

行政院國家科學委員會專題研究計畫 成果報告

嵌入式銅導線之無研磨粒子平坦化技術的先進製程控制

計畫類別：個別型計畫

計畫編號：NSC92-2213-E-009-114-

執行期間：92年08月01日至93年07月31日

執行單位：國立交通大學機械工程學系

計畫主持人：林家瑞

共同主持人：林仁輝，蔡明蒞

報告類型：精簡報告

處理方式：本計畫可公開查詢

中 華 民 國 93 年 8 月 9 日

行政院國家科學委員會專題研究計畫 成果報告

嵌入式銅導線之無研磨粒子平坦化技術的先進製程控制

Advanced Process Control of Abrasive Free Polishing for Cu Damascene Interconnect

計畫類別：個別型計畫

計畫編號：92-2213-E-009-114-

執行期間：92年08月01日至93年07月31日

執行單位：國立交通大學機械工程學系

計畫主持人：林家瑞

計畫共同主持人：林仁輝 蔡明蒔

計畫參與人員：李永洲 薛木坤 紀建宇

成果報告類型：精簡報告

處理方式：本計畫可公開查詢

中華民國 93 年 07 月 20 日

行政院國家科學委員會專題研究計畫成果報告

電漿蝕刻製程的先進製程控制

計畫編號：92-2213-E-009-114-

執行期限：92年08月01日至93年7月31日

主持人：林家瑞 國立交通大學機械工程學系

共同主持人：林仁輝 國立成功大學機械工程學系

蔡明蒔 國家奈米元件實驗室

計畫參與人員：李永洲 薛木坤 紀建宇

一、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]裡所提之零誤差追蹤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。

關鍵詞：化學機械研磨，製程控制，移除率控制

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 our 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], we derive a new controller. It is called “Zero Error Tracking Fuzzy Neural Network Controller”. In our research, the purpose of the controller is to control the Remove Rate of CMP process. The “Fuzzy Neural Network” used in our research is not the same as that in paper [3]. In our research, the input data does not need to be normalized between -1 and 1. In the simulation, we compared the effectiveness between the traditional EWMA (Exponentially Weighted Moving Average) Run-to-Run process controller and the one we designed. Finally we confirm our simulation results by experiment in NDL (National Nano Device Laboratories).

Keywords : Chemical Mechanical Polishing , Process Control , Remove Rate

二、研究目的

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[4]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。

三、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

該機台為美國 Westech Model 372M,該機台為研磨六吋的晶片,此機台研磨之基本架構簡圖如圖 1 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(3.1)所示。

$$\rho = R_s \times T \quad (3.1)$$

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)

四、CMP 趨勢模型建立

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，加上[5]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 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[4]所提出之式(4.1)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。

$$y = K_p \times p \times v + K_E \times \varepsilon - K_D \times n \quad (4.1)$$

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(4.1)利用 MatLab 軟體在製程參數固定不變下去跑模擬，模擬參數為：

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

$$v = 48$$

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

$$n = 200$$

$$k_p = 7.6$$

$$k_E = 80$$

$$k_D = 3.8$$

結果如圖 3 所示，與圖 2 相近，因此本研究之電腦模擬製程 Model 以式(4.1)來作為 CMP 製程模擬之 Model。

五、控制器推導

5.1 誤差零超越量演算觀念說明

零超越量之演算式如式(5.1)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。

$$e_t^E = \gamma e_{t-1} \quad 0 < \gamma < 1 \quad (5.1)$$

另外亦有學者定義誤差函數如式(5.2)所示，我們解此一微分方程式可得式(5.3)，由式(5.3)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(5.3)寫成如式(5.4)之差分方程式，推導過程如式(5.5)所示，我們令 $t = k\Delta t$ ，並假設 $\Delta t = 1$ 。

$$\mu e(t) + \frac{de}{dt} = 0 \quad (5.2)$$

$$e(t) = e^{-\mu t} e(0) \quad \text{for } t > 0 ; \mu > 0 \quad (5.3)$$

$$e(k+1) = e^{-\mu} e(k) \quad (5.4)$$

$$\begin{aligned} e(t) &= e^{-\mu t} e(0) \\ \Rightarrow e(k) &= e^{-\mu k} e(0) \\ \Rightarrow e(k+1) &= e^{-\mu(k+1)} e(0) \\ \Rightarrow e(k+1) &= e^{-\mu k} e(0) e^{-\mu} \\ \Rightarrow e(k+1) &= e(k) e^{-\mu} \end{aligned} \quad (5.5)$$

