。

“類神經網路”使用大量簡單相連的人工神經元來模擬人類神經傳遞及學習方法的一門研究領域，人工神經元接受外部或其他神經元

之資訊，並加以簡單的運算(一般為加減乘除)，再輸出其結果到外部或其他神經元，如此一值運算下去。憑藉著如此網路化的計算系統，使得類神經網路具備平行處理能力以及學習記憶能力[26][27][28]，並且能夠輕易的模擬線性或非線性之輸出與輸入關係的複雜模式(Model)、複雜系統鑑別以及控制、PID 參數自調、模糊規則庫自動調整...等等的功能，最近幾年來有許多類神經網路的架構被提出，其中被運用最廣的就是西元 1986 年由 Rumelhart 所提出的”誤差倒傳遞網路架構”[29]，在[30][2]裡面即利用誤差倒傳遞網路應用於 RTR 製程控制上。然而，誤差倒傳遞網路仍然具有收斂速度慢以及局部極小的問題。而在[3]中所提之輻射基底函數式類神經模糊網路(Radial-Basis Function Based Neural Fuzzy Network)具有學習速度快且在非線性之應對上有良好之效果，並且有一些成功應用實例如下：

- (1) 結合田口法成為一新的實驗設計法-類神經田口法[31]。
- (2) 化學機械研磨拋光參數最佳化[3]。
- (3) 類神經網路式 R2R 製程控制[5]。

1.4 研究目的

綜合上述，本研究提出結合[3]所提之輻射基底函數式類神經模

糊網路(Radial-Basis Function Based Neural Fuzzy Network, RBFNF)與 [2]所提之誤差零超越量的觀念來作為新的 RTR 製程控制之系統架構。其中以 RBFNF 當 R2R 製程控制之預測器,來預測製程複雜的非線性輸入與輸出之關係;並且以誤差零超越量的演算法觀念建立一新的控制器(零誤差控制器)來控制製程參數,以期望製程特性值(移除率)能控制在目標值上,以改善製程之平穩性。本研究先以[5]所提出之製程 Model 作為模擬製程演算的基礎,並比較本研究所提之方法與傳統之 EWMA R2R 控制器作比較,最後則於實驗階段作實際的製程控制,以驗證本研究所提出之新的控制方法之效果。



第二章 化學機械研磨介紹

2.1 CMP 發展簡介

化學機械研磨 (Chemical Mechanical Polishing, CMP) 在半導體製程技術中已經被大家公認為最有效之全面性平坦化 (Global Planarization) 的技術。關於 CMP 製程，最早起源於 IBM，大約在 1980 年代初期，最早 IBM 是為了解決 IC 製造時，因為晶圓表面線路圖案會引起的鍍膜後表面的高低起伏，進而導致微影製程聚焦不良的問題，因此 IBM 開發了此項平坦化技術。

在 IBM 提出了金屬鑲嵌 (Damascene) 的概念之後，促使 CMP 技術實際化 [32]。此一金屬鑲嵌 (Damascene) 之概念亦即將介電層予以圖案後再填入金屬層，然後再將最上層之金屬層予以回蝕刻 (Etch Back)，使金屬面與介電層在同一平面上，如此反覆幾次製程即可以產生多重連線元件。

隨著積體電路期限寬不斷的縮小以及線密度不斷的提高，如此之發展趨勢使得平坦化的要求不斷提高，使得 CMP 成為平坦化技術之主流。

關於應用 CMP 於鑲嵌製程技術的簡單示意圖 (單層鑲嵌, Single Damascene)，如圖 2.1 [35] 所示。其中，在一片矽晶圓上沉積二氧化矽 (介電值層, Inter-Metal Dielectric, IMD)，並且上光阻，接著在光阻上產

生微影產生圖案然後再經過蝕刻產生溝槽(Trench)，繼續去除光阻，因為是銅製程因此要再沉積一層金屬層當作阻礙層(Barrier Layer)(此阻礙層的原因有很多，主要原因是使銅能均勻的散佈在二氧化矽表面)然後再鍍銅，最後再經由 CMP 製程將銅表面平坦化。關於 Barrier Layer 的討論不在本研究範圍，相關研究可以參考[33][34]。

2.2 CMP 基本架構

CMP 簡單的作動原理就是利用研磨墊(pad)的旋轉來研磨晶圓載具(Carrier)所吸住的晶圓(Wafer)之表面凹凸不平坦的部分，並且配合研磨漿料(Slurry)的不斷輸入，以研磨粒(Abrasive)對晶圓(Wafer)的磨耗，並由研磨漿料(Slurry)將移除之材料帶走，以加快移除率並且讓晶圓表面更平滑。

CMP 的基本結構，如圖 2.2[35]所示，其主要部分包含：

(1) 晶圓載具(Carrier):

主要是用真空吸附的裝置吸住並固定晶圓，並且當晶片接觸到研磨墊時會在晶片背部施以一背壓(Back Pressure)，目的是使晶圓受力均勻，以進行研磨。

(2) 研磨平台(Platen):

此研磨平台上黏附一研磨墊，其功能在於利用旋轉使研磨墊(pad)和欲研磨之晶片做一相對運動，以進行研磨的動作。

(3) 研磨墊(pad):

研磨墊材料的不同以及表面構造形狀的相異，會使得研磨有著不同的效果。然而研磨墊是一消耗品，隨著研磨時間的增加，研磨墊長時間受到壓力的壓擠以及與晶片之間之磨耗都會使得研磨墊產生鈍化現象，這時研磨墊的修整(Conditioning)就很重要。由於 Conditioning 不在本研究所探討之範圍，因此相關研究可參考[36][37]。

(4) 研磨漿料(Slurry):

研磨漿料(Slurry)主要由微細研磨顆粒與化學溶液組成。研磨顆粒的種類、大小、形狀、PH 值與溫度等因素都會對研磨的效果產生影響，亦有許多人從事研磨漿料(Slurry)調配之研究。



2.3 CMP 主要參數

CMP 研磨機制大致而言是藉由研磨漿料(Slurry)和晶片上的材質起化學的作用，然後藉由研磨粒(Abrasive)對晶圓(Wafer)的磨耗，並由研磨漿料(Slurry)將移除之材料帶走。雖然原理簡單，但是在 CMP 製程中，影響之參數相當的多，如何控制好製程以獲取最大研磨效益

的確是一個相當值得研究的主题。

CMP 製程是一個極具動態性(Dynamic)的過程，影響之參數相當的多，主要可以分為兩大類:(1)有關機械加工之參數，(2)有關化學反應之參數[38]。

機械參數主要有[38]:

- (1) 晶圓載具轉速(Carrier Speed)。
- (2) 研磨平台轉速(Platen Speed)。
- (3) 晶片施壓大小(Down Force)。
- (4) 磨將之供料速率(Slurry Flow Rate)。
- (5) 研磨墊清洗頻率、時間、速度(Pad Conditioning Frequency, Time, Velocity)。
- (6) 研磨墊壓縮性(Pad Compressibility)。
- (7) 研磨墊彈性模數(Elastic Modulus)。
- (8) 研磨墊硬度、厚度(Pad Hardness / Thickness)。
- (9) 拋光擺動模式(Polish Oscillation Pattern)。
- (10) 背壓(Back Pressure)。
- (11) 薄膜應力(File Stress)。
- (12) 薄膜硬度(File Hardness)。
- (13) 摩擦力(Frictional Forces)...等等。



化學參數主要影響來自研磨漿料(slurry)，主要參數有[38]:

- (1) 研磨漿料之成分(Slurry Composition)。
- (2) 研磨漿料之顆粒大小分佈(Slurry particle size distribution)。
- (3) 研磨漿料之 PH 值。
- (4) 研磨漿料之黏滯性(Viscosity)。
- (5) 研磨粉體之硬度(Abrasive Hardness)。
- (6) 研磨漿料之顆粒懸浮穩定度(Stability of the abrasive suspension)。
- (7) 研磨墊材質(Pad composition)。
- (8) 晶圓薄膜之成分(Film Composition)。
- (9) 介電係數(Dielectric Constant)... 等等。

另外，機台本身的設計與製造也會直接或間接的影響到晶圓的平坦度。如晶圓載具抓取晶片的方法，一般大概可以分成兩類，一為研磨頭以真空吸附晶片的真空吸附抓取法(Vacuum Mounting)，另一為研磨頭表面以製造成凹槽來抓取晶片的研磨頭抓取法(Carrier Mounting)。因此，若晶背在抓取時為不平坦，那麼一定會影響到晶片的平坦度。

此外，研磨時加壓的問題，亦與機台設計與製造結構有關，加壓的目的在於研磨時，讓壓力均勻分佈在晶片的表面，以避免研磨後產生晶片周圍與晶片中間不均勻的移除之問題。像最近，LAM Research

Corporation 就發展一種新式的 CMP 機台，該機台包含 Belt Platen Module(BPM)，以及使用 Air Bearing Platen 可以使壓力均勻分布於晶片的表面，相關資料可至 LAM 網站查詢。

對於不同的研磨材料，必須使用不同的研磨漿料(Slurry)，如何控制好研磨漿料的成分以產生最佳之研磨效果，亦是一極待解決之問題。因此，基本上，不同之研磨材料，其主要之操作參數便有所不同，且各參數間亦會產生交互作用，這也都增加了 CMP 製程控制的困難性，如何控制好製程參數，以獲取最大研磨效益亦是值得研究的主題。

綜合以上所述，影響 CMP 之原因與參數之間的關係是相當複雜的，其中之研究也是相當眾多，近來，最主要控制移除率之參數一般為晶片施壓大小(Down Force)與晶片與研磨墊之相對轉速兩參數。而本研究是考慮 SISO 系統，因此選擇晶片施壓大小(Down Force)當輸入 CMP 系統之控制變數。

2.4 模擬 CMP 製程之 Model

如 2.3 小節所述，CMP 製程參數雖然眾多且繁雜，但是一般半導體廠房均有自己一套經驗參數，而且比較少再做變更，所以對於批次控制而言，其所要調之參數亦不可能每樣參數都去調整，相關的研究

大部分主要也都調整晶片施壓大小(Down Force)與晶片與研磨墊之相對轉速兩參數。

2.4.1 主要參數選取

然而本研究所要控制之 CMP 製程是以 SISO 系統作為考量，並根據成功大學 林仁輝教授指導之論文[1][39][40]...等，以及林老師的熱心提供其多年來的研究經驗以及模擬程式，並在我們老師的指導下，以及與本實驗室同學一起合作使用林老師的模擬程式計算求移除率結果如圖 2.3 與圖 2.4 所示。

圖 2.3 中，縱座標 NR 表示移除率，橫座標 WP 代表 Pad 之轉速，而 DF 代表晶片施壓大小(Down Force)，其中三組聚集之三條線分別代表不同之 WC(載具之轉速)，由圖中明顯可以了解，在 WP(Pad 之轉速)相同情況下，不同之 Down Force 對移除率之影響比 WC 之影響來的大。

圖 2.4 中，三組聚集之三條線分別代表不同之 WC(載具之轉速)，由圖中明顯可以了解，在 Down Force 相同情況下，不同之 WP(Pad 之轉速)對移除率之影響比 WC 之影響來的大。

圖 2.5 中，我們可以明顯看出在固定條件下，不同的 WC(載具之

轉速)對於移除率之影響並不大。

因此我們可以知道晶片施壓大小(Down Force)與晶片與研磨墊之相對轉速兩參數對移除率之影響蠻大的，然而本研究中以晶片施壓大小(Down Force)來作為系統之輸入。

2.4.2 Model 之建立

關於材料研磨製程 Model 之研究，最早期有 Preston[41]於 1927 年提出一以實驗數據所歸納而得的經驗公式(Preston 方程式)來描述材料移除率與製程參數之間的關係。

由 2.4.1 節我們了解 Down Force 和晶片與研磨墊之相對轉速兩參數為主要影響 CMP 移除率之參數，配合 Preston 方程式，因次我們可以先以式(2.1)來粗步作為 CMP 製程移除率初步之公式。

$$RR = K_p \times p \times v \quad (2.1)$$

其中

RR：材料移除率

K_p ：Preston 係數

p ：下壓力

v ：晶片與研磨墊之相對轉速

此一初步 CMP 製程移除率初步公式中之 K_p 乃是 CMP 其餘研磨參數之函數，如研磨墊(Pad)彈性係數、化學漿料(Slurry)中之研磨粉體(Abrasive)大小以及 PH 值...等。

然而因為在研磨過程中，研磨墊的品質會退化，而研磨液純度因研磨移除物殘留而降低等等的因素之影響，所以實際之 CMP 製程無法以式(2.1)完全描述，加上[12]所提在製程參數不變，不施行研磨墊修整下所得之實驗結果，如圖 2.6 所示。圖中我們可以看出移除率會有上下偏移與隨批次下降的趨勢，因此本研究以[5]所提出之式(2.2)作為電腦模擬時之 CMP 製程 Model，但本研究以 SISO(Single Input Single Output)為考量，因此本研究模擬時 V 亦為一定值，只控制 p 來達成目標之 RR 值。

$$y = K_p \times p \times v + K_E \times \varepsilon - K_D \times n \quad (2.2)$$

其中

y : 材料移除率

K_p : 製程係數

p : 下壓力

v : 晶片與研磨墊之相對轉速

K_E : 誤差刻度

ε : white noise

K_D : 材料移除率偏移速率

n : 製程批次數

式中 $K_E \times \varepsilon$ 項為模擬移除率上下變動的現象， $K_D \times n$ 項為模擬移除率隨誤差變動之範圍。所以本研究以式(2.2)利用 MatLab 軟體在製程參數固定不變下去跑模擬，模擬參數為:

$$p = 6\text{psi}$$

$$V = 48$$

\mathcal{E} =white noise, $N \sim (0,1)$, mean=0, variance=1

$$n = 200$$

$$K_p = 7.6$$

$$K_E = 80$$

$$K_D = 3.8$$



結果如圖 2.7 所示，與圖 2.6 相近，因此本研究之電腦模擬製程 Model 以式(2.2)來作為 CMP 製程模擬之 Model。

第三章 研究理論

本章將依序介紹 Run-to-Run 製程控制器的理論原理，並介紹 EWMA Run-to-Run 製程控制器。接著說明誤差零超越量的演算法理論觀念，並證明此法應用於控制器上可以使追蹤誤差趨近於零。然後說明本研究所應用的輻射基底函數式模糊類神經網路(Radial-Basis Function Based Neural Fuzzy Network)理論方法，但本研究提出解決不正規化輸入之方法，並且探討用幾個例子討論其效果，另外，對於作者在[3]中所未提及的可調參數、粗調和微調之間的關係做一個研究。最後架構出本研究所提出之“零誤差模糊類神經網路控制器”。



3.1 EWMA R2R 控制器

如前所述，Run-to-Run 控制器的優點就是結合了 SPC 線外監控以及 EPC 線上迴饋控制的觀念，因此 R2R 控制器之概念架構如圖 3.1 所示。由圖中我們可以了解，R2R 控制是藉由製程性能的量測，然後結合了 SPC 線外監控與分析以及 EPC 線上迴饋控制，進而對製程參數與機器的設定，然後進行實際製程，接下來再量測此批次製程之品質特性，接著繼續控制下一批次的製程。

然而 EWMA 運算是最早由 Roberts[44]於 1959 年提出的 EWMA

管制圖並且提出一 EWMA 運算式，然而結合該運算式與 R2R 控制器架構之觀念即演進成今日之 EWMA R2R 控制器。

EWMA R2R 控制器是由一個一階線性預測模式(Predictive Model)和 EWMA 線性過濾器(EWMA Filter)並加上一個控制器(Controller)所組成，其中一階線性預測模式是以線性迴歸方式求得。其架構圖如圖 3.2 所示。首先，我們將第 t-1 期的製程參數值(x_{t-1})輸入製程中，可由製程獲得下一期的反應值(y_t)並且由一階線性預測模式作為預測製程動態的模式，可得預測值(\hat{y}_t)。然後我們再定義預測誤差為 $e_t = y_t - \hat{y}_t$ ，在經過 EWMA Filter 運算獲得一加權的誤差預測值(a_t)，最後藉由誤差預測值與目標值(T)的比較運算以獲得在下一批次時，控制器所要做的控制調整，即獲得下批次的製程參數值(x_t)。

有了以上所提之 EWMA R2R 控制器概念之後，以下即用式(2.2)作為實際製程之 Model，並配合圖 3.2 來推導出整個 EWMA R2R 控制器之演算法則，其控制器之建構步驟如下：

(1) 實際製程 Model 設定：

本研究在模擬時我們以式(2.2)為基本架構並配合本研究所須之 SISO 系統，因此最後以式(3.1)作為模擬時之製程 Model，其中輸入 x_{t-1} 為 p (Down Force)，其餘均為定值，反應值為 y_t 。

$$y_t = K_p \times x_{t-1} \times v + K_E \times \varepsilon - K_D \times n \quad (3.1)$$

(2) 一階線性預測 Model 之建立:

$$\hat{y}_t = a_{t-1} + bx_{t-1} \quad (3.2)$$

此一階線性預測模式之建立，即用簡單的線性迴歸即可做到，今日許多軟體(如: Matlab, Minitab, Excel... 等等)均可做線性迴歸之運算，至於簡單的線性迴歸觀念與細節可以參考[42]。

(3) 更新 a 值:

當輸入 x 時，由式(3.1)得到 y 值;並由式(3.2)獲得 \hat{y} 值，此時由定義預測誤差為式(3.3)，接著由式(3.4)更新 a 值，其中 λ 為 EWMA 之權值，此權值和控制能力有相當的關係。藉由 a 值之更新，我們可以得到下一批次之預測 Model 如式(3.5)所示，其中 x_t 為下一批次之製程輸入值。

$$e_t = y_t - \hat{y}_t \quad (3.3)$$

$$a_t = \lambda e_t + a_{t-1} \quad (3.4)$$

$$\hat{y}_{t+1} = a_t + bx_t \quad (3.5)$$

(4) 控制器輸出計算:

由式(3.5)我們預測出下一批次之製程 Model 之後，因為我們所期望的輸出是 T (目標值)，因此當我們相信式(3.4)之預測並期望輸出為 T ，因此控制器之輸入計算如下:

$$T = a_t + bx_t$$

$$x_t = \frac{T - a_t}{b}$$

以上四個步驟即為 EWMA R2R 控制器之建構，在本研究中，模擬評估控制器時，也是以上述四個步驟來計算出每一批次之製程控制輸入值，以使移除率能控制在目標值(T)上。模擬結果與討論將在第四章說明。

3.2 誤差零超越量演算觀念說明

零超越量之演算式如式(3.6)所示，其觀念為期望下一批次之誤差比本批次誤差來的小。因此 γ 值介於0和1之間。

$$e_t^E = \gamma e_{t-1} \quad 0 < \gamma < 1 \quad (3.6)$$

另外亦有學者定義誤差函數如式(3.7a)所示，我們解此一微分方程式可得式(3.7b)，由式(3.7b)我們可以明顯知道，當t趨近無窮時，誤差(e)會趨近於零。另外我們亦可以將式(3.7b)寫成如式(3.7c)之差分方程式，推導過程如式(3.8)所示，我們令 $t = k\Delta t$ ，並假設 $\Delta t = 1$ 。

$$\mu e(t) + \frac{de}{dt} = 0 \quad (3.7a)$$

$$e(t) = e^{-\mu t} e(0) \quad \text{for } t > 0 ; \mu > 0 \quad (3.7b)$$

$$e(k+1) = e^{-\mu} e(k) \quad (3.7c)$$

$$\begin{aligned} e(t) &= e^{-\mu t} e(0) \\ \Rightarrow e(k) &= e^{-\mu k} e(0) \\ \Rightarrow e(k+1) &= e^{-\mu(k+1)} e(0) \\ \Rightarrow e(k+1) &= e^{-\mu k} e(0) e^{-\mu} \\ \Rightarrow e(k+1) &= e(k) e^{-\mu} \end{aligned} \quad (3.8)$$

比較式(3.6)與式(3.7c)我們可以知道，當 μ 選定之後， $e^{-\mu} = \gamma$ ，因此我們可以知道式(3.6)從另一個角度而言，其追蹤誤差(e)值亦會趨近於零。



3.3 零誤差追蹤控制器之推導

由 3.2 小節之觀念，我們以式(3.1)作為製程之 Model，並利用式(3.6)來推導本研究所提之零誤差控制器。此控制器所用之觀念為利用前一批次與本批次誤差來調整本批次之輸入值以作為下一次製程之輸入值。

我們假設目標值為 T，前次製程輸之輸出為 y_{t-1} ，因此前次製程之誤差為 e_{t-1} ，因此可得式(3.9)。同理，我們亦可知本次製程之期望

誤差為 e_t^E ，如式(3.10)所示，將式(3.1)帶入式(3.10)可得式(3.11)。將式(3.9)和式(3.11)帶入式(3.6)可以得到式(3.12)，其中 x_{t-1}^E 為為達到目標值之本次期望輸入值。最後將式(3.12)整理之後可以得到本次之期望輸入值，如式(3.13)所示。另外由式(3.11)我們可以整理實際製程輸入值如(3.14)所示。最後我們可得到下一批次之製程修正量如式(3.15)所示。因此本控制器之下一批控制輸入即由式(3.16)求得，如此一直疊代下去，以將製程輸出控制在目標值上。

$$e_{t-1} = T - y_{t-1} \quad (3.9)$$

$$e_t = T - y_t \quad (3.10)$$

$$e_t = T - (K_p \times x_{t-1} \times v + K_E \times \varepsilon - K_D \times n) \quad (3.11)$$

$$T - (K_p \times x_{t-1}^E \times v + K_E \times \varepsilon - K_D \times n) = \gamma(T - y_{t-1}) \quad (3.12)$$

$$x_{t-1}^E = \frac{T - (K_E \varepsilon - K_D n) - \gamma e_{t-1}}{K_p v} \quad (3.13)$$

$$x_{t-1} = \frac{T - (K_E \varepsilon - K_D n) - e_t}{K_p v} \quad (3.14)$$

$$\Delta x_{t-1} = x_{t-1}^E - x_{t-1} = \frac{e_t - \gamma e_{t-1}}{K_p v} \quad (3.15)$$

$$x_t = x_{t-1} + \Delta x_{t-1} \quad (3.16)$$

本研究的控制器即用式(3.16)演算式來做控制輸入，有別於[2][5]之控制器需要經過訓練而得，此法之模擬結果我們亦於第四章裡面再行討論。

然而式(3.15)裡面的分母項，於實際的系統中是需要一些方法才可以獲得的，我們再觀察式(3.1)，其中我們把輸出對輸入做偏微分即可獲得 $K_p v$ 值，如式(3.17)所示。然而此動作的完成，本研究以[3]所提之模糊類神經網路來作為系統之預測，由演算式之推導亦可以求得如式(3.17)之輸出與輸入之偏微分關係，我們將於 3.4.5 小節做一說明與推導。

$$\frac{\partial y_t}{\partial x_{t-1}} = K_p v \quad (3.17)$$



3.4 輻射基底函數式模糊類神經網路

3.4.1 模糊類神經網路概述

本研究所用之模糊類神經網路是由[3]將傳統之模糊類神經網路簡化為本研究所用之網路，傳統模糊類神經網路架構如圖 3.3 所示，改良後之網路如圖 3.4 所示。傳統類神經模糊網路主要分成六層，分別為輸入層(Layer 1)、前件語言項隸屬函數之模糊化(Layer 2)、規則庫(Layer 3)、正規化(Layer 4)、後件語言項隸屬歸論函數(Layer 5)、輸出層(Layer 6)。然而層數越多代表計算也越複雜，收斂時間亦相對增加。因此，在模糊類神經網路文獻中，真正用於線上訓練與控制之

成果並不多，因此[3]所發展之網路即為解決此一問題，將傳統的六層網路簡化為四層，其推導過程可參考[3]。本研究在於改變此一四層網路之輸入層，用一平均分配之方法使輸入層不需要正規化。

3.4.2 輻射基底函數式模糊類神經網路

此一輻射基底函數式模糊類神經網路架構如圖 3.4 所示，可以分成四層，每層之演算內容如下：

(1) Layer 1: 輸入層(Input)

此層之操作方式，就[3]所言，乃是將輸入值正規化，使輸入變數介於 1 與-1 之間，然後再將輸入變數以式(3.18)和式(3.19)作對等之映射。

$$o_i^1 = f_i(x_i) \quad (3.18)$$

$$f_i(\cdot) = x \quad (3.19)$$

然而本研究在此層之操作有異於上面之做法,在本研究中，直接將輸入變數數入到網路中，而不需要將輸入變數經過正規化，使之介於 1 與-1 之間。

(2) Layer 2: 前件不語言項隸屬函數之模糊化(Fuzzification)

此層之操作方式，乃是將輸入變數經過隸屬函數之轉換，以轉換

為模糊變數之隸屬度，此一過程定義為模糊化(Fuzzification)。隸屬函數(Membership Function)定義如式(3.20)所示之鐘形函數(如圖 3.5 所示)，一般而言隸屬函數之最大值為 1，最小值為 0。其中 a_j 為隸屬函數之中心位置， α 和 β 為正數，利用 α 和 β 可以調整隸屬函數曲線之形狀。

$$m_{ij} = \exp \left[-\beta \left(\frac{x_i - a_j}{\alpha} \right)^2 \right] \quad (3.20)$$

值得探討的是此鐘形函數之範圍在本研究中，並不是定義在 1 與 -1 之間，而是定義在輸入變數之範圍內，例如本研究所輸入之壓力可調範圍在 6psi 與 9psi 之間，因此鐘形函數之範圍即定義在 6 與 9 之間，如圖 3.6 所示。至於決定隸屬函數中心位置之數目之後，亦根據此可調範圍來平均切割，其切割間隔大小演算式如式(3.21)所示，其中 c 為間隔大小， H 為輸入變數上限， L 為輸入變數下限， m 為分割之隸屬函數各數。例如我們在 6psi 與 9psi 之間分成 5 個隸屬函數，因此其隸屬函數之中間值分別為 6、6.75、7.5、8.25、9。

$$c = \frac{H - L}{m - 1} \quad (3.21)$$

(3) Layer 3: 規則庫(Rule-base)

此層之操作方式，乃是經由模糊規則知識庫的對應關係，推論出對應之控制器輸出量的模糊語言項。隱藏層神經元所輸出之值皆為其

對應之規則庫強度。而實際上此規則庫之運算通常是根據模糊邏輯裡面”T-norm”運算中的 AND (或稱為 Intersection)，即取交集(或最小值)的意思[43]，然而在[3]中之說明並不易了解，本研究再撰寫程式時得到一點小小的心得，說明如下，例如圖 3.4 中，在輸入變數之數目為兩個的前提下 (此前提[3]中並未提及)，並且隸屬函數切割為兩個，則 z_1 為 m_{11} 和 m_{21} 取交集(或取最小值)， z_2 為 m_{11} 和 m_{22} 取交集(或取最小值)，如式(3.22)，其邏輯推論示意圖如圖 3.18 所示;若輸入變數為三個的話， z_1 為 m_{11} 、 m_{21} 和 m_{31} 取交集(或取最小值)， z_2 為 m_{11} 、 m_{21} 和 m_{32} 取交集(或取最小值)，如式(3.23)，其邏輯推論示意圖如圖 3.19 所示。



$$z_1 = m_{11} \cap m_{21}$$

$$z_2 = m_{11} \cap m_{22}$$

$$z_3 = m_{12} \cap m_{21}$$

$$z_4 = m_{12} \cap m_{22} \tag{3.22}$$

$$\begin{aligned}
z_1 &= m_{11} \cap m_{21} \cap m_{31} \\
z_2 &= m_{11} \cap m_{21} \cap m_{32} \\
z_3 &= m_{11} \cap m_{22} \cap m_{31} \\
z_4 &= m_{11} \cap m_{22} \cap m_{32} \\
z_5 &= m_{12} \cap m_{21} \cap m_{31} \\
z_6 &= m_{12} \cap m_{21} \cap m_{32} \\
z_7 &= m_{12} \cap m_{22} \cap m_{31} \\
z_8 &= m_{12} \cap m_{22} \cap m_{32}
\end{aligned} \tag{3.23}$$

(4) Layer 4: 輸出層(Layer 4)

此層之操作方式，乃是將明確的規則輸出量(z_i)整合為最後之單一輸出量，即將隱藏層神經元的輸出和權值相乘後再全部相加所得到的值，作為輸出層的輸出值，其操作方式如式(3.24)所示。

$$y = \sum_{i=1}^K Z_i \times w_i \tag{3.24}$$

3.4.3 網路之學習演算

此網路之各層操作如 3.4.2 所言，然而本網路之特點在於學習分為粗調與微調，粗調又分為批次(Batch)與逐次(Increment)，然而在研

究此網路時發現一個特點，在粗調時，批次的數度非常的快速，因為是用一個演算式來求得權值的，而逐次是需要疊代，因此本研究所建構之網路乃是利用此一批次粗調的優點。至於微調網路時，再撰寫程式時發現微調的確可以把誤差再往下降，只不過其誤差再下降的程度已經有限了，而且微調亦是用疊代的方法，而且運算式亦十分的複雜，因此計算速度相對來的慢。另外亦發現批次粗調的效果和隸屬函數之個數、 α 和 β 之值均有關，因此只要選取得當，批次粗調之結果亦是相當不錯的，繼而若無時間限制要更加減少誤差時，微調仍然是可行的並且可以降低誤差。以下將依序介紹粗調與微調之演算式。



(1) 粗調

(a) 批次 (Batch)

