

第一章 緒論


1.1 研究動機與目的

近年來政府大力推動兩兆雙星計畫，期能提昇台灣高科技產業之競爭力，而國內的半導體廠也投入 12 吋晶圓廠的規劃與興建。隨著 12 吋晶圓在全世界的發展，如果能提升設備的良率(Yield)、整體設備的使用率(OEE：Overall Equipment Effectiveness)及減少製程錯誤的發生，那麼即可降低生產成本及提升產品的品質，因此生產良率變成一個相當重要的問題。為了改善或提升產品良率，12 吋晶圓廠在引進製程設備後，投入大量資源，致力於掌握設備使用技術與局部性能改善，以求提升生產線的可靠度與彈性，來獲取最大的產出良率與數量，減少壞片並降低成本。而 PECVD 機台對整個晶圓的製程占了很重要的一部分，若能夠改善 PECVD 機台製程的良率，對整個晶圓製程良率的提升會有很大的幫助。過去統計製程管制(Statistical Process Control, SPC)是國內外發展製程控制最常用的一項技術，在半導體製程錯誤偵測上的應用相當普遍。但因為在任何產業製程中，總會存在一些不可避免的變異，例如機台的振動、溫度濕度的變化等，因此單變量(Univariate)SPC 基於統計的方法，以管制圖(Control Chart)的管制上限(Upper Control Limit, UCL)和管制下限(Lower Control Limit, LCL)來分析製程。然而，單變量 SPC 基本上只允許檢測一個常態分佈的變數(Variable)，但大部分半導體製程設備的運轉狀況通常具有非平穩性(Non-stationary)、自關聯性(Auto-correlated)及交互關聯性(Cross-correlated)的特質。例如，PECVD 製程中，電漿密度、反應溫度、主要製程氣體的流量有高度相互關聯的關係，而非個別獨立的製程參數，若同時考慮這些相互關聯的變數，落在管制界限內的機率不等於個別使用管制圖時的結果，因此單變量 SPC 分析法可能會發生誤導的作用，甚至會有許多錯誤無法偵測，因此引入先進製程控制(Advanced Process Control,

APC)來改善過去的 SPC 的一些缺失。APC 包含即時機台狀態監控、即時製程工程資料分析進行錯誤診斷與分類、Feedback/Feedforward Run-to-Run Control 及預知保養(PM-Predictive Maintenance)提醒等功能。可以協助設備相關工程人員降低非工作預定的設備停機次數，適時偵測排除發生問題的機台，減少不良品或廢片的發生機率並進而線上調整製程配方確保產品品質不因機台特性飄移影響，對於產出良率和品質的提升有很大的幫助。

因此本文主要目的即為以實驗設計法、主成份分析法、RLS 方法及 MVC 來對 PECVD 機台輸入參數、內部參數及後測晶圓良率參數做分析，進行錯誤偵測並加以控制，達到 APC 的目的，減少壞片的發生率及提升晶圓製程的良率。

1.2 文獻回顧



1990 年，A. C. Lee [1] 提出一個非線性時間序列模型(non-linear time series model)、K-step ahead predictor 以及一套最小變異控制演算法(Minimum variance control algorithm)，利用此最小變異控制器可以解決輸出輸入間的非線性時間序列關係。1991 年，H. F. Guo and C. J. Spanos [2] 從電漿蝕刻機台上收集到由感應器(sensor)即時量測到的資料，以時間序列與多變量統計之方法對資料進行分析並找出機台內部參數的整合自我迴歸移動平均(Autoregressive Integrated Moving Average, ARIMA)模型，轉變非平穩性(Non-stationary)資料為平穩性，資料經過時間序列模型後所得到的殘差(Residual)為白色干擾(white noise)，可用統計製程管制(SPC)方法加以分析，利用 Hotelling T^2 Statistic 方法將數個變數之殘差合成一個指標變數 T^2 ，然後建立 T^2 Control Chart，由 T^2 Control Chart 可以看出機台內部參數有無發生變異。1992 年，C. J. Spanos [3] 等人將上述 T^2 Control Chart 之方法實際應用在 LAM Rainbow 及 AME Precision 5000 等機台上，當機台內部發生變異，即可由 T^2 Control Chart 的改變判斷出機台發生變異，而產生一個警報(Alarm)。這樣的作法可即時發現機台內部的變異，並且改善了傳統 SPC 的缺

點。2001 年，清大統計所詹韻玉 [4]在 SISO 模型中，針對不同製程干擾模型和
要求有限批量之總均方差(Total Mean Square Error)極小化的限制下，如何決定
Single EWMA 控制器之最適變動折扣因子。2002 年，S. T. Tseng, R. J. Chou and S.
P. Lee [5]針對 MIMO 製程和兩種常見製程干擾(white noise)及 IMA(1,1)下，如何
採用 Single MEWMA 控制器來調整投入參數，並探討製程的穩定性和敏感度分
析。2002 年，清大統計所吳俊達 [6]在 MIMO 模型中，針對不同製程干擾模型
和要求有限批量之總均方差(Total Mean Square Error)極小化的限制下，如何決定
Single MEWMA 控制器之最適變動折扣因子。2003 年，H. C. Wu [7] 等人以主
成份分析法對 PECVD 機台做錯誤偵測與分類(Fault Detection and Classification，
FDC)，找出機台的輸入參數與 PECVD 機台部分子系統間的關係，利用此關係來
做錯誤偵測與分類。2003 年，J. Liang and N. Wang [8]以主成份分析法與群聚分
析法，針對加熱爐管做錯誤偵測與分類。



1.3 研究方法與架構

此小節利用一些示意圖來解說本論文之研究方法與架構。

圖 1-1 中，X 為輸入參數，W 為機台內部 Straatum sensor 所量測到的 Plasma Index，Y 為輸出參數(膜厚與均勻度)，Producer 為 PECVD 機台(美商應用材料公司所生產)。圖 1-2 表示以實驗設計法找出輸入參數(X)、機台內部參數(W)及輸出參數(Y)三者之間的關係並建立模型。圖 1-3 利用主成份分析法將 Plasma Index 轉換為少數的幾個主成份，T 即代表轉換後的幾個主成份參數，並保有原來資料之資訊。圖 1-4 利用主要的幾個主成份(T)，畫出主成份得分圖，可做為錯誤偵測之依據。圖 1-5 利用實驗設計法找出主要主成份(T)與輸入參數(X)之間的關係，最後以主成份得分圖做錯誤偵測，本想利用主成份(T)與輸入參數(X)來做 W2W(Wafer to Wafer)的控制，但因模型適配度不佳(在第四章有詳細說明)，因此本論文僅利用輸入參數(X)與輸出參數(Y)之間的模型來做 R2R(Run to

Run)之控制。圖 1-6 即表示在沒有錯誤的情況下，針對由 DOE 找出之輸出輸入模型，利用 RLS 動態模型調變方法與最小變異控制器，將輸出值控制到所希望的範圍內。

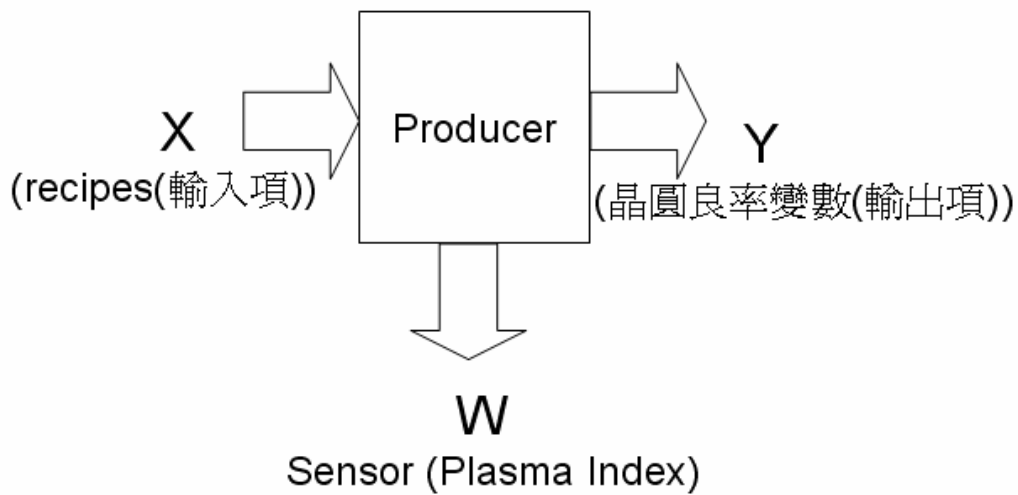


圖 1-1 機台參數示意圖

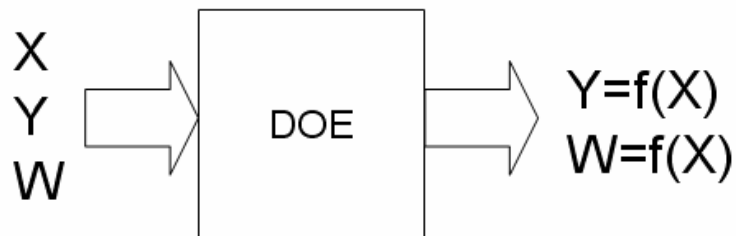


圖 1-2 實驗設計示意圖

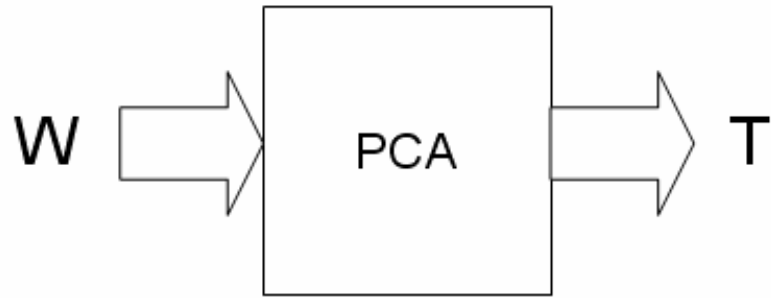


圖 1-3 主成份分析示意圖

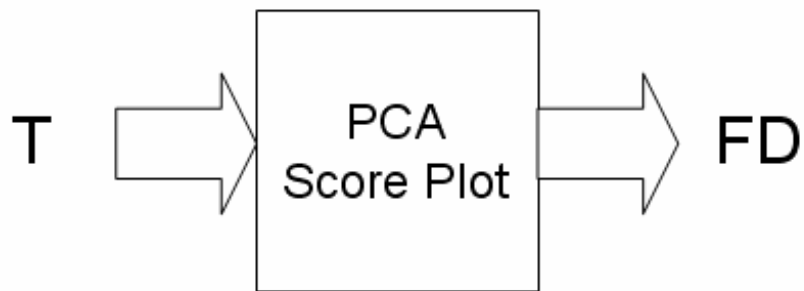


圖 1-4 主成份得分及錯誤偵測示意圖

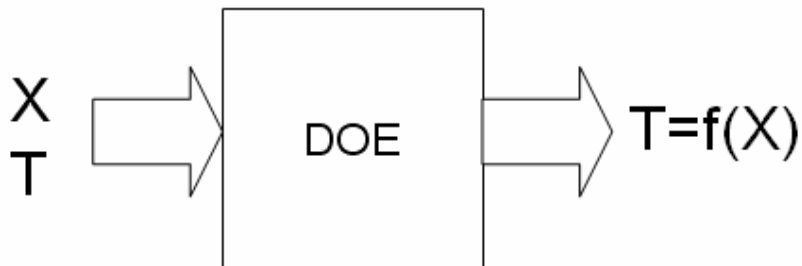


圖 1-5 輸入參數與主成份參數之實驗設計示意圖

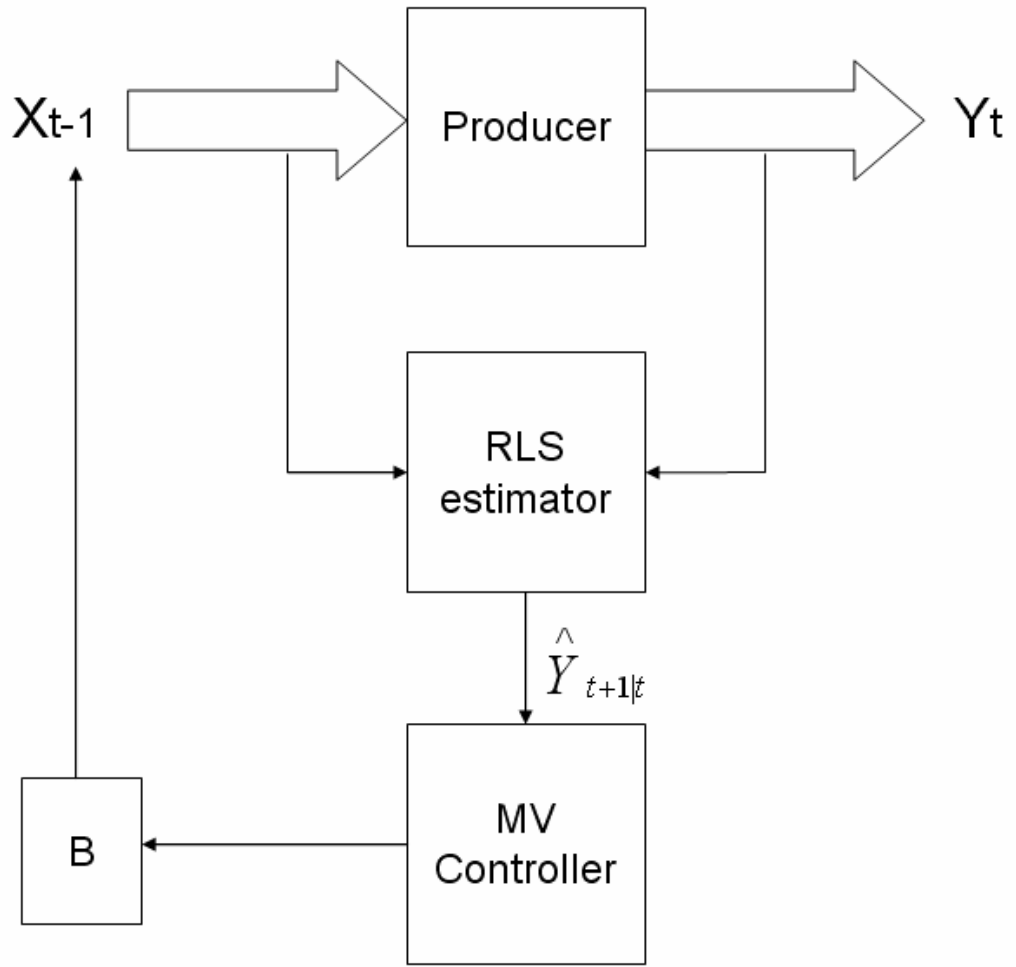


圖 1-6 RLS 動態模型調變及 Minimum Variance Controller 示意圖

1.4 本文組織架構

在本文中各章的內容安排如下：

第一章 緒論

研究動機與目的、文獻回顧、研究方法及本文組織架構。

第二章 PECVD 機台 BSG 製程及 Straatum sensor 之介紹

介紹所用到的機台、所要研究的 BSG 製程以及機台內部所架設的 Straatum sensor。

第三章 實驗設計及資料分析

以實驗設計法(DOE)先找出機台各輸入參數(recipes)與輸出晶圓所量測到的一些良率參數間的關係及機台內部以感應器即時量測到的一些 Plasma Index 對輸出晶圓所量測到的一些良率參數之間的關係，以實驗設計法理論找出之間的關係。

第四章 主成份分析及錯誤偵測

針對 DOE 所得到的一些資料，Straatum sensor 所量測到的 Plasma Index，以主成份分析法分析資料及如何以主成份分析法所得到的主成份得分圖作錯誤偵測的探討。

第五章 RLS 動態模型調變方法

介紹權重遞迴最小平方準則(Weighted RLS Criterion)的推導以及模型調變的架構。

第六章 Minimum Variance Controller

介紹 One-step ahead predictor、最小變異控制演算法、整個 RLS 動態模型調變方法與最小變異控制器之完整架構，以及一些模擬結果之探討。

第七章 實驗驗證

實驗驗證之結果的分析與探討。

第八章 結論與未來建議事項。



第二章 PECVD 機台 BSG 製程及

Straatum sensor 之介紹

一般來說半導體製程是非常複雜的，氧化、擴散、沉積、微影及蝕刻均是半導體製程中不可或缺的，需要各種不同的機台，做不同的製程，本章介紹本論文所要研究探討之 PECVD 機台 BSG 製程及安裝在機台內部之 Straatum sensor。

2.1 PECVD 機台 BSG 製程

本論文主要針對 PECVD 機台的 BSG(BoroSilicate Glass)製程做研究探討 [9]，此 PECVD 機台為美商應用材料公司的機台，名為 Producer(圖 2-1)，主要是八吋晶圓的 CVD 製程，此機台有三個製程腔體，為雙腔體(twin-chambers)之型式，只針對 twin-chambers 之其中一邊的腔體做研究分析，所探討製程為兩道製程的合併，先沉積 2000 \AA (10^{-10} m)USG(Undoped Silicate Glass)薄膜，再沉積 13000 \AA 的 BSG 薄膜，BSG 為硼矽玻璃，USG 的部分不做控制及討論，主要研究 BSG 的部分，與 BSG 製程相關的輸入項有腔體內的壓力(Pressure)大小、射頻電源(RF power)大小、氧(O_2)氣體流量、三乙基硼酸鹽(Tri-Ethyl-Borate, TEB)氣體流量、四乙基正矽酸鹽(Tetraethyl Orthosilicate, TEOS)氣體流量、製程氣體噴出口與晶圓基座(Spacing)之距離、D/T(沉積時間)的長短、加熱器(Heater) 的溫度高低、氮(N_2)氣體流量及氦(He)的氣體流量，輸出項有 BSG 膜的厚度、均勻度、膜中硼的濃度...等等。但由於實驗次數的限制，只針對腔體內的 Pressure 大小、RF power 大小及 Spacing 距離此三個輸入項及輸出項 BSG 膜的厚度及均勻度做探討，以工程師經驗建議此三個輸入項比較會影響所要研究探討的兩個輸出項(BSG 膜厚與均勻度)，其餘的輸入項不變。

最後期望的目標(輸出項)為

- 1.厚度是 15000 \AA ，望目特性。
- 2.均勻度是越均勻越好，以所定的均勻度 $\text{index}(U)$ 為越小越好，望小特性。

厚度希望不要離目標超過 $\pm 160 \text{ \AA}$ ，也就是在 $14840 \text{ \AA} \sim 15160 \text{ \AA}$ 之間，均勻度希望能在 $\text{index}(U)$ 為 2% 以下。量測的方法為在晶圓上分九個區域，量九點，取其平均值當作厚度指標，均勻度 $\text{index}(U)$ 的算法如下。

$$\text{Uniformity index } U = \frac{SD}{M} \cdot 100\% \quad (2.1)$$

其中 M 為此量測九點的平均值， SD 為此九點的標準差。

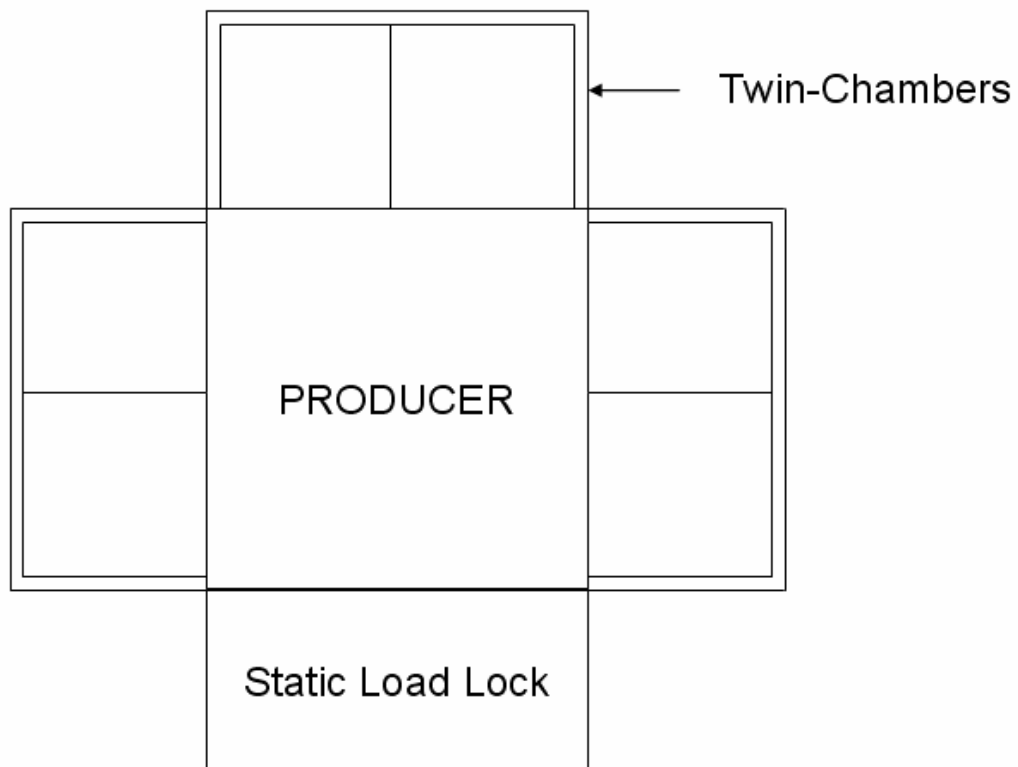


圖 2-1 Producer 示意圖

2.2 Straatum sensor 介紹

由於目前半導體廠，大多做到 R2R 的控制，每次都是調變一次輸入參數，然後結束一批的製程，再從中隨機抽樣一兩片樣本去做後測的動作，要是製程出問題，常常是一整批貨都必須銷毀，增加成本的負擔，若期望能減少壞片，或進一步做到 W2W 的控制，一定要能即時監測系統的穩定度，或是能即時控制機台，這麼一來就必須在機台內部加一些感應器，利用這些感應器去監控機台內部的變化，如此便可以即時知道機台內部的情形。