比較式(5.1)與式(5.4)我們可以知道，當 μ 選定之後， $e^{-\mu} = \gamma$ ，因此我們可以知道式(5.1)從另一個角度而言，其追蹤誤差(e)值亦會趨近於零。

5.2 零誤差追蹤控制器之推導

我們以式(4.1)作為製程之 Model，其中輸入項 p 再推導過程中以 x 來代替，並利用式(5.1)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(5.6)。同理，我們亦可知本次製程之期望誤差為 e_t^E ，如式(5.7)所示，將式(4.1)帶入式(5.7)可得式(5.8)。將式(5.6)和式(5.8)帶入式(5.1)可以得到式(5.9)，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(5.9)整理之後可以得到本次之期望輸入值，如式(5.10)所示。另外由式(5.8)我們可以整理實際製程輸入值如(5.11)所示。最後我們可得到下一批次之製程修正量如式(5.12)所示。因此本控制器之下一批控制輸入即由式(5.13)求得，如此一直疊代下去，以將製程輸出控制在目標值上。

$$e_{t-1} = T - y_{t-1} \quad (5.6)$$

$$e_t = T - y_t \quad (5.7)$$

$$e_t = T - (K_p \times x_{t-1} \times v + K_E \times \varepsilon - K_D \times n) \quad (5.8)$$

$$T - (K_p \times x_{t-1}^E \times v + K_E \times \varepsilon - K_D \times n) = \gamma(T - y_{t-1}) \quad (5.9)$$

$$x_{t-1}^E = \frac{T - (K_E \varepsilon - K_D n) - \gamma e_{t-1}}{K_p v} \quad (5.10)$$

$$x_{t-1} = \frac{T - (K_E \varepsilon - K_D n) - e_t}{K_p v} \quad (5.11)$$

$$\Delta x_{t-1} = x_{t-1}^E - x_{t-1} = \frac{e_t - \gamma e_{t-1}}{K_p v} \quad (5.12)$$

$$x_t = x_{t-1} + \Delta x_{t-1} \quad (5.13)$$

本研究的控制器即用式(5.13)演算式來做控制輸入，有別於[2][4]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(5.12)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(4.1)，其中我們把輸出對輸入做偏微分即可獲得 $K_p v$ 值，如式(5.14)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(5.14)之輸出與輸入之偏微分關係，我們將於 5.3 小節做一說明與推導。

$$\frac{\partial y_t}{\partial x_{t-1}} = K_p v \quad (5.14)$$

5.3 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(5.14)，本研究之 SISO 網路架構如圖 4 所示，以下將以此架構來推導式(5.14)，而我們亦是以連鎖律來推導，如式(5.15)。網路輸出如式(5.16)所示，所以 $\frac{\partial y}{\partial z}$ 如式(5.17)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(5.18)所示，然後再對 x 偏微，即可得到式(5.19)，最後將式(5.17)和式(5.19)帶入式(5.15)即可得到式(5.20)。因此在實際製程上，即以式(5.20)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。

$$\frac{\partial y}{\partial x} = \frac{\partial y}{\partial z_i} \frac{\partial z_i}{\partial x} \quad (5.15)$$

$$y = \sum_{i=1}^7 w_i z_i \quad (5.16)$$

$$\frac{\partial y}{\partial z_i} = \sum_{i=1}^7 w_i \quad (5.17)$$

$$z_i = \exp\left[-\beta\left(\frac{x-a_i}{\alpha_i}\right)^2\right] \quad (5.18)$$

$$\frac{\partial z_i}{\partial x} = \exp\left[-\beta\left(\frac{x-a_i}{\alpha_i}\right)^2\right] \left[-2\beta\alpha_i^{-2}(x-a_i)\right] \quad (5.19)$$

$$\frac{\partial y}{\partial x} = \sum_{i=1}^7 (w_i \times \exp\left[-\beta\left(\frac{x-a_i}{\alpha_i}\right)^2\right] \left[-2\beta\alpha_i^{-2}(x-a_i)\right]) \quad (5.20)$$