在網路演算至第三層時，我們可以得到許多個 z_i 值，接下來演算到達第四層時，我們要計算網路輸出 y 值，由式(3.24)可知，當訓練樣本只有一個時，我們可以得到式(3.25)之關係式，其中 N 為權值個數， y_d 為訓量樣本之輸出值。以此類推，當我們有 p 個訓練樣本時，則可以得到式(3.26)之聯立方程式，其中 Z 與 y 多了一個下標符號，代表第 p 個樣本數。將式(3.26)寫成矩陣形式，可以得到式(3.27)，並可化簡為式(3.28)。

$$Z_1 \times w_1 + Z_2 \times w_2 + \cdots + Z_N \times w_N = y_d \quad (3.25)$$

$$\begin{aligned} Z_{11} \times w_1 + Z_{21} \times w_2 + \cdots + Z_{N1} \times w_N &= y_{d1} \\ Z_{12} \times w_1 + Z_{22} \times w_2 + \cdots + Z_{N2} \times w_N &= y_{d2} \\ Z_{13} \times w_1 + Z_{23} \times w_2 + \cdots + Z_{N3} \times w_N &= y_{d3} \\ \vdots & \\ \vdots & \\ \vdots & \\ Z_{1p} \times w_1 + Z_{2p} \times w_2 + \cdots + Z_{Np} \times w_N &= y_{dp} \end{aligned} \quad (3.26)$$

$$\begin{bmatrix} Z_{11} & Z_{21} & \cdots & Z_{N1} \\ Z_{12} & Z_{22} & \cdots & Z_{N2} \\ Z_{13} & Z_{23} & \cdots & Z_{N3} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ Z_{1p} & Z_{2p} & \cdots & Z_{Np} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} w_1 \\ w_2 \\ w_3 \\ \vdots \\ \vdots \\ w_N \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} y_{d1} \\ y_{d2} \\ y_{d3} \\ \vdots \\ \vdots \\ y_{dp} \end{bmatrix} \quad (3.27)$$

$$ZW = Y \quad (3.28)$$

其中

$$Z = \begin{bmatrix} Z_{11} & Z_{21} & \cdots & Z_{N1} \\ Z_{12} & Z_{22} & \cdots & Z_{N2} \\ Z_{13} & Z_{23} & \cdots & Z_{N3} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ Z_{1p} & Z_{2p} & \cdots & Z_{Np} \end{bmatrix}, \quad W = \begin{bmatrix} w_1 \\ w_2 \\ w_3 \\ \vdots \\ \vdots \\ w_N \end{bmatrix}, \quad Y = \begin{bmatrix} y_{d1} \\ y_{d2} \\ y_{d3} \\ \vdots \\ \vdots \\ y_{dp} \end{bmatrix}$$

在網路粗條所用到的方式是 Least square 與 Minimum norm 兩個觀念。若 $P > N$ 時，則方程式數目大於未知數數目，則式(3.28)無確定解，我們可以 Least square 法求解最近似解[3]，如式(3.29)所示。

$$W = (Z^T Z)^{-1} Z^T Y \quad (3.29)$$

若 $P \leq N$ 時，則方程式數目小於或等於未知數數目，則式(3.30)有無限多組解，我們可以求 Minimum norm，如式(3.29)所示。

$$W = Z^T (ZZ^T)^{-1} Y \quad (3.30)$$

批次粗調的兩個式子個有利弊，若訓練樣本夠多的話，則網路越能符合實際狀況，但是相對的，由式(3.29)可知，誤差就會產生;然而，若訓練樣本太少，則網路能夠以零誤差的方式預測出此少數樣本之對應關係，但是因為樣本數太少，因此無法代表實際之狀況，所以其各有利弊。

(b) 逐次(Increment)

逐次訓練乃是依誤差導傳遞法則之觀念[43]，以式(3.31)最陡負梯度法則來推到，其目標是使誤差收斂。其中 E 為誤差項，定義如式(3.32)

所示， η 為學習參數。 $\frac{\partial E}{\partial w_i}$ 應用連鎖律之推導如式(3.33)所示。我們把

式(3.24)和式(3.32)分別對 w_i 和 y 偏微分可以得到式(3.33)之結果。因

此可以得到權值的變化量如式(3.34)所示。權值更新法則如式(3.35)

所示，其中 w'_i 為新的權值。

$$\Delta w_i = -\eta \frac{\partial E}{\partial w_i} \quad (3.31)$$

$$E = \frac{1}{2}(y_d - y)^2 \quad (3.32)$$

$$\frac{\partial E}{\partial w_i} = \frac{\partial E}{\partial y} \frac{\partial y}{\partial w_i} = -(y_d - y)z_i \quad (3.33)$$

$$\Delta w_i = \eta(y_d - y)z_i \quad (3.34)$$

$$w'_i = w_i + \Delta w_i \quad (3.35)$$

(2) 微調

微調是針對 Layer 3 之輸出值(z_i)所對應之隸屬函數(Membership Function)之寬度 α 值進行調整，在此我們假設 z_i 所對應之隸屬函數如式(3.36)所示，以利之後的推導，其中 x 和 a 亦為 z_i 所對應之隸屬函數內之值。



然而，調整觀念亦是用到誤差導傳遞法則之觀念[43]，如式(3.37)所示，其中 E 為誤差項，定義如式(3.32)所示， η 為學習參數。 $\frac{\partial E}{\partial \alpha}$ 應用連鎖律之推導如式(3.38)所示。我們把式(3.24)、式(3.32)和式(3.36)分別對 z_i 、 y 和 α 偏微分可以得到式(3.39)。因此可以得到 α 值的變化量如式(3.40)所示。 α 值更新法則如式(3.41)所示，其中 α' 為新的 α 值。

$$z_i = \exp\left[-\beta\left(\frac{x-a}{\alpha}\right)^2\right] \quad (3.36)$$

$$\Delta \alpha = -\eta \frac{\partial E}{\partial \alpha} \quad (3.37)$$

$$\frac{\partial E}{\partial \alpha} = \frac{\partial E}{\partial y} \frac{\partial y}{\partial z_i} \frac{\partial z_i}{\partial \alpha} \quad (3.38)$$

$$\frac{\partial E}{\partial \alpha} = -(y_d - y)w_i \times \exp\left[-\beta\left(\frac{x-a}{\alpha}\right)^2\right] \left[2\beta(x-a)^2 \alpha^{-3}\right] \quad (3.39)$$

$$\Delta \alpha = \eta(y_d - y)w_i \times \exp\left[-\beta\left(\frac{x-a}{\alpha}\right)^2\right] \left[2\beta(x-a)^2 \alpha^{-3}\right] \quad (3.40)$$

$$\alpha' = \alpha + \Delta \alpha \quad (3.41)$$

本節詳細完整的介紹了網路的學習演算法則，因為有些地方與[3]有些差異，如式(3.40)，[3]裡面所寫的是負號，可能是筆誤，或是式(3.41)的定義不同，因此為了證明本研究所用之網路有不錯之學習效果，我們將在下一小節將對以上所推導之演算法來對一些非線性的 data 做一電腦模擬的驗證。



3.4.4 網路能力之驗證

在本小節中將以四個範例來說明此一輻射基底函數式模糊類神經網路之學習能力。

(1) XOR 邏輯訓練樣本

訓練樣本如表 3.1 所示，此範例為兩個輸入變數，寫程式時輸入區間可以直接定義在-1 與 1 之間，並且分割成三等份，即隸屬函數中

心點位於 1、0、-1 之間，如圖 3.7 所示，其中 $\alpha=0.5$ ， $\beta=1.5$ 。因為輸入變數兩個，且隸屬函數分割為三個中心點，因此有 9 個權值，又訓練樣本只有 4 個，即上一小節所提到的 $P \leq N$ ，因此本網路很快就可以達到零誤差的之要求，而經過程式驗證亦是如此。

(2) Parity Function 訓練樣本

訓練樣本如表 3.2 所示，此範例為四個輸入變數，寫程式時輸入區間可以直接定義在 -1 與 1 之間，並且分割成三等份，即隸屬函數中心點位於 1、0、-1 之間，如圖 3.7 所示，其中 $\alpha=0.5$ ， $\beta=1.5$ 。因為輸入變數有四個，且隸屬函數分割為三個中心點，因此有 81 個權值，又訓練樣本只有 16 個，與 XOR 範例一樣 $P \leq N$ ，因此本網路亦很快就可以達到零誤差的之要求，而經過程式驗證亦是如此。

(3) $0.9\sin\theta$ 與 $0.9\cos\theta$

本範例以一非線性單輸入(θ 值)及雙輸出($0.9\sin\theta$ 與 $0.9\cos\theta$ 之值)為訓練樣本，輸入之 θ 值介於 0 到 2π 之間，並取 13 等分作為輸入樣本，而期望輸出值為此 13 等分輸入 $0.9\sin\theta$ 與 $0.9\cos\theta$ 結果之值，此輸入區間可以正規化在 -1 和 1 之間，因為本範例純粹做預測，因此正規化有無均無關係，在此本範例程式撰寫是有經過正規化的，因為控制器需要運算到輸入量，因此在控制器設計時才使用前面所說的不正

規化的方法。因此，隸屬函數中心點由-1 到 1 分割成 7 等分來做訓練。其中 $\alpha=0.5$ ， $\beta=0.8$ 。因為輸入變數有 1 個，且隸屬函數分割為 7 個中心點，因此有 7 個權值，又訓練樣本有 13 個，即上一小節所提到的 $P > N$ ，因此本網路在粗調的時候會有誤差存在。模擬結果說明如下：

圖 3.8 中，13 個黑色小點是輸入樣本，而實線為網路粗調之後學習的結果，中間的實線是絕對誤差值，由圖上我們可以發現網路已經學習的不錯了，中間的誤差曲線都接近於零，而此粗調之後的 SSE(Sum Square Error)值為 0.0025，由數據來看亦相當小了。

圖 3.9 中，標示以及條件與圖 3.8 相同，只是學習之函數不同而已，由圖上我們可以發現網路已經學習的不錯了，中間的誤差曲線亦都接近於零，而此粗調之後的 SSE(Sum Square Error)值為 0.000152，由數據來看亦相當小了。

圖 3.10 為 $0.9\sin\theta$ 函數經過微調的結果(學習參數 $\eta=0.0085$)，Epoch 數為 200，結果發現微調是可以降低 SSE 的，可是因為粗調誤差已經很小了，因此微調誤差降低效果不大，經過 200 次 Epoch 之後，SSE 變成 0.00245。

圖 3.11 為 $0.9\cos\theta$ 函數經過微調的結果(學習參數 $\eta=0.05$)，Epoch 數為 200，微調之後仍然可以降低 SSE 的，可是因為粗調誤差已經很

小了，因此微調誤差降低效果不大，經過 200 次 Epoch 之後，SSE 變成 0.00015。然而由圖 3.11 發現 SSE 仍然有下降趨勢，因此本研究繼續增加 Epoch 數至 3500，發現圖如 3.12 所示，其 SSE 下降趨勢才有緩和，最後之 SSE 為 0.000146，與 Epoch 等於 200 時相差相當小，因此在容許誤差之下，我們只要選擇 Epoch 數為 200 即可。

在整個網路訓練完成之後，在 0 到 2π 之間，取 200 等分點作為網路之輸入 θ 值，來測試此網路。結果如圖 3.13 與 3.14 所示，其中黑點為實際的函數值，實線為網路輸出值，在兩個圖中，其 SSE 分別為 0.033 與 0.000288。另外，在 $0.9\cos\theta$ 函數經過 3500 次的 Epoch 數學習之後，其測試結果如圖 3.15 所示，其 SSE 為 0.000257。

由以上之驗證，我們可以相信此一輻射基底函數式模糊類神經網路具有足夠的學習能力。

3.4.5 網路輸出入關係之推導

本小節將以本研究所用的 SISO 網路來推導式(3.17)，本研究之 SISO 網路架構如圖 3.16 所示，以下將以此架構來推導式(3.17)，而我們亦是以連鎖律來推導，如式(3.42)。網路輸出如式(3.43)所示，所以

$\frac{\partial y}{\partial z}$ 如式(3.44)所示，因為此網路為單輸入，因此 z 值即為其對應之隸屬函數，如式(3.45)所示，然後再對 x 偏微，即可得到式(3.46)，最後將式(3.44)和式(3.46)帶入式(3.42)即可得到式(3.47)。因此在實際製程上，即以式(3.47)來計算網路之輸入與輸出之偏微關係，如此本研究之控制器即可於實際製程中運作。

$$\frac{\partial y}{\partial x} = \frac{\partial y}{\partial z_i} \frac{\partial z_i}{\partial x} \quad (3.42)$$

$$y = \sum_{i=1}^7 w_i z_i \quad (3.43)$$

$$\frac{\partial y}{\partial z_i} = \sum_{i=1}^7 w_i \quad (3.44)$$

$$z_i = \exp\left[-\beta\left(\frac{x-a_i}{\alpha_i}\right)^2\right] \quad (3.45)$$

$$\frac{\partial z_i}{\partial x} = \exp\left[-\beta\left(\frac{x-a_i}{\alpha_i}\right)^2\right] \left[-2\beta\alpha_i^{-2}(x-a_i)\right] \quad (3.46)$$

$$\frac{\partial y}{\partial x} = \sum_{i=1}^7 (w_i \times \exp\left[-\beta\left(\frac{x-a_i}{\alpha_i}\right)^2\right] \left[-2\beta\alpha_i^{-2}(x-a_i)\right]) \quad (3.47)$$



3.5 零誤差追蹤模糊類神經網路控制器

根據前面所述之理論並結合 Run-to-Run 控制架構，本小節將提出一類神經網路式的 R2R 控制器，其控制系統架構如圖 3.17 所示。此控制器首先要先利用實驗設計法去設計實驗，並且紀錄與量測出要訓練網路的資料(Training Data)，然後利用這些資料輸入 FNN Predictor(模糊類神經預測器，Fuzzy Neural Network Predictor)，最後利用式(3.47)計算出網路之輸出輸入之偏微分關係。

接著如圖 3.17 所示，先設定 e_{t-1} 值等於零，然後製程開始時，輸入變數 x_{t-1} ，經過實際製程(Process)我們得到製程反應值 y_t 並與製程目標值(T)做比較可以得到誤差 e_t ，最後我們將 e_t 、 e_{t-1} 和 $\frac{\partial y}{\partial x}$ (網路之輸出輸入之偏微分關係)輸入本研究之零誤差追蹤控制器，即利用式(3.15)和式(3.16)計算出下一批次之控制輸出，如此一直循環疊帶來做控制，以期望製程輸出值能夠盡量接近目標值(T)。

整個控制理論以及架構均以介紹完畢，接下來再第四章，本研究即利用式(3.1)作為模擬實際製程之 Model 來做模擬。第四章將比較 EWMA R2R 控制器與本研究所提之零誤差追蹤模糊類神經網路控制器來做一個控制效果的比較。

第四章 模擬分析

本章將模擬比較當製程受到兩種干擾時，EWMA 控制器與零誤差追蹤模糊類神經網路控制器之控制效果。

4.1 飄移干擾之模擬

本小節裡，以式(3.1)作為製程再飄移干擾情況下之 Model，來做模擬，並使用 EWMA R2R 控制器來控制製程之輸出，以使輸出值接近我們所期望之目標值，此控制器之理論如 3.1 小節所述，本小節將探討其模擬結果。

4.1.1 EWMA 控制器之模擬效果

式(3.1)中模擬製程參數設定如下為：

$$p = 6\text{psi}$$

$$v = 48$$

$$\mathcal{E} = \text{white noise, } N \sim (0,1), \text{ mean}=0, \text{ variance}=1$$

$$n = 200$$

$$K_p = 7.6$$

$$K_E = 80$$

$$K_D = 3.8$$

$$\lambda = 0.8$$

在無 Conditioning 的情況下，隨著批次增加，移除率變化如圖 4.1 所示，我們的目的是要把移除率控制在 2140($\text{\AA}/\text{min}$)，圖 4.2 為 EWMA 之一階線性預測的結果，我們限定輸入壓力範圍在 5~8(psi)之間，圖 4.2 中的實線為模擬製程之輸出入關係曲線，虛線為 EWMA 控制器之預測曲線，其 SSE 等於 34459($\text{\AA}/\text{min}$)。

經過 EWMA R2R 控制器控制結果如圖 4.3 所示，其中實線為未控制之結果，虛線為製程目標值，小圈圈為控制之結果值，由圖中我們可以看到此控制器可以將製程目標值有效的控制在 2140($\text{\AA}/\text{min}$)之間，其中 MSE=13840，其控制輸入變化如圖 4.4 所示。另外在製程進行之同時，EWMA 預測器之預測模式亦隨批次在改變，其每批次預測之絕對誤差如圖 4.5 所示，其 SSE 等於 2252900 ($\text{\AA}/\text{min}$)，因此可知雖然 EWMA R2R 控制器可以將製程輸出控制在目標值之間，但是由預測之 SSE 以及圖 4.2 來看，我們明顯的可以了解，此一階線性預測無法模擬製程之非線性關係。因此下節將用本研究所提出之零誤差追蹤模糊類神經網路控制器來模擬製程之控制。

4.1.2 零誤差追蹤模糊類神經網路控制器之模擬效果

本小節裡，使用零誤差追蹤模糊類神經網路控制器來模擬控制製程之輸出，以使輸出值接近我們所期望至目標值，此控制器之理論如

3.2~3.5 小節所述，本小節將探討其模擬結果。

模擬製程參數設定如下為：

$$p = 6\text{psi}$$

$$v = 48$$

$$\mathcal{E} = \text{white noise, } N \sim (0,1), \text{ mean}=0, \text{ variance}=1$$

$$n = 200$$

$$K_p = 7.6$$

$$K_E = 80$$

$$K_D = 3.8$$

$$\text{Epoch} = 4000$$

$$\gamma = 0.08$$

$$\eta = 0.000000001$$




在無 Conditioning 的情況下，隨著批次增加，移除率變化如圖 4.1 所示，我們的目的是要把移除率控制在 $2140(\text{\AA}/\text{min})$ ，圖 4.6 為 FNN Predictor 粗調預測的結果，我們限定輸入壓力範圍在 5~8psi 之間，圖 4.6 中的實線為模擬製程之輸出入關係曲線，虛線為 FNN Predictor 之預測曲線，其 SSE 等於 $23602(\text{\AA}/\text{min})$ ，較 EWMA 預測器之誤差(34459) 來得小。另外再經過網路微調之後，其誤差下降曲線如圖 4.7 所示，圖中是經過 180000 次的 Epoch 數微調，其微調最後之 SSE 收斂在 23545，因此可知網路微調能可降低 SSE，但是微調之後之結果如圖

4.8 所示，和圖 4.6 之差別並不大。

經過零誤差追蹤模糊類神經網路控制器控制結果如圖 4.9 所示，其中實線為未控制之結果，虛線為製程目標值，小圈圈為控制之結果值，由圖中我們可以看到此控制器亦可以將製程目標值有效的控制在 2140($\text{\AA}/\text{min}$)之間，其中 MSE 等於 5670，亦較 EWMA R2R 控制器之誤差(13840)來得小，其控制輸入變化如圖 4.10 所示，其震盪幅度亦較圖 4.4 來得小。

4.1.3 模擬結果比較



本小節裡，經過以上之介紹與模擬我們將比較並且 EWMA R2R 控制器與本研究所提的零誤差追蹤模糊類神經網路控制器，其比較結果如表 4.1 所示。在電腦程式模擬的計算時間速度方面，EWMA R2R 控制器比零誤差追蹤模糊類神經網路控制器快，這應該與演算式的複雜度有關，然而演算式之複雜度而言，零誤差追蹤模糊類神經網路控制器比 EWMA R2R 控制器來的複雜，這個我們由第三章的理論推導可以了解。至於預測器的能力以及控制結果，均以零誤差追蹤模糊類神經網路控制器較好。

因此我們可以做一個結論，在飄移干擾模擬時，本研究所提之零誤差追蹤模糊類神經網路控制器可以較傳統的 EWMA R2R 控制器有

較好的控制能力，不過缺點是演算是較複雜，另外在參數的調整上亦需花費較多的時間，不過其控制能力是比較好的。

4.2 雜訊干擾之模擬

本小節裡，以式(3.1)為基礎，建立如式(4.1)之 Model，使模擬時更接近圖 2.6 之製程效率趨勢，以作為製程在雜訊干擾情況下之 Model。式(4.1)中，吾人將製程在第 150 片 wafer 時加入效率往上飄移之雜訊，如圖 4.11 所示。

$$\begin{aligned}
 y_t &= K_p \times x_{t-1} \times v + K_E \times \varepsilon - K_D \times n & \text{if } n \leq 150 \\
 y_t &= K_p \times x_{t-1} \times v + K_E \times \varepsilon + (K_D - 3.5) \times n & \text{if } n > 150
 \end{aligned} \quad (4.1)$$

4.2.1 EWMA 控制器之模擬效果

式(4.1)中模擬製程參數設定如下為：

$$p = 6\text{psi}$$

$$v = 48$$

$$\varepsilon = \text{white noise, } N \sim (0, 1), \text{ mean}=0, \text{ variance}=1$$

$$n = 200$$

$$K_p = 7.6$$

$$K_E = 80$$

$$K_D=3.8$$

$$\lambda=0.8$$

在無 Conditioning 的情況下，隨著批次增加，移除率變化如圖 4.11 所示，我們的目的同樣是要把移除率控制在 2140($\text{\AA}/\text{min}$)，圖 4.12 為 EWMA 之一階線性預測的結果，我們限定輸入壓力範圍在 5~8(psi) 之間，圖 4.12 中的實線為模擬製程之輸出入關係曲線，虛線為 EWMA 控制器之預測曲線，其 SSE 等於 26940($\text{\AA}/\text{min}$)。

經過 EWMA R2R 控制器控制結果如圖 4.13 所示，其中實線為未控制之結果，虛線為製程目標值，小圈圈為控制之結果值，由圖中我們可以看到此控制器可以將製程目標值有效的控制在 2140($\text{\AA}/\text{min}$) 之間，其中 MSE=9237，其控制輸入變化如圖 4.14 所示。

4.2.2 零誤差追蹤模糊類神經網路控制器之模擬效果

本小節裡，使用零誤差追蹤模糊類神經網路控制器來模擬控制製程之輸出，模擬環境、參數與目標值同 4.1.1 小節之模擬條件，模擬結果如下所述。

在無 Conditioning 的情況下，隨著批次增加，移除率變化如圖 4.1 所示，我們的目的同樣是要把移除率控制在 2140($\text{\AA}/\text{min}$)，圖 4.15 為 FNN Predictor 粗調預測的結果，我們限定輸入壓力範圍在 5~8psi 之間，圖

4.15 中的實線為模擬製程之輸出入關係曲線，虛線為 FNN Predictor 之預測曲線，其 SSE 等於 19186($\text{\AA}/\text{min}$)。另外再經過網路微調之後，其誤差下降曲線如圖 4.16 所示，其 SSE 等於 19173($\text{\AA}/\text{min}$)，圖中是經過 6000 次的 Epoch 數微調，且誤差下降幅度已經很小，因此只學習到 6000 次。微調之後之結果如圖 4.17 所示，雖然可以降低誤差，但和圖 4.15 之差別並不大。

經過零誤差追蹤模糊類神經網路控制器控制結果如圖 4.18 所示，其中實線為未控制之結果，虛線為製程目標值，小圈圈為控制之結果值，由圖中我們可以看到此控制器亦可以將製程目標值有效的控制在 2140($\text{\AA}/\text{min}$)之間，其中 MSE 等於 7845，亦較 EWMA R2R 控制器之誤差(9237)來得小，其控制輸入變化如圖 4.19 所示，其震盪幅度亦較圖 4.14 來得小。

4.2.3 模擬結果比較

本小節裡，經過以上之介紹與模擬我們將比較並且 EWMA R2R 控制器與本研究所提的零誤差追蹤模糊類神經網路控制器，其比較結果如表 4.2 所示。在預測器的能力以及控制結果，均以零誤差追蹤模糊類神經網路控制器較好。

因此我們可以做一個結論，在模擬時，本研究所提之零誤差追蹤

模糊類神經網路控制器可以較傳統的 EWMA R2R 控制器有較好的控制能力，不過缺點是演算是較複雜，另外在參數的調整上亦需花費較多的時間，不過其控制能力是比較好的。


在下一章中我們將規劃實驗並且進一步的利用實驗來驗證本研究提出之零誤差追蹤模糊類神經網路控制器在實務 CMP 製程上的控制能力，期望此方法於實務應用上與模擬結果相符合。



第五章 實驗驗證

本章將把前面章節之模擬用實驗來驗證，並介紹實驗相關之參數、設備、材料以及一些實驗名詞的定義(如:移除率)，並解介紹實驗所用的一些方法(如:厚度之估測)等。最後介紹實驗之規劃步驟並且與根據實驗步驟來說明實驗之結果。本研究做了兩組實驗，分別為 5.5 實驗(1)結果與討論以及 5.6 實驗(2)結果與討論，其分別為低移除率與高移除率的控制結果。

5.1 實驗參數選取



由 2.3 小節我們了解影響 CMP 製程之參數是非常多的，再由 2.4.1 小節我們更可了解其中之最重要的因素為晶片施壓大小(Down Force)與晶片與研磨墊之相對轉速兩參數對移除率之影響蠻大的，然而本研究中以晶片施壓大小(Down Force)來作為系統之輸入，而系統之輸出為移除率(Remove Rate)，其它眾多之參數我們都設定為定值，並且在無 Conditioning 的情況下進行實驗。

研磨之移除率定義如式(5.1)所示，其中 i 為圖 5.1 中平均長度之九個量測點， t_{1i} 為晶圓第 i 點研磨前之厚度， t_{2i} 為第 i 點研磨後之厚度， T_i 為第 i 點研磨時間，移除率定義為這九點移除率之平均值，研磨時間均定為 60 秒。

$$RR = \frac{1}{9} \sum_{i=1}^9 \frac{t_{1i} - t_{2i}}{T_i} \quad (5.1)$$

5.2 實驗設備

本實驗是在國立交通大學裡面的國家奈米元件實驗室(National Nano Device Laboratories, NDL)進行實驗，應用到該實驗室裡面的設備簡介如下：

(1) 化學機械研磨系統

該機台(如圖 5.2 所示)廠牌為美國 Westech Model 372M，該機台為研磨六吋的晶片，研磨襯墊型號為 IC 1000/Suba IV，研磨液為 SS-25(成份:25%的二氧化矽粒子，其他懸浮粒子與液體為商業機密，在外包裝上未標示)，此機台研磨之基本架構簡圖如圖 2.2 所示，本實驗在晶片上鍍上一層 Ta，然後再鍍一層銅膜，然後做該銅膜移除率之控制。

(2) 化學機械拋光後清洗機

該機台為美國 Solid State Equipment Corporation (SSEC)公司所生產，型號為 50 Evergreen Cleaner 機台，以 DI water 清洗然後高速旋乾。

(3) 金屬膜四點探針量測儀(4-point probe)

另外也利用日本 Napson 之 RT-80/RG-80 四點探針來量測研磨前

後之厚度，然再計算研磨之移除率。該設備估算移除厚度公式如式(5.2)

所示。

$$\rho = R_s \times T \quad (5.2)$$

其中

ρ ：電阻係數($\mu\Omega/m^2$)

R_s ：片電阻值(Ω/m^2)

T ：銅膜厚度(μ)

例如我們晶片送件鍍銅膜厚度為為 2μ ，在還沒經過 CMP 研磨時我們量測晶片上某一點的片電阻值為 $0.009 \Omega/m^2$ ，則此晶片上之銅電阻係數為 $0.018 \mu\Omega/m^2$ ，當經過 CMP 研磨後，我們良得此點片電阻為 $0.012 \Omega/m^2$ 時，則此時銅膜厚度剩下 1.5μ ($0.018/0.012$)，所以得知移除了 0.5μ 的銅厚，假設研磨時間為一分鐘，則此點的移除率為 $0.5 \mu/\text{min}$ ，本實驗之移除率計算即將九個點之移除率平均起來。

5.3 實驗材料

本實驗所用材料如下所列：

(1) 矽晶片

本實驗中由於經費的限制，只取 42 片 6 吋矽晶片來做實驗，其中用 14 片來量測在無 conditioning 下，移除率隨晶片片數的變化;14 片做為類神經網路學習 data 的實驗設計所用;剩下的 14 片來做控制。

矽晶片上面的結構是經由 NDL 代工而成，其結構如圖 5.3 所示，其中底材為 P-type 矽晶片，然後在矽晶片上面長一層氧化層 (1000Å)，當作絕緣層，接著為了在上面長銅膜，所以一般會先鍍一層 Ta(較常見的材料)，使銅膜容易附著於氧化層上，在此我們鍍 500 Å 的 Ta 膜，最後再鍍上 2 μ 的銅膜。

(2) 研磨液

經由詢問國家毫微米實驗室(NDL)CMP 機台負責工程師賴明志先生以及實驗研磨效果之後，最後決定實驗(1)選用 SS-25 和過氧化氫(濃度 30%)溶液以二比一的比例來調配;實驗(2)漿料組成為:1000ml 的 DI Water 加 20g 三氧化二鋁粉和 15ml 的硝酸溶液(濃度 70%)。在此非常感謝賴先生的熱心教導，以及不厭其煩的回答我們詢問的問題。

(3) 晶片夾

為一般市面上買的到的鐵弗龍晶片夾。

5.4 實驗規劃

經由詢問國家奈米元件實驗室(National Nano Device Laboratories, NDL)化學機械研磨工程師 賴明志先生，他表示，NDL 並沒有對想要研磨晶片之移除率制定一套參數，因此我們實驗規劃步驟如下：

- (1) 先根據[3]所用之研磨參數來做無 Conditioning 下之研磨參數，連續研磨 14 片 Wafer 來觀察移除率之趨勢，並且根據此趨勢來訂定研磨之目標移除率值(T)。
- (2) 利用 14 片 wafer 做實驗規劃，並紀錄其輸入與輸出之值。
- (3) 根據步驟(2)之數據來作為模糊類神經網路預測器之訓練 data，並利用訓練結果求出模糊類神經網路之輸入與輸出之關係。
- (4) 預測器訓練完畢並且得到模糊類神經網路之輸入與輸出之關係後，實際於 NDL 裡做控制實驗。

5.5 實驗(1)結果與討論

本小節將根據上一節實驗規劃步驟來一一說明實驗之實際過程與實驗結果。

A. 步驟一

在本步驟中，我們先根據[3]之研磨參數如表 5.1 所示，不在表上

之參數均使用機台預設參數，研磨結果發現移除率只有大約 500Å，因此在連續研磨 14 片 wafer 時，本研究將 Down Force 增加到 5 psi 來做研磨，另外研磨時間本論文一律設定為 60 秒。

實驗研磨結果數值我們紀錄在表 5.2，圖 5.4 即根據表 5.2 之數值所作之圖，圖中我們可以知道在無 Conditioning 的情況下，製程之移除率的確有下降之趨勢，與圖 2.6[12]有相似之趨勢，並且與圖 4.1 模擬之下降趨勢相類似，更與圖 4.11 相符，在製程經過一段時間之後皆有移除率稍微上升之趨勢。因此，在此步驟中證實了我們模擬時所假設的一樣：製程效能(移除率)有隨批次下降之趨勢。



B. 步驟二

在本步驟中，我們利用 14 片 wafer 做實驗規劃，並紀錄其輸入與輸出之值，結果如表 5.3 所示。將表 5.3 數值以圖 5.5 來表示，我們可以發現移除率亦有隨 Down Force 增加而增加之趨勢，趨勢下降處為外界雜訊干擾之結果，此點與我們模擬時使用預定之趨勢圖相類似(如圖 4.2 所示)。因此再此步驟中證實了本研究所用之研磨趨勢 Model(式 2.2)與實際機台輸入輸出之趨勢相符。