圖 2-2 為安裝 Straatum sensor 的架構圖，不同腔體(chamber)安裝各別的感應器，感應器所量測的資料即為從 RF power 經過匹配盒(matching box)進入腔體前的電壓、電流與相角的各階諧波(harmonic)，一到五階之值，共十五個變數的資料，取樣頻率為 4Hz (圖 2-3)。

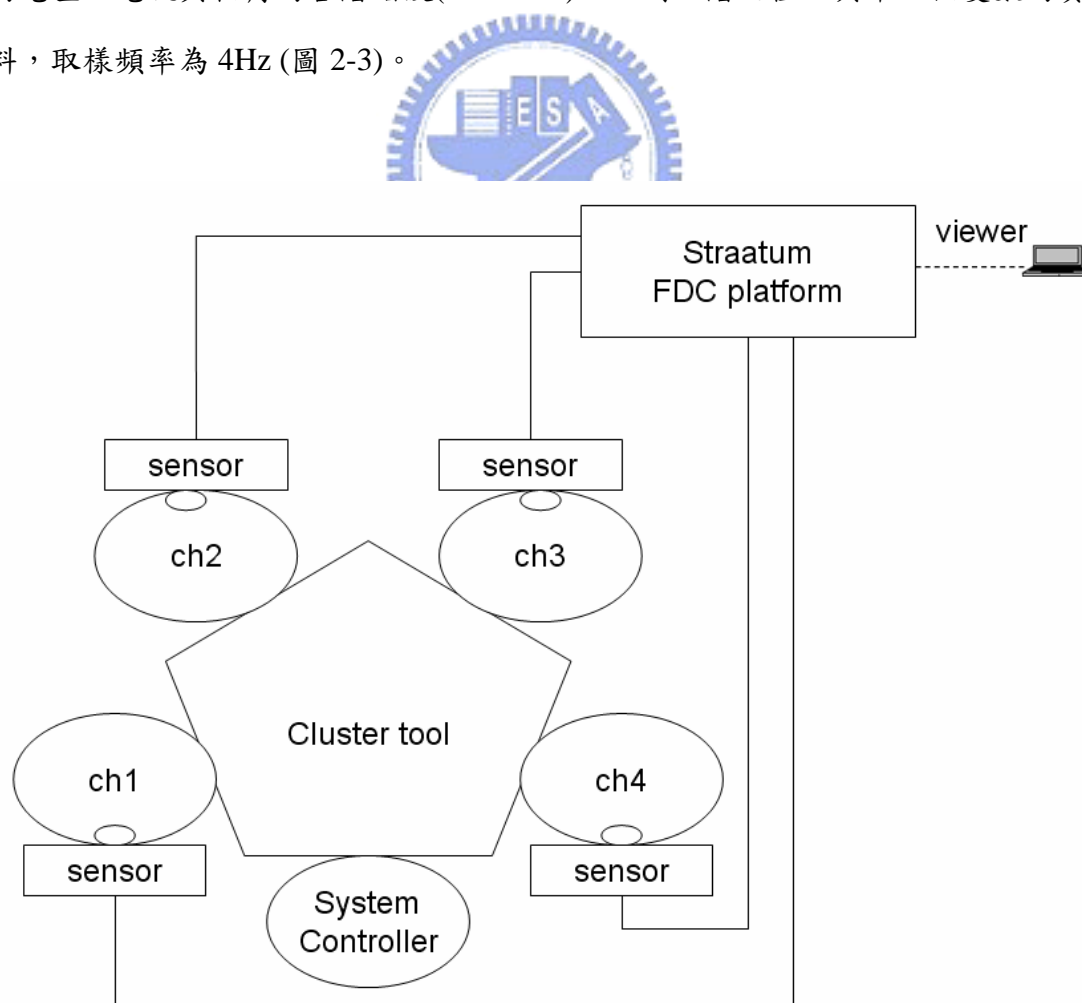


圖 2-2 Straatum sensor 架構圖

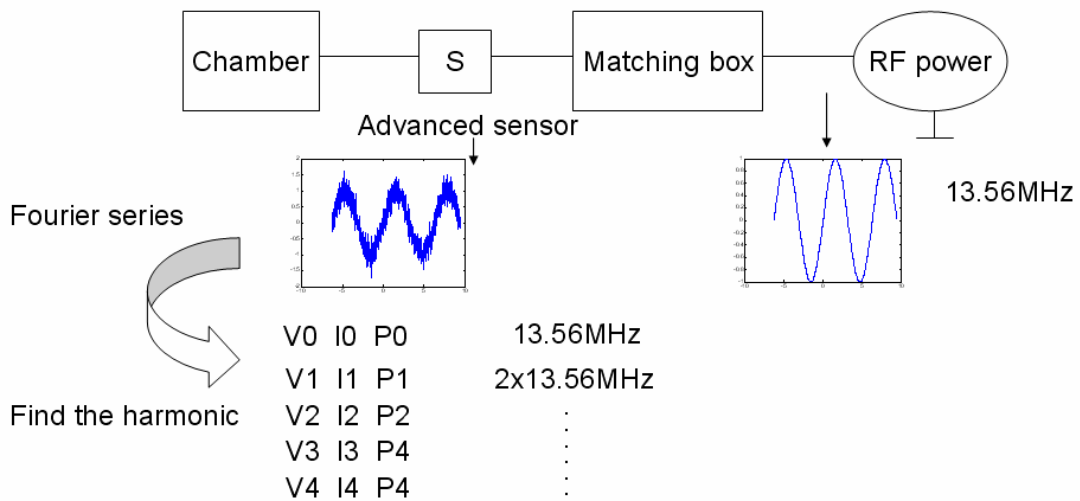


圖 2-3 Straatum sensor data 擷取示意圖

Straatum FDC platform 得到此 15 個變數資料後，可以由這些資料做一些分析，可以做到錯誤偵測及分類的效果。以下介紹 Straatum 公司如何利用感應器所獲得的資料去做錯誤偵測與分類的流程。

1. 將所有變數資料截取一段穩定時間(圖 2-4 中虛線之範圍)資料的平均(mean)值。

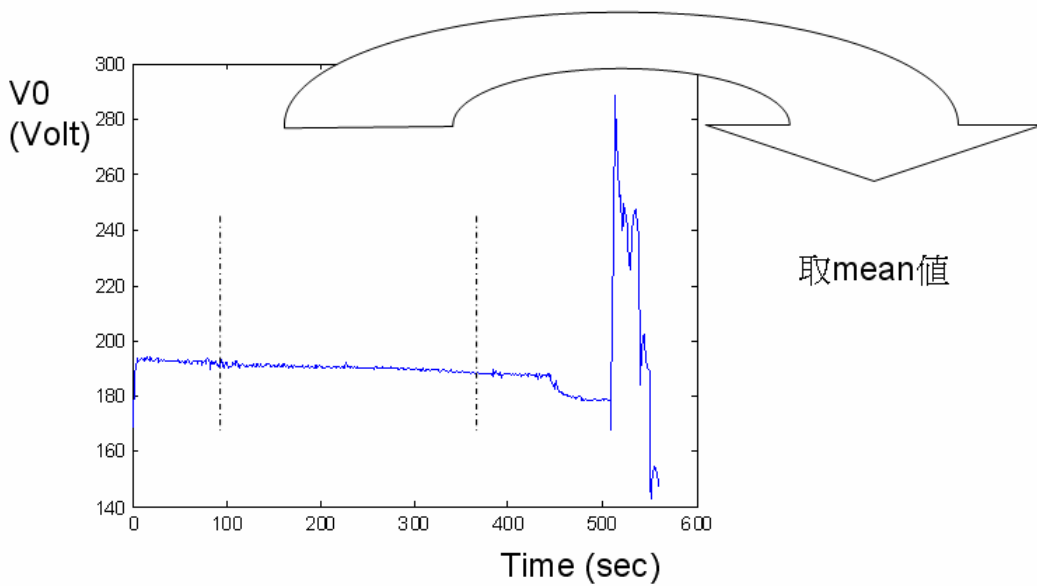


圖 2-4 sensor data 處理示意圖

2. 以 DOE 找出輸出輸入與此 15 個變數間的關係，將各種錯誤的型式建立一個資料庫，以使用來做錯誤分類。
3. 舉個簡單的例子如圖 2-5。

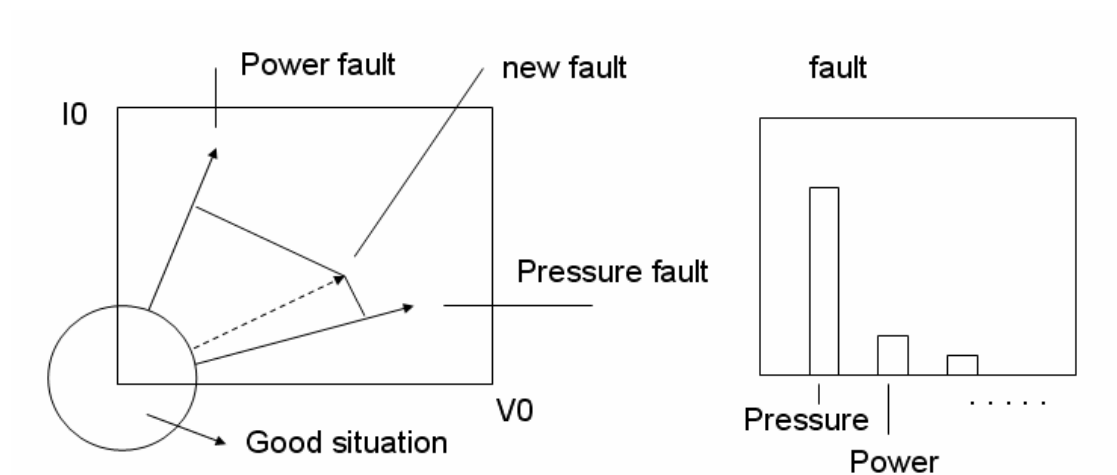


圖 2-5 Straatum FDC platform 錯誤分類示意圖

由圖 2-5 中可看到，Straatum FDC platform 是以錯誤向量(fault vector)之間的距離來做錯誤的分類，由過去之經驗資料(history data)可以限定一個良好情況(good situation)之範圍，假設虛線向量是一個新的錯誤(fault)，在良好情況所限定的範圍之外，由於此新的錯誤(new fault)比較靠近圖 2-5 中腔體壓力錯誤(Pressure fault)，看到圖 2-5 右邊的圖，可以知道腔體壓力發生錯誤的機率比較大，因此可將此新的錯誤歸類到腔體壓力錯誤，Straatum FDC platform 即是以此方法做錯誤分類的動作，但本文中僅探討利用主成份分析法所得的主成份分析圖來做錯誤偵測之依據，並沒有做錯誤分類的動作，主要是在探討控制的部份，而錯誤偵測的部份在第四章有詳細介紹。

第三章 實驗設計及資料分析

本論文希望能找出輸入參數、機台內部變數及晶圓良率變數三者間的相互關係，並且找出相互間之關係模型，以使用來做 R2R 的控制或是 W2W 的控制，因此利用實驗設計法即可找出輸入參數、機台內部變數及晶圓良率變數三者間的關係及模型。

3.1 實驗設計法介紹

所有領域的研究人員都會進行實驗，為的是想得到有關特定過程或系統的一些訊息。一個實驗(Experiment)就是一個試驗或一系列的試驗，而在這些試驗中，對於有興趣的特定過程或系統的輸入變數，我們故意變動它們的值，使得我們可以觀察到或辨認出輸出反應值變動的理由。一般來講，實驗是用來研究製程或系統的表現的，而製程或系統可以用圖 3-1 的模型來表示。我們可以將製程想像成是設備，方法，人和其他資源的一個組合，透過這個組合，可以將一些輸入(如原料，元件)轉換成輸出(可以是一個或多個可觀測的反應值)。而製程變數中有一些是可控的，以 x_1, x_2, \dots, x_p 表示，有些是不可控的，以 z_1, z_2, \dots, z_q 表示。

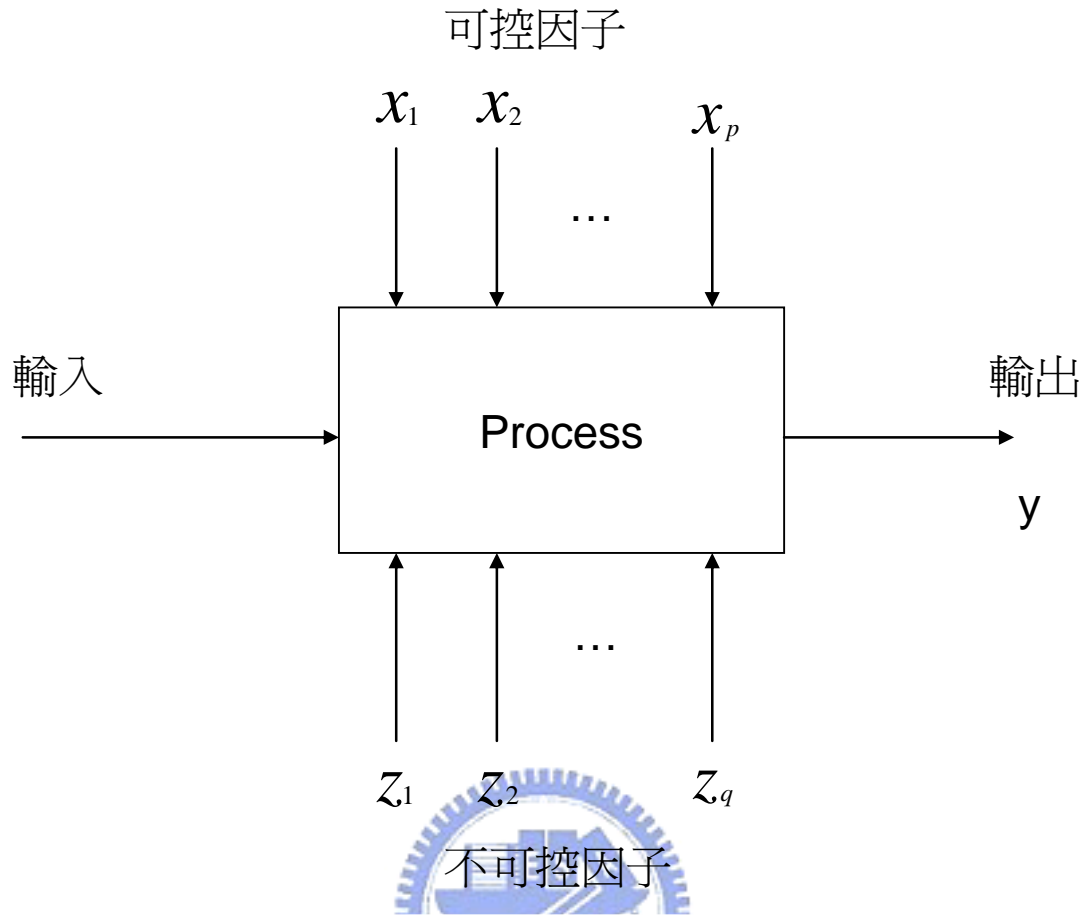


圖 3-1 一個製程或系統的模式圖

我們可以由實驗設計法得到下列幾點：

1. 決定哪些變數對反應 y 是最具影響力的。
2. 決定這些具有影響力的 x 的值使得 y 幾乎永遠都是在所想要的值的附近。
3. 決定這些具有影響力的 x 的值使得 y 的變異較小。
4. 決定這些具有影響力的 x 的值使得不可控變數 z 的影響極小。

從以上討論可以看出，實驗中通常會有好多個因子。而實驗者的目的就是要決定這些因子對系統的輸出反應的影響。

而實驗設計的方法對於新製程的開發有著大量的應用，可以帶來：

1. 製程良率的提升
2. 對目標需求的變異降低及一致性更好。

3. 開發時程的縮短。

4. 整體成本的降低。

由上述可以知道，實驗設計法可以找出輸出與可控因子之間的關係，即可用來控制製程，提升製程良率[10]。

3.2 BSG 製程之實驗設計及結果數據

此實驗設計為了是探討三個輸入值，Pressure(torr)、RF power(W)及 Spacing(mils)的改變，對 Straatum sensor(機台內部的變動)所量測到的電流、電壓及相角，在不同階諧波的改變情形，以及對兩個輸出值，BSG 膜厚及均勻度的影響，實驗設計及結果如下表 3-1 及表 3-2。

此實驗為三因子，二水準的實驗，重複次數兩次。



表 3-1 實驗設計表(1)

試驗編號	Pressure	RF power	Spacing	試驗標示	膜厚	均勻度
1	6.5	550	395	(1)	14682.38	0.637
2	7.5	550	395	a	15116.19	1.702
3	6.5	650	395	b	15550.87	0.909
4	7.5	650	395	ab	15849.91	0.666
5	6.5	550	415	c	14529.87	0.508
6	7.5	550	415	ac	14942.12	1.429
7	6.5	650	415	bc	15450.02	1.355
8	7.5	650	415	abc	15513.81	0.886

表 3-2 實驗設計表(2)

試驗編號	Pressure	RF power	Spacing	試驗標示	膜厚	均勻度
1	6.5	550	395	(1)	14677.38	0.874
2	7.5	550	395	a	15190.82	1.611
3	6.5	650	395	b	15516.87	1.191
4	7.5	650	395	ab	15753.41	0.744
5	6.5	550	415	c	14586.32	0.619
6	7.5	550	415	ac	14932.84	1.341
7	6.5	650	415	bc	15410.00	1.364
8	7.5	650	415	abc	15526.53	0.753

3.3 資料分析

利用統計軟體 STATISTICA 6.0 可以將輸出輸入的關係式找出來[11]。

以下即是所找出的關係式：

$$\begin{aligned}
 T &= 2344.4 * P + 1525 * R + 471.61 * S - 1180 * PR \\
 &- 1504.2 * PS - 259.41 * RS + 15202 + e_T \\
 adjR^2 &= 0.99262127
 \end{aligned}
 \tag{3.1}$$

$$\begin{aligned}
 U &= 5.5819 * P + 0.014841 * R - 0.8845 * S \\
 &- 6.2152 * PR - 1.5188 * PS + 4.8428 * RS + 1.0369 + e_U \\
 adjR^2 &= 0.92742395
 \end{aligned}
 \tag{3.2}$$

其中 $e_T \sim N(0, 28.626^2)$, $e_U \sim N(0, 0.080533^2)$

輸入值都經過標準化。

$$\text{標準化的公式: } \frac{X_n - X \text{的mean值}}{X \text{的標準差}} \quad (3.3)$$

另外連輸出值都經過標準化可得下兩式:

$$\begin{aligned} T &= 5.4503 * P + 3.5453 * R + 1.0965 * S \\ &\quad - 2.7431 * PR - 3.4971 * PS - 0.60323 * RS + e_{Tn} \\ \text{adj}R^2 &= 0.99262247 \end{aligned} \quad (3.4)$$

$$\begin{aligned} U &= 14.464 * P + 0.038472 * R - 2.2919 * S \\ &\quad - 16.105 * PR - 3.9354 * PS + 12.549 * RS + e_{Un} \\ \text{adj}R^2 &= 0.92742051 \end{aligned} \quad (3.5)$$

其中 $e_{Tn} \sim N(0, 0.066532^2)$, $e_{Un} \sim N(0, 0.20868^2)$

假設機台輸出輸入有下述之關係模型(以 One-step ahead predictor 之概念)，
因此可將模型(model)改寫為下式(即為一種時間序列之模型[12][13][14])

$$\begin{aligned} T_t &= 5.4503 * P_{t-1} + 3.5453 * R_{t-1} + 1.0965 * S_{t-1} \\ &\quad - 2.7431 * PR_{t-1} - 3.4971 * PS_{t-1} - 0.60323 * RS_{t-1} + e_{Tn,t} \end{aligned} \quad (3.6)$$

$$\begin{aligned} U_t &= 14.464 * P_{t-1} + 0.038472 * R_{t-1} - 2.2919 * S_{t-1} \\ &\quad - 16.105 * PR_{t-1} - 3.9354 * PS_{t-1} + 12.549 * RS_{t-1} + e_{Un,t} \end{aligned} \quad (3.7)$$

$$\text{令 } y_t = \begin{bmatrix} T_t \\ U_t \end{bmatrix}, \quad u_t = \begin{bmatrix} P_t \\ R_t \\ S_t \end{bmatrix}, \quad z_t = \begin{bmatrix} PR_t \\ PS_t \\ RS_t \end{bmatrix}, \quad N = \begin{bmatrix} 5.4503 & 3.5453 & 1.0965 \\ 14.464 & 0.038472 & -2.2919 \end{bmatrix},$$

$$M = \begin{bmatrix} -2.7431 & -3.4971 & -0.60323 \\ -16.105 & -3.9354 & 12.549 \end{bmatrix}, \quad \varepsilon_t = \begin{bmatrix} e_{Tn,t} \\ e_{Un,t} \end{bmatrix}$$

則可改寫為

$$y_t = Nu_{t-1} + Mz_{t-1} + \varepsilon_t \quad (3.8)$$

其中 u_i 部份為線性關係， z_i 為輸入項之相乘項，為非線性部份，故假設此輸出輸入模型為非線性之時間序列模型。

下表 3-3、表 3-4 及表 3-5 為第一次實驗，機台內部參數(由 Straatum sensor 所量測到)每次實驗的平均值與輸入參數之關係所得的表，參照表 3-1 之試驗標示。