5.4 零誤差追蹤模糊類神經網路控制器

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 5 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(5.20)計算出網路之輸出輸入之偏微分關係。

接著如圖 5 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(5.12)和式(5.13)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)。

六. 實驗驗證結果

本研究做了兩組實驗，分別為 6.2 實驗(1)結果與討論以及 6.3 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。

6.1 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，並根據此趨勢來訂定研磨目標移除率值(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。

6.2 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，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。

實驗研磨結果如圖 6，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[5]有相似之趨勢。

B. 步驟二

在本步驟中，我們利用 14 片 wafer 做實驗規劃。結果如圖 7 來所示，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。

C. 步驟三

在本步驟中，我們根據圖 7 之數據來訓練模糊類神經網路。圖 8 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 9 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 10 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。

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(Å/min)，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，這也是實驗之誤差之一。

移除率控制結果畫於圖 11 中，和圖 6 之無控制狀態下之趨勢比較，圖 11 很明顯的可以将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(Å/min)。另外控制輸入如圖 12 所示。

6.3 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(Å/min)~4600(Å/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%)。此研磨漿料在表 1 之參數下，移除率範圍大約在 3500($\text{\AA}/\text{min}$)~5000($\text{\AA}/\text{min}$)。

接下來我們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 1 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。實驗研磨結果如圖 13 所示，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。

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，如圖 14 所示，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。

C. 步驟三

在本步驟中，我們根據圖 14 之數據來訓練模糊類神經網路。。圖 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 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 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，求出網路輸出入之關係，最後再利用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)與控制之結果如圖 18 所示，和圖 13 之無控制狀態下之趨勢比較，圖 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 19 所示。

6.4 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($\text{\AA}/\text{min}$)~4600($\text{\AA}/\text{min}$)

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 11 和圖 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 6.1)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%。

$$\bar{Y} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - y| \quad (6.1)$$

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[7]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[7]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[7]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。

七、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] 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。
- [5] 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.
- [6] F. W. Preston, “The Theory and Design of Plate Glass Polishing Machines”, J. Soc. Glass Technol., Vol.11, P.241-247, 1927
- [7] 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

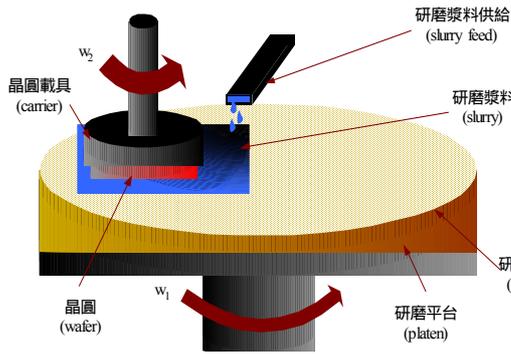


圖 1 CMP 基本架構示意

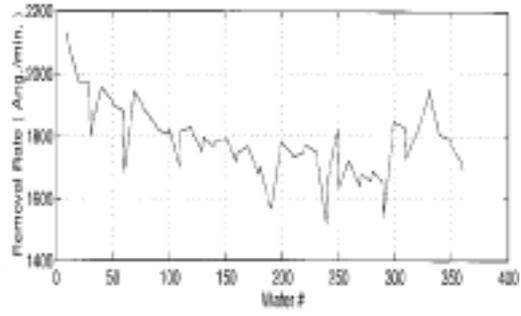


圖 2 CMP 製程移除率隨批次變化圖[5]