C. 步驟三

在本步驟中，我們根據表 5.3 之數據來訓練模糊類神經網路。圖

5.6 為訓練前 data 之趨勢圖。圖 5.7 為網路粗調之訓練結果，圖中實線為原本之實驗 data，虛線為網路學習經過粗調之結果，其學習之 $MSE=36018$ 。圖 5.8 是網路經過 1500 次的 epoch 數之後誤差的收斂情形，圖中我們明顯可見大概在 epoch=900 時學習已經收斂了，學習後之 MSE 已經降至 21716 了，比粗調的效果好多了。圖 5.9 為網路微調之結果，我們可以知道虛線部份已相當近似原來的實驗曲線(實線部分)了。

在網路學習完畢之後，我們可以得到模糊類神經網路之 weighting 值，接下來利用式(3.47)求出網路輸出入之關係，最後再利用 3.3 節所提之零誤差追蹤控制器之演算法來進行實驗之批次製程控制。



D. 步驟四

在本步驟中，我們開始進行化學機械研磨之批次製程控制實驗，由於經費有限，因此僅對 14 片 Wafer 進行批次製程控制，在此步驟中相當花費時間，因為每研磨完一片 Wafer 就必須將之用化學機械拋光後清洗機清洗乾淨，然後再拿到實驗室的另一個區域用四點探針量測來估算其移除率，之後，再利用零誤差追蹤控制器之演算法來求出下一片 Wafer 之控制輸入值，然後再走回到實驗室 CMP 機台的區域在進行研磨，如此來來往往的做完 14 片 Wafer 之控制，其間還不能間斷，因此，在這個步驟中花費時間最長(早上八點~下午三點)。

本步驟我們設定之控制目標值為 $420(\text{\AA}/\text{min})$ 並且將每一片 Wafer 之批次輸入參數(Down Force)與控制之結果(Remove Rate) data 列於表 5.4，其中 Down Force 在控制器計算準確值可以到小數以下很多位數(如表 5.4 第二行)，然而實驗室裡 CMP 機台只能輸入至小數第一位，因此基於輸入的限制，本實驗將控制器計算出來之值在小數第二位取四捨五入(如表 5.4 第三行)，這也是實驗之誤差之一。

我們根據表 5.4 將移除率控制結果畫於圖 5.10 中，和圖 5.4 之無控制狀態下之趨勢比較，圖 5.10 很明顯的可以將移除率效率下降值控制回到我們所設定的目標值上。當然，實驗時之機台的各種雜訊、震動、四週溫度變化、量測之誤差以及輸入之誤差等等均會造成控制結果上下震盪，圖中虛線為控制目標值 $420(\text{\AA}/\text{min})$ 。另外控制輸入如圖 5.11 所示。

5.6 實驗(2)結果與討論

本小節將在高移除率的情況下做控制，其原因是考慮到業界一般所需的移除率大約為 $3500(\text{\AA}/\text{min})\sim 4600(\text{\AA}/\text{min})$ ，實驗之參數選取、設備、材料以及規劃均與實驗(1)一樣。然而由於高移除率需要不同的研磨漿料與研磨參數值，因此經由詢問 NDL 的熱心的 CMP

機台工程師賴明志先生，並且經過多次的測試調配漿料與研磨參數的設定，最後調配出來的漿料組成為:1000ml 的 DI Water 加 20g 三氧化二鋁粉和 15ml 的硝酸溶液(濃度 70%)。而機台的研磨參數設定如表 5.5 所示。此組研磨漿料與參數設定之移除率範圍大約在 3500($\text{\AA}/\text{min}$)~5000($\text{\AA}/\text{min}$)。

接下來我們仍然依實驗規劃步驟來一一說明實驗(2)之實際過程與實驗結果。

A. 步驟一

在本步驟中，我們用先前調配的漿料以及研磨參數(如表 5.5 所示)，不在表上之參數均使用機台預設參數。接著利用此參數來連續研磨 14 片 wafer。



實驗研磨結果數值我們紀錄在表 5.6，圖 5.12 即根據表 5.6 之數值所作之圖，圖中我們可以知道在無 Conditioning 的情況下，製程之移除率的確有下降之趨勢，與實驗(1)之結果與論述相符。因此，實驗(2)亦證實了我們模擬時所假設的一樣:製程效能(移除率)有隨批次下降之趨勢。

B. 步驟二

在本步驟中，利用 14 片 wafer 做實驗規劃，並紀錄其輸入與輸出之值，結果如表 5.7 所示。將表 5.7 數值以圖 5.13 來表示，我們可

以發現移除率亦有隨 Down Force 增加而增加之趨勢，趨勢下降處為外界雜訊干擾之結果，此點與我們模擬時使用預定之趨勢圖相類似(如圖 4.2 所示)。因此再次證實了本研究所用之研磨趨勢 Model(式 2.2)與實際機台輸入輸出之趨勢相符。

C. 步驟三

在本步驟中，我們根據表 5.7 之數據來訓練模糊類神經網路。圖 5.14 為訓練前 data 之趨勢圖。圖 5.15 為網路粗調之訓練結果，圖中實線為原本之實驗 data，虛線為網路學習經過粗調之結果，其學習之 $MSE=494020$ 。圖 5.16 是網路經過 14000 次的 epoch 數之後誤差的收斂情形，圖中我們明顯可見大概在 epoch=9000 時學習已經收斂了，學習後之 MSE 已經降至 493970 了，比粗調的效果好多了。圖 5.17 為網路微調之結果，我們可以知道虛線部份已相當近似原來的實驗曲線(實線部分)了。

在網路學習完畢之後，我們可以得到模糊類神經網路之 weighting 值，接下來利用式(3.47)求出網路輸出入之關係，最後再利用 3.3 節所提之零誤差追蹤控制器之演算法來進行實驗之批次製程控制。

D. 步驟四

此步驟之過程與實驗(1)相同，在此不再贅述。我們設定之控制

目標值為 $4000(\text{\AA}/\text{min})$ ，並且將每一片 Wafer 之批次輸入參數(Down Force)與控制之結果(Remove Rate)data 列於表 5.8，其中 Down Force 在控制器計算準確值可以到小數以下很多位數(如表 5.8 第二行)，然而實驗室裡 CMP 機台只能輸入至小數第一位，因此基於輸入的限制，本實驗將控制器計算出來之值在小數第二位取四捨五入(如表 5.8 第三行)，這也是實驗誤差之一。

我們根據表 5.8 將移除率控制結果畫於圖 5.18 中，和圖 5.12 之無控制狀態下之趨勢比較，圖 5.18 很明顯的可以將移除率效率下降趨勢控制回到我們所設定的目標值附近，我們將在下一小節裡面比較這兩個實驗結果並探討其原因，從實驗(1)(2)之控制結果圖知道，控制結果均有朝目標直接近的趨勢。當然，實驗當時之機台的各種雜訊、震動、四週溫度變化、量測之誤差以及輸入之誤差等等均會造成控制結果上下震盪，圖中虛線為控制目標值 $4000(\text{\AA}/\text{min})$ 。另外控制輸入如圖 5.19 所示。

5.7 實驗結果比較與討論

實驗(1)之目的是考慮到晶片可以重複使用，因此只調配移除率較低的配方，以提供往後學弟妹可以繼續研究之用，所以選用 SS-25

加上雙氧水。而實驗(2)則是老師的建議，因為業界所用之移除率一般均在 3500(Å/min)~4600(Å/min)左右，因此另外調配一組漿料。比較實驗(1)與實驗(2)之結果，我們從圖 5.10 和圖 5.18 可以看出實驗(1)之控制結果好一點。由數據來看實驗(1)控制結果的平均絕對誤差(定義如式 5.3)為 37.6，平均絕對誤差誤差百分比為 8.9%;而實驗(2)控制結果的平均絕對誤差為 388.02，平均絕對誤差誤差百分比為 9.7%。因此，兩實驗之平均絕對誤差大約相差 10 倍，而平均絕對誤差百分比相差約 0.8%。

$$\bar{Y} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - y| \quad (5.3)$$

其中

\bar{Y} : 平均絕對誤差

n : 總數

y_i : 移除率目標值

y : 控制結果之移除率



實驗(1)和實驗(2)之控制方法相同為何平均誤差大約相差 10 倍，而誤差百分比只有些微差異呢？以下將直觀的概念、化學特性觀點以及純粹誤差觀點來解釋此兩實驗之結果：

(1)直觀的概念

直觀而言，因為實驗(2)的移除率比較大，所以單位時間之誤差

量相對的也比較大，而且控制目標值也差不多相差 10 倍，造成單位時間之誤差量亦大約相差 10 倍，因此直觀來做猜測是合理的，此實驗結果還算合理，此點由平均絕對誤差百分比相接近亦可證實。

(2) 化學特性的觀點

先以研磨墊上的物理現象來說明，實驗(1)在做完步驟一，二及四的時候，研磨墊上都會出現銅黃色，這是晶片上移除的銅殘留在研磨墊上，然而實驗(2)就不會有此問題，其原因在於研磨漿料的不同，也就是研磨漿料對銅膜的反應不同，實驗(1)所用之漿料 SS-25 屬於鹼性溶液，過氧化氫屬於很弱的酸性溶液；而實驗(2)所用的硝酸是酸性溶液，根據[45]裡面之實驗結果，文中結論說明鹼性漿料對銅是沒有腐蝕性的，只有酸性漿料才有，然而[45]中亦提到過氧化氫雖然是酸性溶液但是酸性很弱，對銅亦是無腐蝕性，因此我們由[45]便可以得到本研究之實驗結果(1)和(2)不同的原因了。

實驗(1)的研磨機制是屬於機械研磨，因為研磨液無法腐蝕銅，因此其研磨是靠機械的因素(如 Down Force, Pad Speed, Carrier Speed 等等)，此點由研磨墊上出現銅黃色的物質可以得到解釋，此即靠機械力把銅研磨掉。然而本研究所提之控制器為控制機械參數中對研磨影響較大的 Down Force，因次對於實驗(1)會有較好的控制效能。

實驗(2)之研磨機制包括化學與機械之研磨，與實驗(1)比較多了

硝酸會腐蝕銅的機制，因此移除率會增加許多，然而本研究之控制器只控制機械參數，因此實驗(2)的控制效果沒有實驗(1)來得好，但是仍比無控制下的情況好。另外，因為實驗(2)之漿料含有硝酸溶液，因此研磨之後研磨墊不會出現銅黃色的物質。

(3) 純粹誤差觀點

影響化學機械研磨之因素除了機械與化學之參數外，仍包括實驗當時之機台的各種雜訊、震動、四週溫度變化、量測之誤差以及輸入之誤差...等等均會造成控制結果值的上下震盪、偏移以及實驗結果，也許兩實驗之結果純粹因為以上的一些干擾而使平均絕對誤差百分比有些微的差距，也許每一次實驗的平均絕對誤差百分比因各種干擾因素而有 $\pm 1\%$ 的誤差，如此亦可以解釋此兩次實驗之結果。

以上三個觀點是就實驗結果與所發現的一些現象來對實驗結果所做的一些合理的解釋。

5.8 實驗注意事項

以下將列出本實驗所須注意的事項以確保 NDL 實驗室之機台維護以及個人安全，讓第一次做實驗的學弟妹及同學可以多多了解實驗所應注意的事項。

- (1) 在本研究實驗(1)中，研磨完畢之後，Pad 上面會有銅的殘留物，
用刷子是刷不乾淨的，因此必須配大約 5%的硝酸溶液來做清洗。
- (2) 調配硝酸時必須戴手套以確保實驗安全，並且要倒硝酸溶液時必須在抽風機處倒，因為硝酸酸性不弱，所以打開瓶蓋會有蒸氣跑出，如此可以避免人體吸入這些有害氣體。
- (3) 口罩是必須的，因為三氧化二鋁粉在倒的時候也會有粉末飛出，
所以戴口罩可以防止吸入粉末。
- (4) 實驗時所使用之酸性物質要倒掉時必須先經過稀釋之後才可倒入
排水管中。
- (5) 實驗完畢之後必須將機台回復到原始的狀態下。

以上是本次實驗經過 NDL CMP 機台工程師賴明志先生，與材料所博士班方政煜學長的指教之後所歸納的一些心得，希望對於未來第一次使用該機台的學弟妹及同學有所幫助。

第六章 結論與未來展望

6.1 結論

由第二章 2.3 小節我們了解影響 CMP 製程之參數是非常多的，再由 2.4.1 小節我們更可了解其中之最重要的因素為 Down Force，因此，我們取 Down Force 來做控制。在第三章亦推論了整個控制理論並且在第四章模擬時可知，其控制結果可以將移除率下降之趨勢成功地控制移除率往目標值趨近，進而由第五章實驗驗證，我們亦證實了模擬的真實性，並且驗證了零誤差追蹤模糊類神經網路控制器可以將製程效率之衰退現象成功地控制回來。

最後，本研究並對低移除率與高移除率之控制結果做一比較，並討論其實驗控制結果，進而對該實驗結果做一合理的推論與解釋。

6.2 未來展望

由於本研究室是第一次對於批次製程之研究，並且是第一次對模糊類神經網路做一研究，因此先從事 SISO(Single Input Single Output) 控制系統的控制，接下來期望能夠進而進入 MISO(Multi Input Single Output)及 MIMO(Multi Input Multi Output)控制系統之研究，以配合日益複雜之半導體製程。對於 MIMO 控制系統參數之選取，根據本研

究 5.7 小節的實驗結果討論，本人建議控制參數除了機械參數之外，還必須包含化學參數，如此便可以兼顧機械機制以及化學機制兩方面來做控制，畢竟整個化學機械研磨是包含機械與化學兩機制的，但是化學機制的控制則受限於感測器的缺乏以及化學參數的控制輸入，因此機台之感測器與化學參數的控制輸入之研發亦是化學方面控制之關鍵。

感測器的發明對 CMP 製程有相當的幫助，因為如果可以在研磨過程中量測到更多的環境狀態，對於 CMP 研磨過程動態之了解會有更大的幫助，更能提升實驗數據的準確性，並且節省實驗時間。

對於批次製程控制而言，由於實驗經費限制，本實驗之每一批次數量為一片 Wafer，共做了 14 片 Wafer，控制結果有朝控制目標值逼近之趨勢，因此未來若 Wafer 數增加為 25 片或更多時，批次製程控制結果會更良好。本研究提供了未來 Wafer-to-Wafer 製程控制的一個參考控制方法。

	輸入		輸出
	1	- 0.5	- 0.5
2	- 0.5	0.5	0.5
3	0.5	- 0.5	0.5
4	0.5	0.5	- 0.5

表 3.1 XOR 訓練樣本

	輸入				輸出
	1	- 0.5	- 0.5	- 0.5	- 0.5
2	- 0.5	- 0.5	- 0.5	0.5	0.5
3	- 0.5	- 0.5	0.5	- 0.5	0.5
4	- 0.5	- 0.5	0.5	0.5	- 0.5
5	- 0.5	0.5	- 0.5	- 0.5	0.5
6	- 0.5	0.5	- 0.5	0.5	- 0.5
7	- 0.5	0.5	0.5	- 0.5	- 0.5
8	- 0.5	0.5	0.5	0.5	0.5
9	0.5	- 0.5	- 0.5	- 0.5	0.5
10	0.5	- 0.5	- 0.5	0.5	- 0.5
11	0.5	- 0.5	0.5	- 0.5	- 0.5
12	0.5	- 0.5	0.5	0.5	0.5
13	0.5	0.5	- 0.5	- 0.5	- 0.5
14	0.5	0.5	- 0.5	0.5	0.5
15	0.5	0.5	0.5	- 0.5	0.5
16	0.5	0.5	0.5	0.5	- 0.5

表 3.2 Parity Function 訓練樣本

特性 控制器	計算時間	預測能力	控制結果	演算式
EWMA R2R Controller	快	差 (SSE=34459)	差 (MSE=13840)	簡單
FNN Controller	慢	好 (SSE=20834)	好 (MSE=5760)	複雜

表 4.1 控制器之比較(飄移干擾)

特性 控制器	計算時間	預測能力	控制結果	演算式
EWMA R2R Controller	快	差 (SSE=26940)	差 (MSE=9237)	簡單
FNN Controller	慢	好 (SSE=19173)	好 (MSE=7845)	複雜

表 4.2 控制器之比較(雜訊干擾)

研磨參數	參數值
Down Force	4 psi
Back Pressure	3.5 psi
Platen Speed	20 rpm
Carrier Speed	60 rpm

表 5.1 實驗參數值

參數 晶片編號	Removel Rate(Å/min)
1	618.76
2	472.03
3	547.82
4	451.63
5	402.88
6	410.79
7	392.80
8	368.75
9	374.55
10	413.57
11	476.69
12	515.04
13	467.74
14	424.29

表 5.2 移除率隨批次變化表(無 conditioning)

晶片編號 \ 參數	Down Force (psi)	Removel Rate(Å/min)
1	5	538.6948
2	5.5	480.292
3	6	630.2314
4	6.5	612.9974
5	7	605.7095
6	7.5	624.1057
7	8	530.0905
8	8.5	775.9438
9	9	848.6142
10	9.5	881.0092
11	10	827.6561
12	10.5	1010.368
13	11	636.849
14	11.5	704.348

表 5.3 類神經預測器之訓練數據

晶片編號 \ 參數	DF (psi) (控制器輸出值)	DF (psi) (機台輸入值)	RR(Å/min)
1	5.0	5.0	406.8643
2	5.144847	5.1	306.4143
3	6.32493	6.3	423.0793
4	5.664721	5.7	330.9615
5	6.663525	6.6	418.5322
6	6.188797	6.2	356.9881
7	6.875535	6.9	368.8827
8	7.091789	7.1	426.1174
9	6.742498	6.7	404.0946
10	6.951615	7.0	325.2917
11	7.908267	8.0	429.379
12	7.282671	7.4	415.048
13	7.388988	7.4	423.1469
14	7.326985	7.3	362.19

表 5.4 批次輸入參數與控制之結果 data

研磨參數	參數值
Down Force	1 psi
Back Pressure	0.5 psi
Platen Speed	30 rpm
Carrier Speed	30 rpm

表 5.5 實驗參數值

晶片編號	參數	Removal Rate($\text{\AA}/\text{min}$)
1		4929.947
2		4822.912
3		4771.622
4		4480.018
5		4590.269
6		4412.012
7		4576.776
8		4454.769
9		4118.29
10		4302.212
11		4212.499
12		4532.669
13		4342.941
14		4462.376

表 5.6 移除率隨批次變化表(無 conditioning)

晶片編號 \ 參數	Down Force (psi)	Remove Rate(Å/min)
1	1	3555.591
2	1.5	3962.684
3	2	5015.469
4	2.5	5332.479
5	3	6775.285
6	3.5	7109.139
7	4	7147.5
8	4.5	8411.577
9	5	8839.225
10	5.5	9208.549
11	6	9537.395
12	6.5	9482.98
13	7	9694.523
14	7.5	9743.206

表 5.7 類神經預測器之訓練數據

晶片編號 \ 參數	DF (psi) (控制器輸出值)	DF (psi) (機台輸入值)	RR(Å/min)
1	1	1.0	3924.0389
2	1.038047	1.0	3207.0557
3	1.416191	1.4	3598.568
4	1.418675	1.4	4305.2169
5	1.165265	1.2	3296.0087
6	1.594316	1.6	3460.1644
7	1.6884	1.7	3394.508
8	1.856482	1.9	3649.2667
9	1.880517	1.9	3645.8465
10	1.970068	2.0	3571.5919
11	2.095953	2.1	3888.0647
12	2.04473	2.0	3438.3806
13	2.297999	2.3	4055.258
14	2.12967	2.1	3854.67

表 5.8 批次輸入參數與控制之結果 data

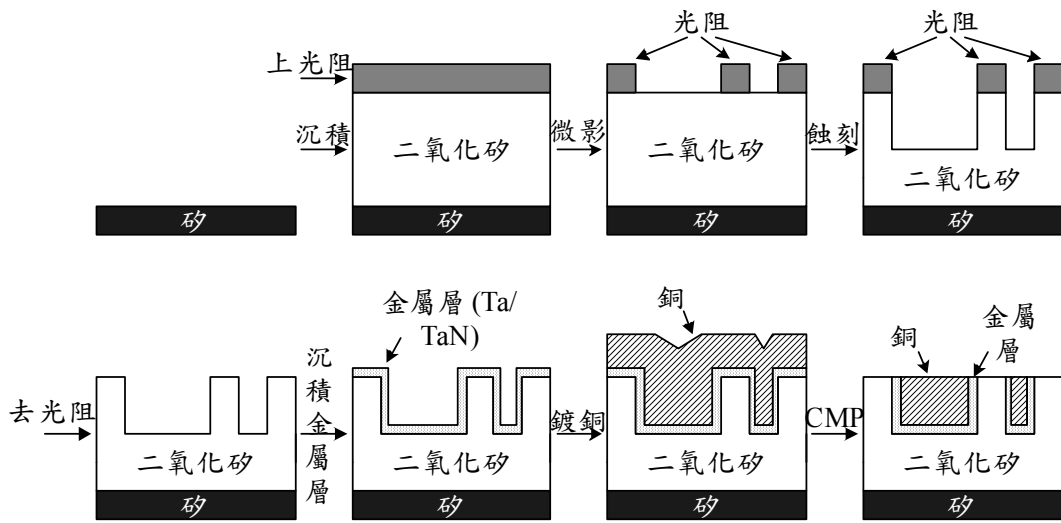


圖 2.1 單層鑲嵌示意圖

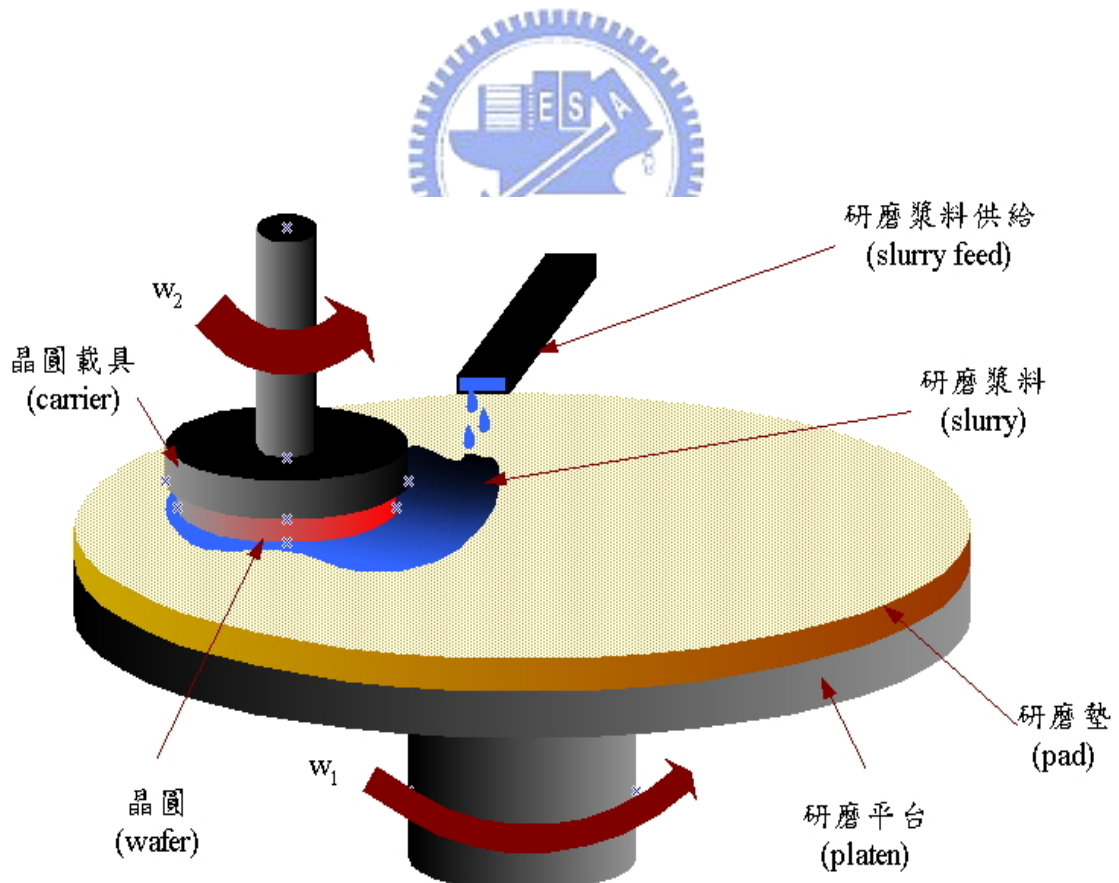


圖 2.2 CMP 基本架構示意圖

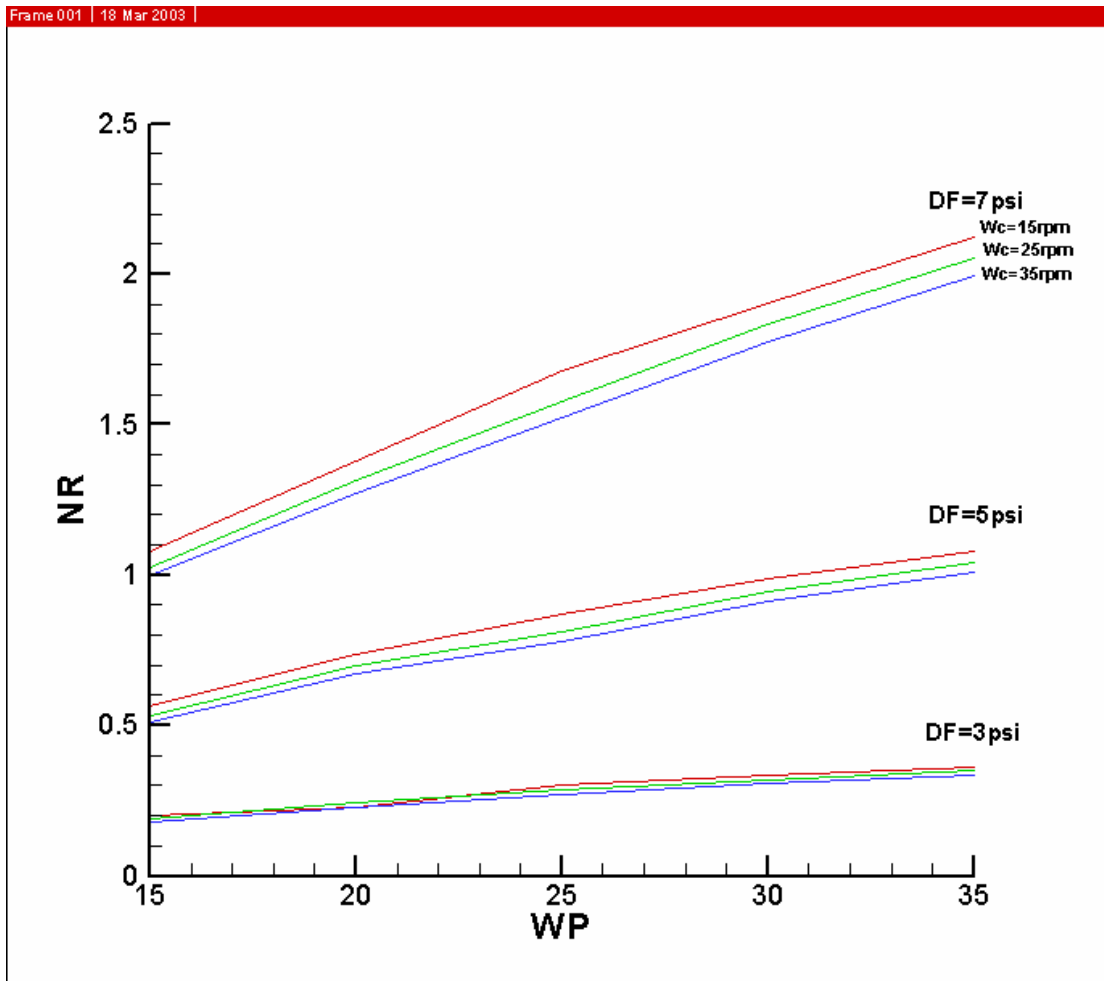


圖 2.3 移除率模擬圖(1)

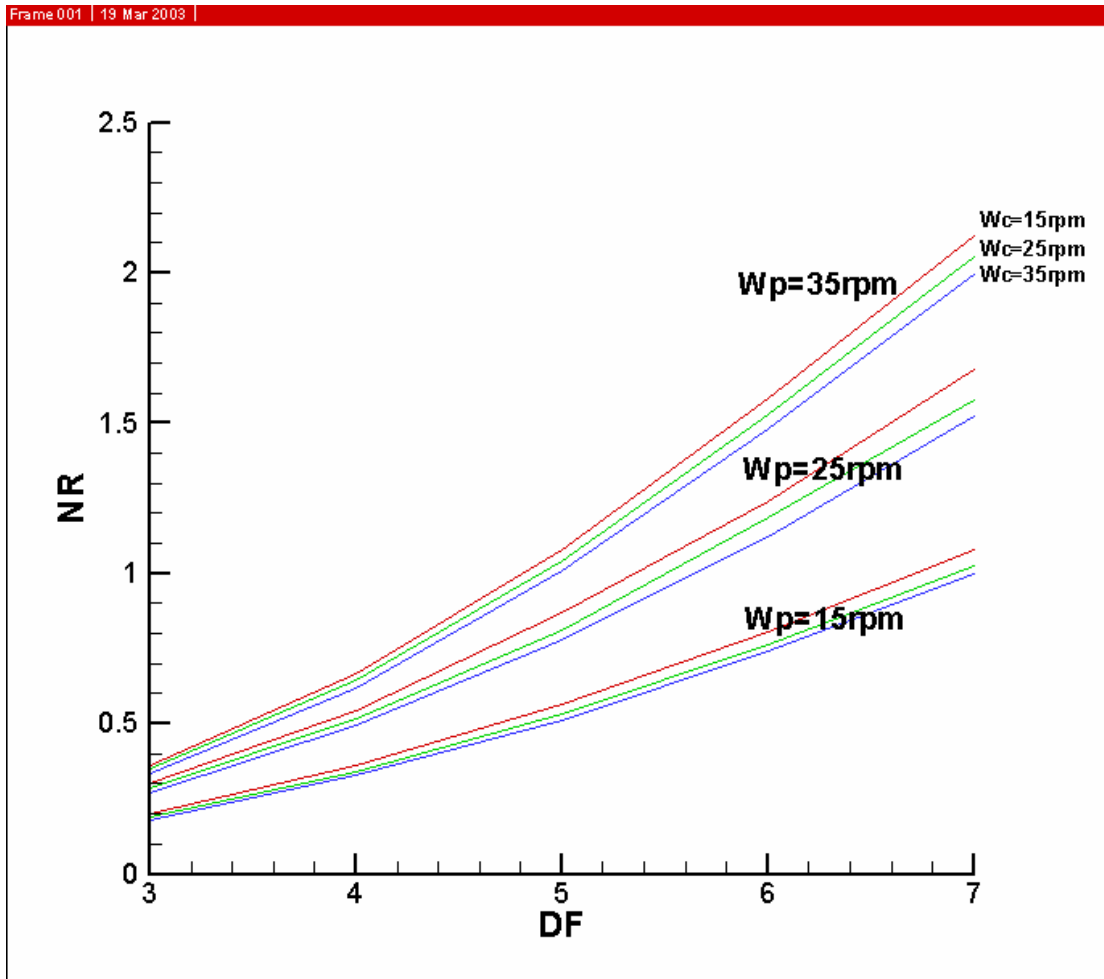


圖 2.4 移除率模擬圖(2)