表 3-3 電流各階 harmonic 資料(1)

試驗編號	I0	I1	I2	I3	I4
1	9.6189	0.023544	0.0077438	0.0061843	0.030147
2	8.9964	0.021741	0.00844	0.004848	0.022703
3	9.5266	0.022545	0.0075382	0.0060894	0.029945
4	8.4198	0.017617	0.0031521	0.0048374	0.023786
5	8.3028	0.016283	0.0031735	0.0047209	0.023743
6	9.0767	0.023069	0.0085467	0.0048337	0.021754
7	10.113	0.025803	0.012075	0.0042219	0.019059
8	10.079	0.02479	0.011975	0.0042578	0.020021

表 3-4 相角各階 harmonic 資料(1)

試驗編號	P0	P1	P2	P3	P4
1	-70.616	-90.172	123.36	127.18	131.57
2	-72.014	-89.933	123.3	127.91	131.46
3	-70.592	-89.958	124.3	127.06	131.76
4	-68.471	-88.79	137.61	124.67	131.79
5	-68.317	-88.44	138.33	123.72	131.89
6	-72.04	-89.716	122.98	127.59	131.48
7	-72.91	-88.668	122.42	125.18	131.7
8	-73.093	-88.586	122.3	125.9	131.87

表 3-5 電壓各階 harmonic 資料(1)

試驗編號	V0	V1	V2	V3	V4
1	185.01	12.102	1.329	0.45137	1.2547
2	179.55	11.225	1.4924	0.33223	0.9471
3	187.05	11.572	1.2763	0.43846	1.2464
4	164	9.1412	0.53421	0.36114	0.9875
5	165.56	8.4592	0.56526	0.35458	0.98298
6	178.08	11.903	1.5218	0.32639	0.90627
7	196.56	14.239	2.2169	0.33968	0.79388
8	199.3	13.601	2.1803	0.33435	0.83469

表 3-6、表 3-7 及表 3-8 為第二次實驗，機台內部參數(由 Straatum sensor 所量測到)每次實驗的平均值與輸入參數之關係所得的表，參照表 3-1 的試驗標示。

表 3-6 電流各階 harmonic 資料(2)

試驗編號	I0	I1	I2	I3	I4
1	8.4113	0.016803	0.0034739	0.0048617	0.025402
2	9.2618	0.023101	0.0079081	0.005455	0.02414
3	9.0747	0.023085	0.0085728	0.0048364	0.0216
4	10.059	0.024834	0.011884	0.0042842	0.019952
5	8.5143	0.01822	0.0034173	0.004994	0.025406
6	9.5527	0.023559	0.0073049	0.006057	0.02938
7	9.5263	0.022483	0.0073714	0.0060675	0.030784
8	10.126	0.025726	0.012062	0.0042387	0.019213

表 3-7 相角各階 harmonic 資料(2)

試驗編號	P0	P1	P2	P3	P4
1	-68.907	-88.614	136.78	124.12	131.96
2	-71.067	-89.319	125.47	127.23	131.76
3	-72.029	-89.68	123.1	127.64	131.49
4	-73.007	-88.518	122.15	126.08	131.78
5	-68.968	-88.998	136.54	125.12	131.83
6	-70.329	-89.969	124.54	126.64	131.62
7	-70.595	-89.985	124.72	126.95	131.77
8	-72.967	-88.608	122.54	124.96	131.72

表 3-8 電壓各階 harmonic 資料(2)

試驗編號	V0	V1	V2	V3	V4
1	167.29	8.7102	0.59162	0.36338	1.0545
2	181.39	11.914	1.3607	0.38543	1.0038
3	177.99	11.908	1.5269	0.32591	0.89932
4	198.84	13.574	2.1651	0.33366	0.83186
5	165.45	9.4339	0.54557	0.37077	1.0555
6	184.17	12.097	1.2453	0.4409	1.2239
7	187.18	11.528	1.2422	0.43641	1.2821
8	196.86	14.23	2.2142	0.34245	0.79967

由表 3-3 到表 3-8 之數據，利用統計軟體 STATISTICA 6.0 可以得到輸入項與機台內部參數之間的關係式。

$$\begin{aligned}
 I_0 &= 3.82003 * P - 0.15507 * R - 0.16522 * S \\
 &+ 0.00065 * PR - 0.01092 * PS + 0.0004 * RS + 74.45009 + e_{I_0} \\
 adjR^2 &= 0.64349303, e_{I_0} \sim N(0, 0.29647^2)
 \end{aligned}
 \tag{3.9}$$

$$\begin{aligned}
I1 &= -0.011557 * P - 0.000966 * R - 0.001332 * S \\
&+ 0.000019 * PR - 0.000005 * PS + 0.000002 * RS + 0.631163 + e_{I1} \\
adjR^2 &= 0.6152504, e_{I1} \sim N(0, 0.0015054^2)
\end{aligned} \tag{3.10}$$

$$\begin{aligned}
I2 &= -0.017181 * P - 0.00089 * R - 0.001492 * S \\
&+ 0.000007 * PR + 0.000026 * PS - 0.000002 * RS + 0.635016 + e_{I2} \\
adjR^2 &= 0.5624391, e_{I2} \sim N(0, 0.0016395^2)
\end{aligned} \tag{3.11}$$

$$\begin{aligned}
I3 &= 0.007076 * P + 0.000039 * R + 0.000317 * S \\
&+ 0.000008 * PR - 0.000028 * PS - 0.092744 + e_{I3} \\
adjR^2 &= 0.26880183, e_{I3} \sim N(0, 0.00046721^2)
\end{aligned} \tag{3.12}$$

$$\begin{aligned}
I4 &= 0.068315 * P + 0.000515 * R + 0.002607 * S \\
&+ 0.00004 * PR - 0.000217 * PS - 0.000002 * RS + e_{I4} \\
adjR^2 &= 0.37478325, e_{I4} \sim N(0, 0.0024684^2)
\end{aligned} \tag{3.13}$$

$$\begin{aligned}
P0 &= 16.16 * P + 0.51 * R + 0.838 * S \\
&- 0.009 * PR - 0.022 * PS - 0.001 * RS - 451.719 + e_{P0} \\
adjR^2 &= 0.55831353, e_{P0} \sim N(0, 0.86276^2)
\end{aligned} \tag{3.14}$$

$$\begin{aligned}
P1 &= -0.7825 * P + 0.0926 * R - 0.1642 * S \\
&- 0.0154 * PR + 0.0243 * PS - 86.5353 + e_{P1} \\
adjR^2 &= 0.39360408, e_{P1} \sim N(0, 0.39231^2)
\end{aligned} \tag{3.15}$$

$$\begin{aligned}
P2 &= 40.29 * P + 2.02 * R + 2.37 * S \\
&- 0.07 * PR + 0.02 * PS - 1122.77 + e_{P2} \\
adjR^2 &= 0.4886695, e_{P2} \sim N(0, 3.483^2)
\end{aligned} \tag{3.16}$$

$$\begin{aligned}
P3 &= -2.2894 * P - 0.3448 * R - 0.0279 * S \\
&+ 0.0272 * PR - 0.0369 * PS + 0.0004 * RS + 255.6553 + e_{p3} \\
adjR^2 &= 0.45154958, e_{p3} \sim N(0, 0.82757^2)
\end{aligned} \tag{3.17}$$

$$\begin{aligned}
P4 &= 1.6694 * P + 0.0449 * R + 0.0329 * S \\
&- 0.0032 * PR + 0.0009 * PS - 0.0001 * RS + 103.9022 + e_{p4} \\
adjR^2 &= 0.36622176, e_{p4} \sim N(0, 0.087122^2)
\end{aligned} \tag{3.18}$$

$$\begin{aligned}
V0 &= 59.3 * P - 2.765 * R - 3.225 * S \\
&- 0.159 * PS + 0.007 * RS + 1411.357 + e_{v0} \\
adjR^2 &= 0.64374775, e_{v0} \sim N(0, 5.604^2)
\end{aligned} \tag{3.19}$$

$$\begin{aligned}
V1 &= -5.6753 * P - 0.5403 * R - 0.8267 * S \\
&+ 0.0054 * PR + 0.0029 * PS + 0.0013 * RS + 362.9634 + e_{v1} \\
adjR^2 &= 0.59124395, e_{v1} \sim N(0, 0.9191^2)
\end{aligned} \tag{3.20}$$

$$\begin{aligned}
V2 &= -3.6666 * P - 0.1657 * R - 0.2959 * S \\
&+ 0.0007 * PR + 0.0067 * PS + 0.0004 * RS + 123.2937 + e_{v2} \\
adjR^2 &= 0.5370666, e_{v2} \sim N(0, 0.31782^2)
\end{aligned} \tag{3.21}$$

$$\begin{aligned}
V3 &= 0.82301 * P + 0.0049 * R + 0.02471 * S \\
&+ 0.00028 * PR - 0.00231 * PS - 0.00002 * RS - 8.99703 + e_{v3} \\
adjR^2 &= 0.45025237, e_{v3} \sim N(0, 0.026053^2)
\end{aligned} \tag{3.22}$$

$$\begin{aligned}
V4 &= 2.8763 * P + 0.0208 * R + 0.1086 * S \\
&+ 0.0017 * PR - 0.0091 * PS - 0.0001 * RS - 37.1948 + e_{v4} \\
adjR^2 &= 0.37221204, e_{v4} \sim N(0, 0.1028^2)
\end{aligned} \tag{3.23}$$

由於上述輸入項與機台內部參數間的關係模型並不理想(由 $adjR^2$ 之值可看出上述模型之適配度不理想)，表示安裝在此機台上的感應器對於輸入項的改變，比較無法去發覺或解釋，即無法利用輸入參數與機台內部參數之關係模型來做 W2W 之控制，但可利用主成份分析法，將此十五個變數轉換成三個新的變數(主成份)，利用這三個新的相互獨立的主成份來解釋這十五個變數的變異(可解釋原有資訊八、九成之變異)，不會喪失原有資料之資訊，且可將其變數個數由 15 個變數(Plasma Index)縮減為 3 個變數(主成份)，達到變數縮減的目的，並且可以主成份得分圖用來做錯誤偵測之依據。將在下面一個章節對主成份分析法與錯誤偵測做詳細介紹。



第四章 主成份分析及錯誤偵測

我們常可以從不同機台所安裝之不同感應器擷取到機台內部之資訊，但由於資料量龐大，變數個數多，且各變數間有很強烈之相關性，因此資料的處理及判讀並不容易，要利用這些資料來診斷機台有無錯誤發生或是機台何處發生錯誤也是一大議題。本論文提供一多變量分析-主成份分析法，做為資料處理、分析與判讀之有效方法，並且可以找出機台有無錯誤發生，甚至是何處發生錯誤 [15][16]。

4.1 主成份分析法介紹

主成份分析(Principal Component Analysis, PCA)主要目的是做為訂定指標的依據，它是對多個變數決定各變數權重而成加權平均，依此訂出總指標。主成份能將資料簡化，將多個有相關的變數簡化成少數幾個互相獨立的主成份，而且經由線性組合而得的主成份能保有原來變數最多的資訊，(即主成份有最大的變異數)，也就是使受測者在這些主成份上會顯出最大的個別差異。

主成份分析，除了用來概述變數間的關係外，亦可用來削減迴歸分析或集群分析中變數的數目。此外，為了達到最大變異的目的，可用主成份分析將原來的變數轉變為主成份，抽出主成份後，可將各變數的原始資料轉換為主成份得點，以供進一步的統計分析。

所謂主成份分析是要尋找一組變數的線性組合，一方面要能保有原來變數的資訊(代表性)，而且主成份間不能重疊(獨立性)，更重要的是能以“少數”幾個主成份代替原來“多個”變數(精簡性)。主成份分析就是要達成此3個重要目標，代表性、獨立性與精簡性。

主成份分析的特點如下:

- 1.係數向量(即特徵向量)直交。
- 2.主成份間獨立。
- 3.各主成份的變異數等於其對應的特徵值。
- 4.所有主成份的變異數的和與所有變數之變異數的和相等。
- 5.可以少數幾個主成份解釋原有資料之變異。

以上五點即為主成份重要之性質，詳細說明可參考參考資料[17][18]。



4.2 錯誤偵測

圖 4-1 先以機台後測的每日記錄(Daily Monitor Record)量測資料，晶圓厚度與均衡度，各 76 筆資料，由於此兩個變數的相關性很低，可視為獨立變數，將兩個變數標準化，再畫出厚度對均衡度的統計量圖，取三個標準差的範圍當標準，若在標準內則製程是良好的，反之，則表示製程發生問題了。

但是由於每個半導體廠機台後測都是等一整批晶圓(25 片)做完後才去做抽樣，然後進行後測，常常會發生一整批都出問題的情況，所以必須利用機台上所加裝的感應器，進行即時量測的動作，以確保製程正常。

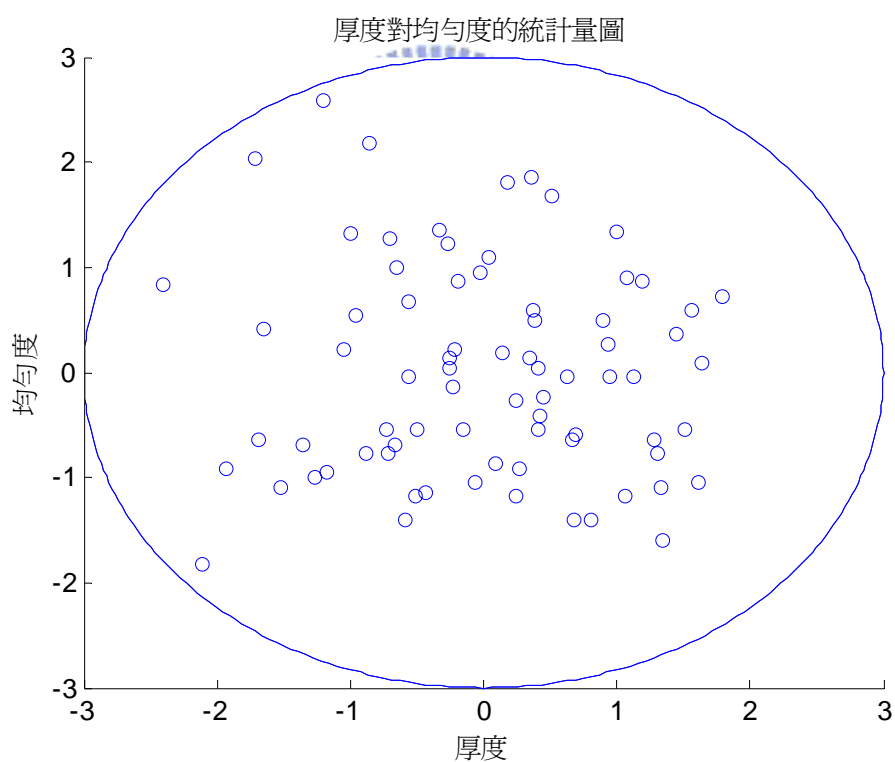


圖 4-1 厚度對均勻度統計量圖

另外以每日記錄量測資料的 Plasma Index，共十五個變數，做 96 片晶圓的 BSG 製程，每片從感應器取得 438 筆資料(取樣頻率 4Hz，本論文所討論之 BSG 製程約要兩分半鐘，取中間平穩之部分)，再求其平均值，故以十五個變數各 96 筆資料來做主成份分析，之後再以主成份得分圖來當作錯誤偵測的依據。

感應器所得到的十五個變數的資料 $X = [X_1 \ X_2 \ \dots \ X_{15}]$ ， $X_1 \sim X_5$ 對應到 I0~I4， $X_6 \sim X_{10}$ 對應到 P0~P4， $X_{11} \sim X_{15}$ 對應到 V0~V4。

首先找出這十五個變數的相關係數矩陣。

求其特徵值($\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3, \dots$ 由大到小排列)與特徵向量(A_1, A_2, A_3, \dots 對應於特徵值)，則第一主成份為 $T_1 = XA_1$ ，第二主成份為 $T_2 = XA_2$ ，以此類推。

$$\lambda_1 = 10.481, \lambda_2 = 1.6626, \lambda_3 = 1.1302, \dots$$

$$\frac{\sum_{i=1}^3 \lambda_i}{\sum_{i=1}^{15} \lambda_i} = 88.49\%$$



(4.1)

可得到主要的三個主成份如下：

$$\begin{aligned} T_1 = & -0.28256X_1 - 0.22854X_2 - 0.30206X_3 + 0.29414X_4 + 0.2338X_5 + 0.29866X_6 \\ & - 0.15556X_7 + 0.24695X_8 - 0.28057X_9 - 0.02837X_{10} - 0.30205X_{11} - 0.26893X_{12} \\ & - 0.30408X_{13} + 0.26365X_{14} + 0.2368X_{15} \end{aligned} \quad (4.2)$$

$$\begin{aligned} T_2 = & -0.18892X_1 - 0.299X_2 - 0.077508X_3 - 0.14161X_4 - 0.2942X_5 + 0.058495X_6 \\ & - 0.48373X_7 - 0.128X_8 + 0.14413X_9 + 0.48001X_{10} + 0.042655X_{11} - 0.31475X_{12} \\ & - 0.077223X_{13} - 0.30927X_{14} - 0.23414X_{15} \end{aligned} \quad (4.3)$$

$$\begin{aligned} T_3 = & -0.17564X_1 - 0.086993X_2 - 0.04806X_3 - 0.14574X_4 - 0.44924X_5 + 0.15327X_6 \\ & + 0.10717X_7 + 0.26422X_8 - 0.025802X_9 - 0.61909X_{10} - 0.10659X_{11} - 0.086609X_{12} \\ & - 0.068041X_{13} - 0.079831X_{14} - 0.46659X_{15} \end{aligned} \quad (4.4)$$

將特徵值大的保留下來，即可以保留原來變數的資訊，以此例是保留前三個主成份即可以解釋原有資訊的 88.49%，可縮減變數個數，另外各主成份間也是互相獨立的。

將所有從感應器所取得的 Plasma Index 資料標準化，然後再找出三個主成份，可以解釋原有資訊的 88.49%，然後畫出三個主成份相對應的主成份得分圖(圖 4-2、圖 4-3 及圖 4-4)，取三個標準差的範圍當作標準，即可以此三個主成份得分圖作為錯誤偵測的依據，將所得到新的資料放到此三個主成份中計算，再畫出主成份得分圖，若不在我們所限制的範圍內，即表示此製程發生問題。若能以此方法套用到機台上，利用機台內部感應器所取得的 Plasma Index 資料，即可去偵測每一片晶圓 PECVD 製程，能夠在最快的時間內偵測出機台製程的不穩定，在機台製程不發生問題時，第一時間偵測到錯誤的發生，以減少壞片的產生，降低成本。



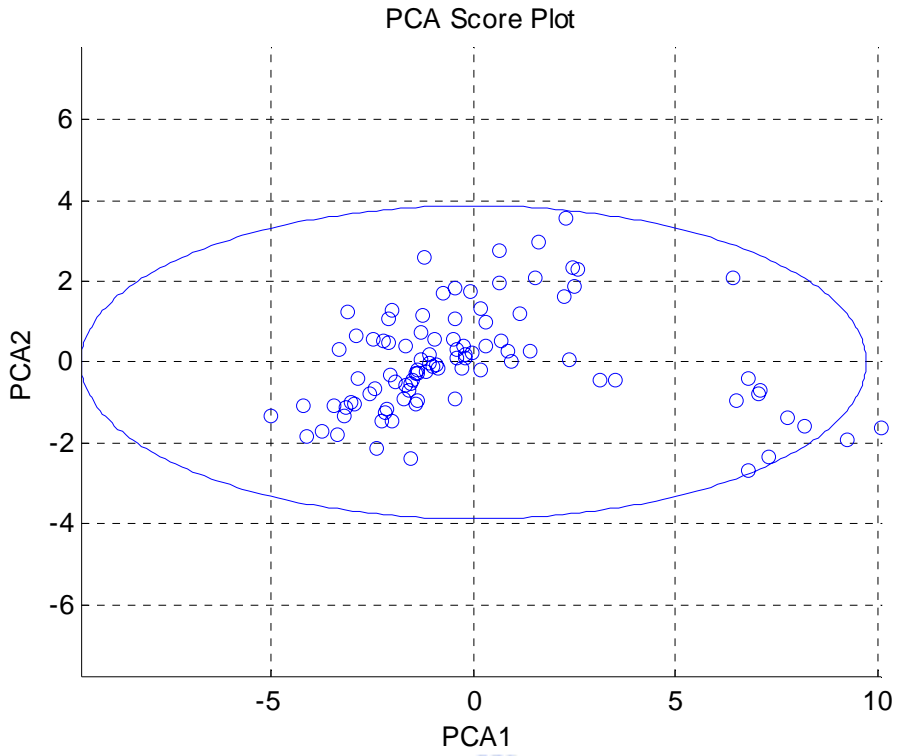


圖 4-2 主成份得分圖(第一主成份與第二主成份)