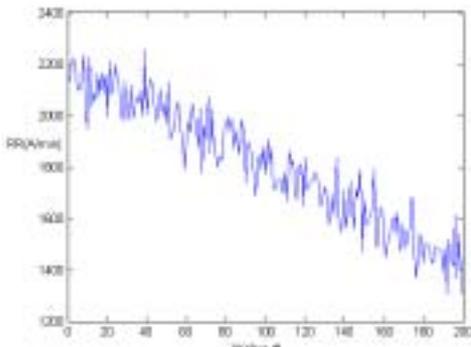


圖 3 CMP 模擬製程移除率隨批次變化圖

Layer 1 Layer 2 Layer 3 Layer 4

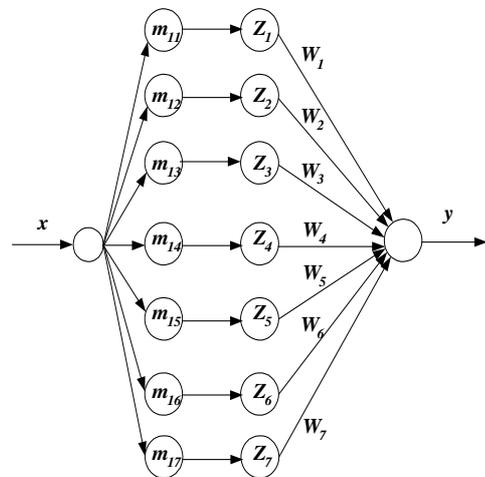


圖 4 模擬所用之模糊類神經網路架構

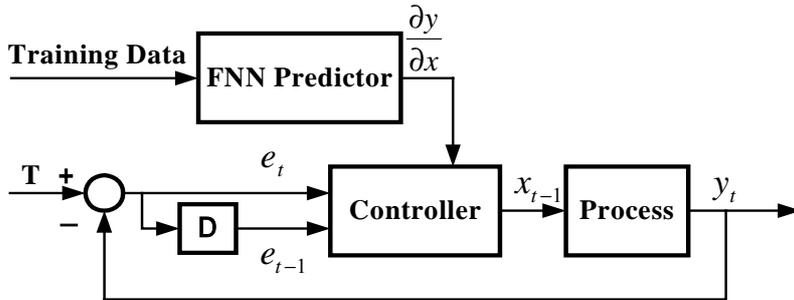


圖 5 零誤差追蹤模糊類神經網路控制系統架構圖

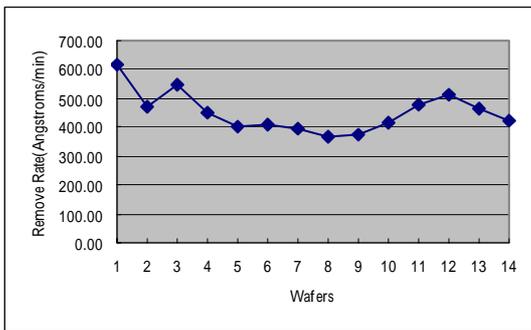


圖 6 實際實驗之移除率隨批次變化圖

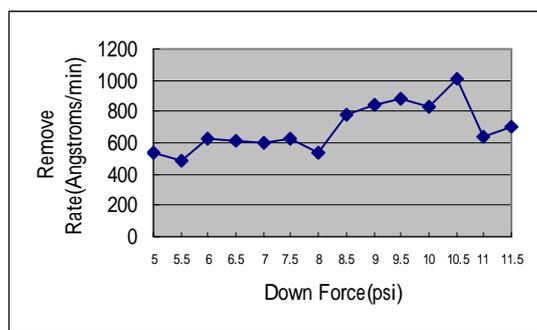


圖 7 實際實驗之輸出與輸入變化趨勢圖