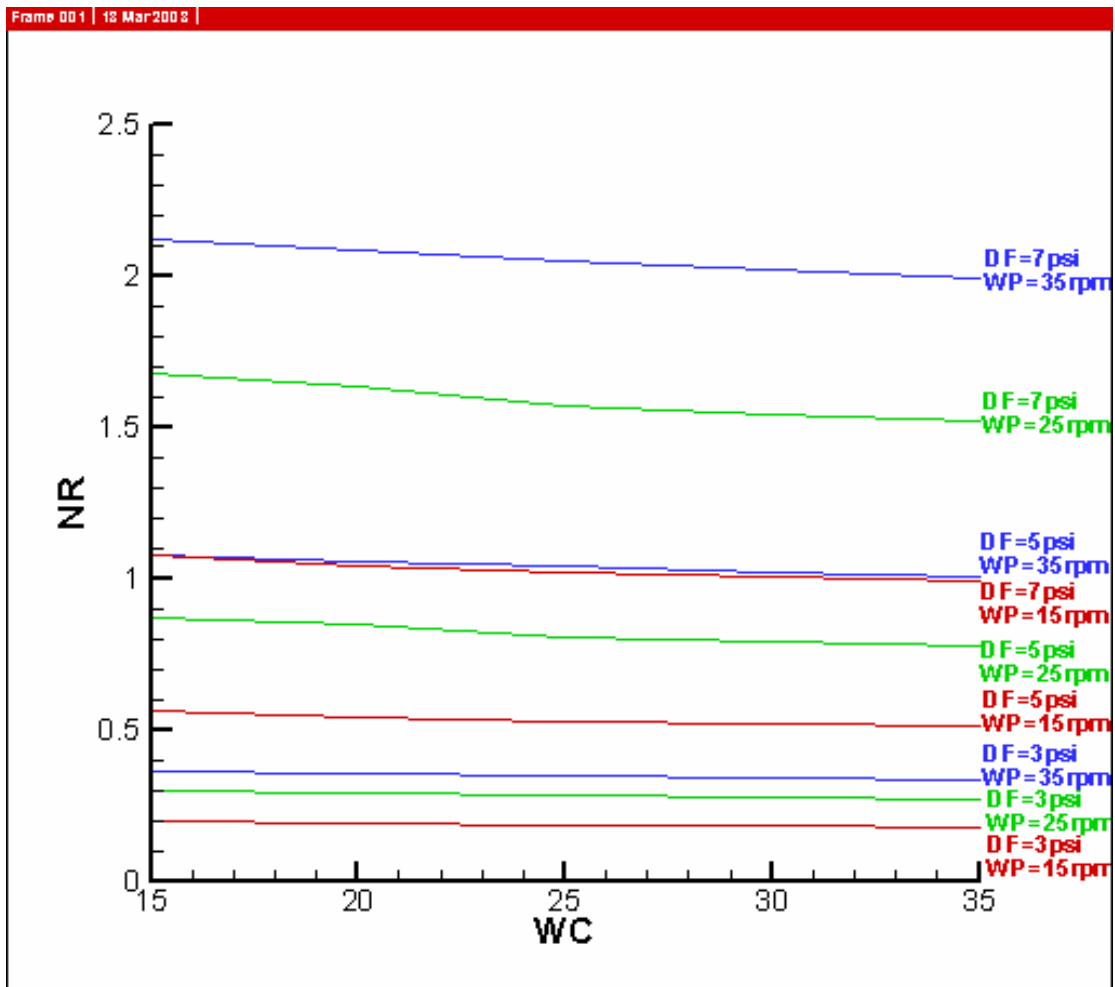


圖 2.5 移除率模擬圖(3)

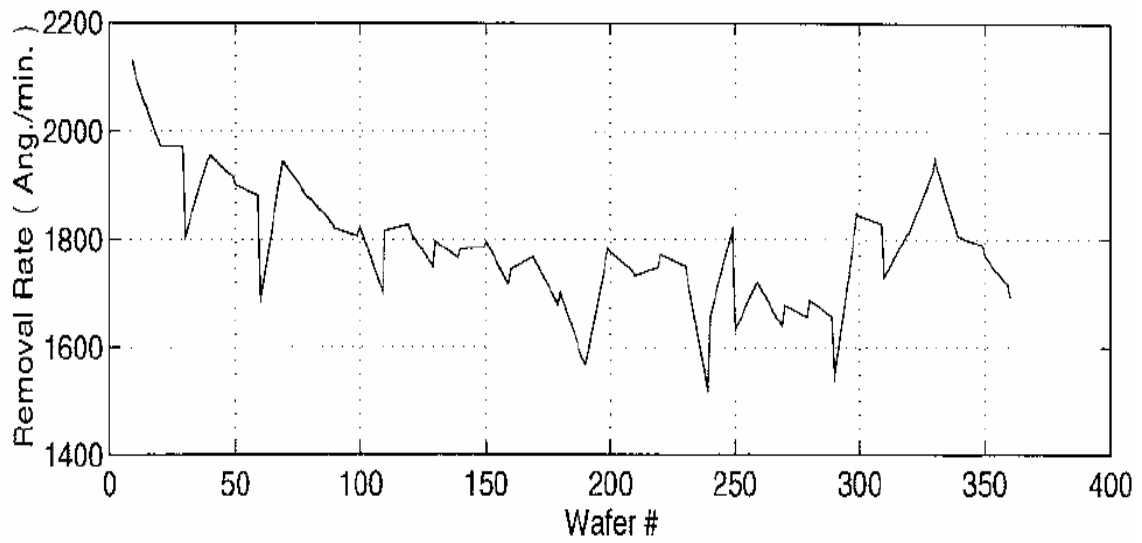


圖 2.6 CMP 製程移除率隨批次變化圖[12]

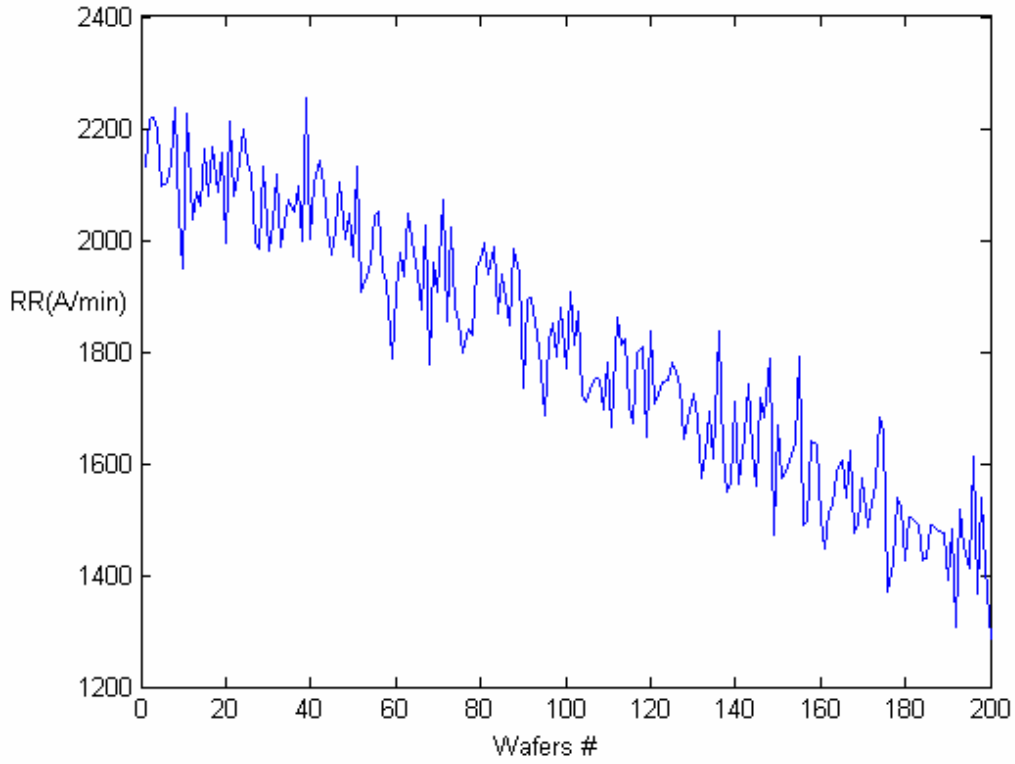


圖 2.7 CMP 模擬製程移除率隨批次變化圖

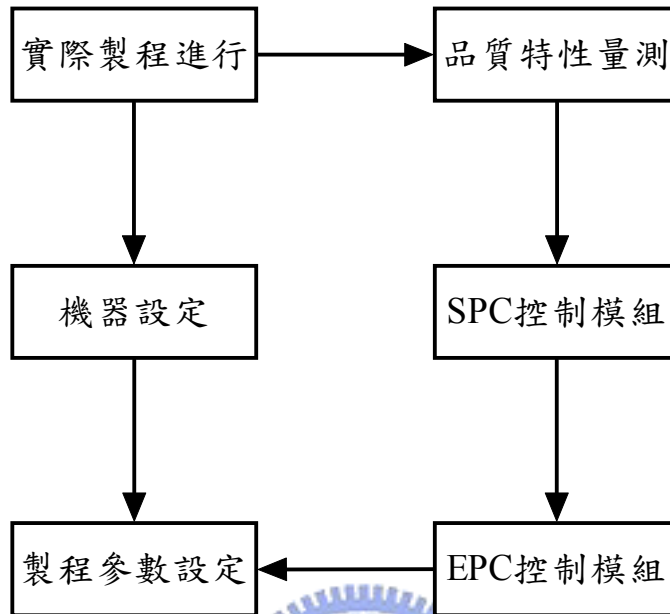


圖3.1 R2R 控制器架構

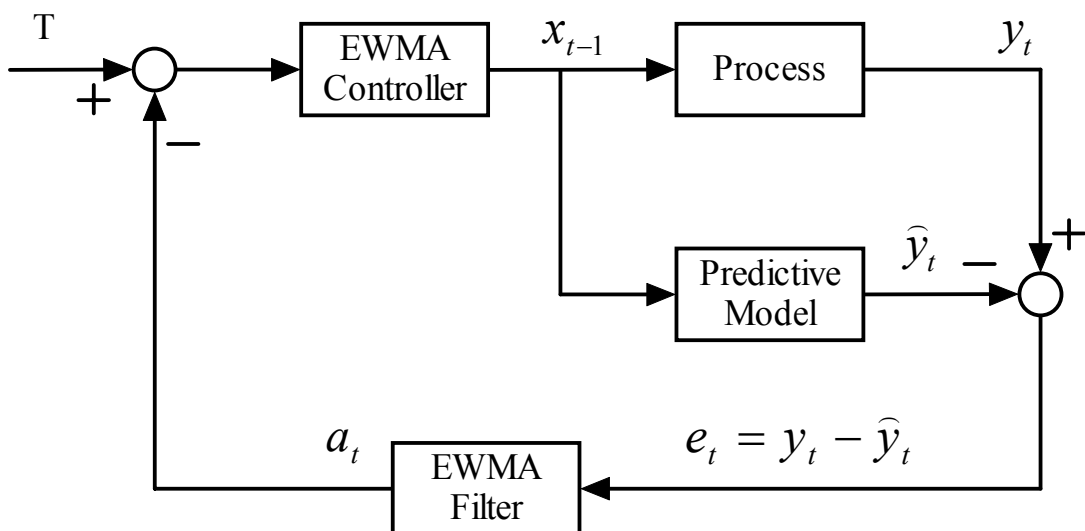


圖3.2 EWMA控制架構

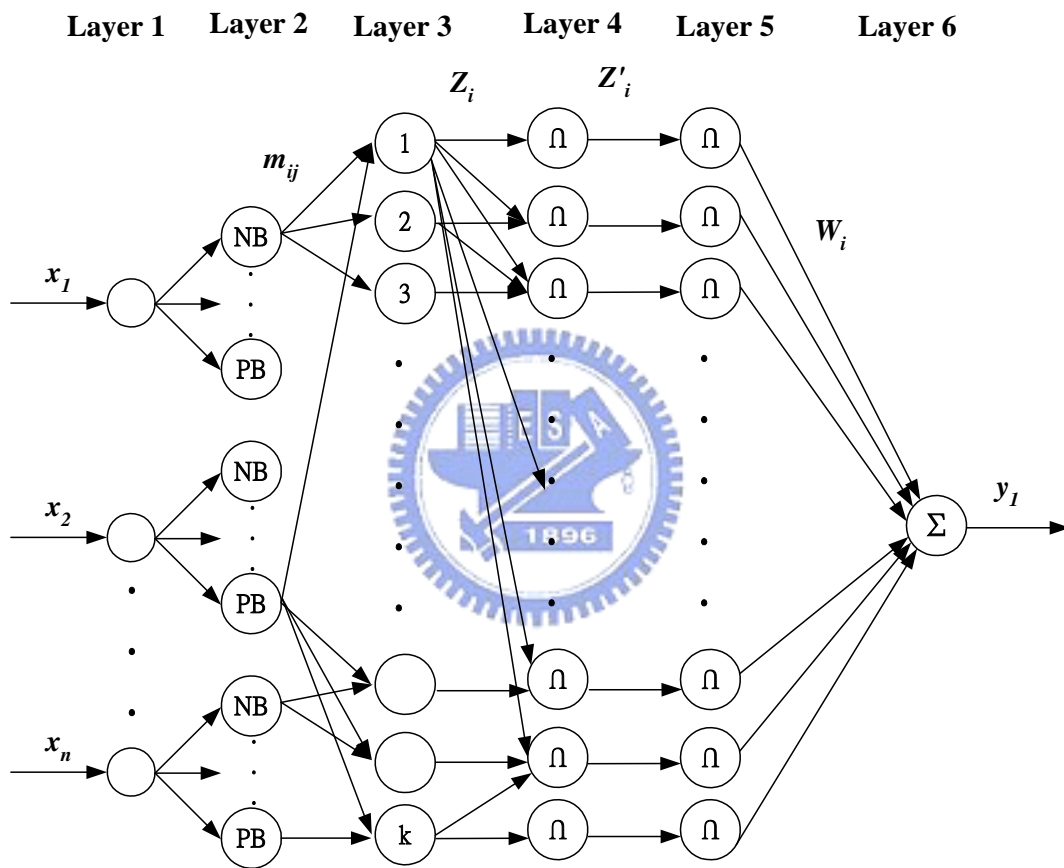


圖 3.3 模糊類神經網路架構

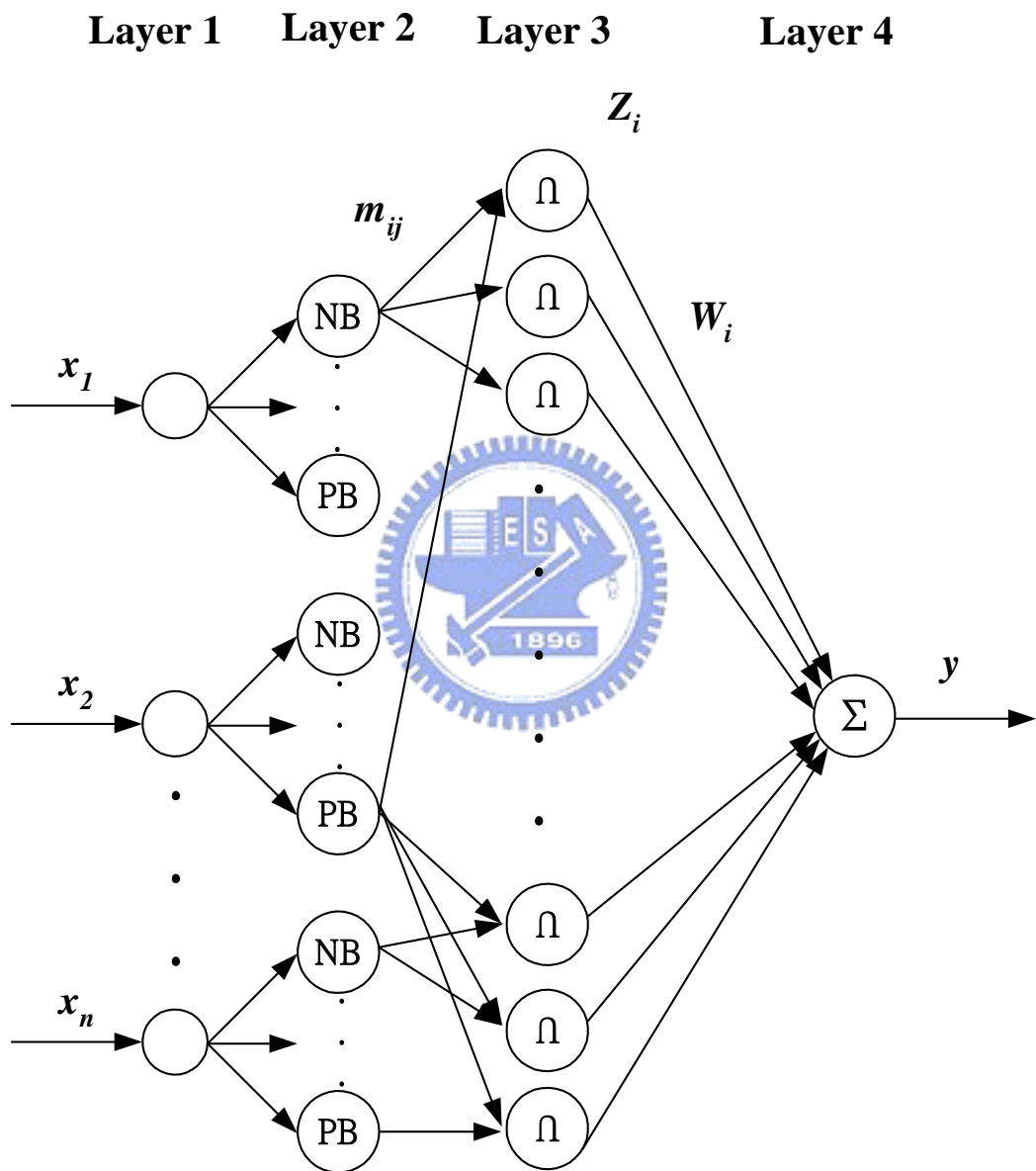


圖 3.4 輻射基底函數式模糊類神經網路架構

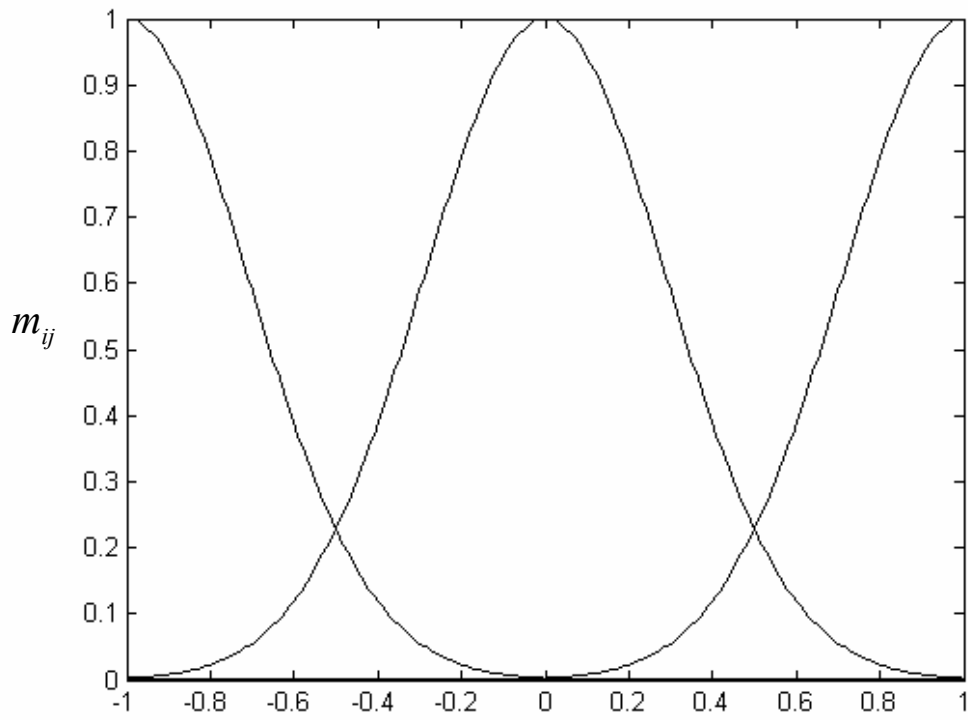


圖 3.5 鐘形隸屬函數曲線 ($m=3$, $\alpha=0.2$, $\beta=8.5$)

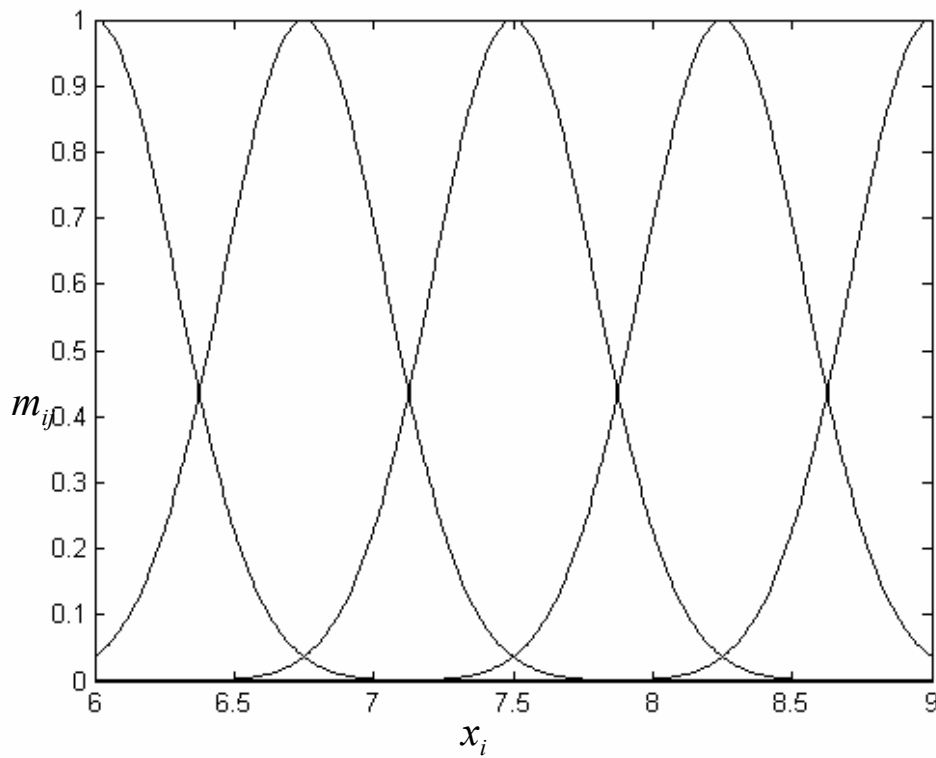


圖 3.6 鐘形隸屬函數曲線 ($m=5$, $\alpha=0.2$, $\beta=8.5$)

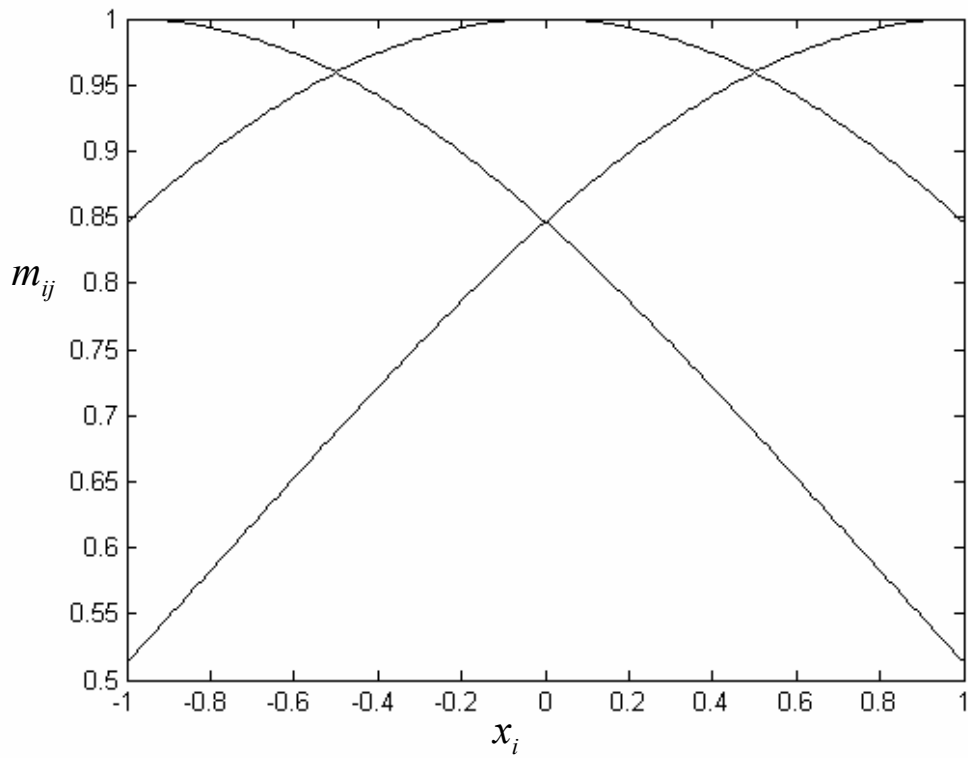


圖 3.7 鐘形隸屬函數曲線 ($m=3$, $\alpha=0.5$, $\beta=1.5$)