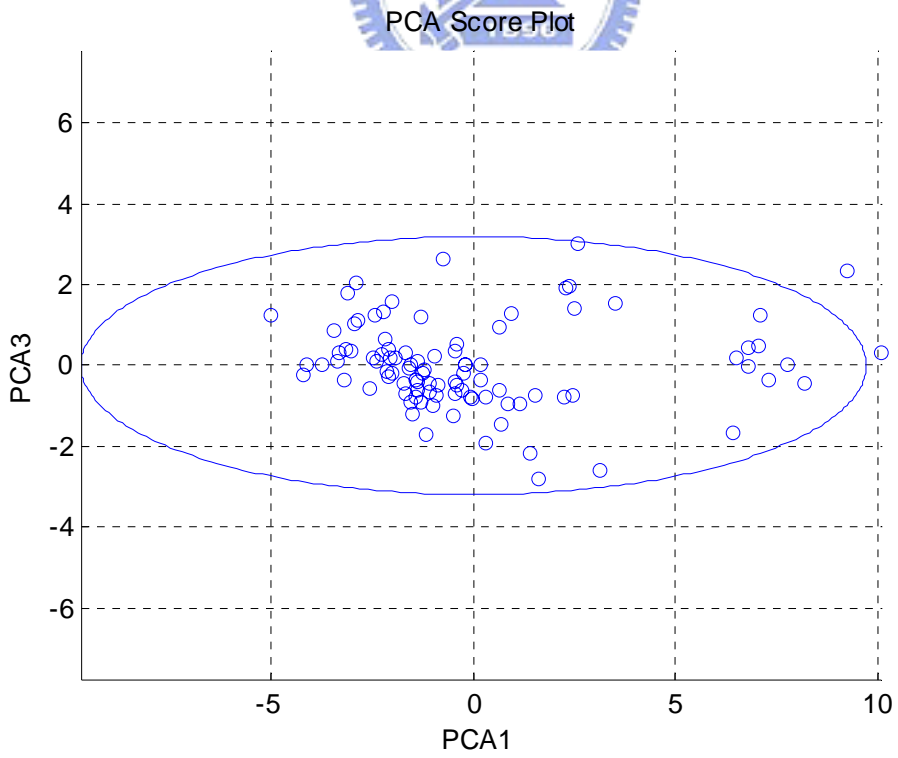


圖 4-3 主成份得分圖(第一主成份與第三主成份)

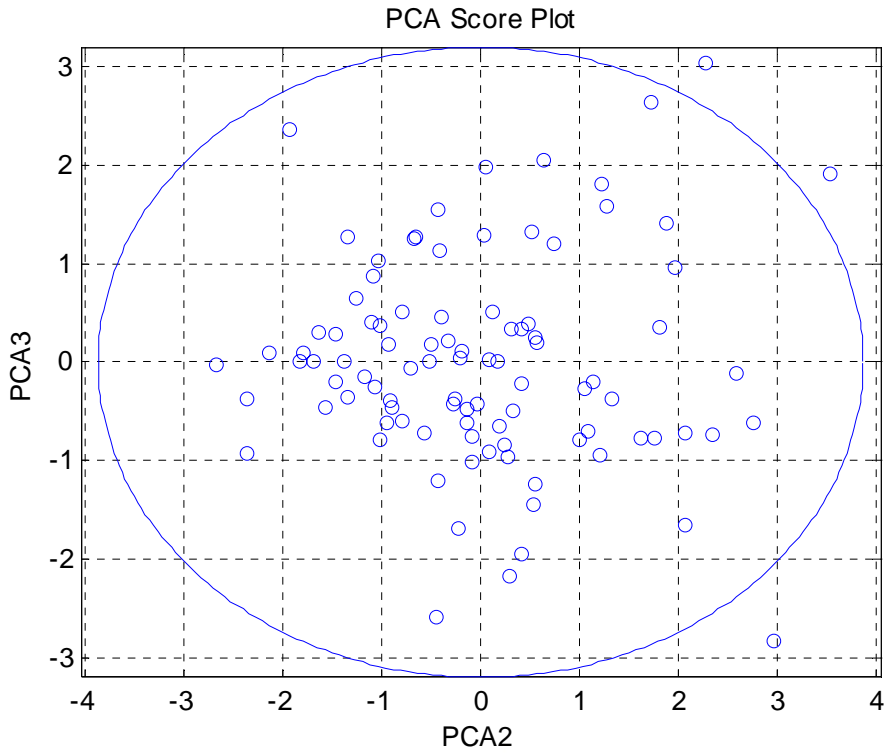


圖 4-4 主成份得分圖(第二主成份與第三主成份)

範圍的限定:取三個標準差當橢圓長短軸，由於三個主成份相互獨立(主成份分析法其中一個特性，各主成份間相互獨立)，故橢圓傾斜角度為零度。

利用統計軟體 STATISTICA 6.0 可以得到輸入項與此三個主成份之間的關係式。

$$\begin{aligned}
 T_1 &= 3.4249 * P + 15.7763 * R + 5.196 * S - 1.6313 * PR \\
 &\quad - 1.9987 * PS - 15.7914 * RS + e_{T_1} \\
 adjR^2 &= 0.56065758
 \end{aligned} \tag{4.5}$$

$$e_{T_1} \sim N(0, 1.4815^2)$$

$$\begin{aligned}
 T_2 &= 4.967 * P - 4.4394 * R + 3.6426 * S + 8.5395 * PR \\
 &\quad - 10.8254 * PS - 1.9032 * RS + e_{T_2} \\
 adjR^2 &= 0.32485861
 \end{aligned} \tag{4.6}$$

$$e_{T_2} \sim N(0, 1.3855^2)$$

$$\begin{aligned}
T_3 &= 9.47239 * P - 8.49342 * R + 2.39261 * S - 7.31928 * PR \\
&- 4.48776 * PS - 2.43722 * RS + e_{T_3} \\
adjR^2 &= 0.70444597
\end{aligned}
\tag{4.7}$$

$$e_{T_3} \sim N(0, 0.53857^2)$$

由於此三個主成份即是解釋感應器所量測到的 Plasma Index 資訊，故由第三章輸入參數與 Plasma Index 之模型適配度不佳即可以推測輸入參數與此三個主成份間的關係模型之適配度應是不佳，從式子(4.5)到(4.7)可知道輸入參數與此三個主成份間的關係模型確實不理想(由 $adjR^2$ 可看出上述模型之適配度不理想)。故無法利用輸入參數與此三個主成份間的關係模型來做 W2W 之控制，因此本論文僅利用輸入項與輸出項之關係模型，利用每次的輸入值與輸出值做 RLS 動態模型之調變，再加上 MVC 做 R2R 之回饋控制，此部分之理論與模擬將在下兩章有詳細介紹與說明。



第五章 RLS 動態模型調變方法

由於機台的模型可能隨著時間的改變，而有所變動，故希望能利用 RLS 的方法作動態模型的調變，也可以說是去適應機台的變動，讓從 DOE 找出來的模型能隨著機台的變動而去適應它，可以提高模型的準確性。以下介紹 RLS 的方法[19]。

Weighted RLS Criterion :

以一個簡單的模型來說明 Weighted RLS 方法

假設一個非線性模型

$$\hat{y}(t) = \hat{N}(t)x(t) \quad (5.1)$$

其中 $x(t) = [x_1(t) \ x_2(t) \ x_1(t)x_2(t)]$ ， $\hat{N}(t) = [a \ b \ c]$ ，為兩個輸入，一個輸出之非線性系統，令 $\varphi^T(t) = [x(t)]$ ， $\hat{\theta} = [\hat{N}(t)]$ ，則此模型可改寫為

$$\hat{y}(t) = \varphi^T(t) \cdot \hat{\theta} \quad (5.2)$$

則希望在滿足下列式子的情況下，所找到的 $\hat{\theta}(t)$ 即是最佳值。

$$\hat{\theta}(t) = \arg \min_{\theta} \sum_{k=1}^t \beta(t,k) [y(k) - \varphi^T(k)\theta]^2 \quad (5.3)$$

對 θ 偏微，可以得到

$$\hat{\theta}(t) = \bar{R}^{-1}(t) f(t) \quad (5.4)$$

$$\text{其中 } \bar{R}(t) = \sum_{k=1}^t \beta(t,k) \varphi(k) \varphi^T(k) \quad (5.5)$$

$$f(t) = \sum_{k=1}^t \beta(t,k) \varphi(k) y(k) \quad (5.6)$$

$$\beta(t,k) = \lambda(t) \beta(t-1,k), \quad 1 \leq k \leq t-1 \quad (5.7)$$

$$\beta(t,t) = 1 \quad (5.8)$$

由(5.7)式可以寫成 $\beta(t,k) = \prod_{j=k+1}^t \lambda(j)$

可以得到

$$\bar{R}(t) = \lambda(t)\bar{R}(t-1) + \varphi(t)\varphi^T(t) \quad (5.9)$$

$$f(t) = \lambda(t)f(t-1) + \varphi(t)y(t) \quad (5.10)$$

$$\begin{aligned} \hat{\theta}_t &= \bar{R}^{-1}(t)f(t) = \bar{R}^{-1}(t)[\lambda(t)f(t-1) + \varphi(t)y(t)] \\ &= \bar{R}^{-1}(t)\left[\lambda(t)\bar{R}(t-1)\hat{\theta}_{t-1} + \varphi(t)y(t)\right] \\ &= \bar{R}^{-1}(t)\left\{\left[\bar{R}(t) - \varphi(t)\varphi^T(t)\right]\hat{\theta}_{t-1} + \varphi(t)y(t)\right\} \\ &= \hat{\theta}_{t-1} + \bar{R}^{-1}(t)\varphi(t)\left[y(t) - \varphi^T(t)\hat{\theta}_{t-1}\right] \end{aligned} \quad (5.11)$$

因此可以得到

$$\hat{\theta}(t) = \hat{\theta}(t-1) + \bar{R}^{-1}(t)\varphi(t)\left[y(t) - \varphi^T(t)\hat{\theta}(t-1)\right] \quad (5.12)$$

$$\bar{R} = \lambda(t)\bar{R}(t-1) + \varphi(t)\varphi^T(t) \quad (5.13)$$

為了避免每次都要作一次 $\bar{R}(t)$ 的反矩陣

$$\text{因此令 } P(t) = \bar{R}^{-1}(t) \quad (5.15)$$

$$\text{由 } [A + BCD]^{-1} = A^{-1} - A^{-1}B[DA^{-1}B + C^{-1}]^{-1}DA^{-1} \quad (5.14)$$

讓 $A = \lambda(t)\bar{R}(t-1)$, $B = D^T = \varphi(t)$, and $C = 1$

可得

$$P(t) = \frac{P(t-1) - \frac{P(t-1)\varphi(t)\varphi^T(t)P(t-1)}{\lambda(t) + \varphi^T(t)P(t-1)\varphi(t)}}{\lambda(t)} \quad (5.15)$$

然後

$$\bar{R}^{-1}(t)\varphi(t) = \frac{P(t-1)\varphi(t)}{\lambda(t) + \varphi^T(t)P(t-1)\varphi(t)} \quad (5.16)$$

可得到下面三個式子，也就是 RLS 動態模型 的調變程序

$$L(t) = \frac{P(t-1)\varphi(t)}{\lambda(t) + \varphi^T(t)P(t-1)\varphi(t)} \quad (5.17)$$

$$\hat{\theta}(t) = \hat{\theta}(t-1) + L(t)[y(t) - \varphi^T(t)\hat{\theta}(t-1)] \quad (5.18)$$

$$P(t) = \left[P(t-1) - \frac{P(t-1)\varphi(t)\varphi^T(t)P(t-1)}{\lambda(t) + \varphi^T(t)P(t-1)\varphi(t)} \right] / \lambda(t) \quad (5.19)$$

其中 $P(t)$ 為 $\varphi(t)$ 之共變異數矩陣(covariance matrix) 之逆矩陣(inverse matrix)，初始條件 $P(0)$ 與 $\hat{\theta}(0)$ 均可從 DOE 的資料中獲得。

本論文中僅探討標準 RLS 方法，即 $\lambda(t) = 1$ 時的情況，以 DOE 所得到的模型，兩個輸出(厚度、均勻度)與三個輸入(Pressure、RF power 及 Spacing)之間的關係模型，由模擬可得到動態模型的調變情況，將在下一章與控制器一起做模擬及討論。



第六章 Minimum Variance

Controller

目前半導體廠在機台製程控制上，大部分利用簡單的 MEWMA 控制器，僅可以處理具有多輸入多輸出(MIMO)線性模型之系統，但許多製程系統，其輸入與輸出項間的關係都是具有非線性之結構，本論文提供一最小變異控制器，可以解決 MEWMA 控制器所無法解決之非線性結構系統，並對製程有良好的改善。

6.1 One-Step Ahead Predictor

從(3.8)式我們所假設之非線性時間序列模型可以表示為下列的型式：

$$y_t = Nu_{t-1} + Mz_{t-1} + \varepsilon_t \quad (6.1)$$

由於本論文所假設的模型在輸入項對輸出項有落後一個時間差的關係，因此必須做 One-step ahead 之預測，這麼一來才可利用預測出來的模型，去設計所要的控制器，得到新的輸入參數之調變值。

定義 $\hat{y}_{t+1|t}$ 是 y_{t+1} 在時間 t 時的最佳預測值，最小化下述的 cost function 即可得到。

$$J = \mathbb{E} \left[(y_{t+1} - \hat{y}_{t+1|t})^2 \right] \quad (6.2)$$

由(6.2)式對 $\hat{y}_{t+1|t}$ 偏微令式子為零可得

$$\frac{\partial J}{\partial \hat{y}_{t+1|t}} = 0 \quad (6.3)$$

$$\mathbb{E} (2(y_{t+1} - \hat{y}_{t+1|t})) = 0 \quad (6.4)$$

由(6.1)式可得

$$y_{t+1} = Nu_t + Mz_t + \varepsilon_{t+1} \quad (6.5)$$

將(6.5)式代入(6.4)式

$$\in (2(Nu_t + Mz_t + \varepsilon_{t+1} - \hat{y}_{t+1|t})) = 0 \quad (6.6)$$

$$\because \varepsilon_{t+1} = 0$$

$$\therefore \hat{y}_{t+1|t} = Nu_t + Mz_t \quad (6.7)$$

(6.7)式即為 One-step ahead predictor。

6.2 Minimum variance control algorithm

(6.1)式之模型，經過 One-step ahead predictor 後可得為下面的模型

$$\hat{T}_{t+1|t} = 5 * P_t + 4 * R_t + 1 * S_t - 3 * PR_t - 4 * PS_t - 0.5 * RS_t \quad (6.8)$$

$$\hat{U}_{t+1|t} = 15 * P_t + 0.05 * R_t - 2.5 * S_t - 18 * PR_t - 4 * PS_t + 14 * RS_t \quad (6.9)$$

$$\text{令 } \hat{y}_{t+1|t} = \begin{bmatrix} \hat{T}_{t+1|t} \\ \hat{U}_{t+1|t} \end{bmatrix}, u_t = \begin{bmatrix} P_t \\ R_t \\ S_t \end{bmatrix}, z_t = \begin{bmatrix} PR_t \\ PS_t \\ RS_t \end{bmatrix}, N = \begin{bmatrix} 5 & 4 & 1 \\ 15 & 0.05 & -2.5 \end{bmatrix},$$

$$M = \begin{bmatrix} -3 & -4 & -0.5 \\ -18 & -4 & 14 \end{bmatrix}, T = \begin{bmatrix} -0.46948 \\ -0.6136 \end{bmatrix}$$

考慮另一個 cost function 為下列型式

$$I = (\hat{y}_{t+1|t} - T)' W (\hat{y}_{t+1|t} - T) + (u_t - u_{t-1})' \Gamma (u_t - u_{t-1}) \quad (6.10)$$

其中 T 為期望的目標，W 與 Γ 均為單位矩陣。

希望能使此 cost function 在最小的情況下，得到新的輸入值，也就是希望在輸入值變動小的情況下，使得預測的目標能最接近期望的目標。另外還必須滿足輸出與輸入的兩個限制式如下：

$$L_u \leq u_t \leq U_u \quad (6.11)$$

$$L_y \leq \hat{y}_{t+1|t} \leq U_y \quad (6.12)$$

其中 L_u ， U_u 分別為輸入的上下限。

$$6.5 \leq \text{Pressure} \leq 7.5(\text{torr}) \quad (6.13)$$

$$550 \leq \text{RFpower} \leq 650(\text{W}) \quad (6.14)$$

$$395 \leq \text{Spacing} \leq 415(\text{mils}) \quad (6.15)$$

L_y , U_y 分別為輸出的上下限，與第二章所述之範圍界限一樣。

$$14840 \leq \text{Thickness} \leq 15160(\text{Å}) \quad (6.16)$$

$$\text{Uniformity}(U) \leq 2\% \quad (6.17)$$

由(6.10)式對 u_t 偏微令式子為零可得

$$\frac{\partial I}{\partial u_t} = \frac{\partial \left[(\hat{y}_{t+1|t} - T)' W (\hat{y}_{t+1|t} - T) + (u_t - u_{t-1})' \Gamma (u_t - u_{t-1}) \right]}{\partial u_t} = 0 \quad (6.18)$$

$$\text{由(6.8)式與(6.9)式可將模型改寫為 } \hat{y}_{t+1|t} = Nu_t + Mz_t \quad (6.19)$$

將(6.19)代入(6.18)式

$$2(N'WN)u_t + 2\Gamma(u_t - u_{t-1}) + 2(N'W)(MZ_t - T) = 0 \quad (6.20)$$

其中非線性項 z_t 為輸入參數之各別兩兩相乘項，由於輸入參數之線性項 u_t 之調變值確定後即可以得到非線性項 z_t 之值，因此只控制線性項 u_t 的部分，將式子做移項整理可得

$$u_t^\# = (N'WN + \Gamma)^{-1}((N'W)(T - Mz_t) + \Gamma u_{t-1}) \quad (6.21)$$

由於 z_t 非線性部分無法獲得(因為是當期 t 時間之非線性項)，利用 one step ahead predictor 的方法去預測 z_t

$$z_t = \hat{z}_{t|t-1} = z_{t-1} \quad (6.22)$$

最後可得到控制法則(6.23)式

$$u_t^* = (N'WN + \Gamma)^{-1}((N'W)(T - Mz_{t-1}) + \Gamma u_{t-1}) \quad (6.23)$$

即為最小變異控制器之調變方法[20][21][22]。

圖 6-1 即為控制器的架構。包含前述所提之章節，整個錯誤偵測、RLS 動態模型調變方法以及 Minimum Variance Controller 的架構如下圖所示。

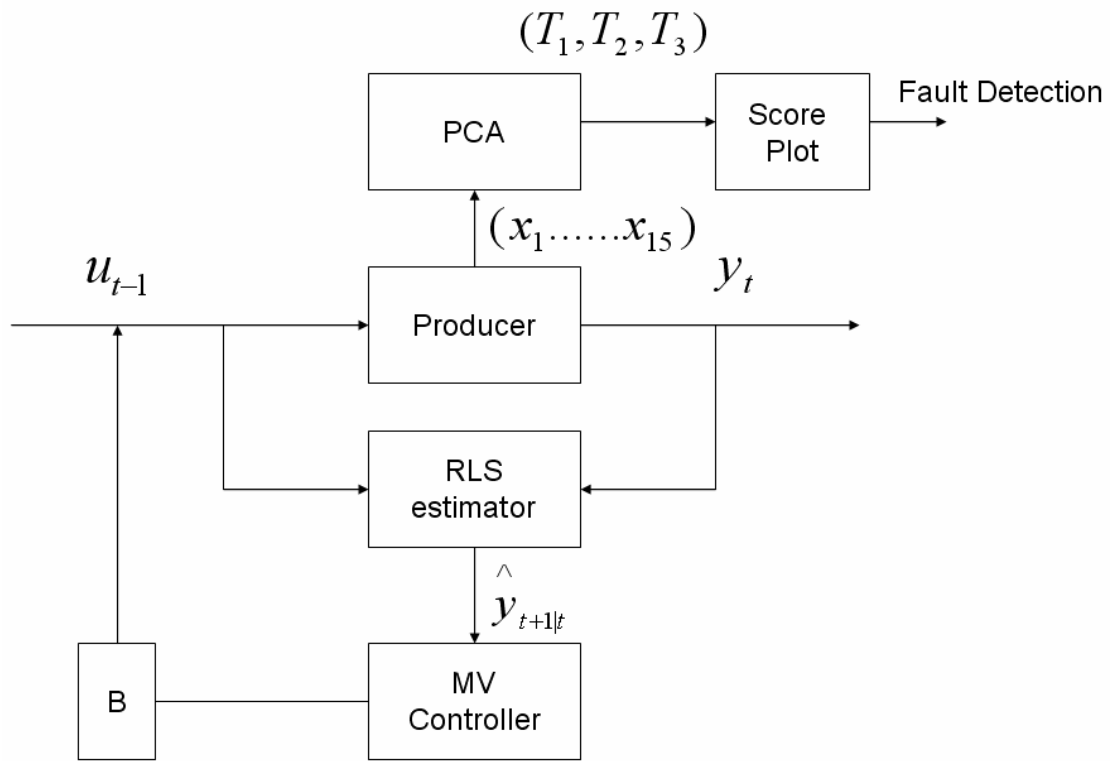


圖 6-1 錯誤偵測、RLS 動態模型調變及 Minimum Variance Controller 之架構圖

6.3 RLS 動態模型調變方法與最小變異控制器之模擬

本小節針對本論文所提出之 RLS 動態模型調變方法與最小變異控制器之架構，做一個模擬測試，以模擬結果討論本論文所提出之控制架構是否能夠有良好的效果，進一步做實驗驗證，並且在下一章節介紹實驗驗證之結果與分析。