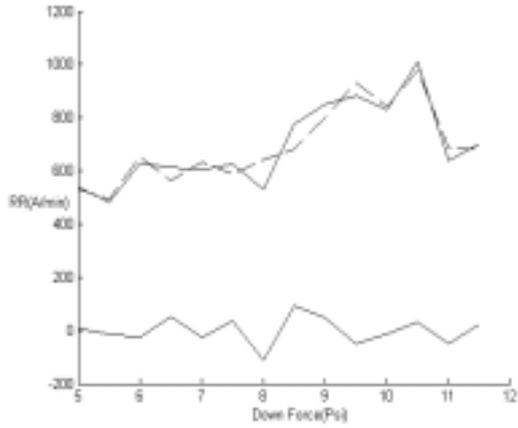


圖 8 網路粗調結果

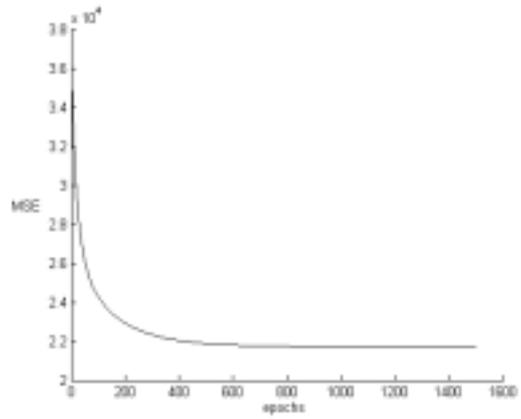


圖 9 網路微調之誤差收斂趨勢

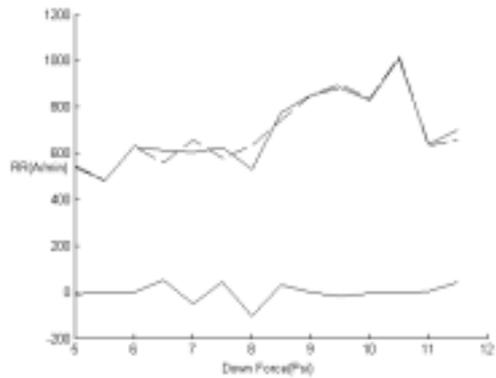


圖 10 網路微調結果

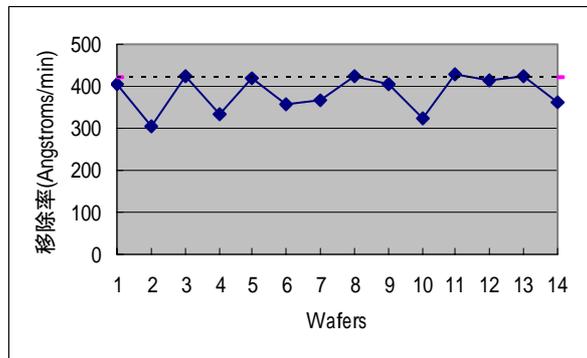


圖 11 批次控制結果

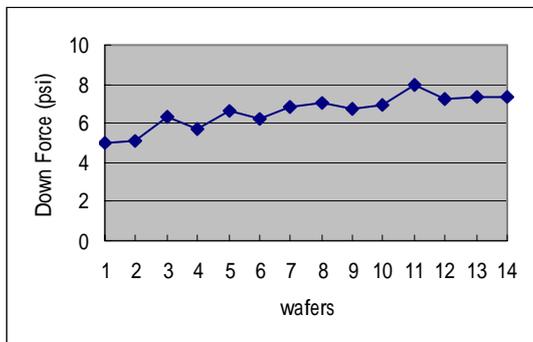


圖 12 批次製程之控制輸入趨勢

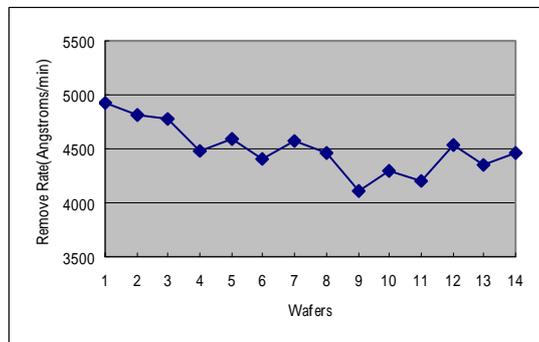


圖 13 實際實驗之移除率隨批次變化圖

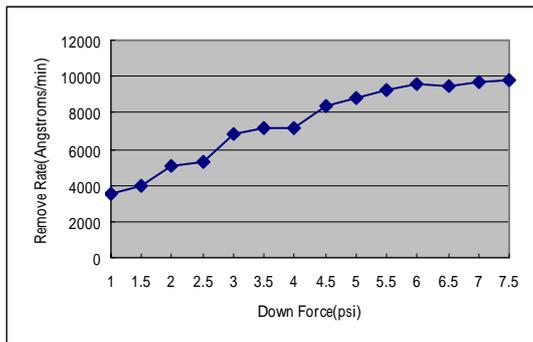