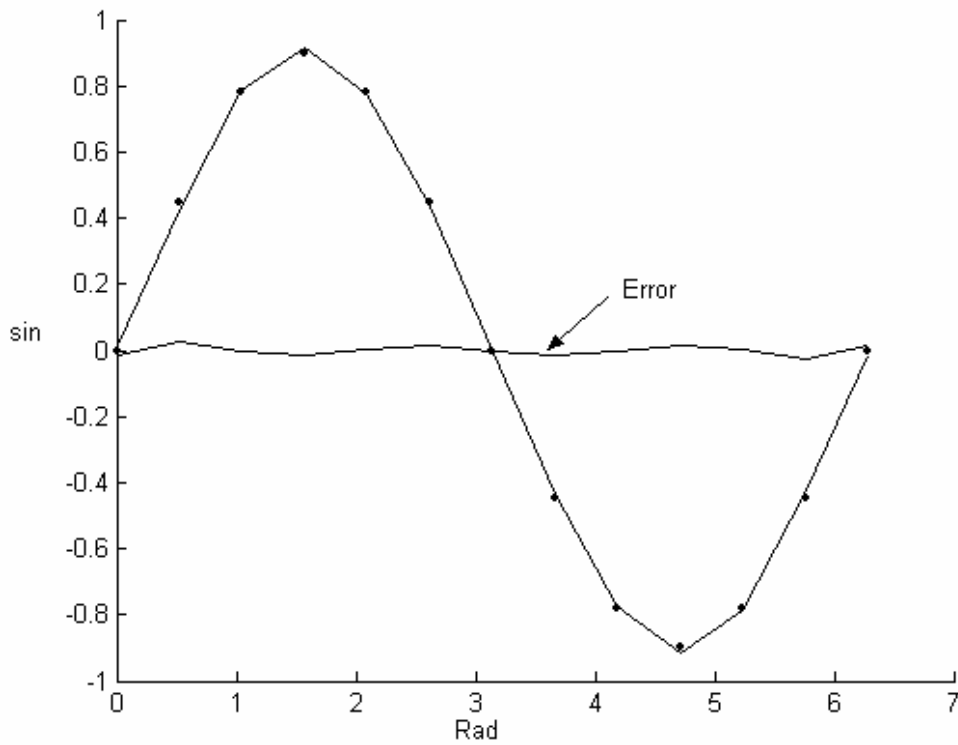


圖 3.8 網路粗調結果($0.9 \sin \theta$) $SSE=0.0025$

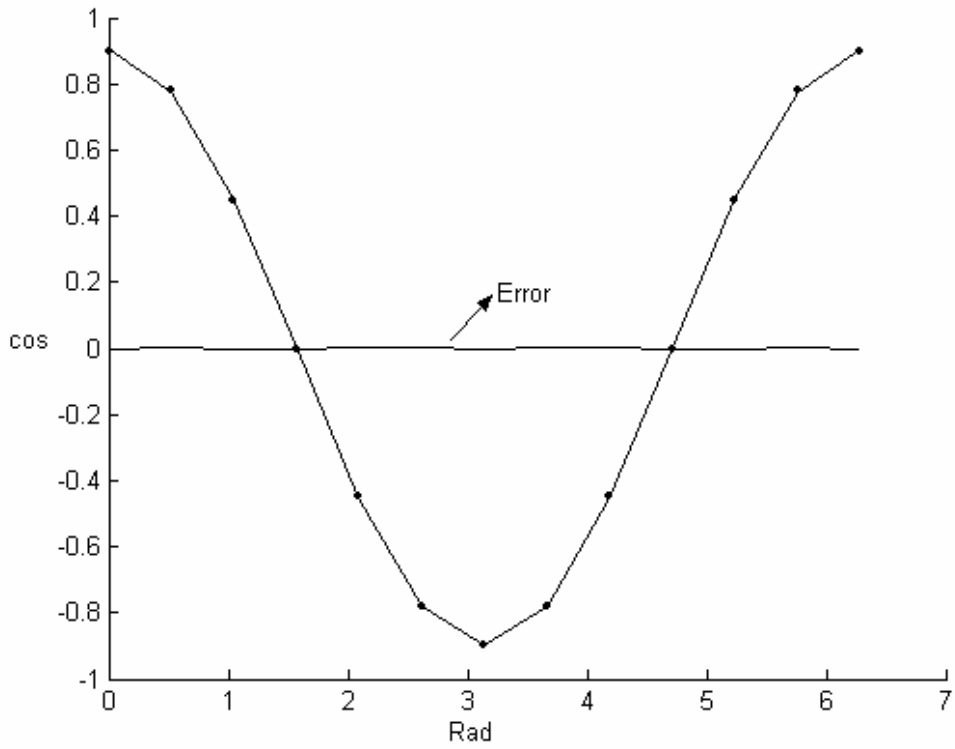


圖 3.9 網路粗調結果($0.9\cos\theta$)， $SSE=0.000125$

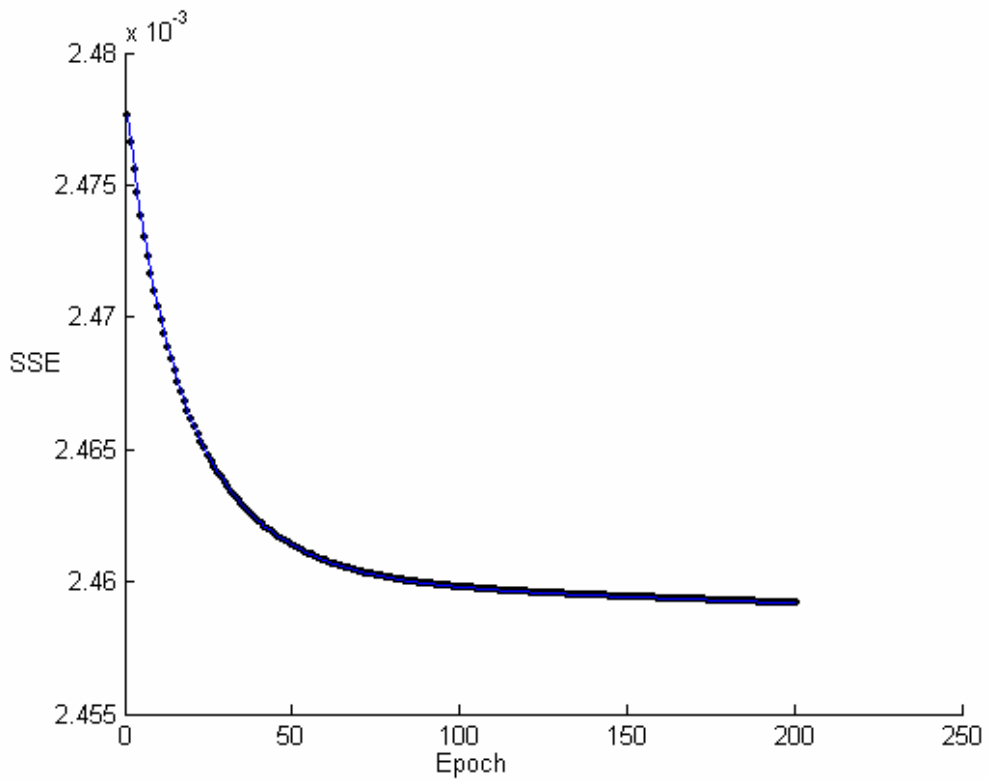


圖 3.10 網路微調結果($0.9\sin\theta$)， SSE 降為 0.00245， $Epoch=200$

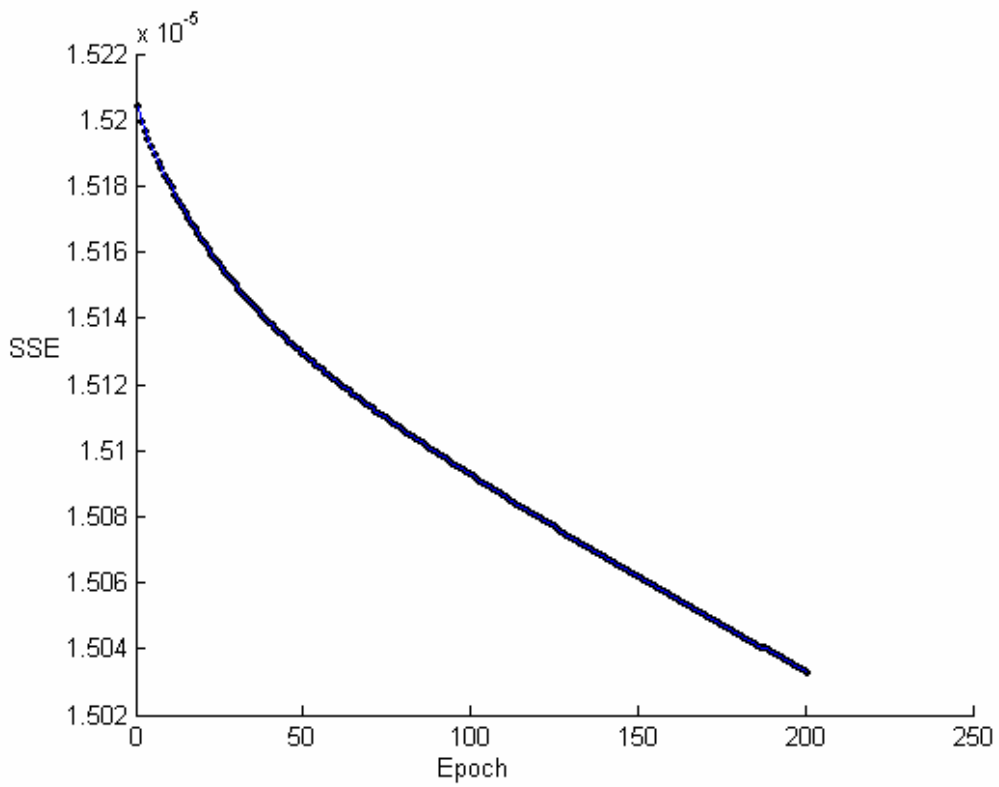


圖 3.11 網路微調結果($0.9 \cos \theta$)，SSE 降為 0.00015，Epoch=200

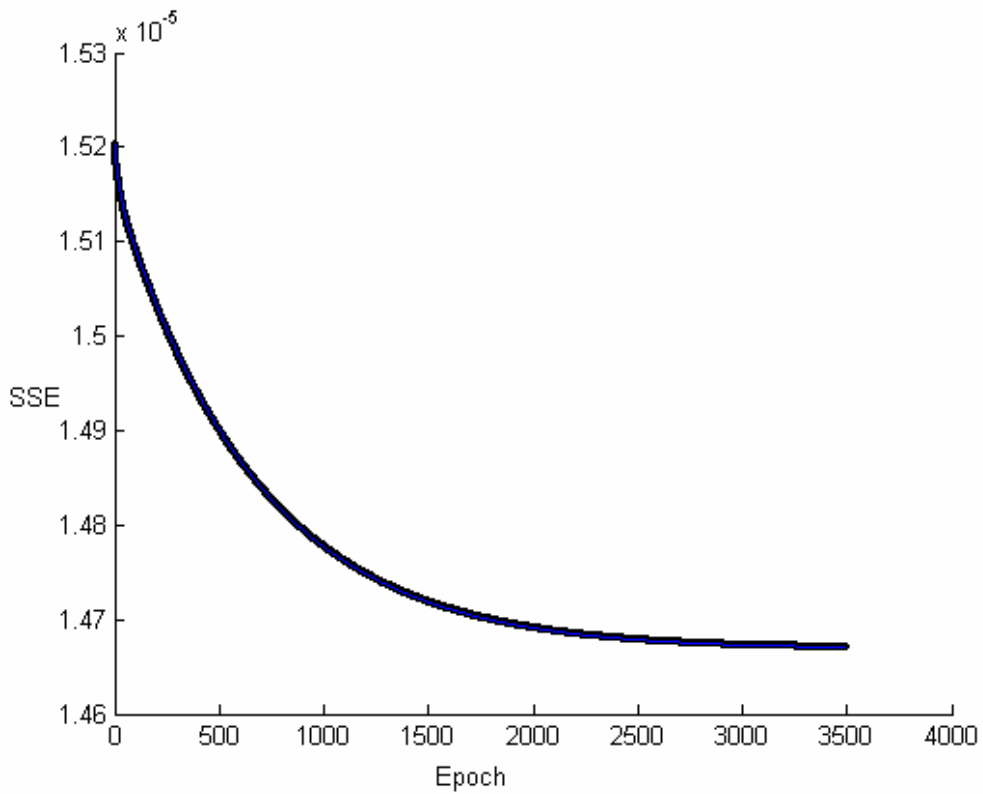


圖 3.12 網路微調結果($0.9 \cos \theta$)，SSE 降為 0.000146，Epoch=3500

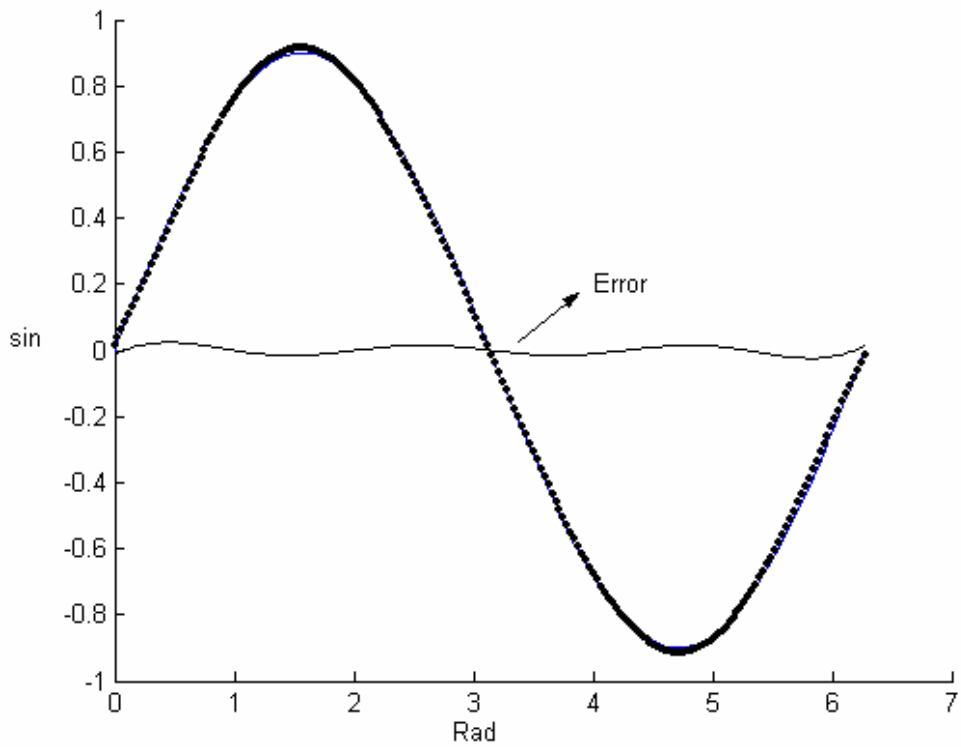


圖 3.13 網路測試結果($0.9\sin\theta$)，SSE 降為 0.033，Epoch=200

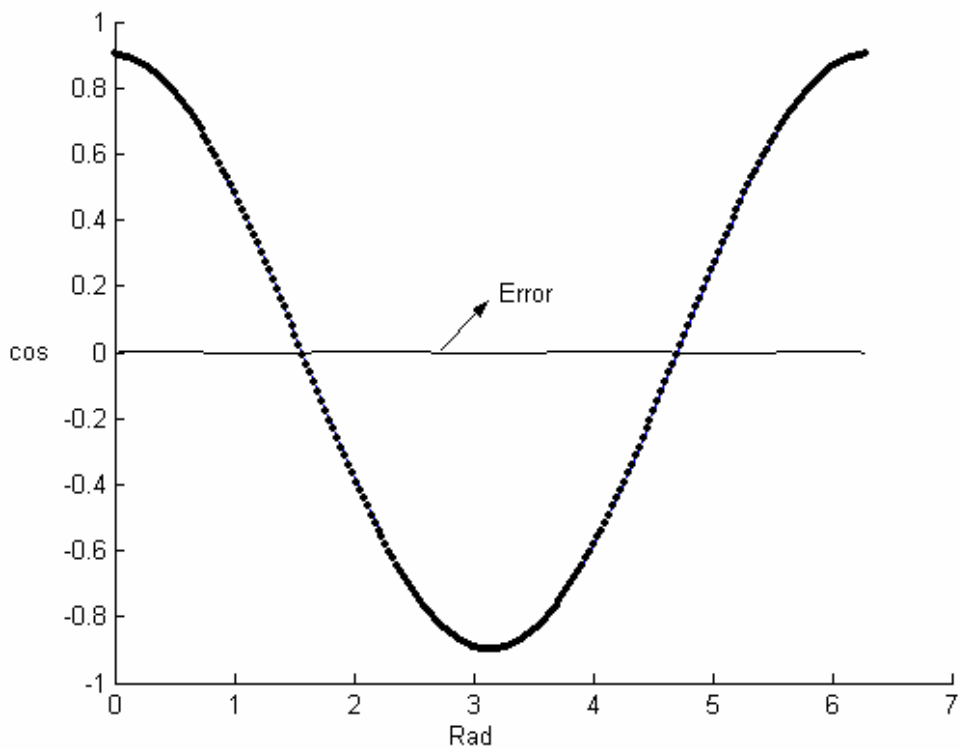


圖 3.14 網路測試結果($0.9\cos\theta$)，SSE 降為 0.000288，Epoch=200

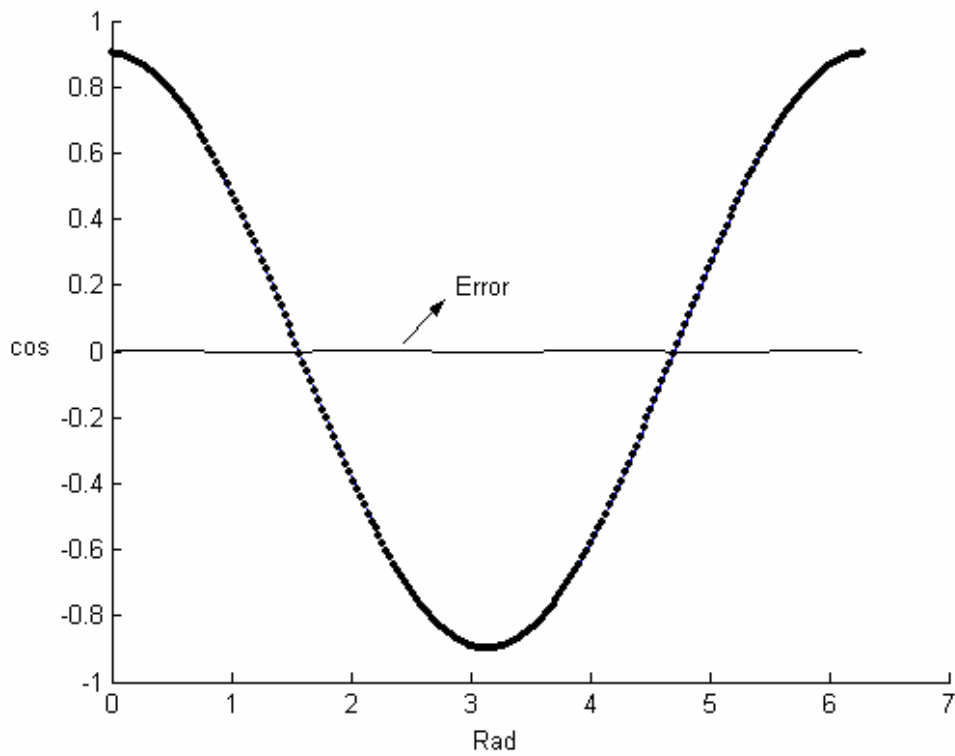


圖 3.15 網路測試結果($0.9 \cos \theta$)，SSE 降為 0.000257，Epoch=3500

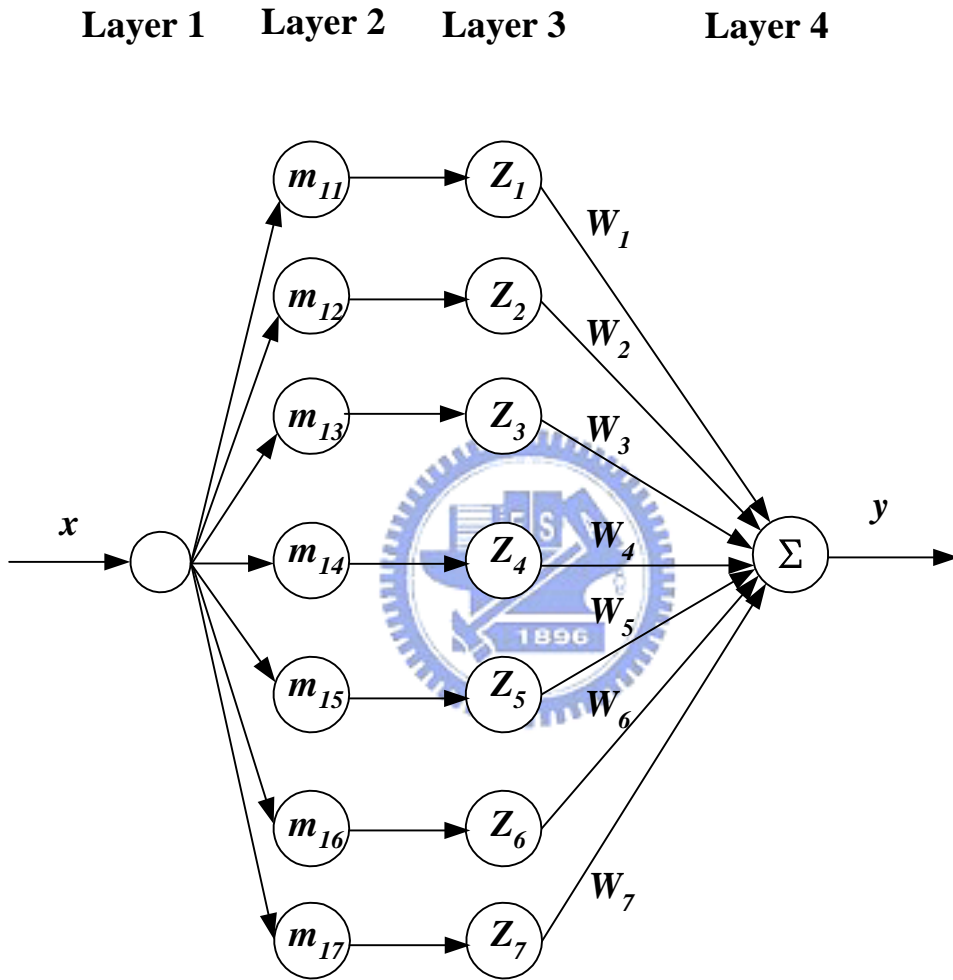


圖 3.16 模擬所用之模糊類神經網路架構

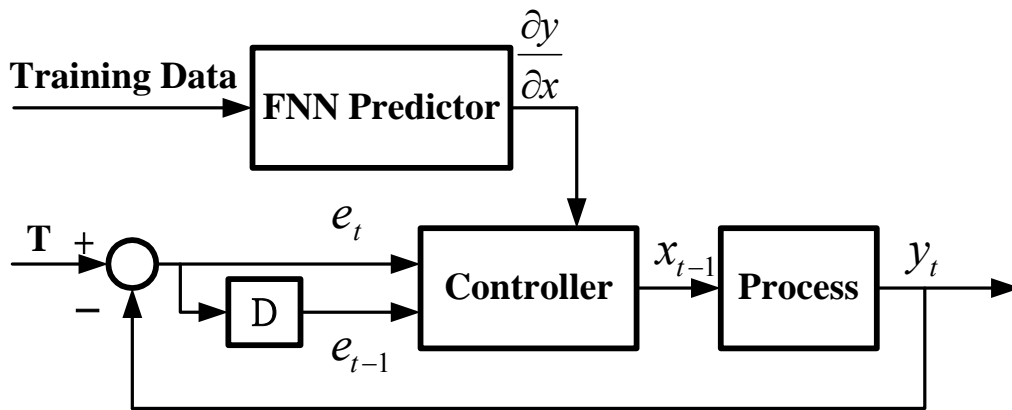


圖 3.17 零誤差追蹤模糊類神經網路控制系統架構圖

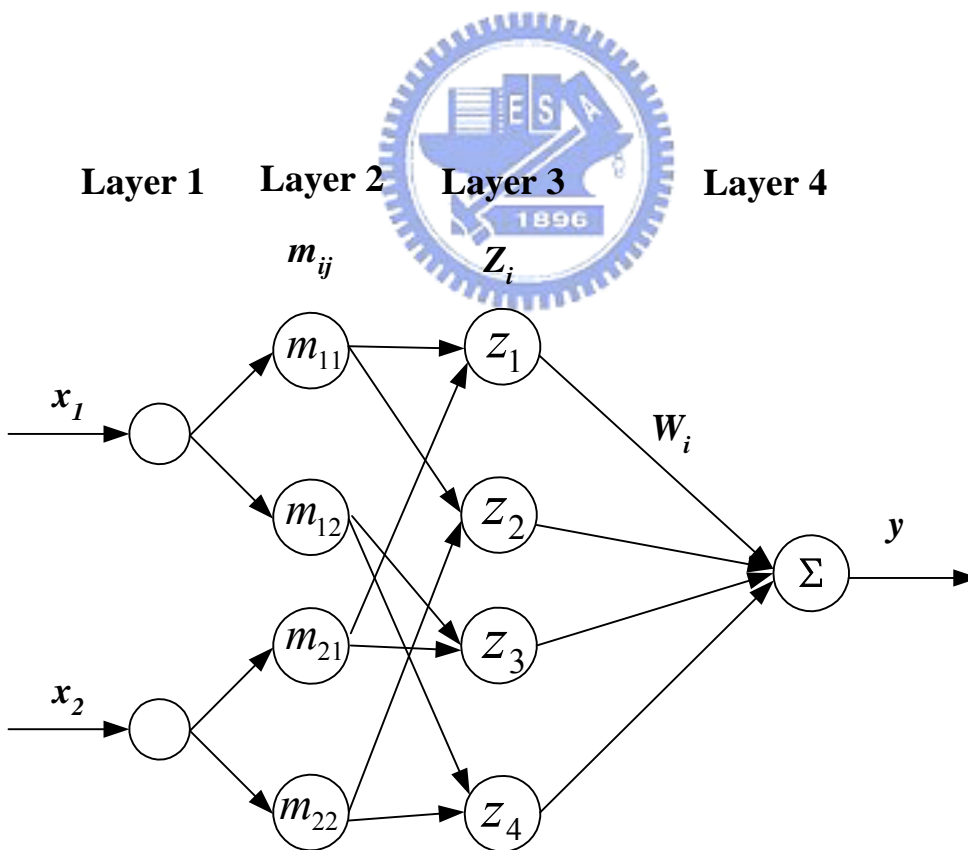


圖 3.18 輸入變數 2 個之邏輯推論圖

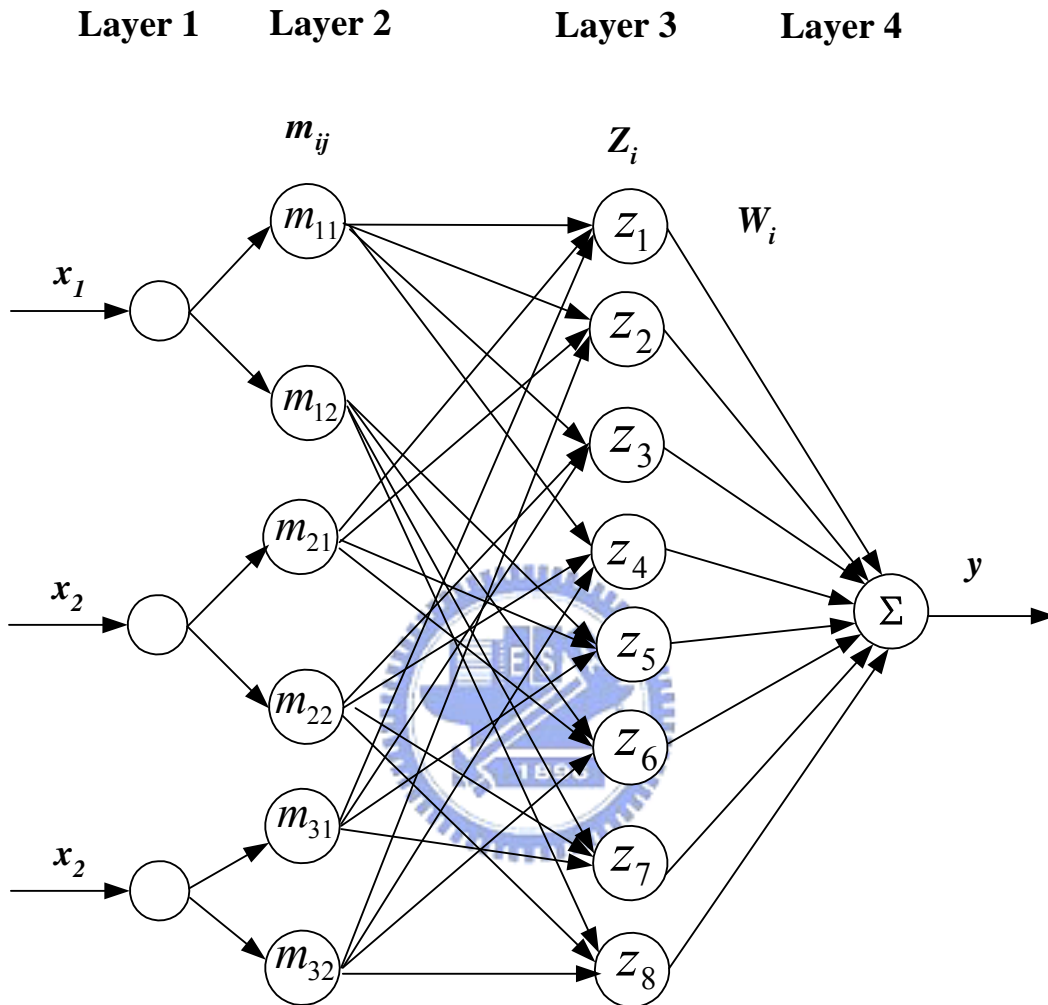


圖 3.19 輸入變數 3 個之邏輯推論圖