圖 6-2 為模擬之示意圖，利用 DOE 所找到的模型(6.24)式與(6.25)式當作機台端(圖 6-2 中 Model from DOE)。

$$\begin{aligned} T_t &= 5.4503 * P_{t-1} + 3.5453 * R_{t-1} + 1.0965 * S_{t-1} \\ &- 2.7431 * PR_{t-1} - 3.4971 * PS_{t-1} - 0.60323 * RS_{t-1} + e_{Tn,t} \end{aligned} \quad (6.24)$$

$$\begin{aligned} U_t &= 14.464 * P_{t-1} + 0.038472 * R_{t-1} - 2.2919 * S_{t-1} \\ &- 16.105 * PR_{t-1} - 3.9354 * PS_{t-1} + 12.549 * RS_{t-1} + e_{Un,t} \end{aligned} \quad (6.25)$$

其中 $e_{Tn} \sim N(0, 0.066532^2)$, $e_{Un} \sim N(0, 0.20868^2)$



然後假設一組新的初始模型，(6.26)式與(6.27)式

$$\hat{T}_{t+1|t} = 5 * P_t + 4 * R_t + 1 * S_t - 3 * PR_t - 4 * PS_t - 0.5 * RS_t \quad (6.26)$$

$$\hat{U}_{t+1|t} = 15 * P_t + 0.05 * R_t - 2.5 * S_t - 18 * PR_t - 4 * PS_t + 14 * RS_t \quad (6.27)$$

$$\text{令 } \hat{y}_{t+1|t} = \begin{bmatrix} \hat{T}_{t+1|t} \\ \hat{U}_{t+1|t} \end{bmatrix}, \quad u_t = \begin{bmatrix} P_t \\ R_t \\ S_t \end{bmatrix}, \quad z_t = \begin{bmatrix} PR_t \\ PS_t \\ RS_t \end{bmatrix}, \quad N = \begin{bmatrix} 5 & 4 & 1 \\ 15 & 0.05 & -2.5 \end{bmatrix},$$

$$M = \begin{bmatrix} -3 & -4 & -0.5 \\ -18 & -4 & 14 \end{bmatrix}, \quad T = \begin{bmatrix} -0.46948 \\ -0.6136 \end{bmatrix}$$

利用每次所得到機台輸入與輸出值拿來做 RLS 動態模型調變，再利用所調好新模型的係數給 Minimum Variance Controller 作下一步輸入值的產生。利用

RLS 動態模型調變可得 \hat{N} , \hat{M} ，再利用 MVC(6.28)式，可得到下一步的輸入值 u_t^* 。

$$u_t^* = (\hat{N}' W \hat{N} + \Gamma)^{-1} ((\hat{N} W)(T - \hat{M} z_{t-1}) + \Gamma u_{t-1}) \quad (6.28)$$

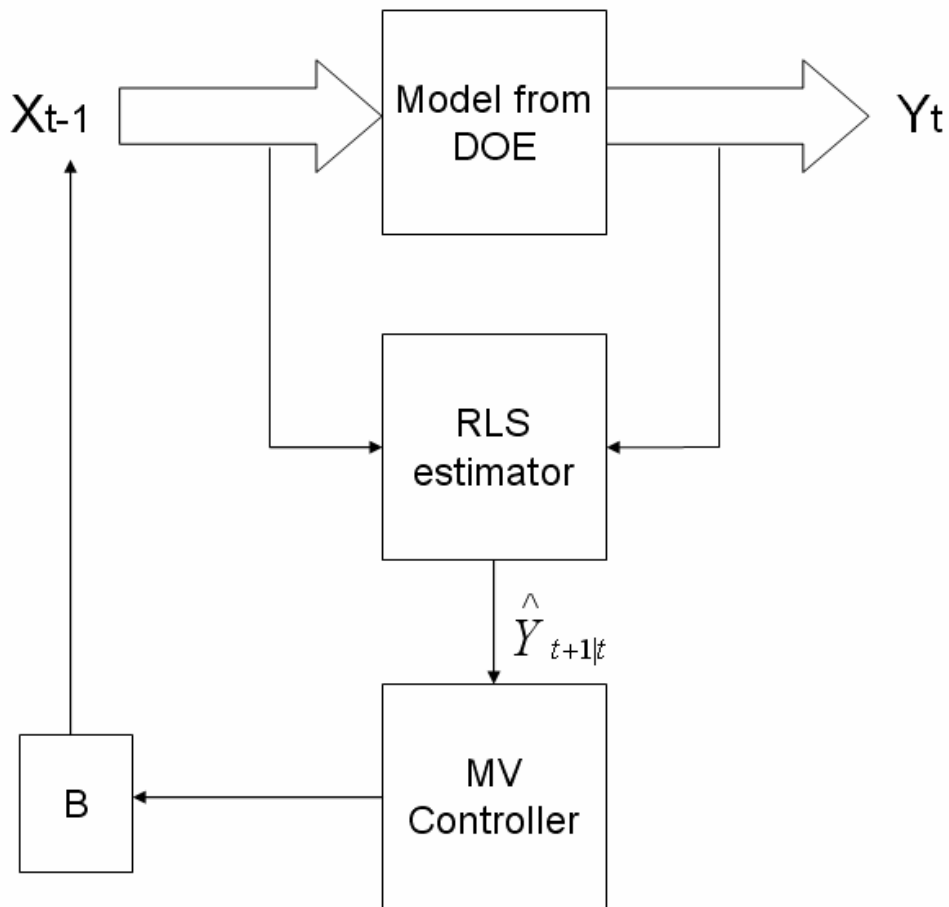


圖 6-2 模擬示意圖

另外因為機台的變動是無法預知的，因此在當作機台端的模型(Model from DOE)上再加上係數的變動，每個係數都加上一個干擾(noise)，更能模擬實際機台的情況。

若加上標準差為原係數的 2% 的干擾(平均值為零)，機台端模型如下

$$T_t = (5.4503 + a_{t-1}) * P_{t-1} + (3.5453 + b_{t-1}) * R_{t-1} + (1.0965 + c_{t-1}) * S_{t-1} \\ + (-2.7431 + d_{t-1}) * PR_{t-1} + (-3.4971 + f_{t-1}) * PS_{t-1} + (-0.60323 + g_{t-1}) * RS_{t-1} + e_{Tn,t} \quad (6.29)$$

$$U_t = (14.464 + h_{t-1}) * P_{t-1} + (0.038472 + i_{t-1}) * R_{t-1} + (-2.2919 + j_{t-1}) * S_{t-1} \\ + (-16.105 + k_{t-1}) * PR_{t-1} + (-3.9354 + l_{t-1}) * PS_{t-1} + (12.549 + m_{t-1}) * RS_{t-1} + e_{Un,t} \quad (6.30)$$

其中 $a_t \sim N(0, (2 \times 5.4503\%)^2)$, $b_t \sim N(0, (2 \times 3.5453\%)^2)$,

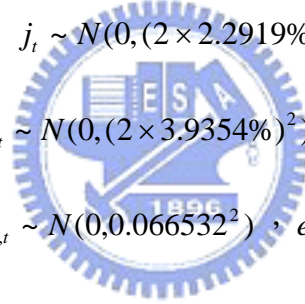
$c_t \sim N(0, (2 \times 1.0965\%)^2)$, $d_t \sim N(0, (2 \times 2.7431\%)^2)$, $f_t \sim N(0, (2 \times 3.4971\%)^2)$,

$g_t \sim N(0, (2 \times 0.60323\%)^2)$, $h_t \sim N(0, (2 \times 14.464\%)^2)$,

$i_t \sim N(0, (2 \times 0.038472\%)^2)$, $j_t \sim N(0, (2 \times 2.2919\%)^2)$,

$k_t \sim N(0, (2 \times 16.105\%)^2)$, $l_t \sim N(0, (2 \times 3.9354\%)^2)$,

$m_t \sim N(0, (2 \times 12.549\%)^2)$, $e_{Tn,t} \sim N(0, 0.066532^2)$, $e_{Un,t} \sim N(0, 0.20868^2)$



若加上標準差為原係數 3% 的干擾(平均值為零)，機台端模型如下

$$T_t = (5.4503 + a_{t-1}) * P_{t-1} + (3.5453 + b_{t-1}) * R_{t-1} + (1.0965 + c_{t-1}) * S_{t-1} \\ + (-2.7431 + d_{t-1}) * PR_{t-1} + (-3.4971 + f_{t-1}) * PS_{t-1} + (-0.60323 + g_{t-1}) * RS_{t-1} + e_{Tn,t} \quad (6.31)$$

$$U_t = (14.464 + h_{t-1}) * P_{t-1} + (0.038472 + i_{t-1}) * R_{t-1} + (-2.2919 + j_{t-1}) * S_{t-1} \\ + (-16.105 + k_{t-1}) * PR_{t-1} + (-3.9354 + l_{t-1}) * PS_{t-1} + (12.549 + m_{t-1}) * RS_{t-1} + e_{Un,t} \quad (6.32)$$

其中 $a_t \sim N(0, (3 \times 5.4503\%)^2)$, $b_t \sim N(0, (3 \times 3.5453\%)^2)$,

$c_t \sim N(0, (3 \times 1.0965\%)^2)$, $d_t \sim N(0, (3 \times 2.7431\%)^2)$, $f_t \sim N(0, (3 \times 3.4971\%)^2)$,

$$g_t \sim N(0, (3 \times 0.60323\%)^2), \quad h_t \sim N(0, (3 \times 14.464\%)^2),$$

$$i_t \sim N(0, (3 \times 0.038472\%)^2), \quad j_t \sim N(0, (3 \times 2.2919\%)^2), \quad k_t \sim N(0, (3 \times 16.105\%)^2),$$

$$l_t \sim N(0, (3 \times 3.9354\%)^2), \quad m_t \sim N(0, (3 \times 12.549\%)^2), \quad e_{Tn,t} \sim N(0, 0.066532^2),$$

$$e_{Un,t} \sim N(0, 0.20868^2)$$

若加上標準差為原係數 4% 的干擾(平均值為零)，機台端模型如下

$$\begin{aligned} T_t = & (5.4503 + a_{t-1}) * P_{t-1} + (3.5453 + b_{t-1}) * R_{t-1} + (1.0965 + c_{t-1}) * S_{t-1} \\ & + (-2.7431 + d_{t-1}) * PR_{t-1} + (-3.4971 + f_{t-1}) * PS_{t-1} + (-0.60323 + g_{t-1}) * RS_{t-1} + e_{Tn,t} \end{aligned} \quad (6.33)$$

$$\begin{aligned} U_t = & (14.464 + h_{t-1}) * P_{t-1} + (0.038472 + i_{t-1}) * R_{t-1} + (-2.2919 + j_{t-1}) * S_{t-1} \\ & + (-16.105 + k_{t-1}) * PR_{t-1} + (-3.9354 + l_{t-1}) * PS_{t-1} + (12.549 + m_{t-1}) * RS_{t-1} + e_{Un,t} \end{aligned} \quad (6.34)$$

$$\text{其中 } a_t \sim N(0, (4 \times 5.4503\%)^2), \quad b_t \sim N(0, (4 \times 3.5453\%)^2),$$

$$c_t \sim N(0, (4 \times 1.0965\%)^2), \quad d_t \sim N(0, (4 \times 2.7431\%)^2), \quad f_t \sim N(0, (4 \times 3.4971\%)^2),$$

$$g_t \sim N(0, (4 \times 0.60323\%)^2), \quad h_t \sim N(0, (4 \times 14.464\%)^2),$$

$$i_t \sim N(0, (4 \times 0.038472\%)^2), \quad j_t \sim N(0, (4 \times 2.2919\%)^2),$$

$$k_t \sim N(0, (4 \times 16.105\%)^2), \quad l_t \sim N(0, (4 \times 3.9354\%)^2),$$

$$m_t \sim N(0, (4 \times 12.549\%)^2), \quad e_{Tn,t} \sim N(0, 0.066532^2), \quad e_{Un,t} \sim N(0, 0.20868^2)$$

(6.35)式及(6.36)式為利用 DOE 之數據，以統計軟體 STATISTICA 6.0 在找輸出輸入之模型時，所估出輸入變數之 P(0)(共變異數矩陣之逆矩陣)。

$$P(0) = \begin{bmatrix} 2034.9 & -0.85209 & 0.58925 & 1321.7 & 1922.9 & -0.6494 \\ -0.85209 & 2033.9 & 0.79106 & 1541.4 & -0.54673 & 1949.8 \\ 0.58925 & 0.79106 & 2031.3 & 0.98263 & 663.99 & 577.67 \\ 1321.7 & 1541.4 & 0.98263 & 2033.4 & 1249.1 & 1477.8 \\ 1922.9 & -0.54673 & 663.99 & 1249.1 & 2034.8 & 188.06 \\ -0.6494 & 1949.8 & 577.67 & 1477.8 & 188.06 & 2034.2 \end{bmatrix} \quad (6.35)$$

for Thickness Model 。

$$P(0) = \begin{bmatrix} 206.91 & 0.35483 & 0.0078097 & 134.72 & 195.5 & 0.34233 \\ 0.35483 & 206.74 & -0.39669 & 156.97 & 0.2057 & 198.06 \\ 0.0078097 & -0.39669 & 206.74 & -0.29567 & 67.531 & 58.336 \\ 134.72 & 156.97 & -0.29567 & 207.16 & 127.2 & 150.38 \\ 195.5 & 0.2057 & 67.531 & 127.2 & 206.89 & 19.377 \\ 0.34233 & 198.06 & 58.336 & 150.38 & 19.377 & 206.53 \end{bmatrix} \quad (6.36)$$

for Uniformity Model 。

起始 $P(0)$ 可從 DOE 得知，(6.35) 式及 (6.36) 式分別為膜厚與均勻度模型之起始 $P(0)$ ，外加干擾之標準差為 2% 機台模型係數利用 (6.29) 式及 (6.30) 式模型當做機台端，外加干擾之標準差為 3% 機台模型係數利用 (6.31) 式及 (6.32) 式模型當做機台端，外加干擾之標準差為 4% 機台模型係數利用 (6.33) 式及 (6.34) 式模型當做機台端，式 (6.26) 及 (6.27) 做為我們假設的初始模型，利用輸出輸入做動態模型之調變，另外所期望的目標分別為厚度 15000 Å 與均勻度 (U) 0.8% 以及初始輸入值 (initial recipes) 為 Pressure 7.1 torr、RF power 610W 及 Spacing 410 mils 。

分別對機台模型係數外加干擾為標準差為原係數 2%、3% 及 4% 的情況下模擬 50 個 Run 之 BSG 製程，以下為各別模擬之結果與討論。

其中 ‘*’ 表示未受控制所得到的結果，‘o’ 表示經過 RLS 動態模型調變方法及 MVC 控制後的結果。

由圖 6-3、圖 6-4、圖 6-16、圖 6-17、圖 6-29 及圖 6-30 可知，經過 RLS 動態模型調變及 MVC 控制後的膜厚與均勻度，比起未受控制的結果要好很多，由

於機台的變異，未受控制器控制的話，膜厚及均勻度均會越來越偏離所希望的目標值。

由圖 6-5 到圖 6-7、圖 6-18 到圖 6-20 及圖 6-31 到圖 6-33 可以看到三個輸入值均會在所限制的範圍內做變動。

圖 6-8 到圖 6-13、圖 6-21 到圖 6-26 及圖 6-34 到圖 6-39 為 3D 的圖型，為輸出值與各個輸入值之改變對應圖，讓我們以一個視覺化的角度去分析結果，從圖上可以看出 Pressure, RF power 及 Spacing 對於膜厚均有正相關性，另外 Pressure 及 RF power 對於均勻度有正相關性，而 Spacing 對於均勻度有負相關性，但是對於輸入相乘項對於輸出項的關係比較不容易從圖中看出，從圖中可發現資料點均會集中在某一區，此現象即為利用本論文之模型係數調變方法與控制架構可將製程控制在某一穩定範圍內，由圖中可以很清楚發現，資料點對於膜厚與均勻度之值均會落在我們所設定之期望目標附近。

由圖 6-14 及圖 6-15 中之 $P(t)$ (為 $\varphi(t)$ 之 covariance matrix 之 inverse matrix) 矩陣之第一行第一列之數值的變動圖，可以看出在第 6 個 Run 之後漸趨收斂。由圖 6-27 及圖 6-28 中之 $P(t)$ ，可以看出在第 5 個 Run 之後漸趨收斂。由圖 6-40 及圖 6-41 中之 $P(t)$ ，可以看出在第 4 個 Run 之後漸趨收斂。特別的是，若 $P(t)$ 矩陣各行列元素之值較大，則模型係數之調變量亦會隨著變大。

不同情況之模擬結果如下。

Noise 之標準差為機台模型係數 2%，模擬如下。

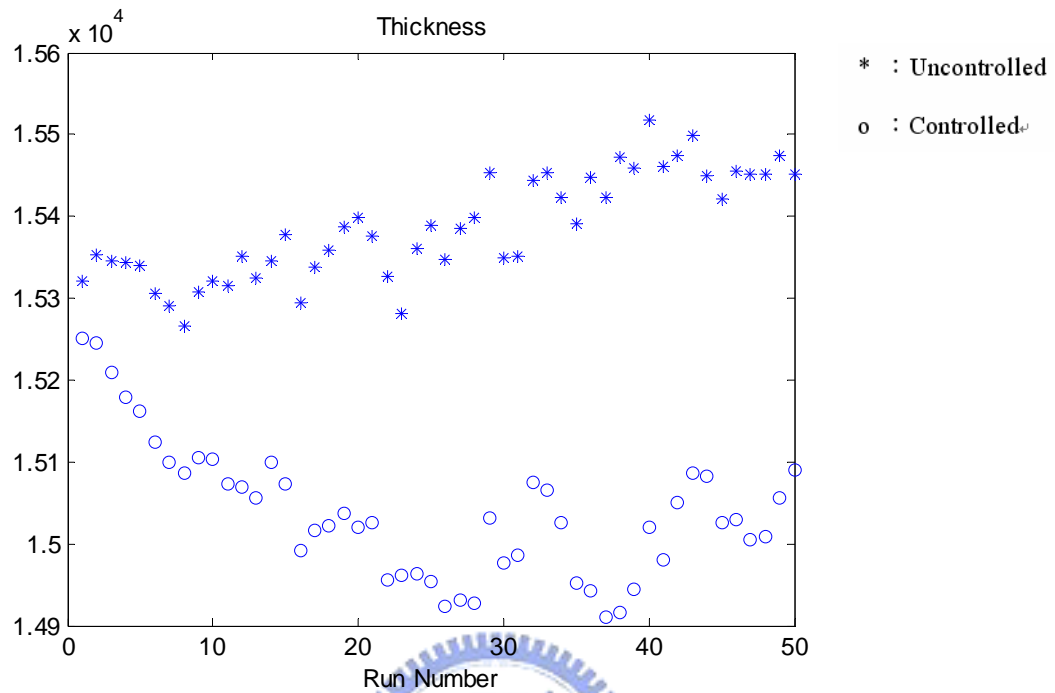


圖 6-3 厚度控制模擬圖(1)

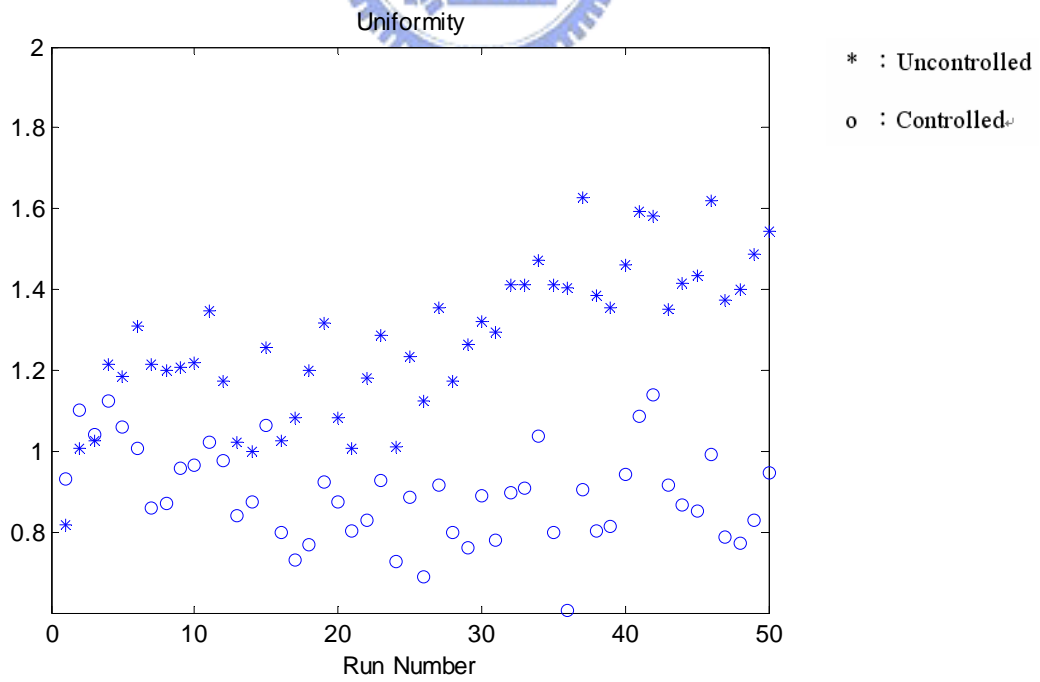


圖 6-4 均勻度控制模擬圖(1)