圖 14 實際實驗之輸出與輸入變化趨勢圖

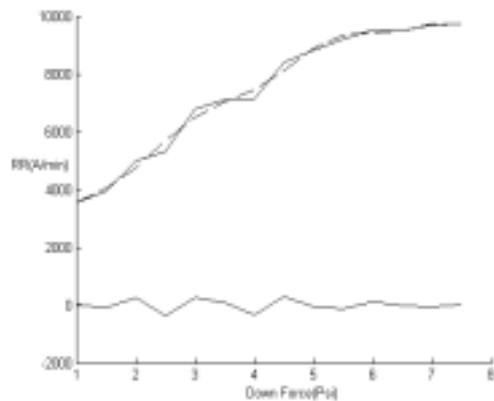


圖 15 網路粗調結果

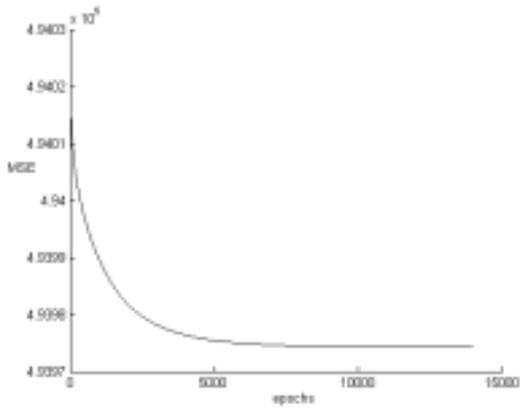


圖 16 網路微調之誤差收斂趨勢

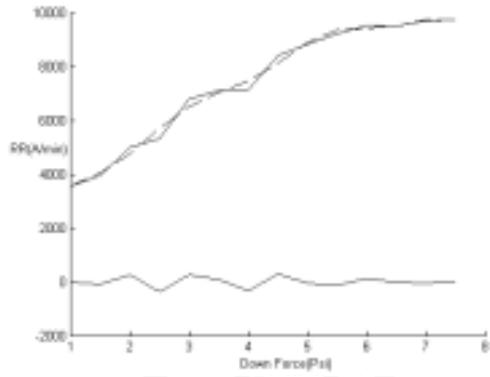


圖 17 網路微調結果

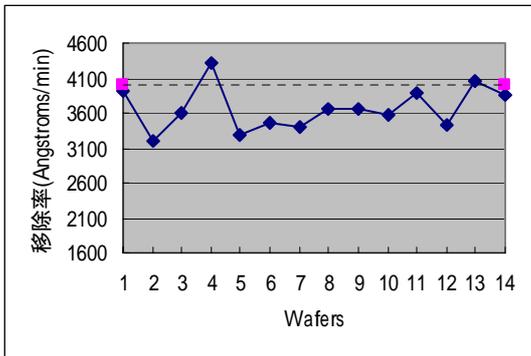


圖 18 批次控制結果

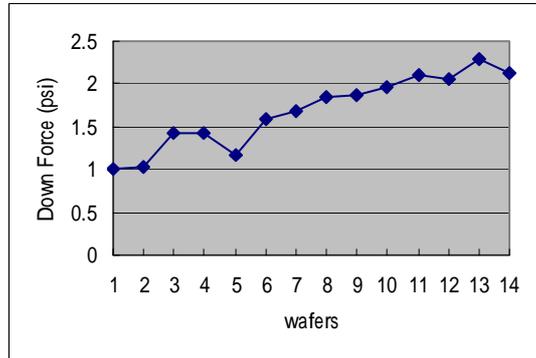


圖 19 批次製程之控制輸入趨勢

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 1 實驗參數值