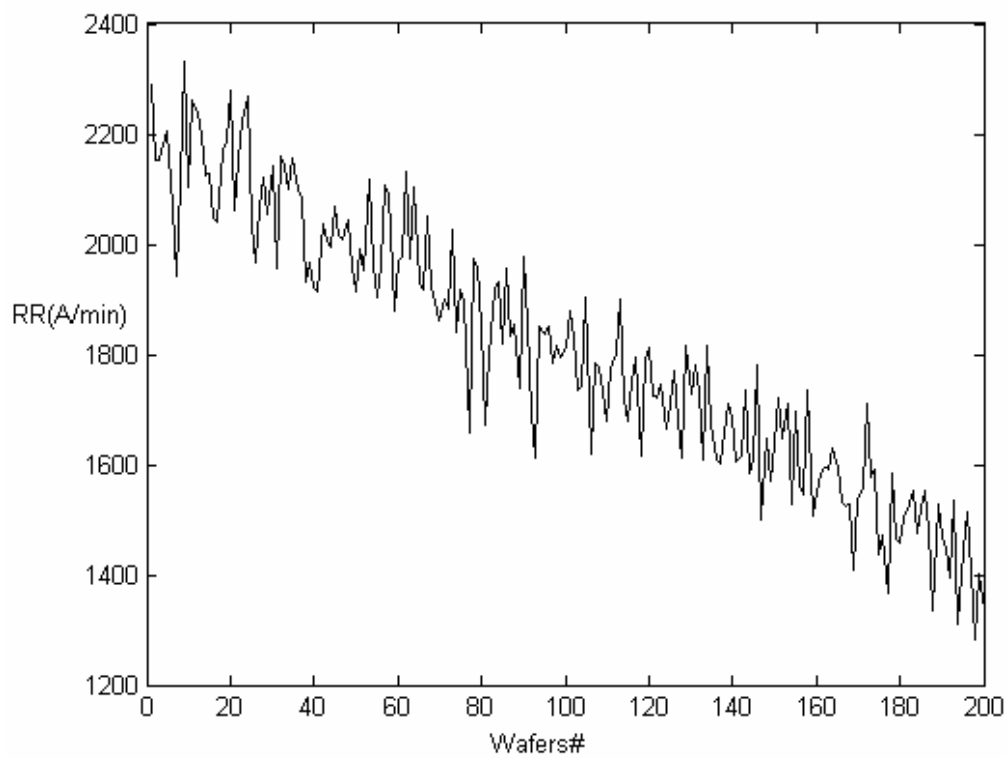


圖 4.1 模擬實際製程之移除率變化圖

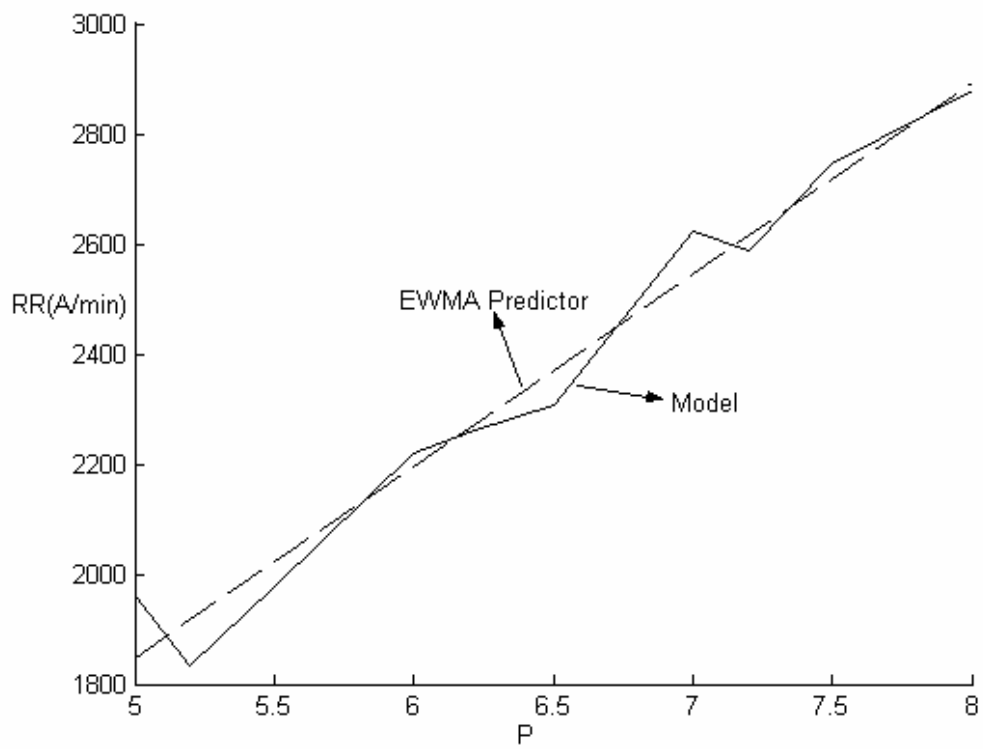


圖 4.2 Model 輸出與 EWMA Predictor 輸出之比較圖

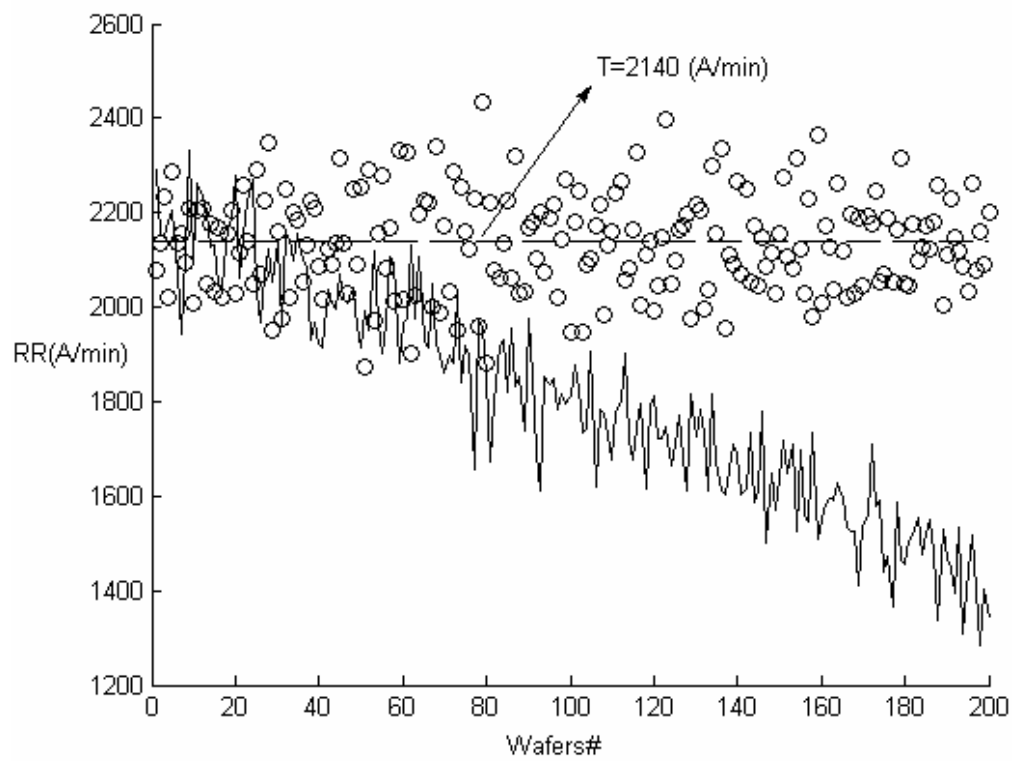


圖 4.3 EWMA R2R 控制器控制結果圖

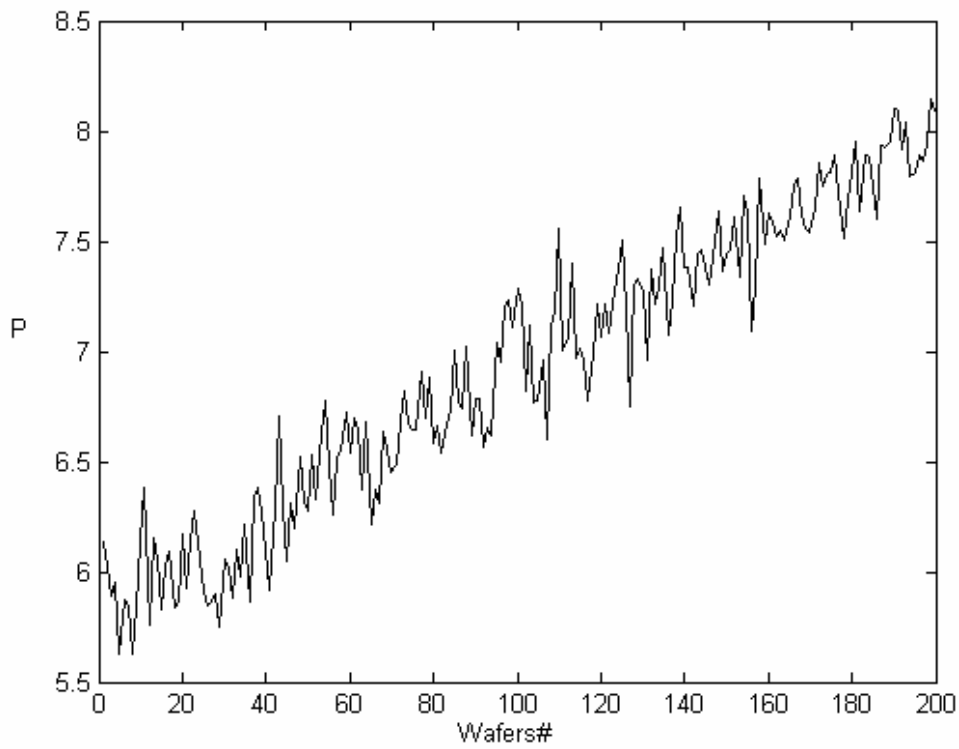


圖 4.4 EWMA R2R 控制器輸入變化圖

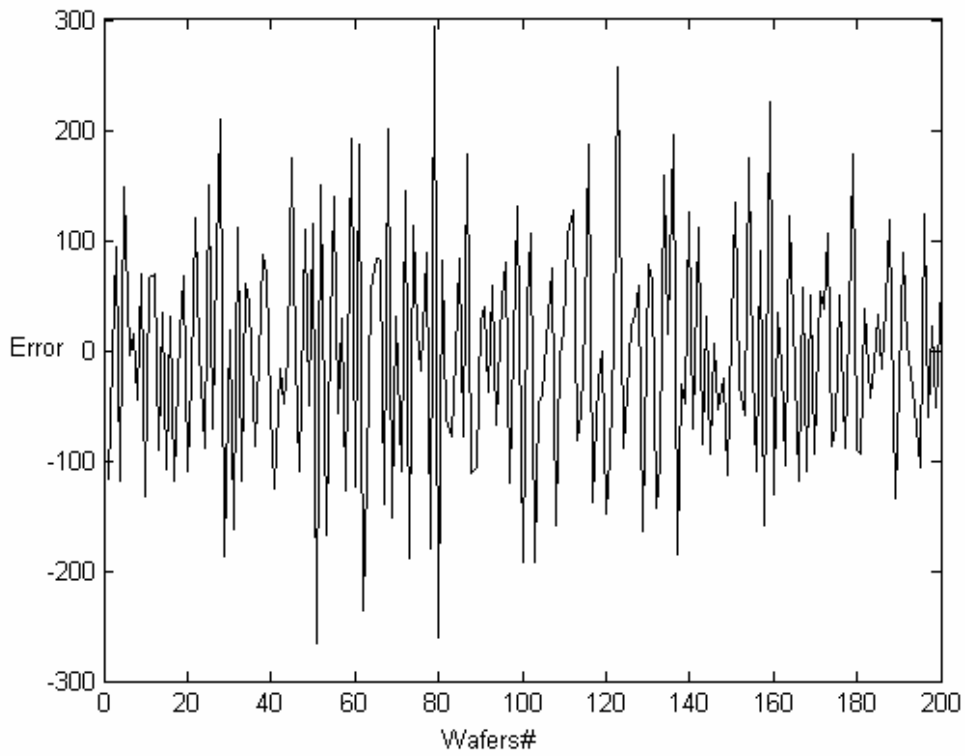


圖 4.5 EWMA 預測器之每批次預測誤差圖

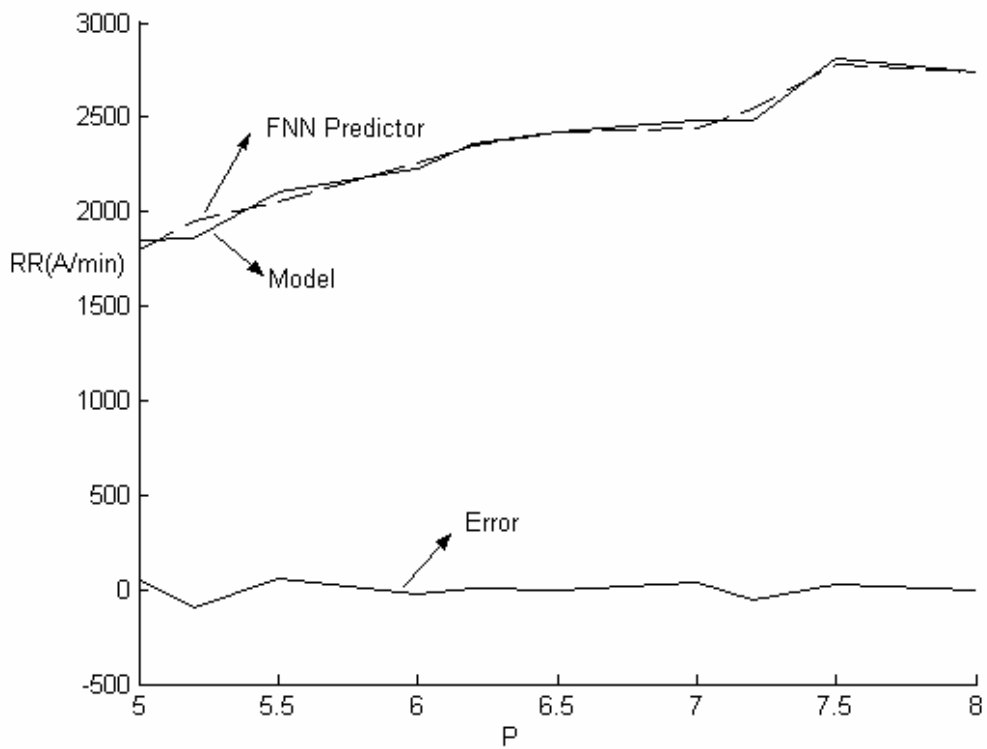


圖 4.6 Model 輸出與 FNN Predictor 輸出之比較圖(粗調後)

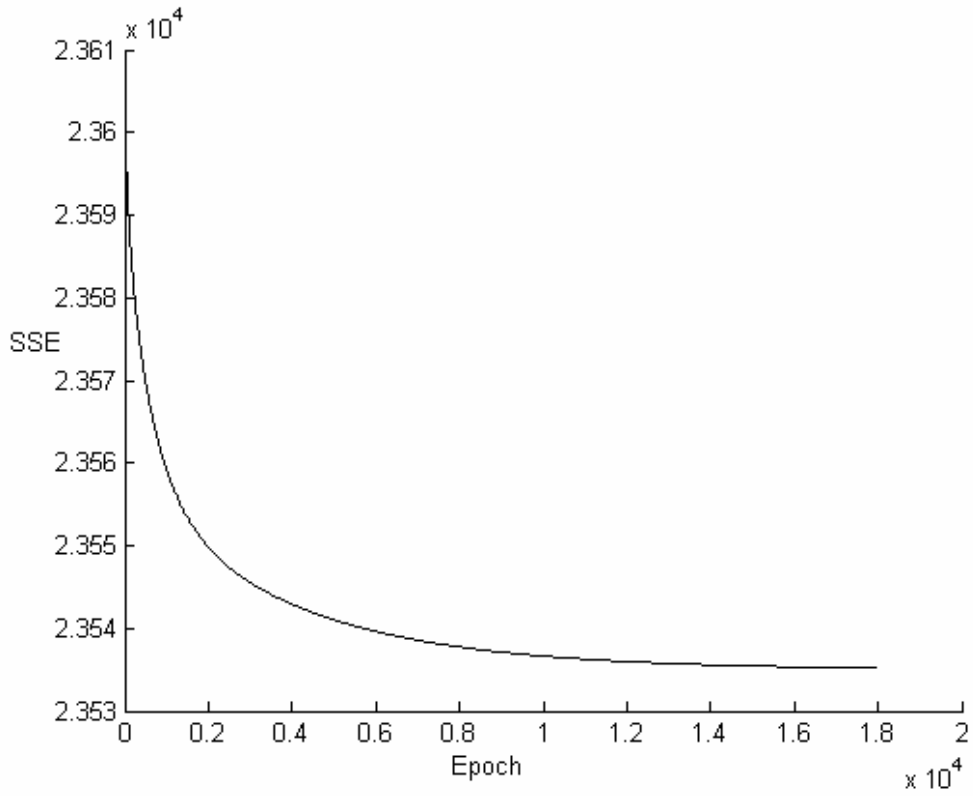


圖 4.7 網路微調之誤差下降趨勢圖

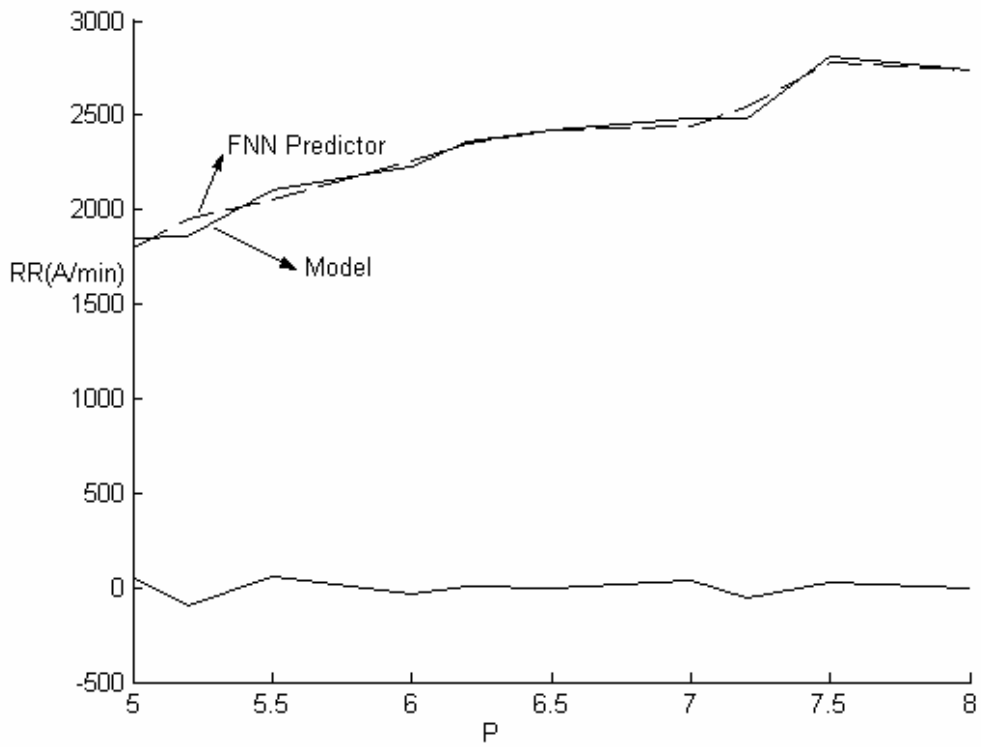


圖 4.8 Model 輸出與 FNN Predictor 輸出之比較圖(微調後)

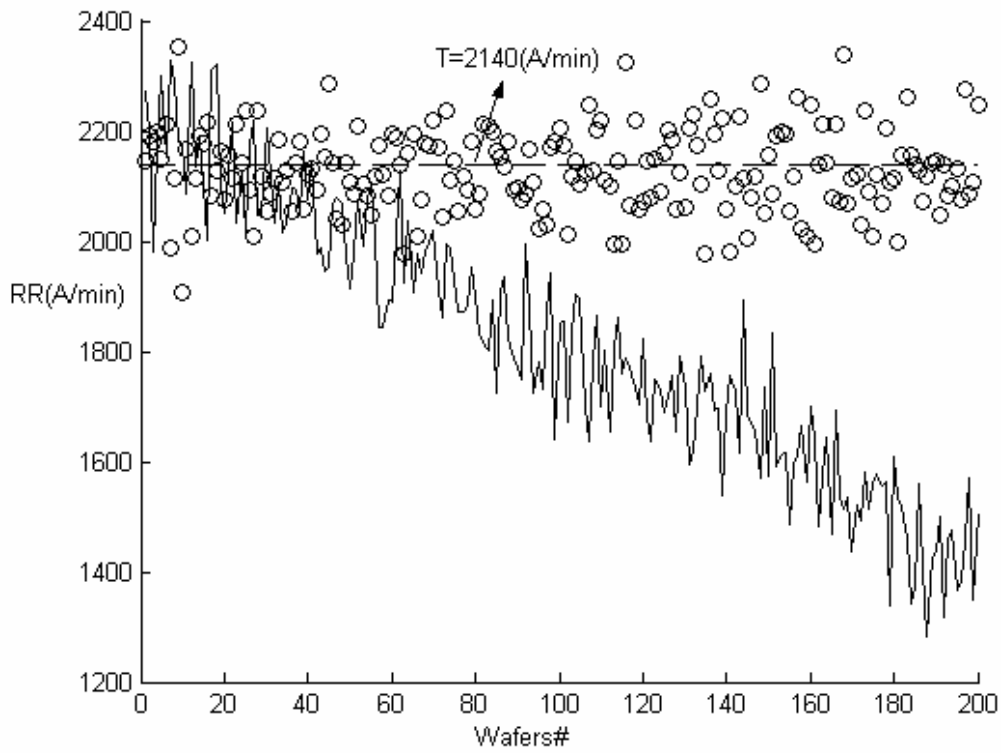


圖 4.9 零誤差追蹤模糊類神經網路控制器控制結果

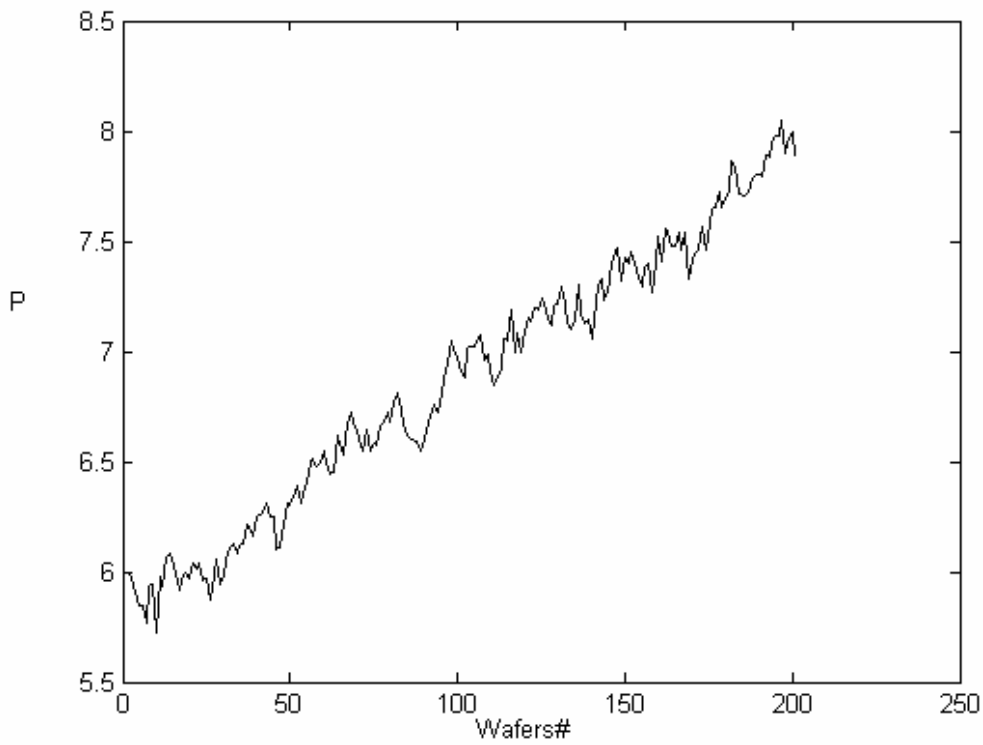


圖 4.10 零誤差追蹤模糊類神經網路控制器輸入變化

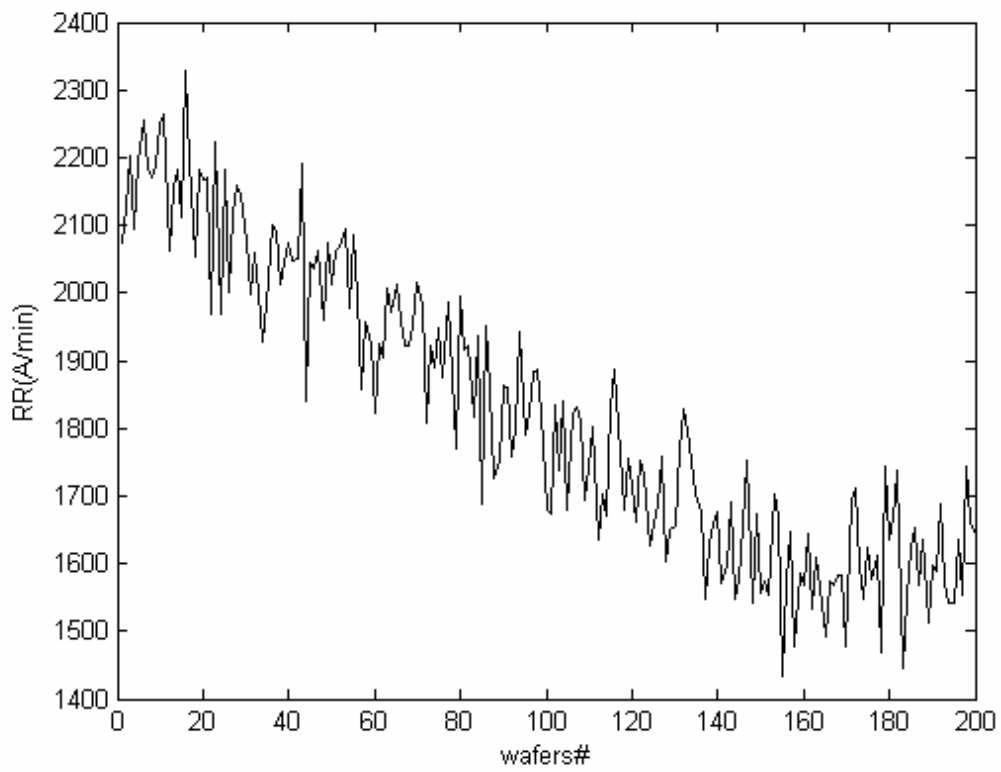


圖 4.11 模擬實際製程之移除率變化圖

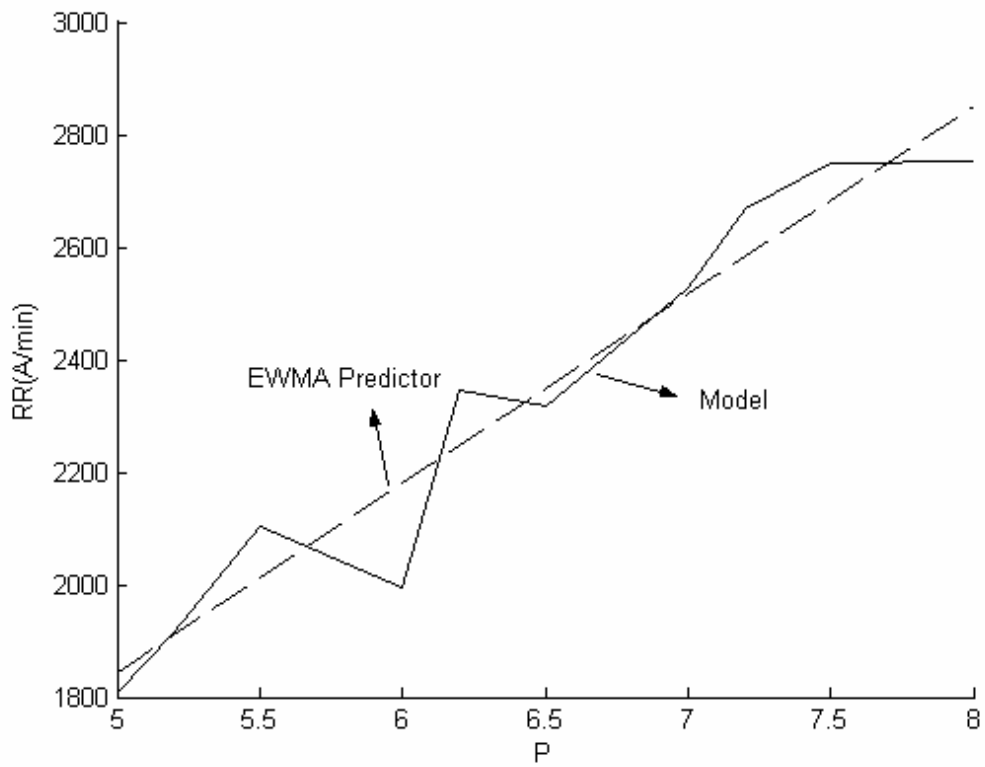


圖 4.12 Model 輸出與 EWMA Predictor 輸出之比較圖

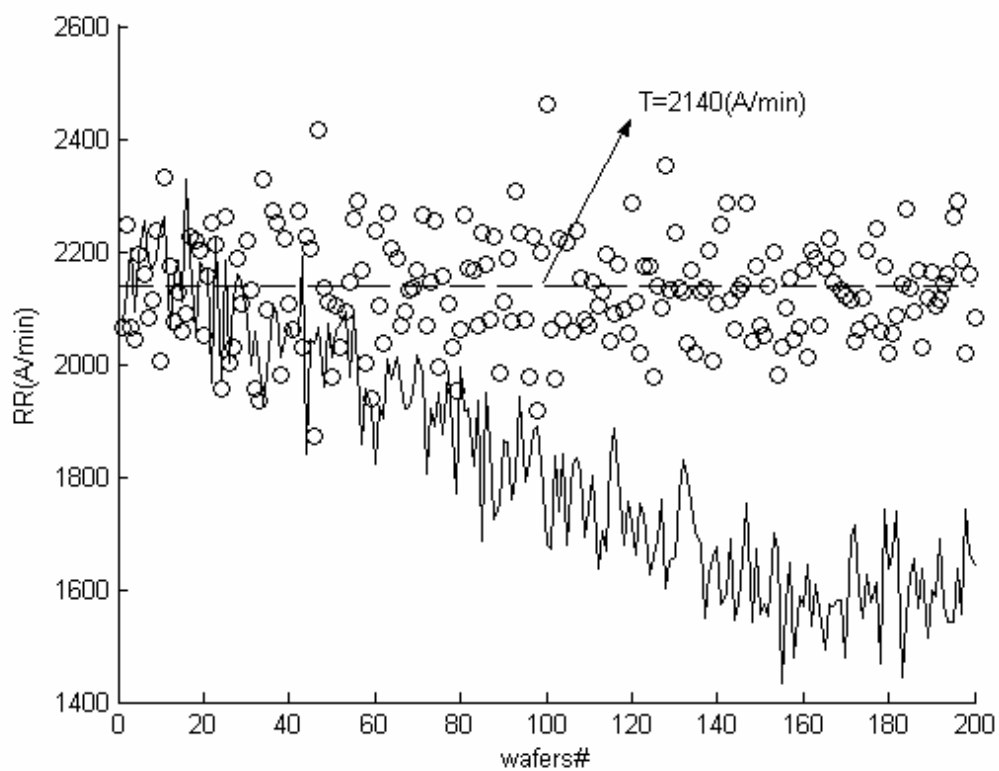


圖 4.13 EWMA R2R 控制器控制結果圖

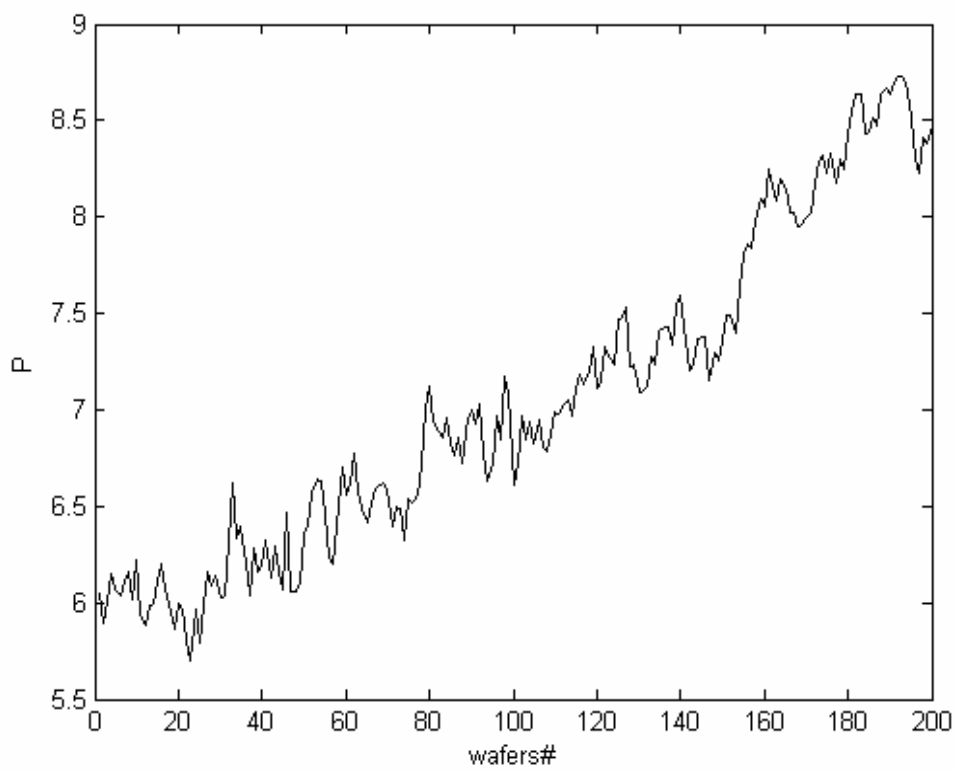


圖 4.14 EWMA R2R 控制器輸入變化圖

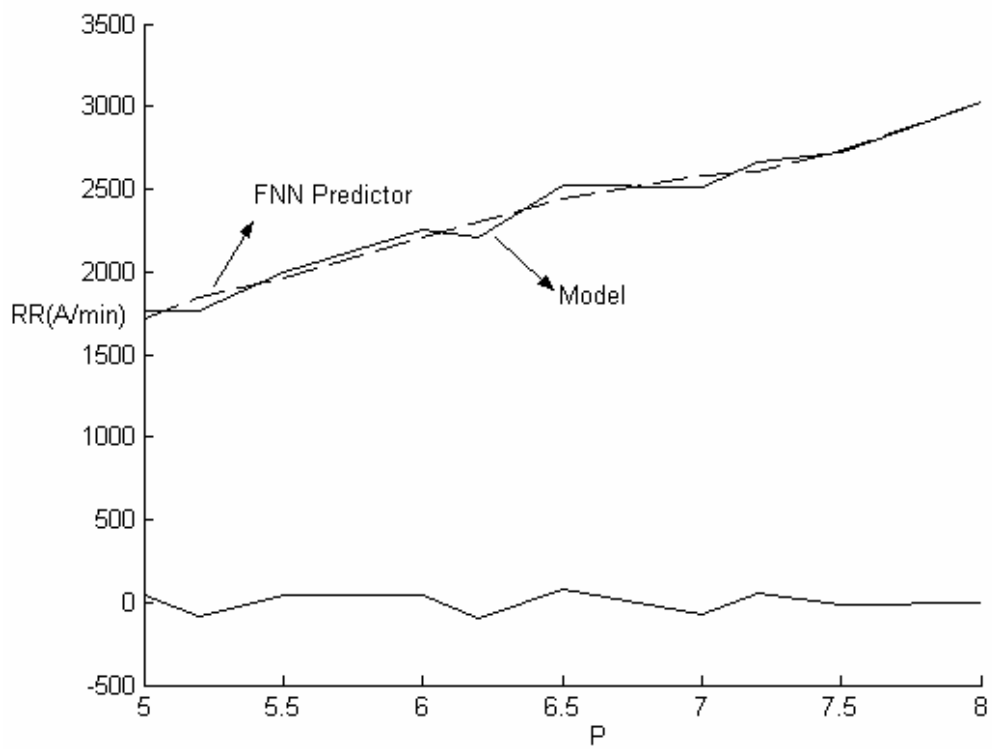


圖 4.15 Model 輸出與 FNN Predictor 輸出之比較圖(粗調後)