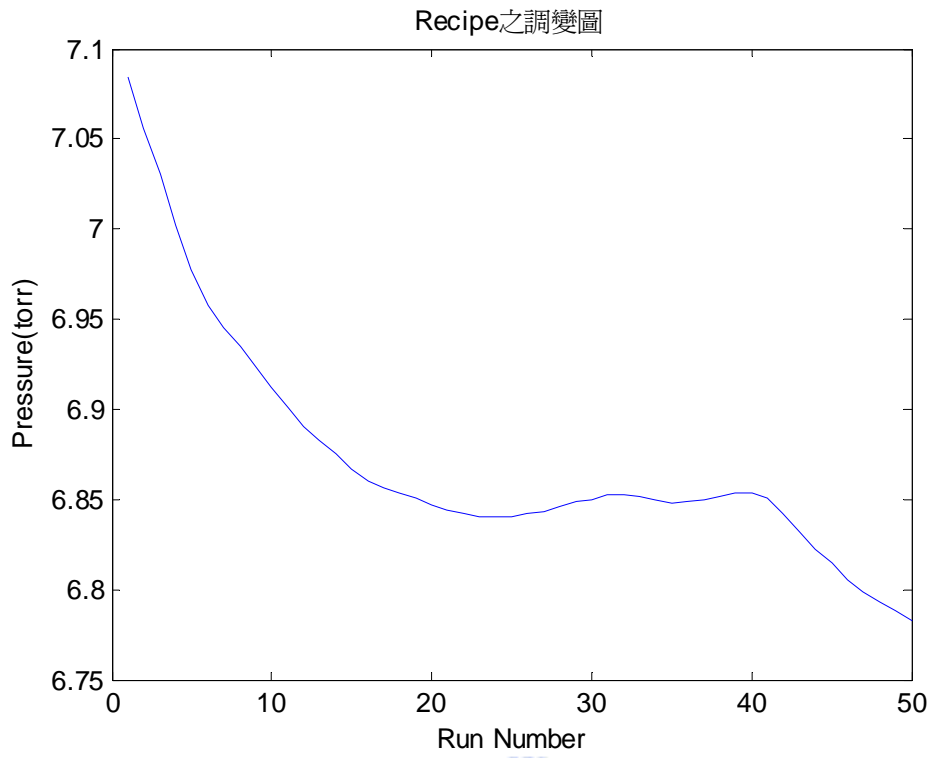


圖 6-5 Pressure 調變模擬圖(1)

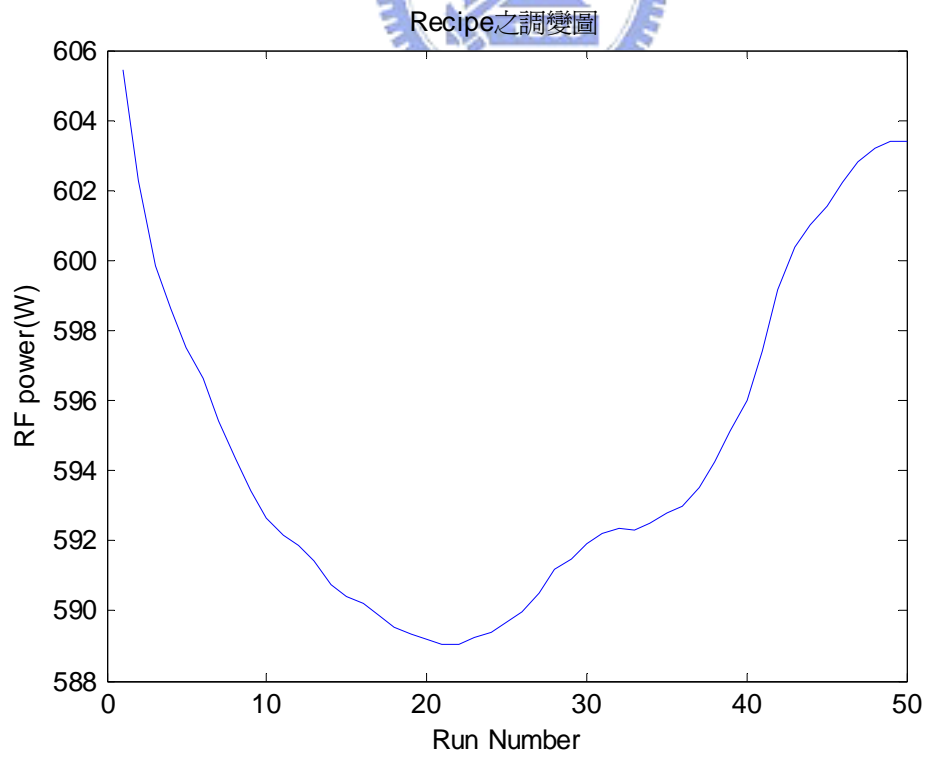


圖 6-6 RF power 調變模擬圖(1)

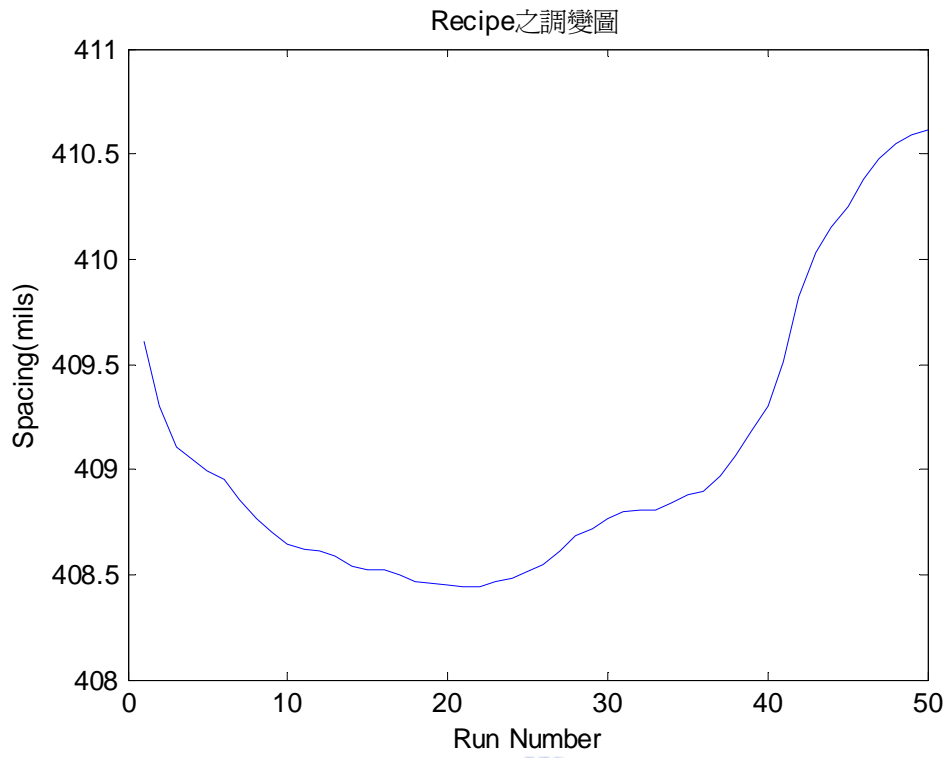


圖 6-7 Spacing 調變模擬圖(1)

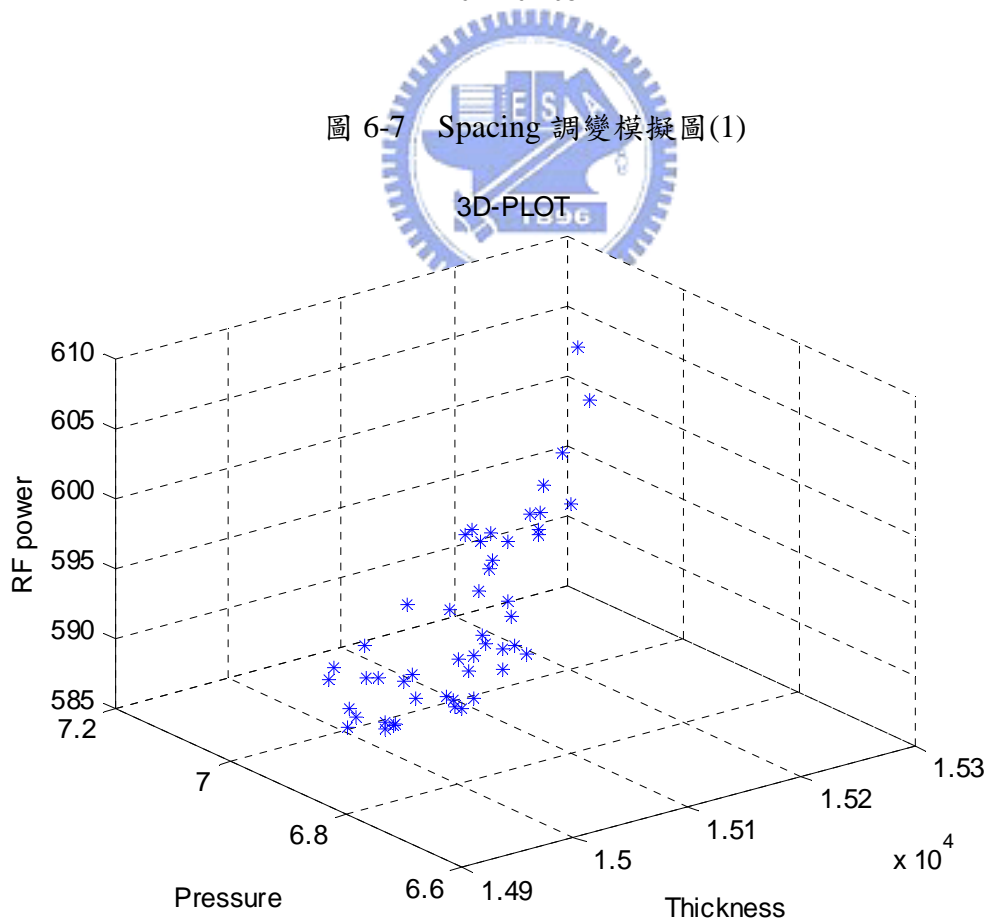


圖 6-8 厚度、Pressure、RF power 改變圖(1)

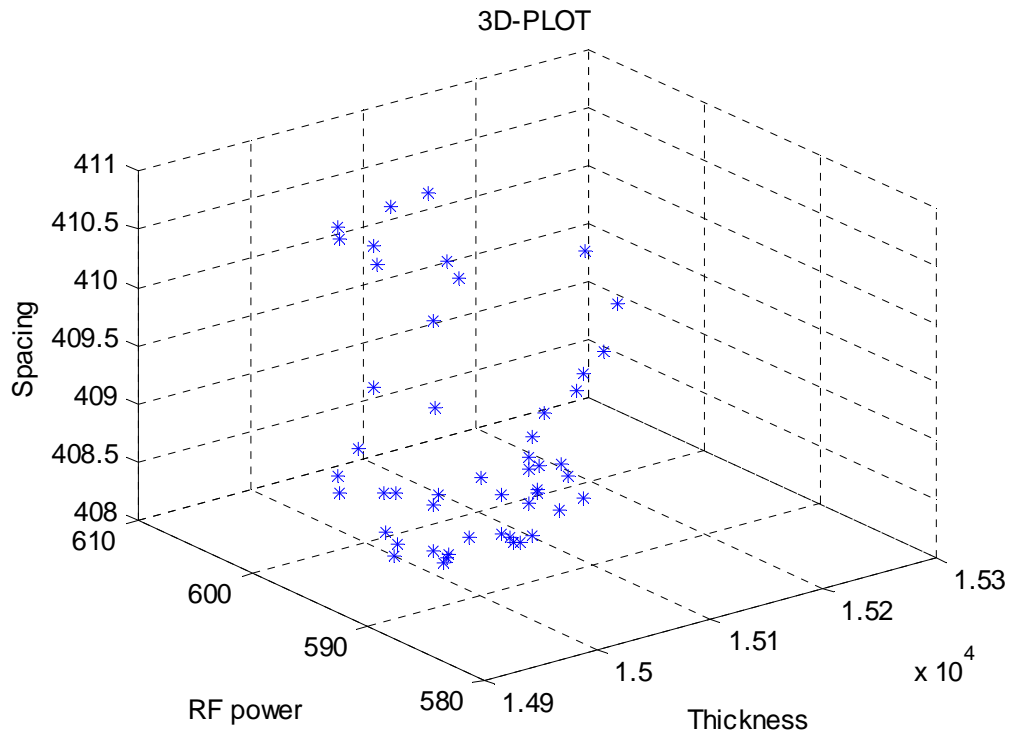


圖 6-9 厚度、RF power、Spacing 改變圖(1)

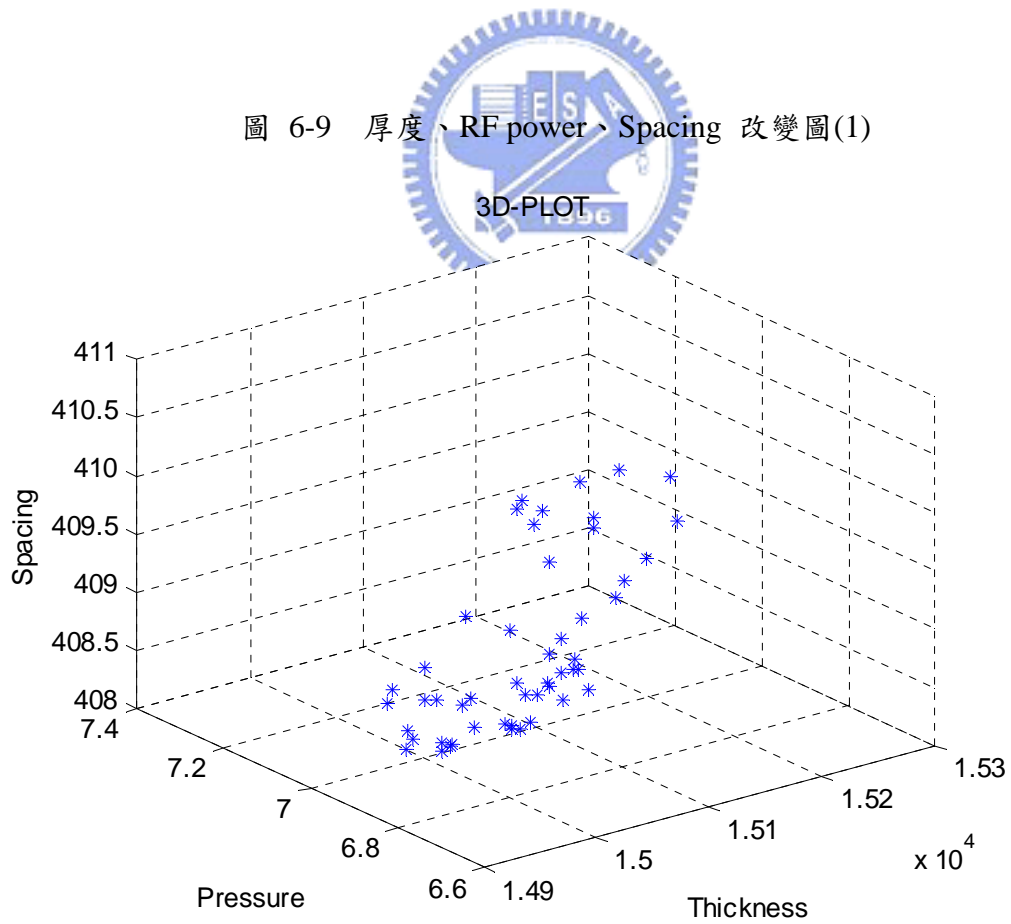


圖 6-10 厚度、Pressure、Spacing 改變圖(1)

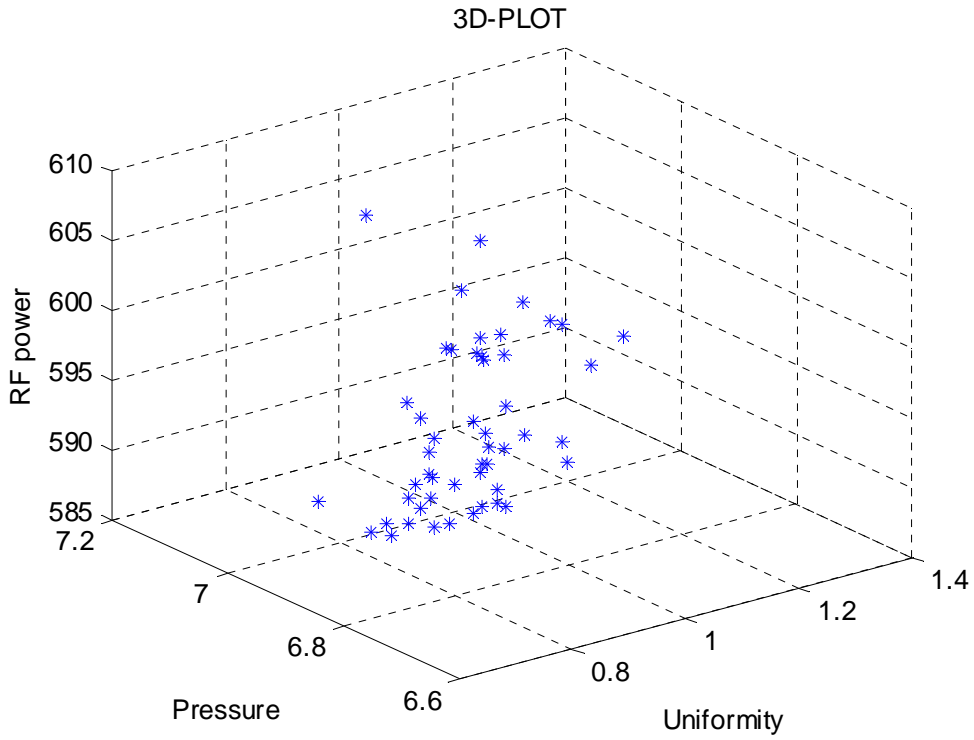


圖 6-11 均勻度、Pressure、RF power 改變圖(1)

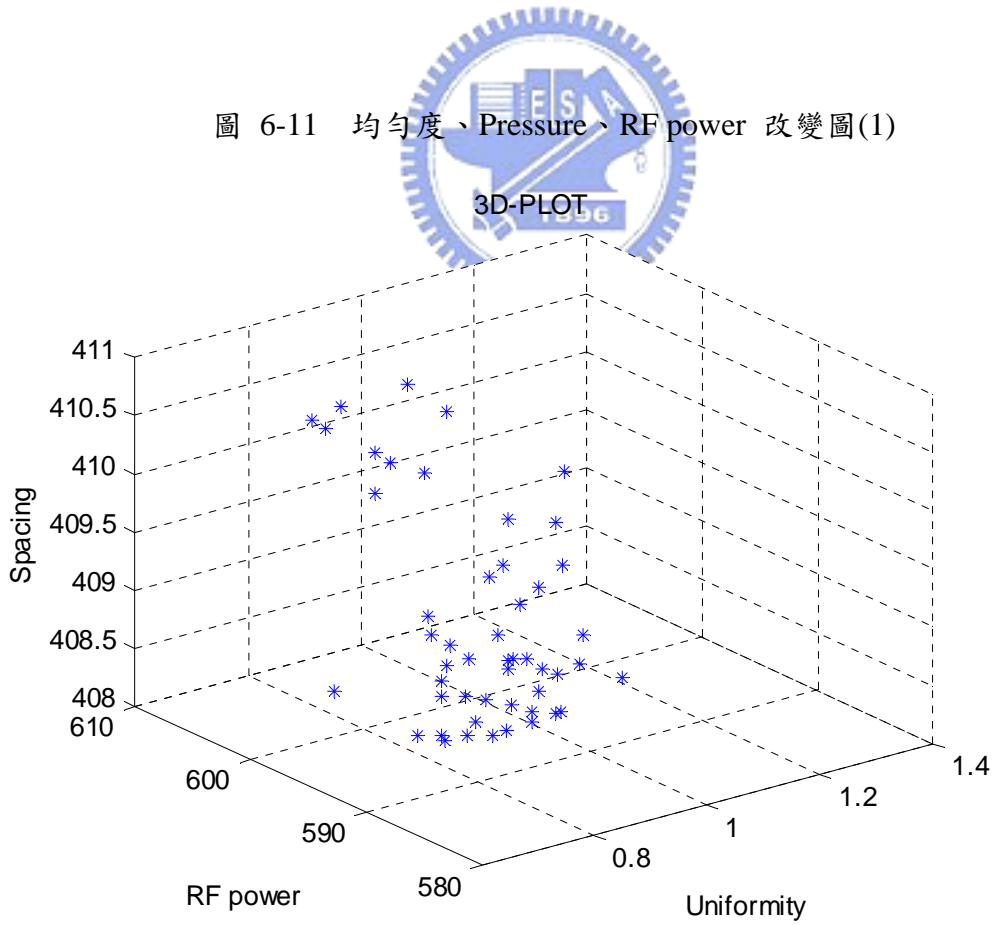


圖 6-12 均勻度、RF power、Spacing 改變圖(1)