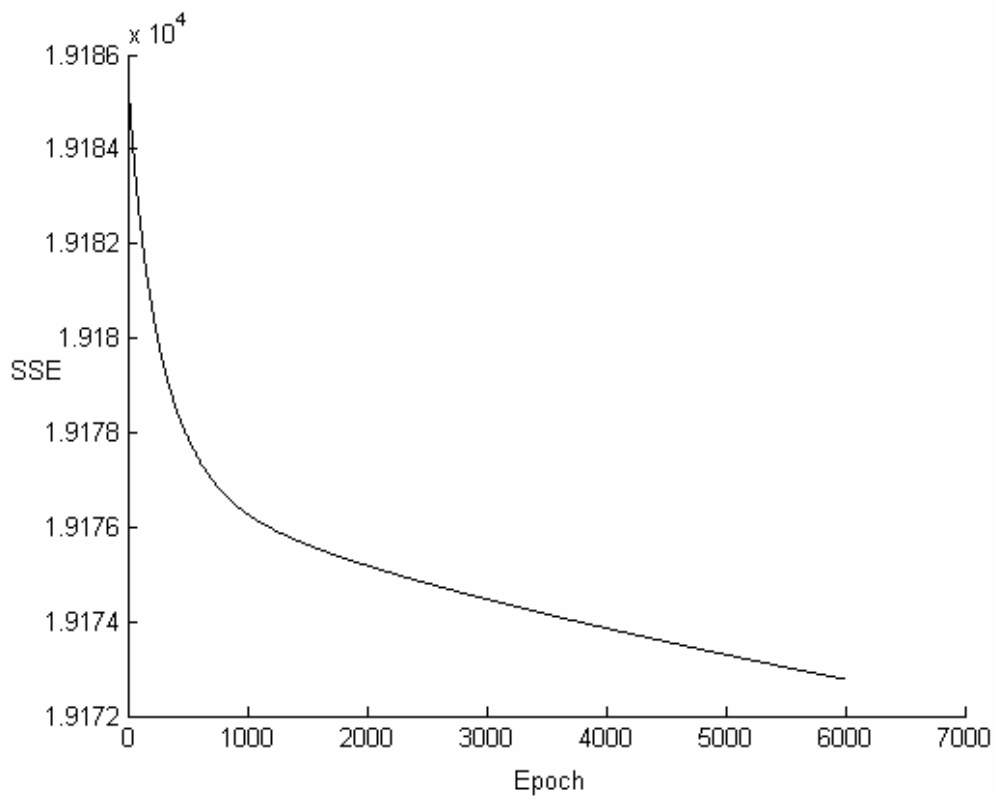


圖 4.16 網路微調之誤差下降趨勢圖

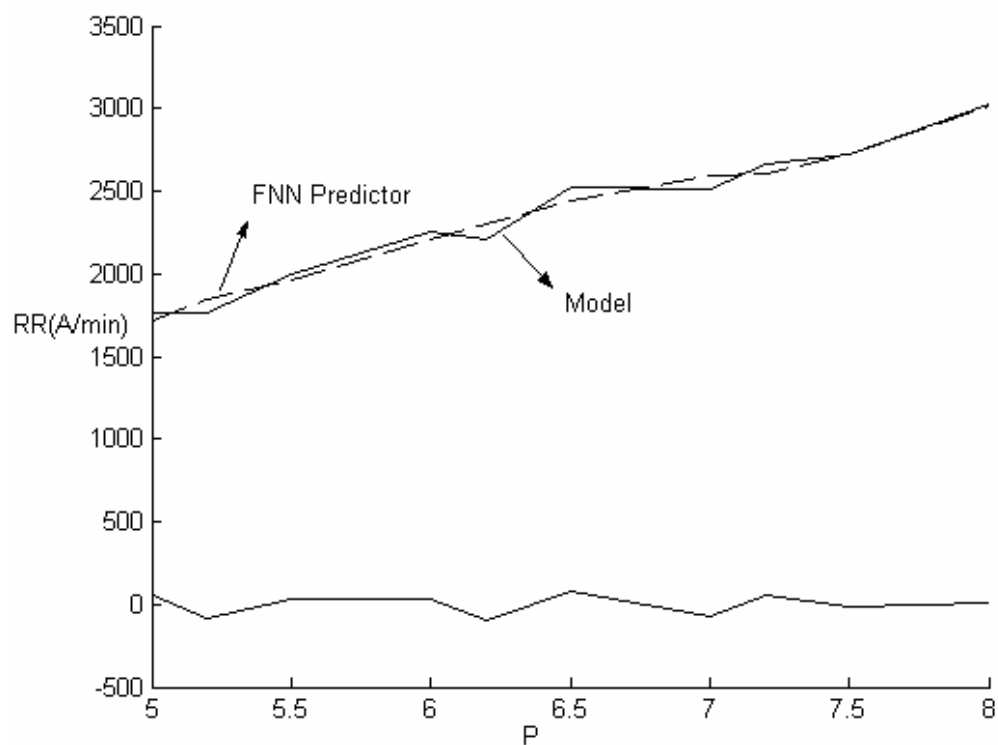


圖 4.17 Model 輸出與 FNN Predictor 輸出之比較圖(微調後)

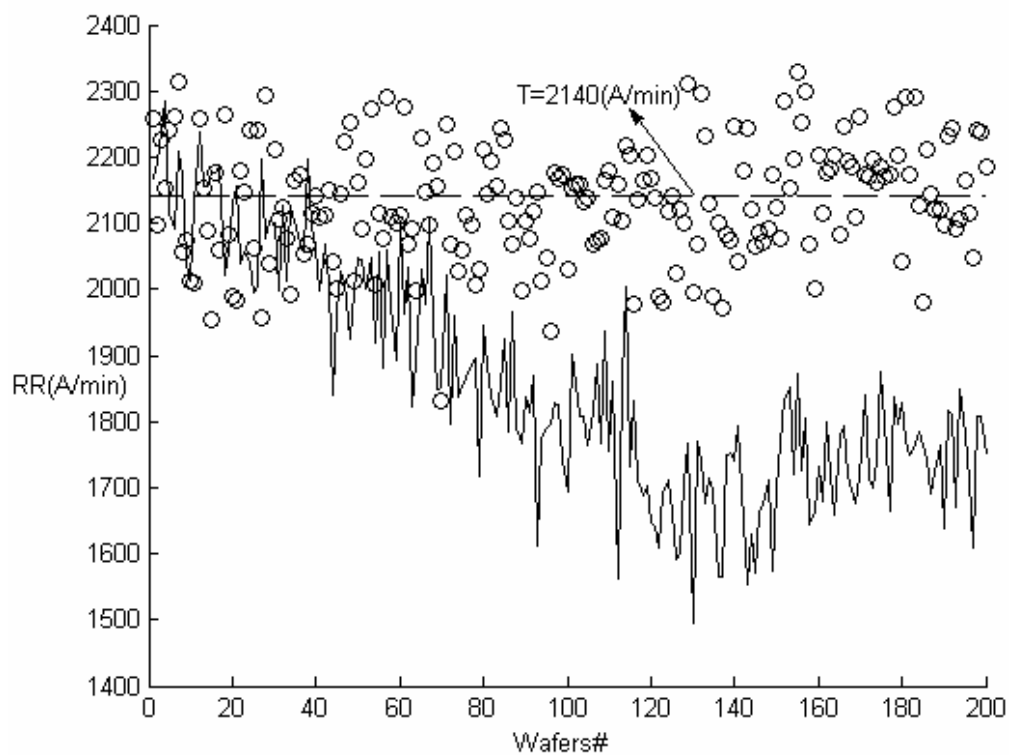


圖 4.18 零誤差追蹤模糊類神經網路控制器控制結果

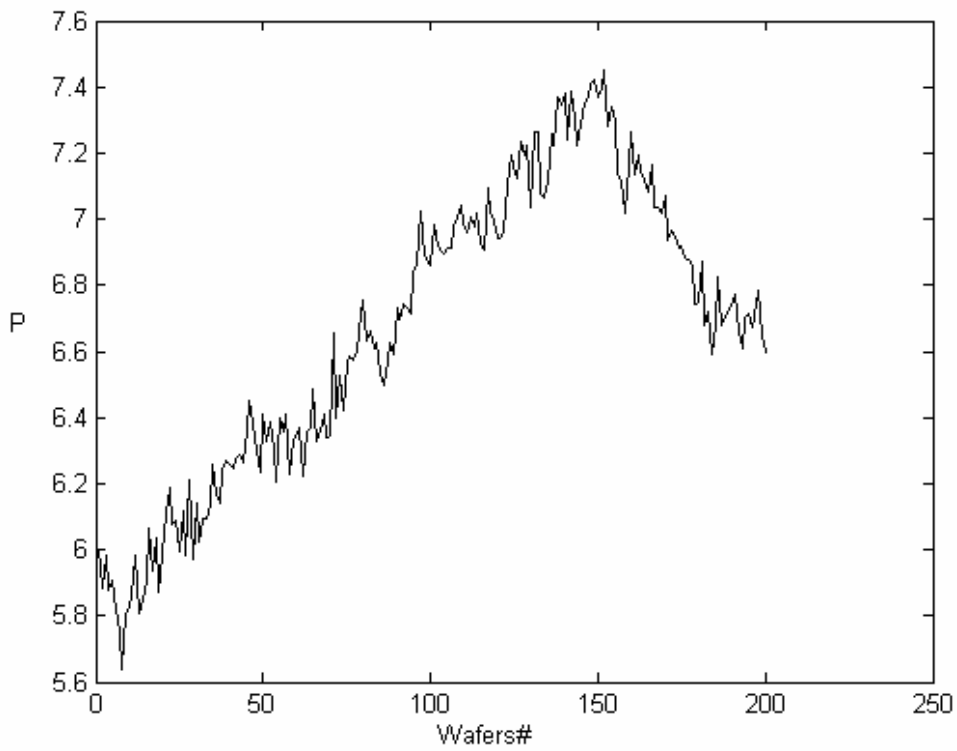


圖 4.19 零誤差追蹤模糊類神經網路控制器輸入變化

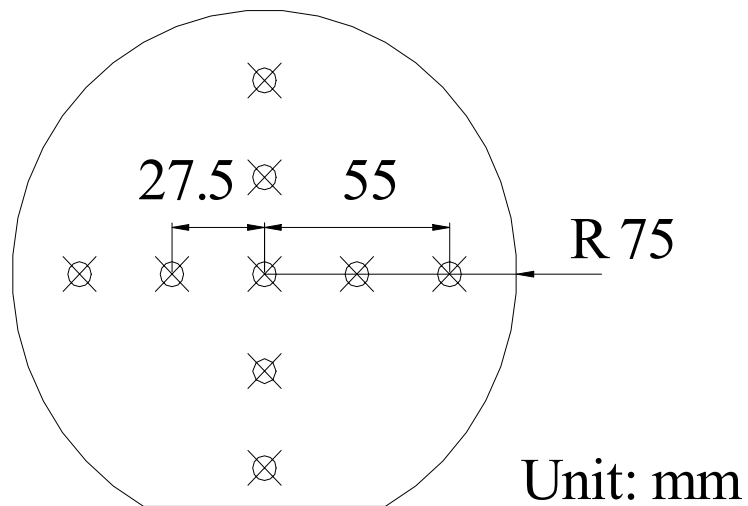


圖 5.1 量測點位置圖



圖 5.2 NDL IPEC/Westech Model 372 Polisher 化學機械研磨機

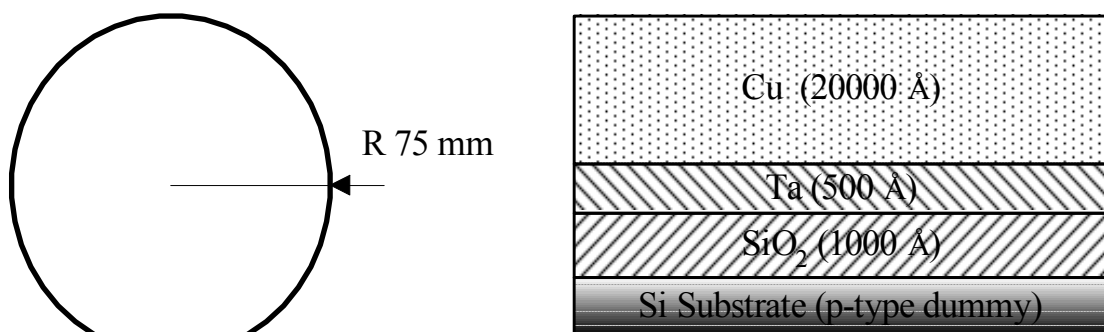


圖 5.3 矽晶片結構

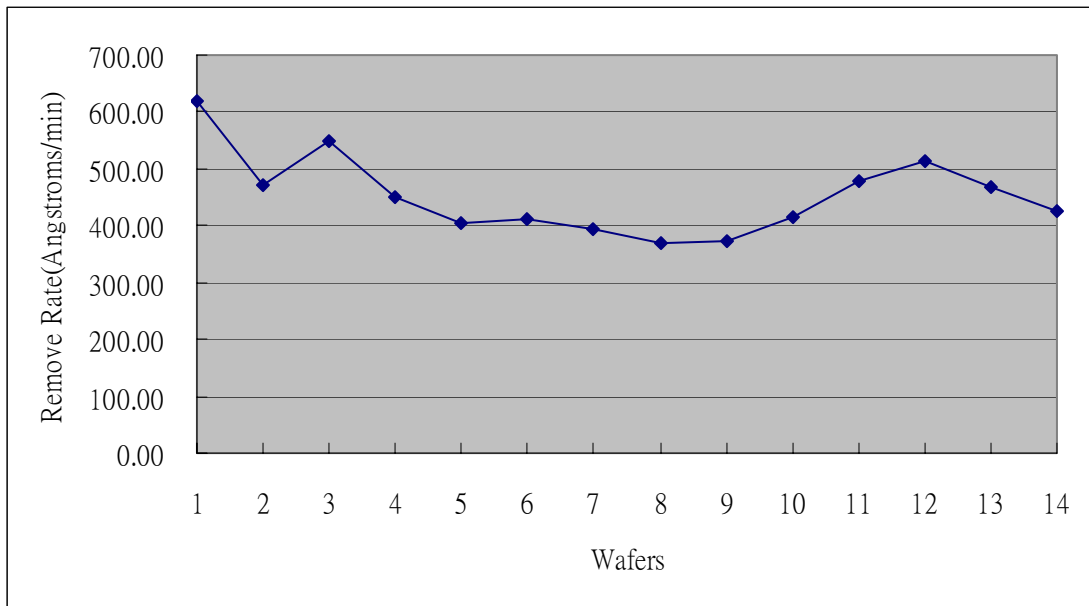


圖 5.4 實際實驗之移除率隨批次變化圖

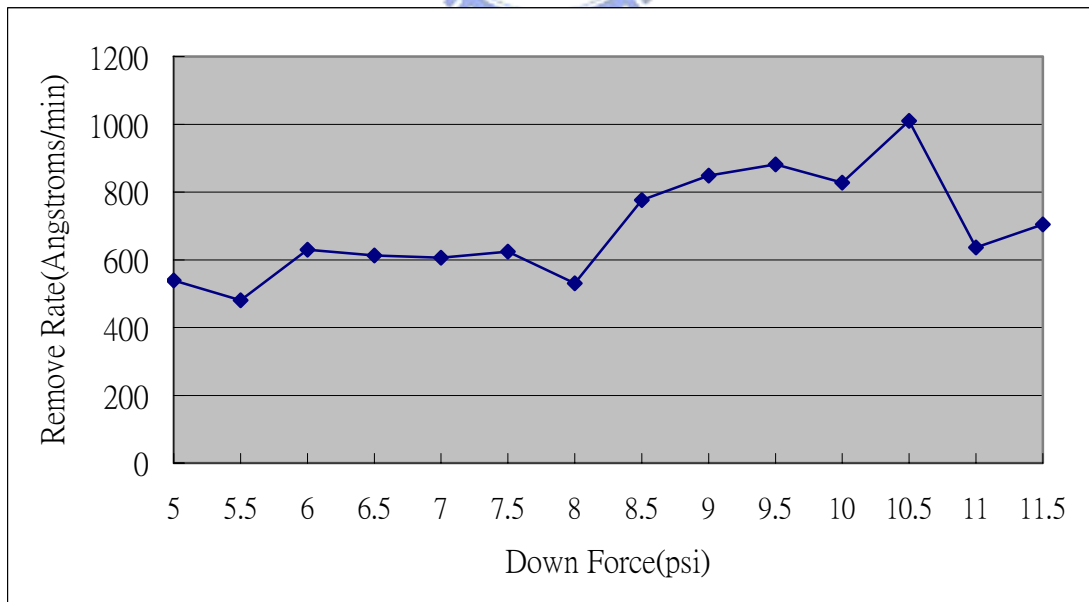


圖 5.5 實際實驗之輸出與輸入變化趨勢圖

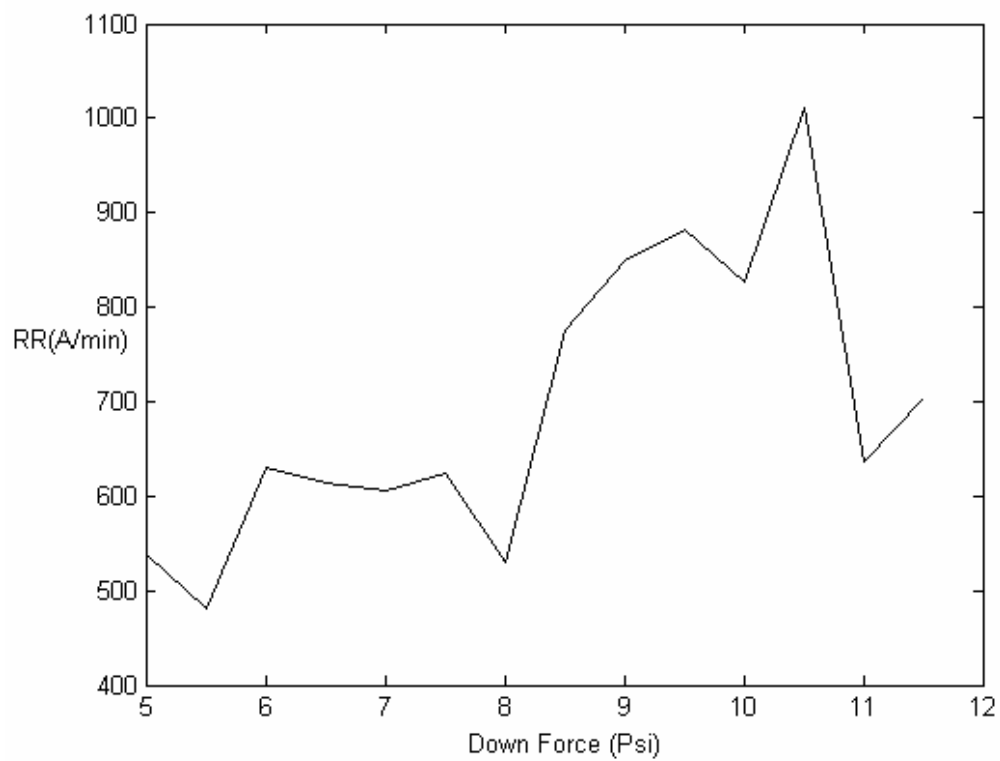


圖 5.6 實際實驗之輸出與輸入變化趨勢圖(MatLab)