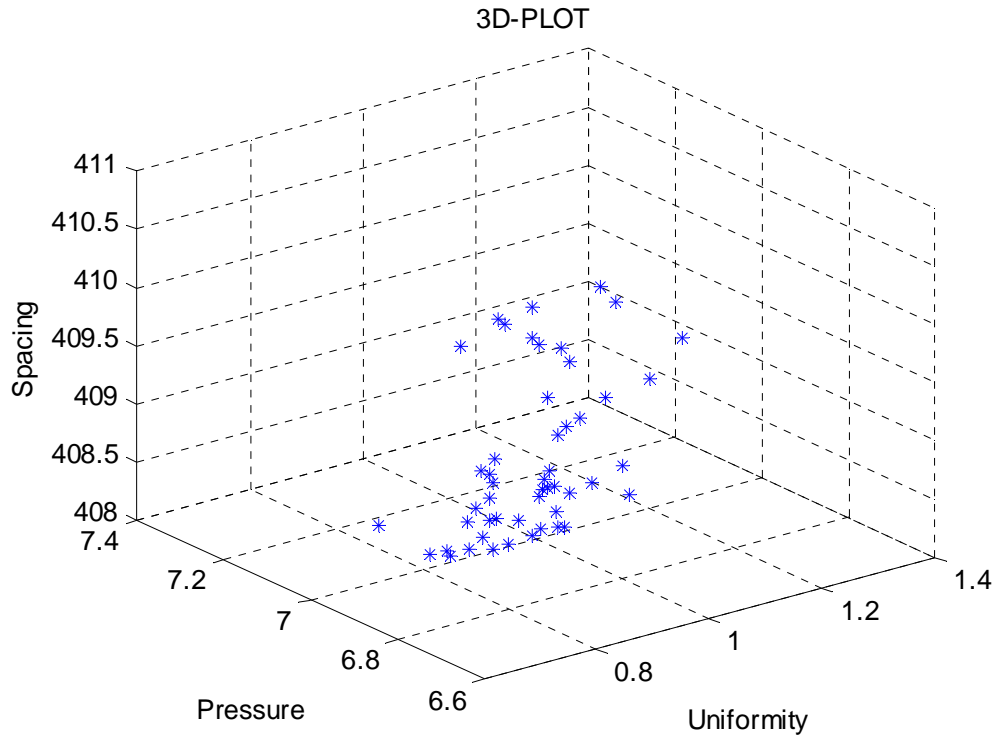


圖 6-13 均勻度、Pressure、Spacing 改變圖(1)

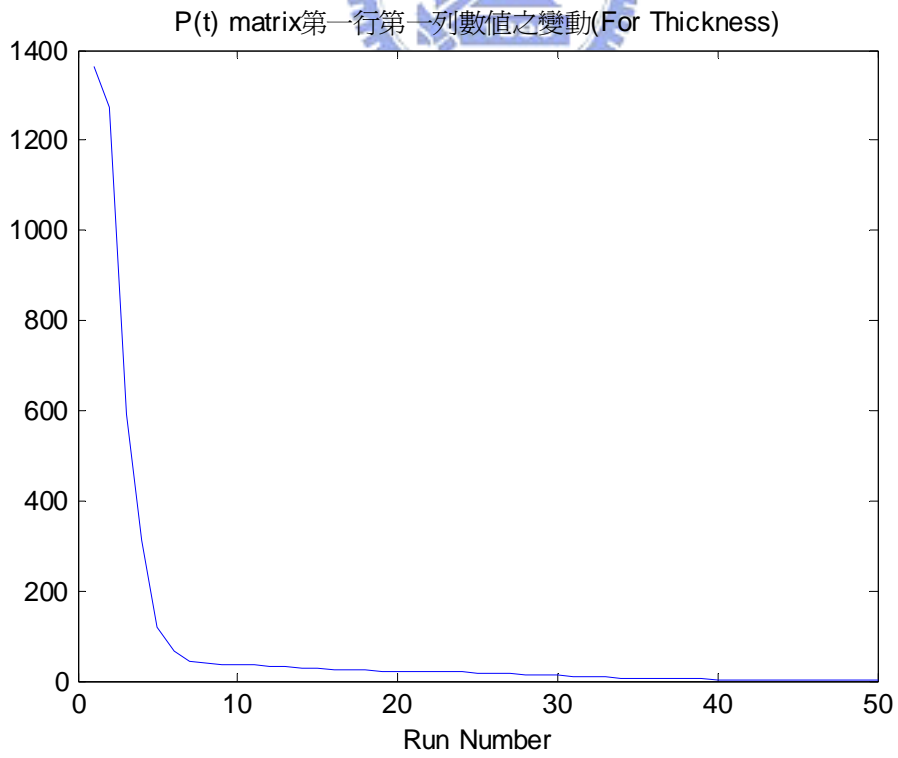


圖 6-14 P(t)matrix 變動圖 For Thickness(1)

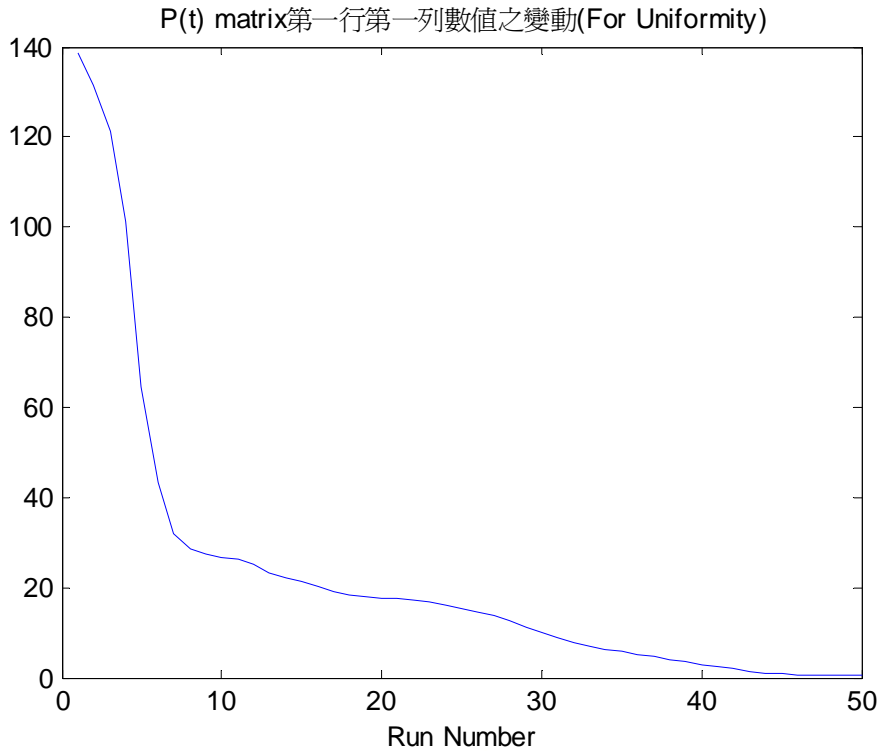


圖 6-15 P(t)matrix 變動圖 For Uniformity(1)

最後機台端的模型:

$$\begin{aligned}
 T_t = & 5.6646 * P_{t-1} + 3.4396 * R_{t-1} + 1.2547 * S_{t-1} \\
 & - 2.4192 * PR_{t-1} - 3.4091 * PS_{t-1} - 0.53332 * RS_{t-1} + e_{Tn,t}
 \end{aligned}
 \tag{6.37}$$

$$\begin{aligned}
 U_t = & 19.087 * P_{t-1} + 0.036806 * R_{t-1} - 2.0437 * S_{t-1} \\
 & - 18.583 * PR_{t-1} - 4.4883 * PS_{t-1} + 15.821 * RS_{t-1} + e_{Un,t}
 \end{aligned}
 \tag{6.38}$$

最後調變的模型:

$$\hat{T}_{t+1|t} = 5.7499 * P_t + 3.6806 * R_t + 1.0517 * S_t - 2.7585 * PR_t - 3.2742 * PS_t - 0.79128 * RS_t
 \tag{6.39}$$

$$\hat{U}_{t+1|t} = 15.663 * P_t + 0.16979 * R_t - 3.015 * S_t - 17.478 * PR_t - 3.5417 * PS_t + 13.969 * RS_t
 \tag{6.40}$$

比較(6.37)式到(6.40)式可知道就算機台有不確定性的變動，經過 RLS 動態

模型調變後，可以跟機台的模型相去不遠。

另外由表 6-1 可知經由 RLS 動態模型調變及最小變異控制器之控制後，有明顯改善機台不穩定所造成輸出不理想之效果。

表 6-1 MSD 比較表(1)

	Thickness	Uniformity
Controlled(MSD 值)	89.454	0.90126
Without Controlled (MSD 值)	391.59	1.291



Noise 之標準差為機台模型係數 3%，模擬如下。

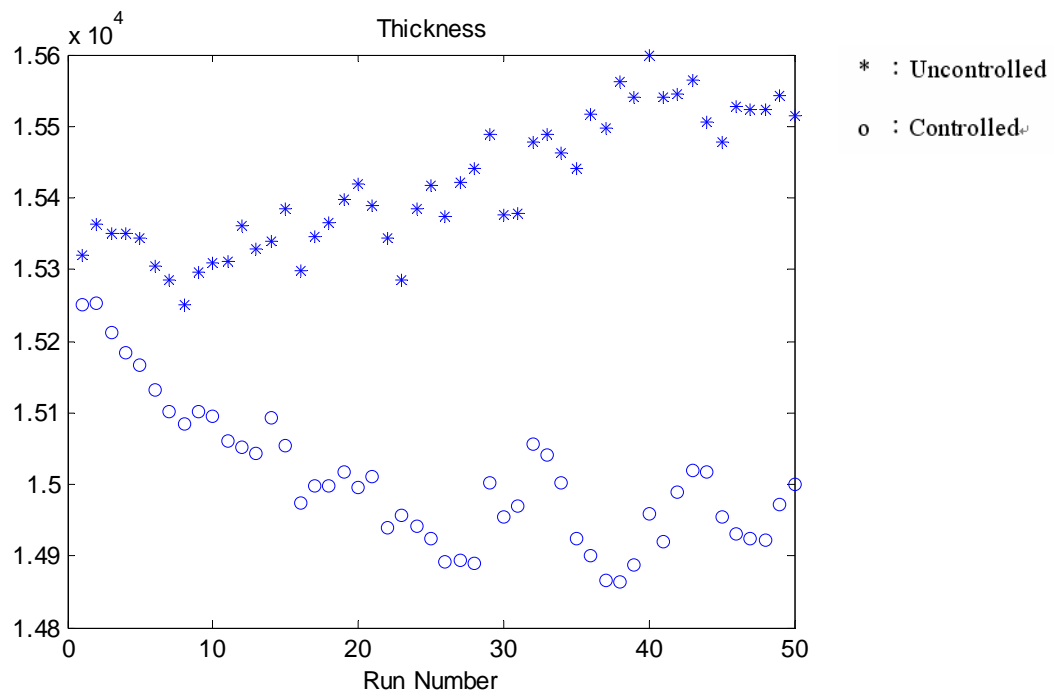


圖 6-16 厚度控制模擬圖(2)

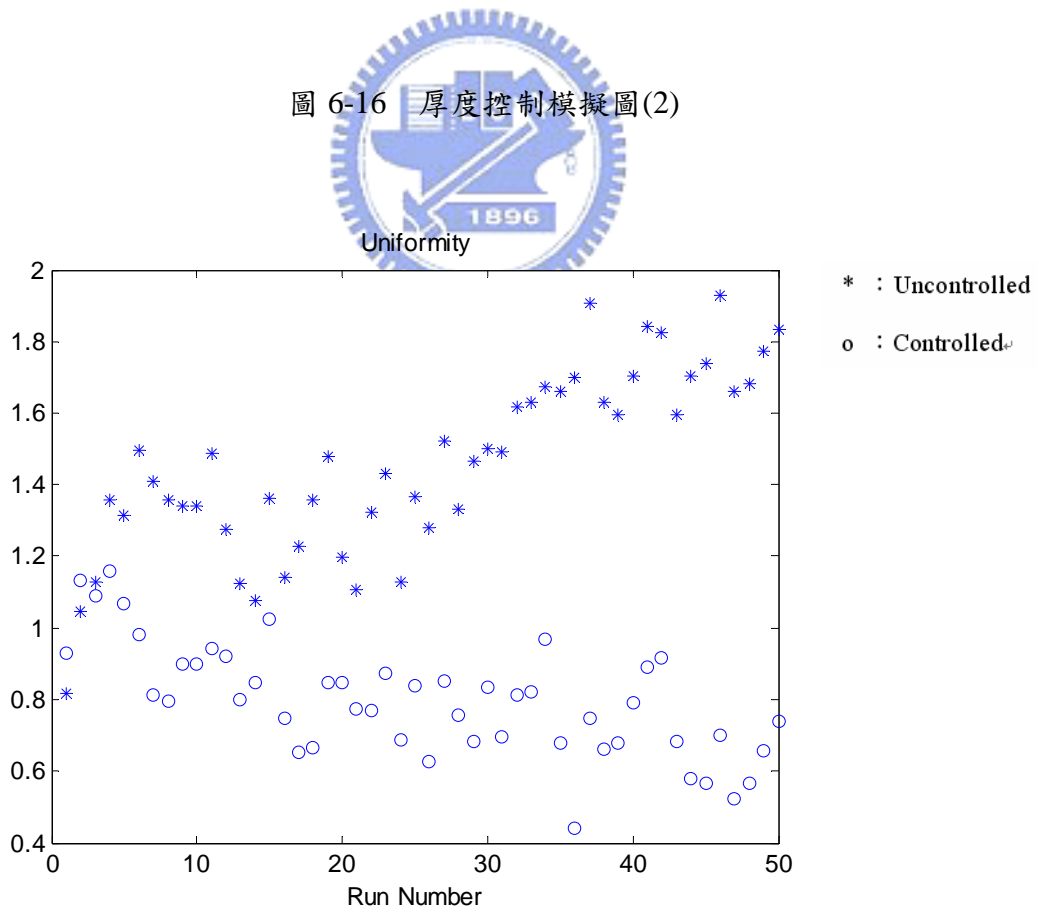


圖 6-17 均勻度控制模擬圖(2)

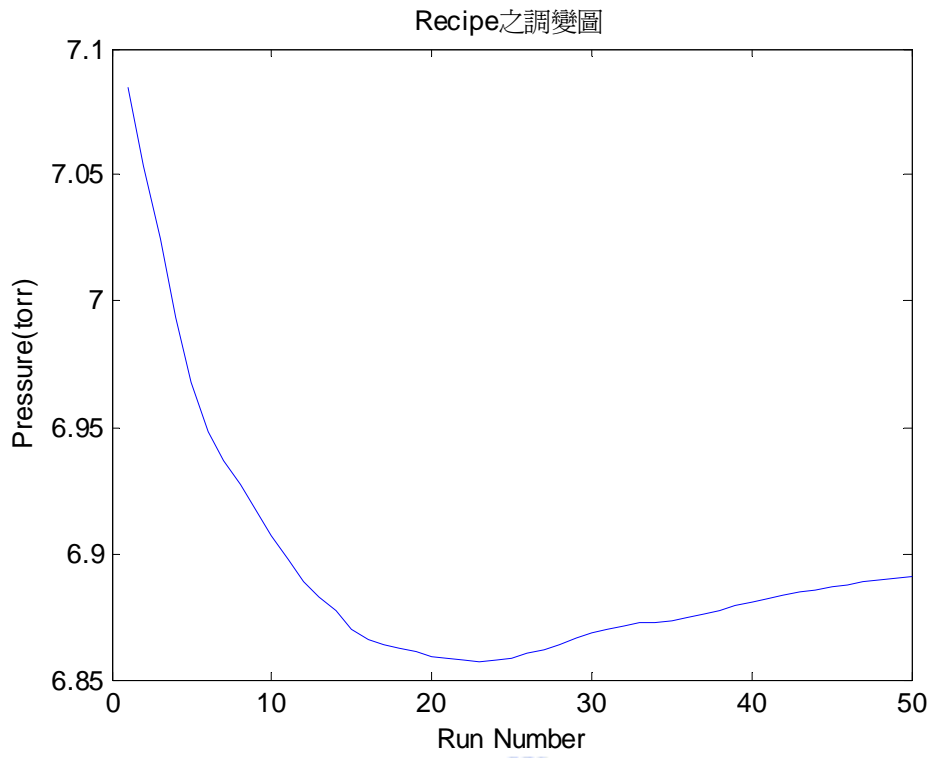


圖 6-18 Pressure 調變模擬圖(2)

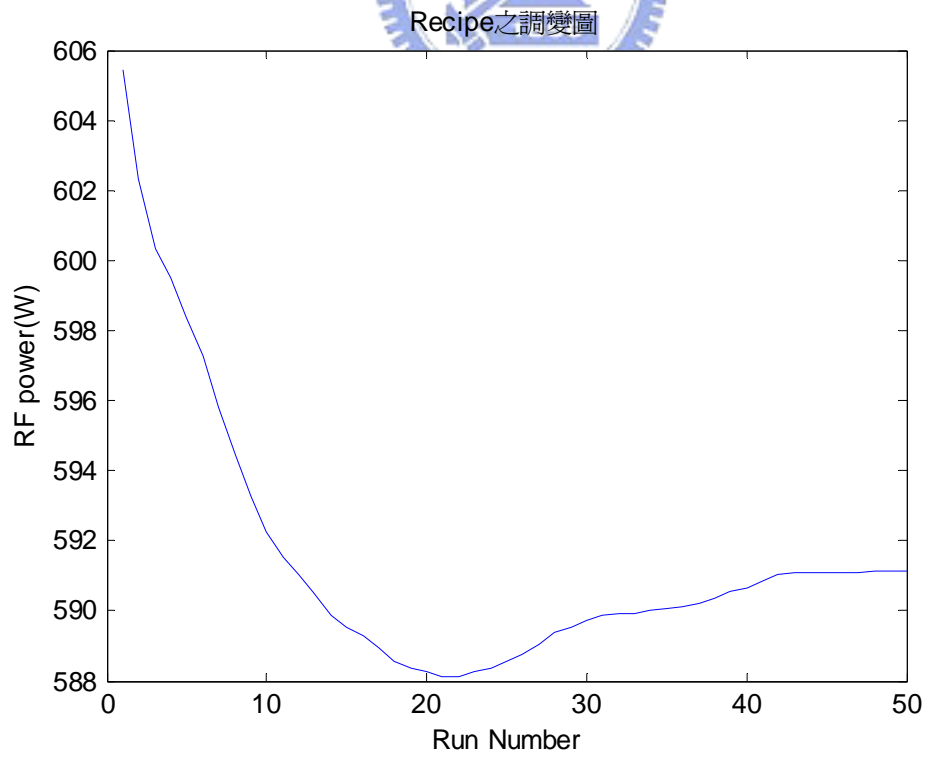


圖 6-19 RF power 調變模擬圖(2)

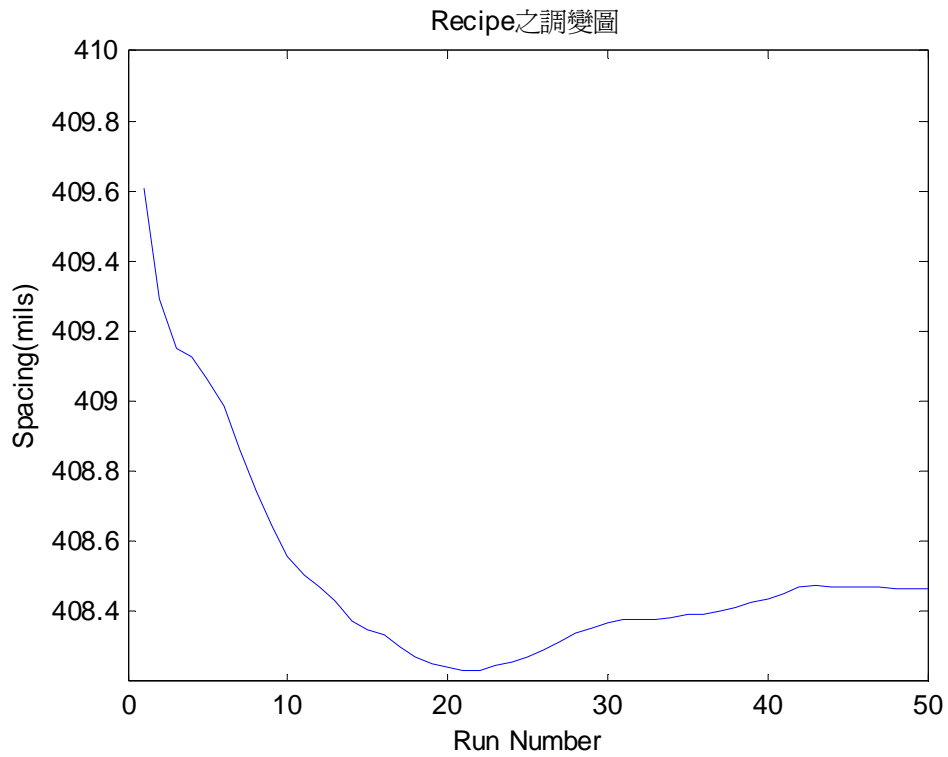


圖 6-20 Spacing 調變模擬圖(2)