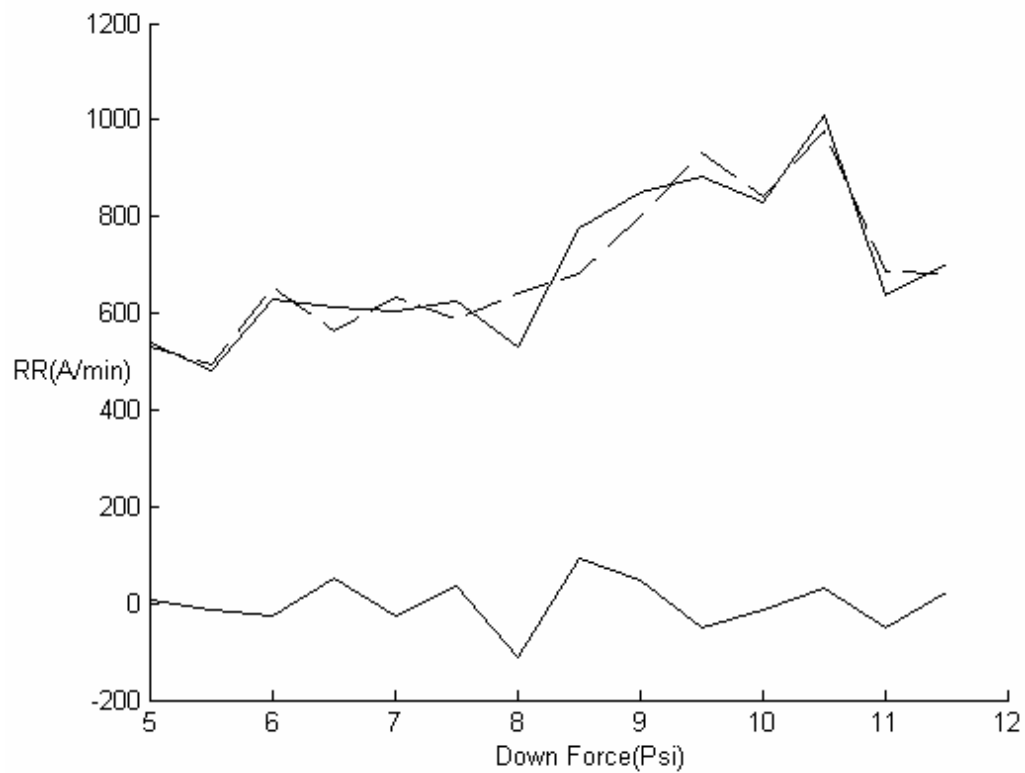


圖 5.7 網路粗調結果

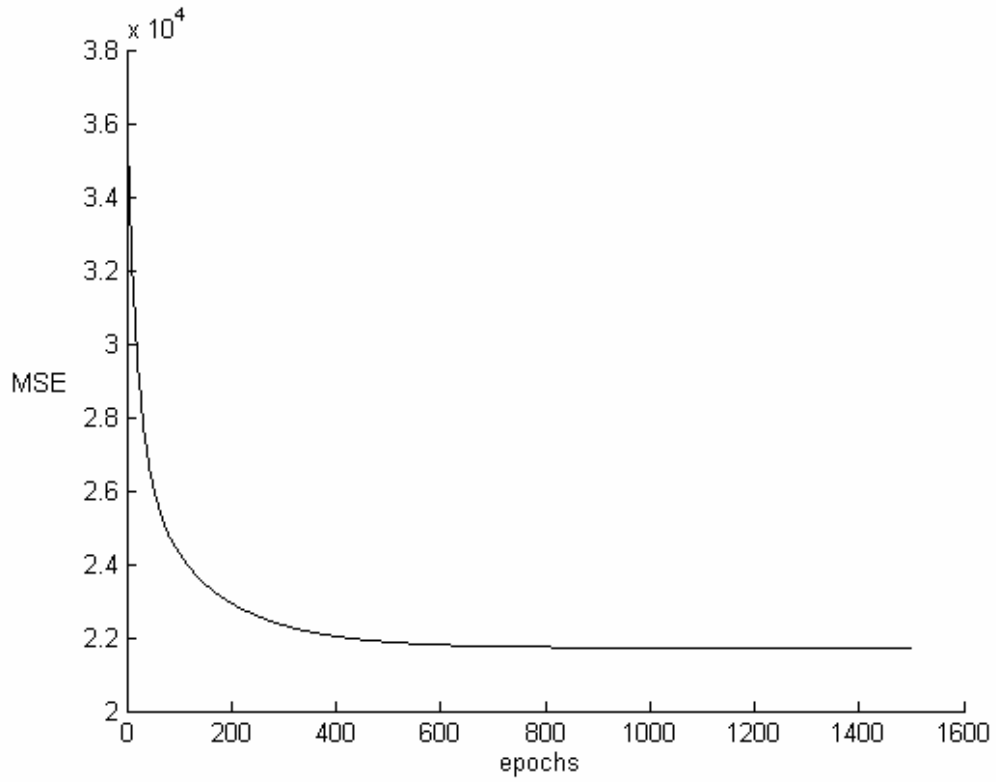


圖 5.8 網路微調之誤差收斂趨勢

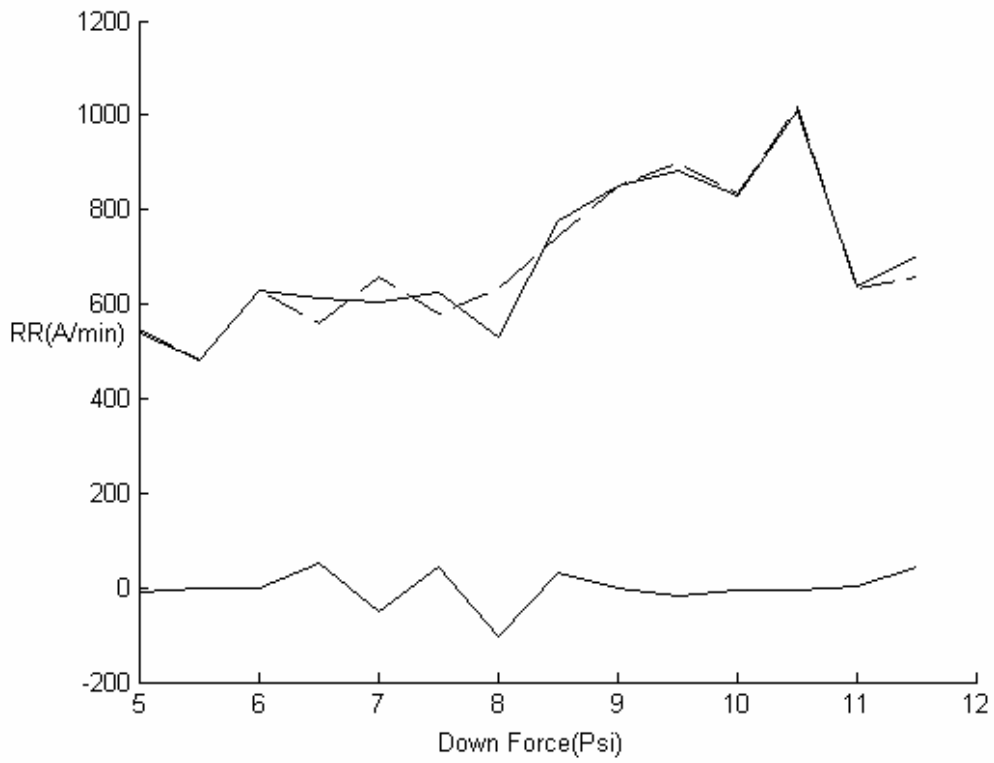


圖 5.9 網路微調結果

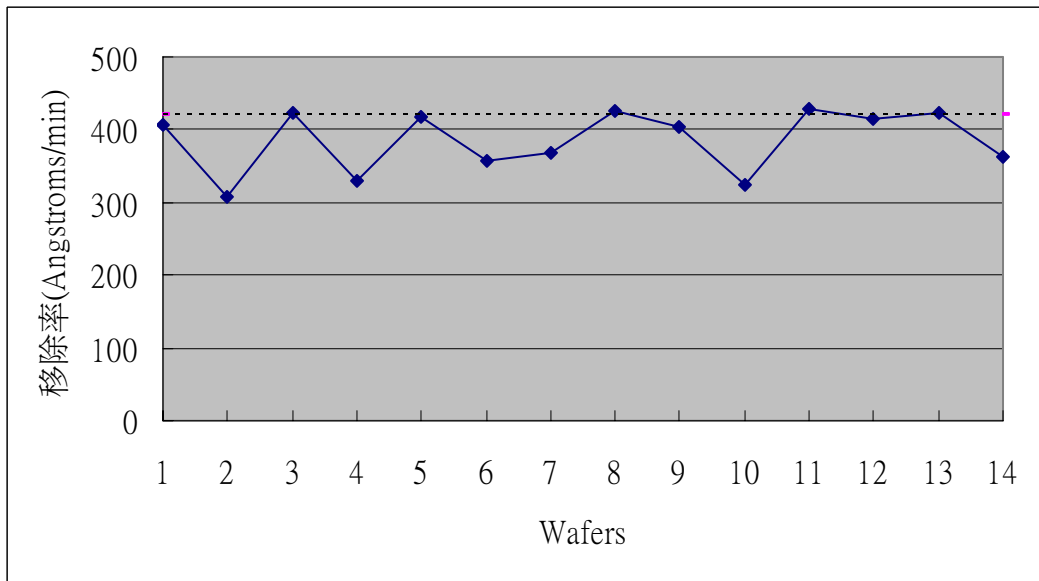


圖 5.10 批次控制結果

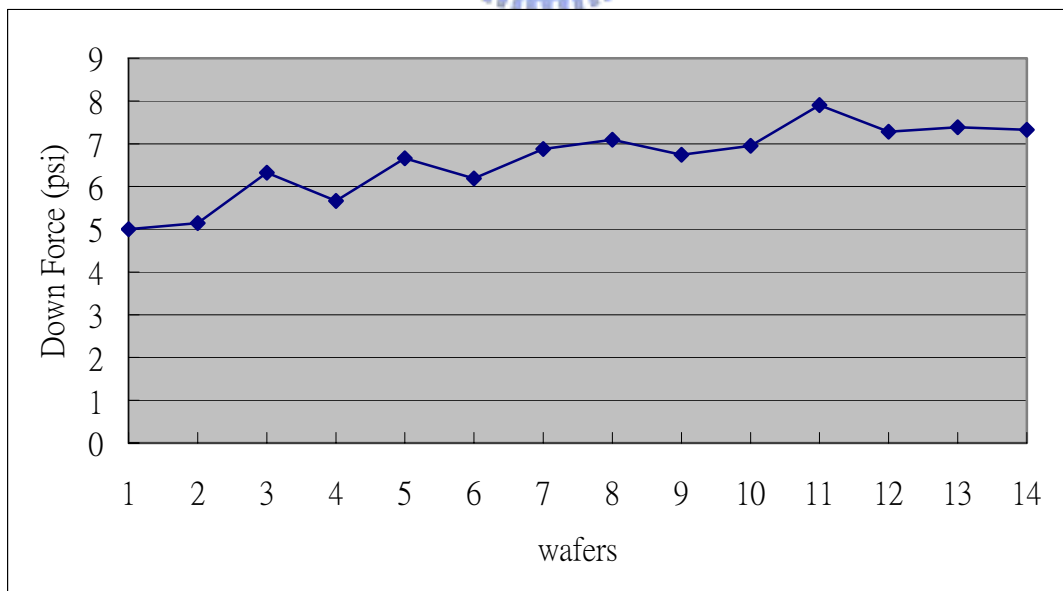


圖 5.11 批次製程之控制輸入趨勢

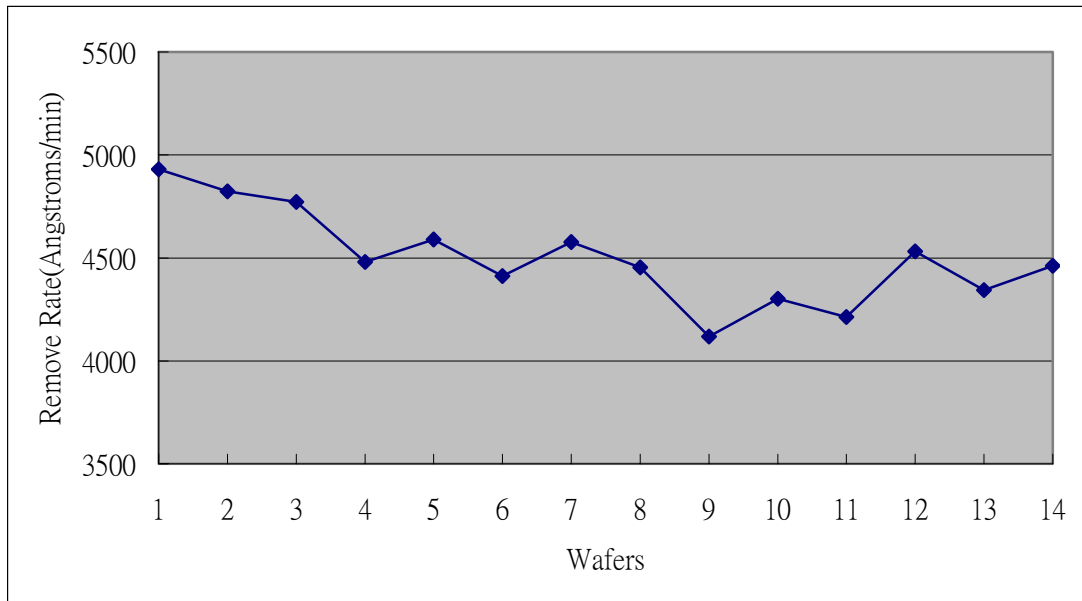


圖 5.12 實際實驗之移除率隨批次變化圖

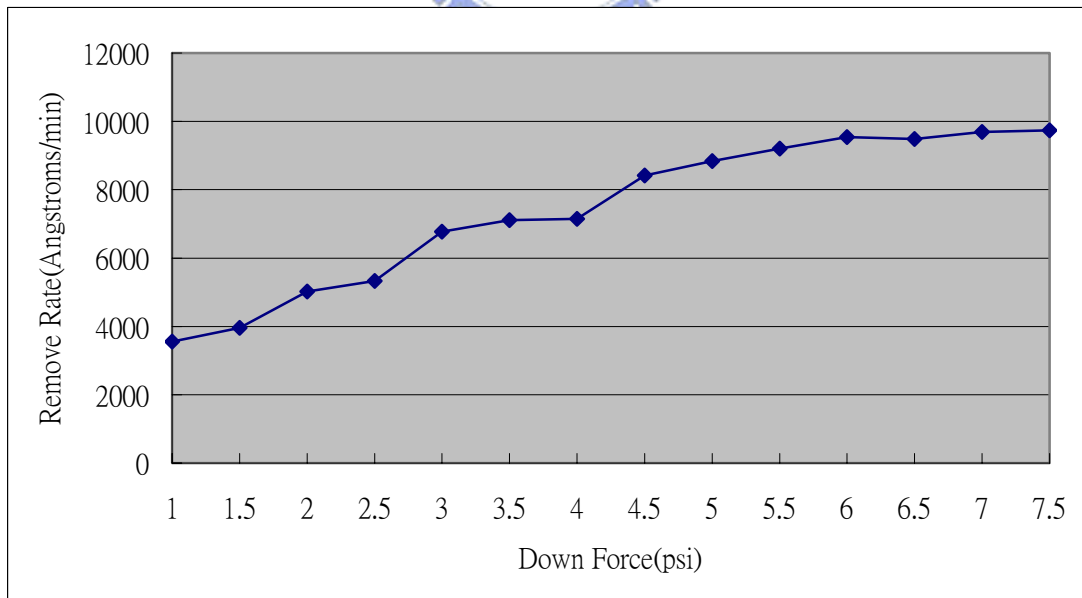


圖 5.13 實際實驗之輸出與輸入變化趨勢圖

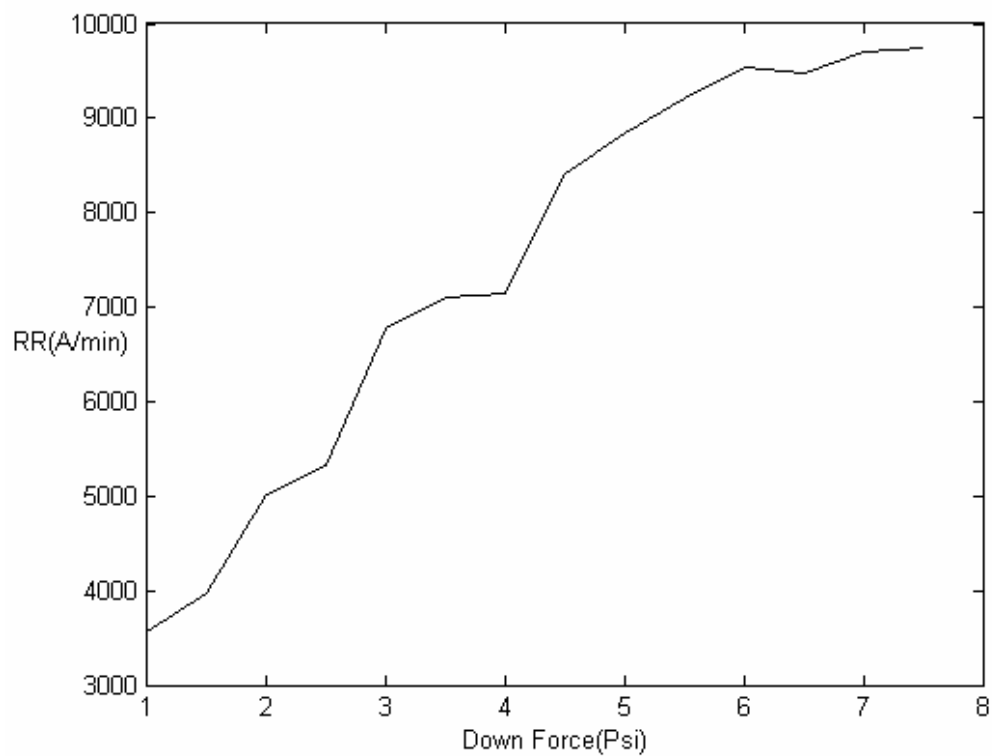


圖 5.14 實際實驗之輸出與輸入變化趨勢圖(MatLab)

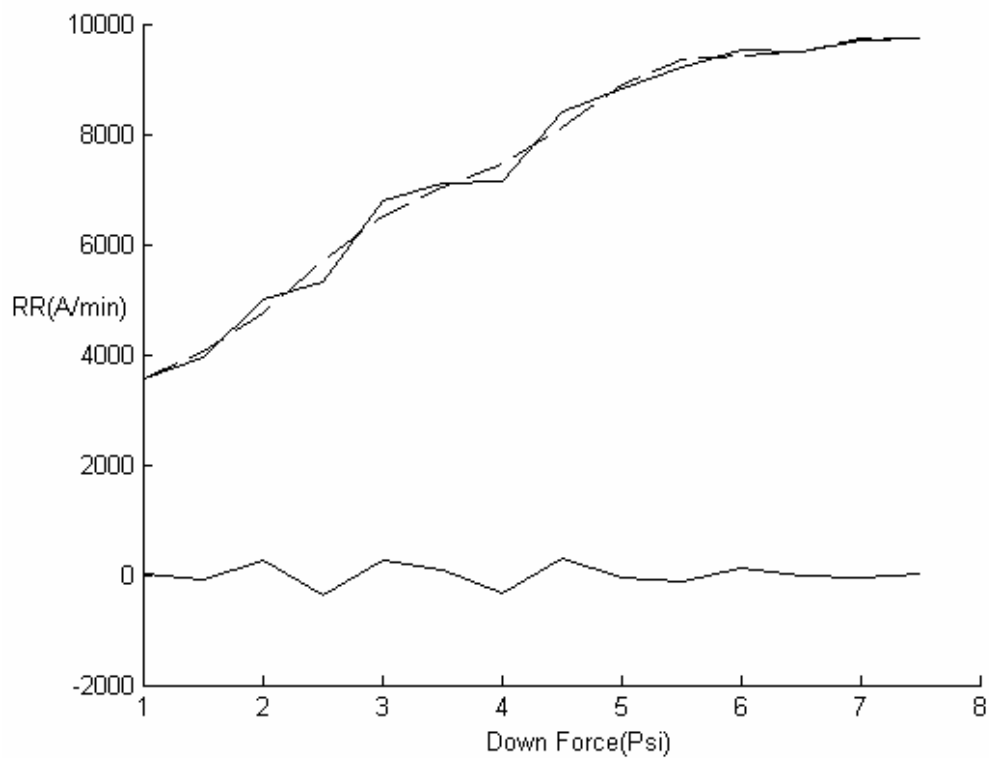


圖 5.15 網路粗調結果

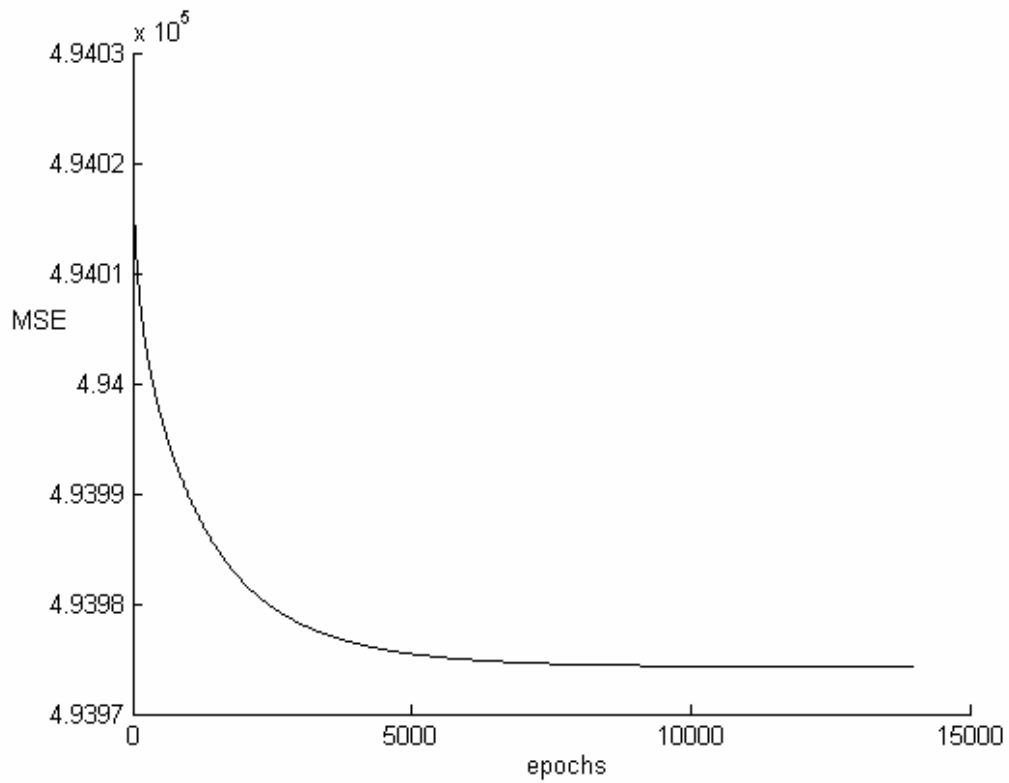


圖 5.16 網路微調之誤差收斂趨勢

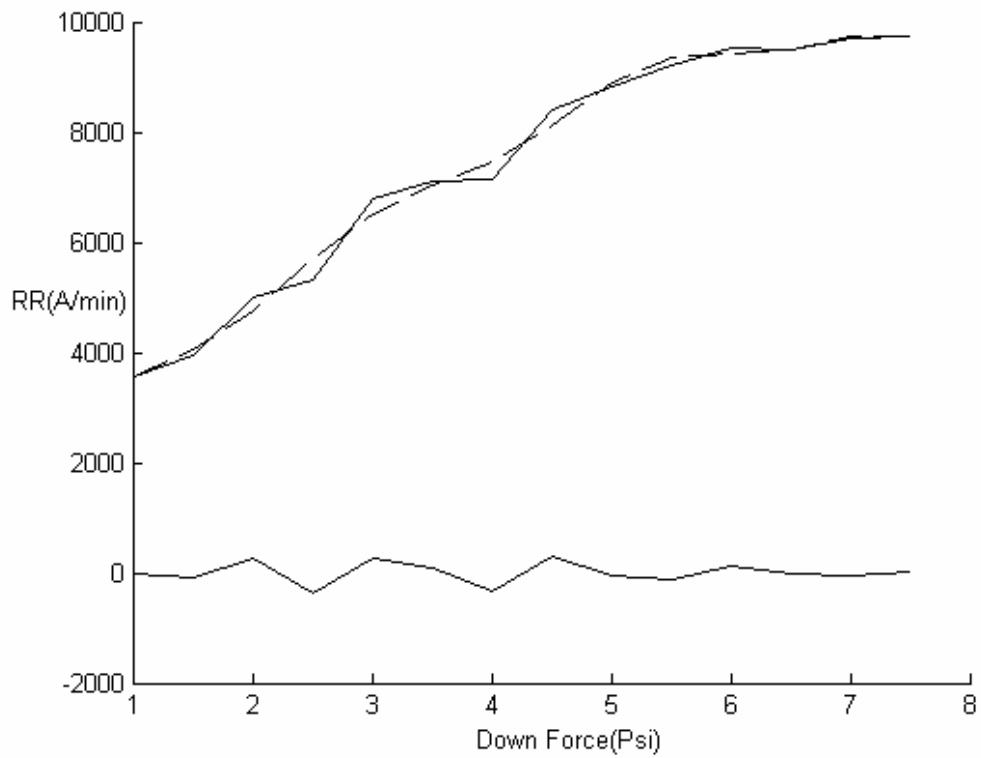


圖 5.17 網路微調結果

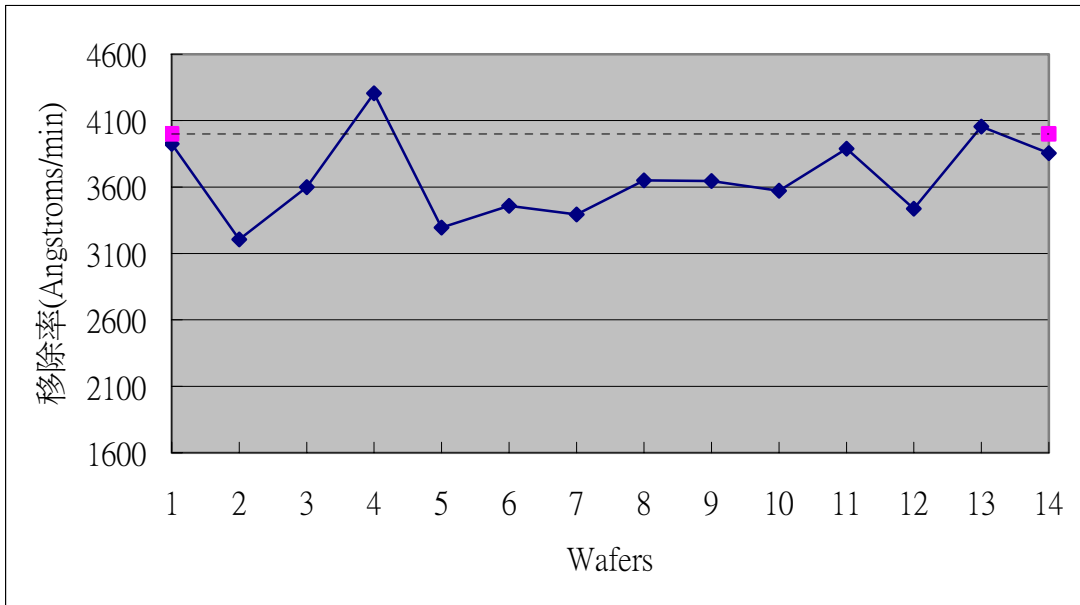


圖 5.18 批次控制結果

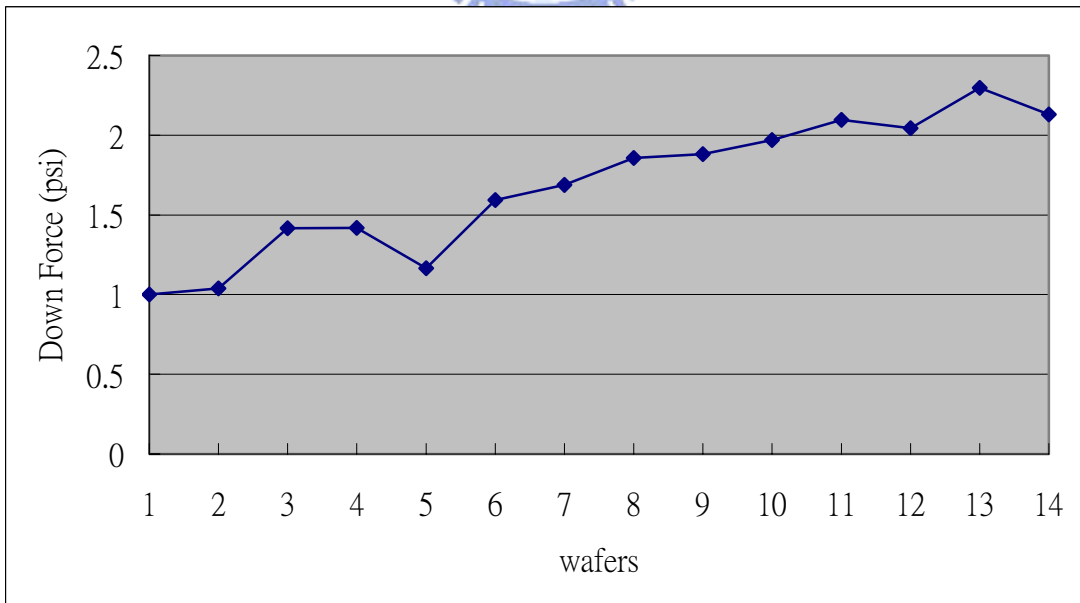


圖 5.19 批次製程之控制輸入趨勢

參考文獻

- [1] 沈彥行， “銅磨化學機械研磨，研磨粉體凝聚作用對磨潤化學反應速率影響之理論建立及實驗驗證” ，碩士論文，國立成功大學機械工程研究所，2001。
- [2] 胡俊男， “應用類神經網路於半導體製程即時控制之研究” ，碩士論文，元智大學工業工程與管理研究所，2002。
- [3] Gou-Jen Wang, Jau-Liang Chen, Ju-Yi Hwang, “New Optimization Strategy for Chemical Mechanical Polishing Process”, the JSME International Journal, Series C., Vol.44, No.2, 2001.
- [4] Heaton, J., “The urgent need for integrated metrology”, Solid State Technology, Vol.42, No.8, P.99~101,1999.
- [5] 游政雄， “化學機械研磨之類神經網路式 Run-to-Run 製程控制” ，碩士論文，國立中興大學機械工程研究所，2001。
- [6] E. Sachs, R. Guo, S. Ha, A. Hu, “Process Control System for VLSI Fabrication”, IEEE Trans. Semi. Manufacturing, Vol.4, P.134~144, May, 1991.
- [7] E. Sachs, A. Hu, A. Ingolfsson, “Run by Run Process Control: Combing SPC and Feedback Control”, IEEE Trans. Semi. Manufacturing, Vol.8, P.26~43, Feb, 1995.
- [8] K. Khan, C. E. Chemali, J. Moyne, J. Chapple-Sokol, R. Nadeau, P. Smith, J. Colt, T. Parikh, “Yield Improvement at the Contact Process Through Run-To-Run Control”, IEEE/CPMT, Int’I, Electronics

- Manufacturing Technology Symposium, P.258~263, 1999.
- [9] J. R. Moyne, R. Telfeyan, A. Hurwitz, J. Taylor, “A Process-Independent Run-To-Run Controller and Its Application to Chemical-Mechanical Planarization”, IEEE/SEMI Advanced Semi. Manufacturing Conference, P.194~200, 1995.
- [10] A. Hu, X. Zhang, E. Sachs, P. Renteln, “Application of Run By Run Controller to the Chemical-Mechanical Planarization Process PART I”, IEEE/CPMT Int’l Electronics Manufacturing Technology Symposium, P.235~240, 1993.
- [11] A. Hu, H. Du, S. Wong, P. Renteln, E. Sachs, . Zhang, E. Sachs, “Application of Run By Run Controller to the Chemical-Mechanical Planarization Process PART II”, IEEE/CPMT Int’l Electronics Manufacturing Technology Symposium, P.235~240, 1994.
- [12] D. S. Boning, W. P. Moyne, T. H. Smith, J. Moyne, R. Telfeyan, A. Hurwitz, S. Shellman, J. Taylor, “Run by run control of chemical-mechanical polishing”, IEEE Trans. Components, Packaging, and Manufacturing Technology-part c, Vol.19, No.4 , P.307~314, October, 1996.
- [13] A. Ingolfsson, E. Sachs, “Stability and Sensitivity of an EWMA Controller”, Journal of Quality Technology, Vol.25, No.4, 1993.
- [14] Castillo, E. D., A. Hurwitz, “Run-to-Run process control: literature review and extensions”, Journal of Quality Technology, Vol.29, No.2, P.184~196, 1997.

- [15] Smith, T., D. Boning, “A self-tuning EWMA controller utilizing artificial neural network function approximation techniques”, IEEE Trans. Components, Packaging and Manufacturing Technology, Vol.20, No.2, P.121~132, 1997.
- [16] T. H. Smith, D. S. Boning, “A Self-Tuning EWMA Controller Utilizing Artificial Neural Network Function Approximation Techniques”, IEEE Trans. Components, Packaging, and Manufacturing Technology-part c, Vol.20, No.2, P.121~132, April, 1997.
- [17] N. S. Patel, S. T. Jenkins, “Adaptive Optimization of Run-To-Run Controller: The EWMA Example”, IEEE Trans. Semi. Engineering, Vol.13, No.1, P.97~107, Feb, 2000.
- [18] R. S. Guo, L. S. Huang, A. Chen, J. J. Chen, “A Cost-Effective Methodology for a Run-by-Run EWMA Controller”, IEEE, p.61~64, 1997.
- [19] Bulter, S. W., J. A. Stefani, “Supervisory run-to-run control of polysilicon gate etch using In Situ ellipsometry”, IEEE Trans. Semi., Manufacturing Vol.7, No.2, P.193~201, 1994.
- [20] Chen, A., R. S. Guo, “Age-based double EWMA controller and its application to CMP processes”, IEEE Trans. Semi., Manufacturing Vol.14, No.1, P.11~19, 2001.
- [21] Boning, D. S., P. K. Mozumder, “DOE/Opt: a system for design of experiment, response surface modeling, and optimization using

- process and device simulation”, IEEE Trans. Semi., Manufacturing Vol.7, No.2, P.233~244, 1994.
- [22] Box, G. E. P., A. Luceno, “Statistical Control by Monitoring and Feedback Adjustment”, John Wiley & Sons, New York, NY, 1997.
- [23] Wang X. A., R. L. Mahajan, “Neural network models for thermally based microelectronic manufacturing process”, Journal of Electrochemical Society, Vol.140, No.8, P.2287~2293, 1993.
- [24] E. S. Hamby, P. T. Kabamba, P. P. Khargonekar, “A Probabilistic Approach to Run to Run Control”, IEEE Trans. Semi., Manufacturing Vol.11, No.4, P.654~669, November, 1998.
- [25] T. F. Edgar, W. J. Campbell, C. Bode, “Model-Based Control in Microelectronics Manufacturing”, IEEE Proceedings of the 38th Conference on Decision & Control Phoenix, P.4185~4191, Arizona USA December, 1999.
- [26] F. Chen, “Back-propagation Neural Networks for Non-linear Self-tuning Adaptive Control”, IEEE Contr. Syst. Mag., Vol.10, P.44~48, Apr. 1990.
- [27] T. Fukuda, T. Shibata, “Theory and Application of Neural Networks for Industrial Control Systems”, IEEE Trans. on Industrial Electronics, Vol.39, No.6, P.3~20, Dec., 1992.
- [28] P. S. Sastry, G. Santharam, K. P. Unnikrishnan, “Memory Neural Networks for Identification and Control of Dynamical Sigh-stems”, IEEE Trans. on Neural Networks, Vol.5, No.2, P.306~319, Mar.,

1994.

- [29] D. E. Rumelhart, J. L. McClelland, "Parallel Distributed Processing", Cambridge, MA: MIT Press, Vol.1, 1986.
- [30] Stokes, D., G. S. May, "Real-time control of reactive ion etching using neural networks", IEEE Trans. Semi., Manufacturing Vol.13, No.4, P.496~480, 2000.
- [31] G. J. Wang, J. C. Tsai, P. C. Tzeng, T. C. Cheng, "Neural-Taguchi Method for Robust Design Analysis", Journal of the Chinese Society of mechanical Engineers, Vol.19, No.2, P.223~230, 1998.
- [32] M. A. Fury, "Chemical Mechanical Planarization of Aluminum-Based Alloys for Multilevel Metallization", Solid state Technology, Vol.20,P.61 , 2000.
- [33] Jay Chen, Parikh S., Vo T., Rengarajan S., Mandrekar T., Peijun Ding, Ling Chen, Mosely R., "Barrier crystallographic texture control and its impact on copper interconnect reliability", IEEE Interconnect Technology Conference, International , 3-5 June 2002.
- [34] Moussavi M., Gobil Y., Ulmer L., Perroud L., Motte P., Torres J., Romagna F., Fayolle M., Palleau J., Plissonier M., "Comparison of barrier materials and deposition processes for copper integration", Interconnect Technology Conference, 1998. Proceedings of the IEEE 1998 International , 1-3 June 1998 P.295~297.
- [35] 林伯勳， "含時間估測器之類神經網路式 Run-to-Run 製程控

制器設計及其在銅製程 CMP 之應用”，碩士論文，國立中興大學機械工程研究所，2003。

[36] 何碩洋，“化學機械拋光中拋光墊修整參數影響之研究”，碩士論文，國立清華大學動力機械工程研究所，2002。

[37] 洪珮文，“化學機械研磨中鑽石修整器修整特性之研究”，碩士論文，國立台灣大學機械工程學系，2002。

[38] J. M. Steigerwald, S. P. Murarka, R. J. Gutmann, “Chemical Mechanical Planarization of Microelectronic Materials”, JOHN WILEY & SONS, INC., 1997.

[39] 陳俊達，“銅膜之化學機械研磨製程應力作用對磨潤化學反應速率之影響”，碩士論文，國立成功大學機械工程研究所，2000。

[40] 李臻誠，“晶圓化學機械研磨之研磨液流場及磨潤性能理論分析與實驗”，碩士論文，國立成功大學機械工程研究所，1999。

[41] F. W. Preston, “The Theory and Design of Plate Glass Polishing Machines”, J. Soc. Glass Technol., Vol.11, P.241-247, 1927

[42] 吳柏林，“現代統計學”，五南圖書出版有限公司，1999

[43] C. T. Lin, C. S. George Lee, “Neural-Fuzzy Systems”, Prentice-Hall, Englewood Cliffs, NY, 1996.

[44] 鄭春生，“品質管理”，育友圖書出版有限公司，1999

[45] Y. Ein-Eli, E. Abelev, E. Rabkin, and D. Starosvetsky, “The

Compatibility of Copper CMP Slurries with CMP Requirements”,
Journal of The Electrochemical Society, 150(9), P.646-652, 2003