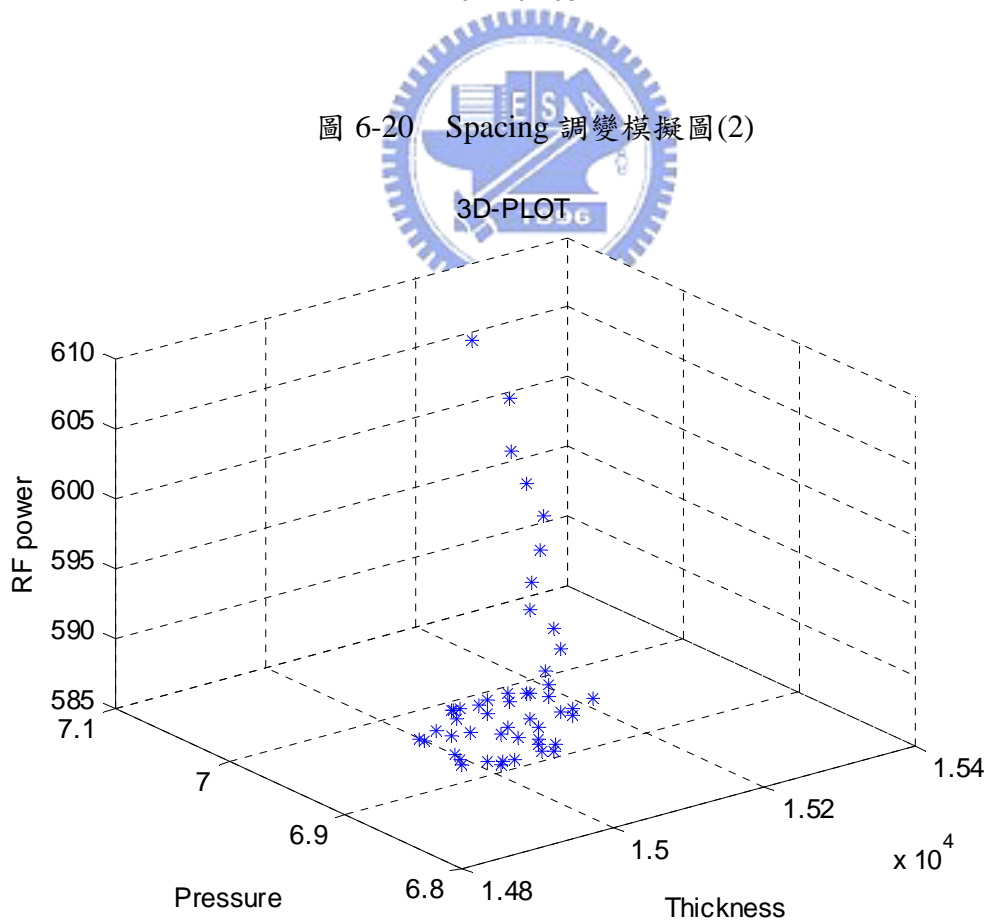


圖 6-21 厚度、Pressure、RF power 改變圖(2)

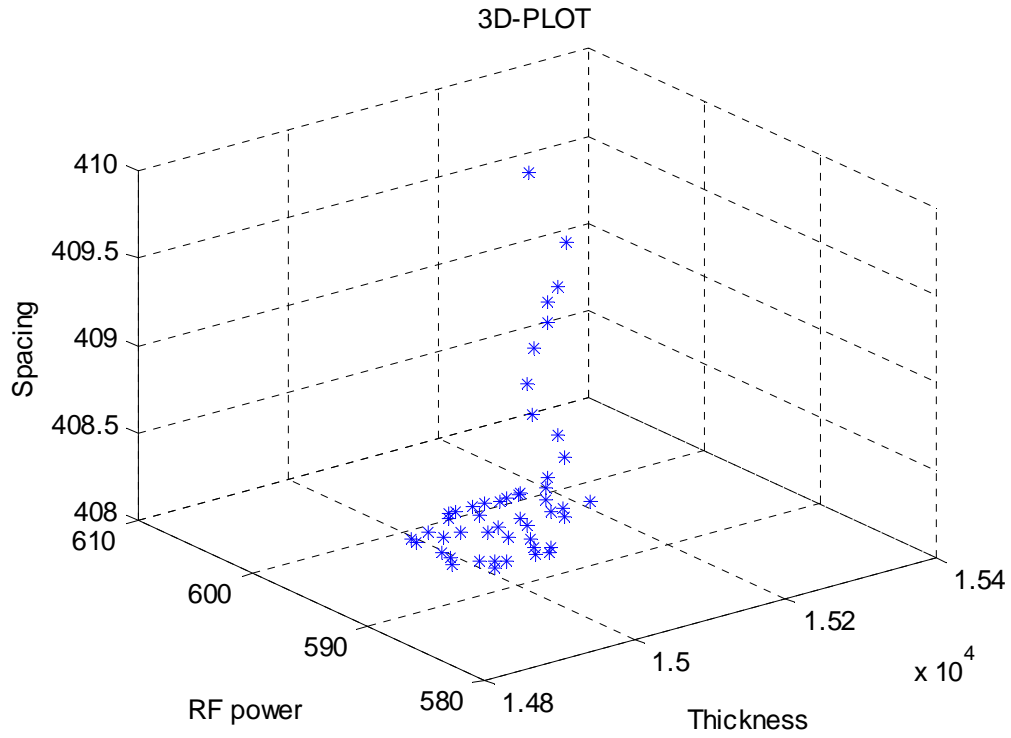


圖 6-22 厚度、RF power、Spacing 改變圖(2)

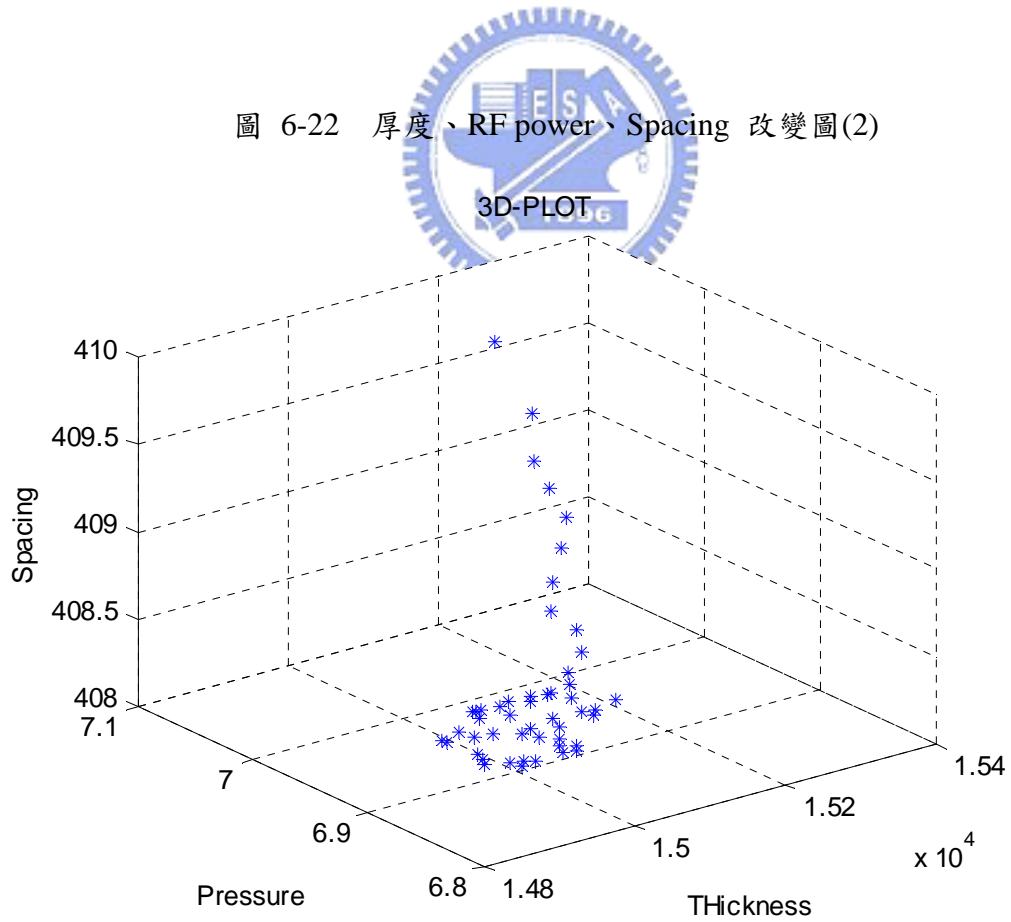


圖 6-23 厚度、Pressure、Spacing 改變圖(2)

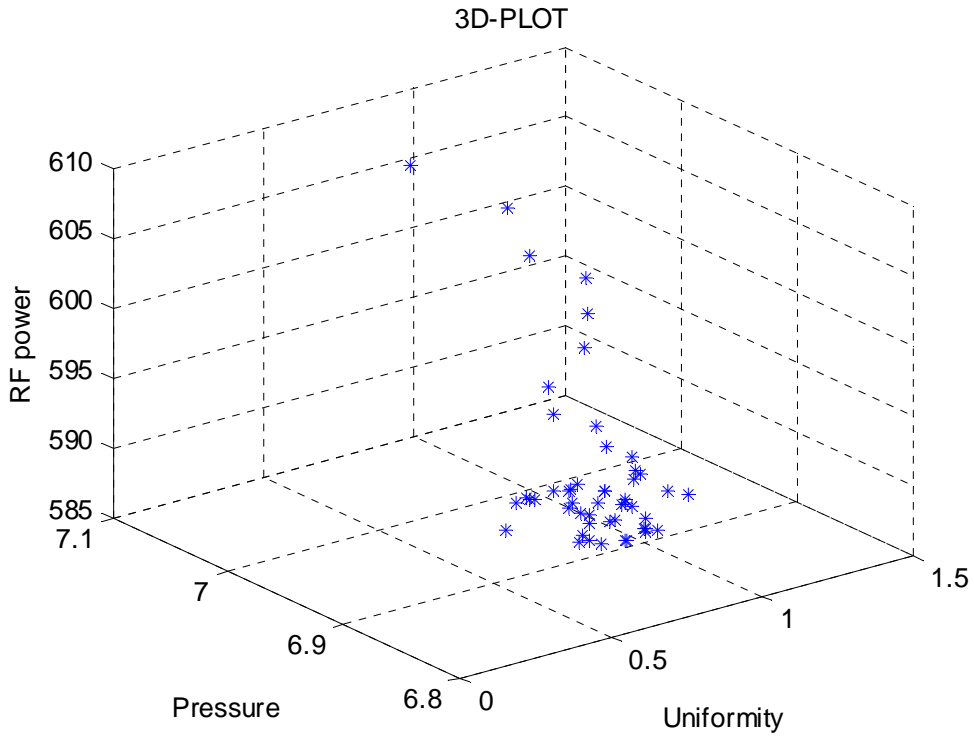


圖 6-24 均勻度、Pressure、RF power 改變圖(2)

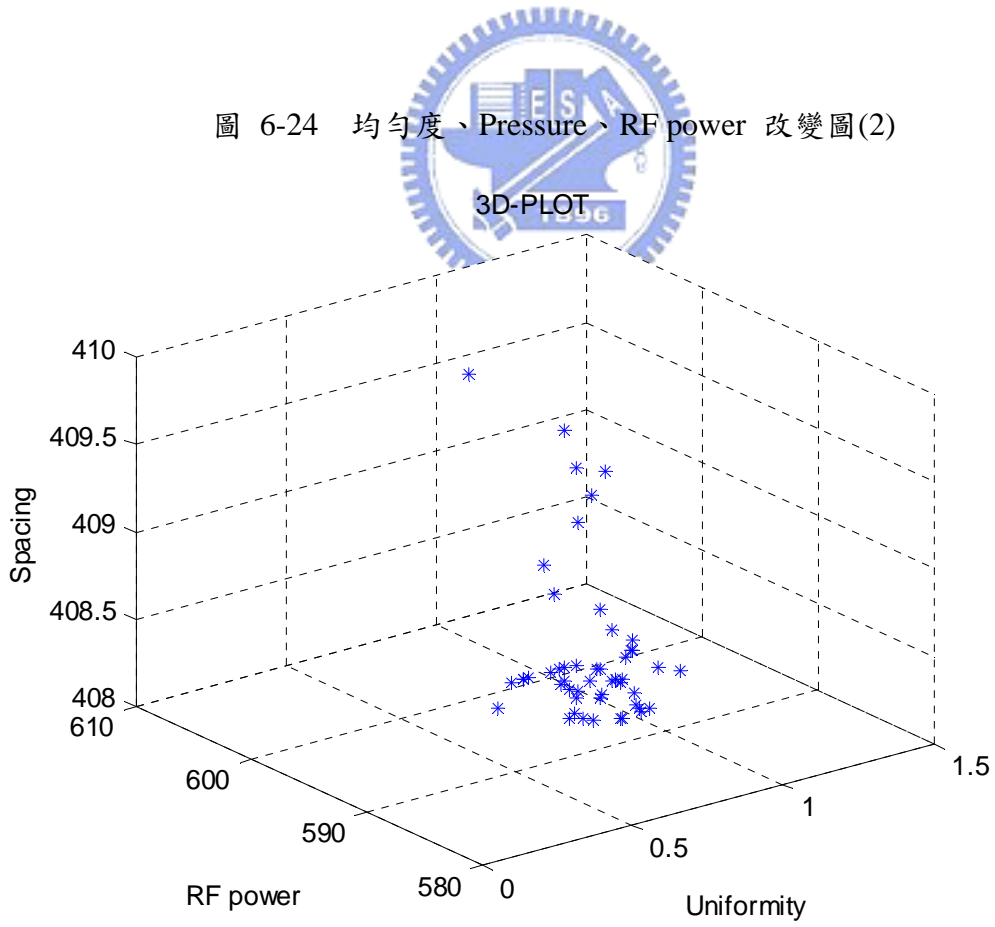


圖 6-25 均勻度、RF power、Spacing 改變圖(2)

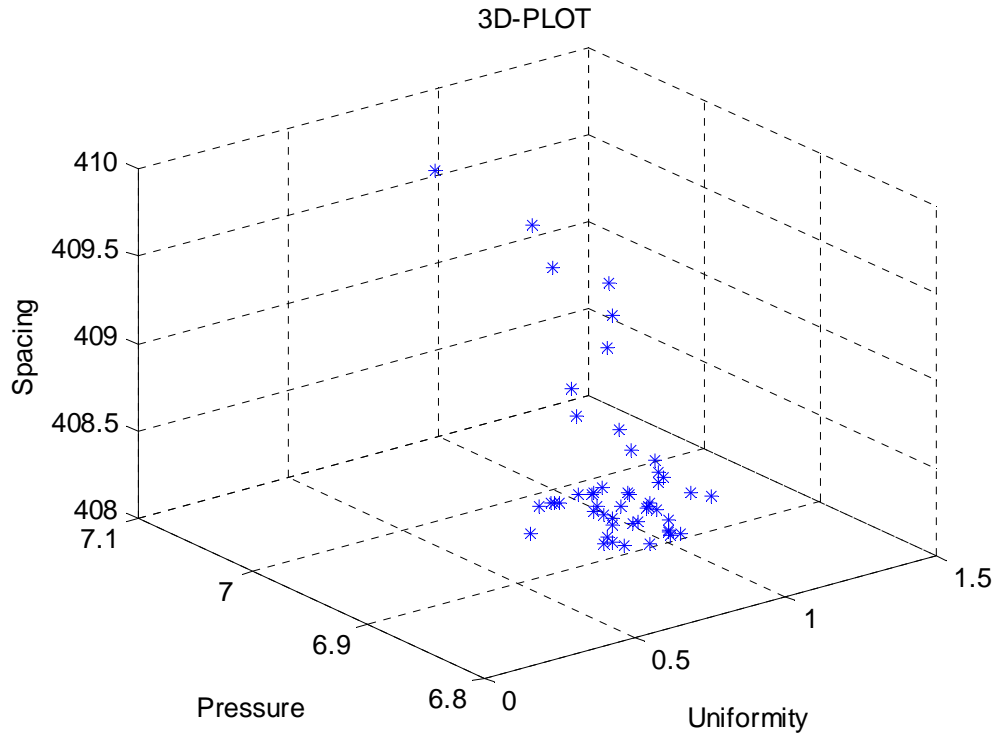


圖 6-25 均勻度、Pressure、Spacing 改變圖(2)

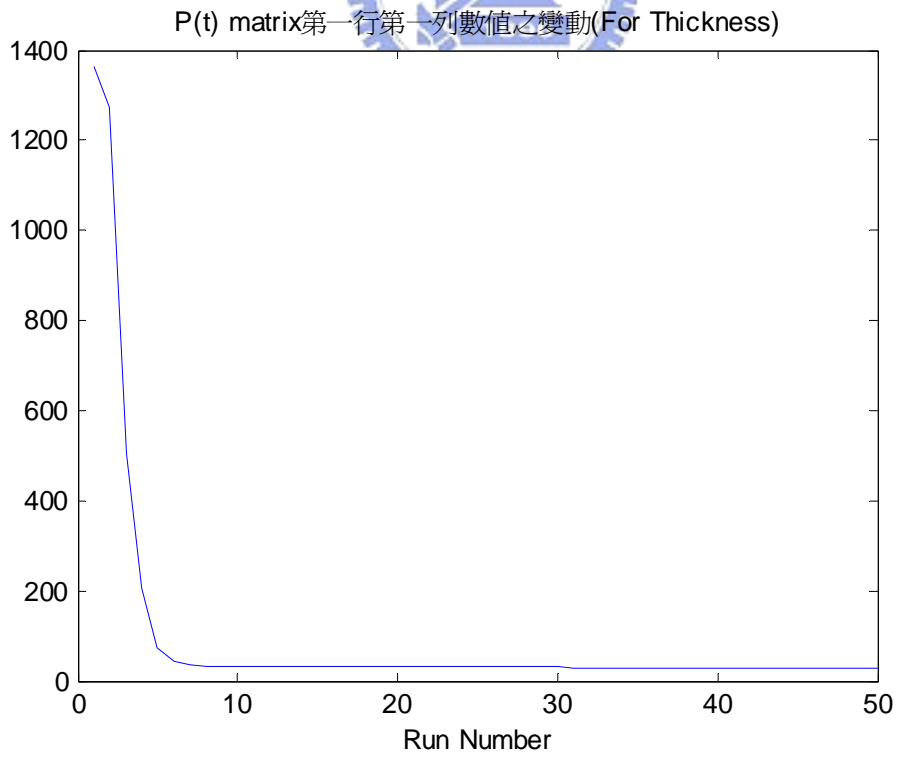


圖 6-27 P(t)matrix 變動圖 For Thickness(2)

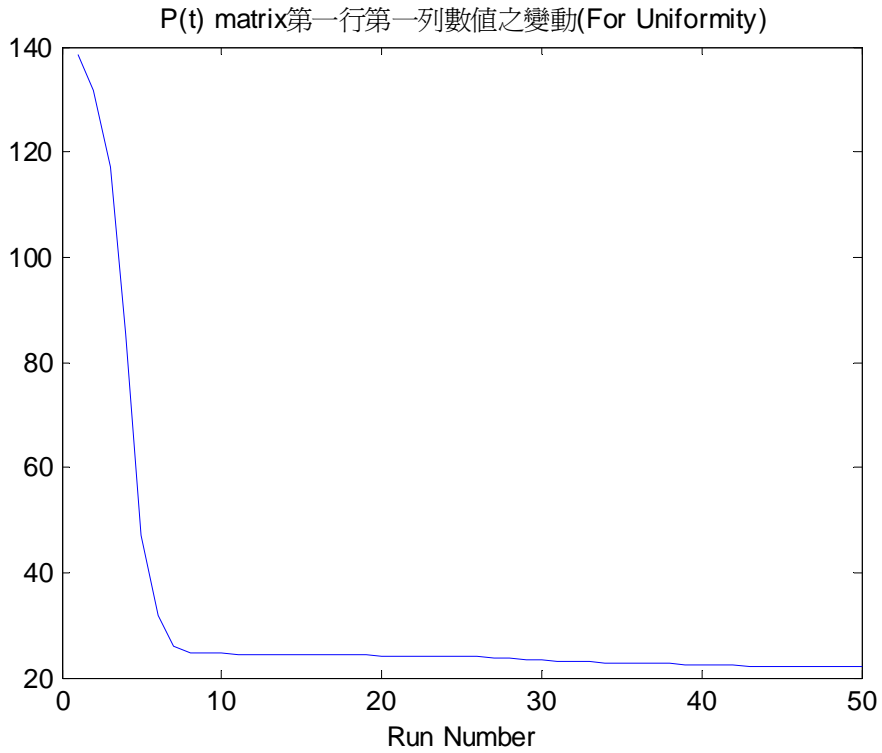


圖 6-28 P(t)matrix 變動圖 For Uniformity(2)



最後機台端的模型:

$$\begin{aligned}
 T_t = & 5.7718 * P_{t-1} + 3.3868 * R_{t-1} + 1.338 * S_{t-1} \\
 & - 2.2573 * PR_{t-1} - 3.3651 * PS_{t-1} - 0.49836 * RS_{t-1} + e_{Tn,t}
 \end{aligned}
 \tag{6.41}$$

$$\begin{aligned}
 U_t = & 21.399 * P_{t-1} + 0.03617 * R_{t-1} - 1.9196 * S_{t-1} \\
 & - 19.822 * PR_{t-1} - 4.7648 * PS_{t-1} + 17.457 * RS_{t-1} + e_{Un,t}
 \end{aligned}
 \tag{6.42}$$

最後調變的模型:

$$\hat{T}_{t+1|t} = 6.4663 * P_t + 3.0172 * R_t + 0.97272 * S_t - 2.7943 * PR_t - 2.623 * PS_t - 1.4501 * RS_t
 \tag{6.43}$$

$$\hat{U}_{t+1|t} = 19.497 * P_t - 3.5869 * R_t - 3.3785 * S_t - 17.835 * PR_t - 0.03704 * PS_t + 10.263 * RS_t
 \tag{6.44}$$

比較(6.41)式到(6.44)式可知道就算機台有不確定性的變動，經過 RLS 動態模型調變後，可以跟機台的模型相去不遠，但由於機台模型係數之外加干擾之標準差為 3%，干擾變大，因此經過調變後的模型與機台的模型差異程度也變大。

另外由表 6-2 可知經由 RLS 動態模型調變及最小變異控制器之控制後，有明顯改善機台不穩定所造成輸出不理想之效果。

表 6-2 MSD 比較表(2)

	Thickness	Uniformity
Controlled(MSD 值)	95.806	0.81272
Without Controlled (MSD 值)	427.56	1.4807



Noise 之標準差為機台模型係數 4%，模擬如下。

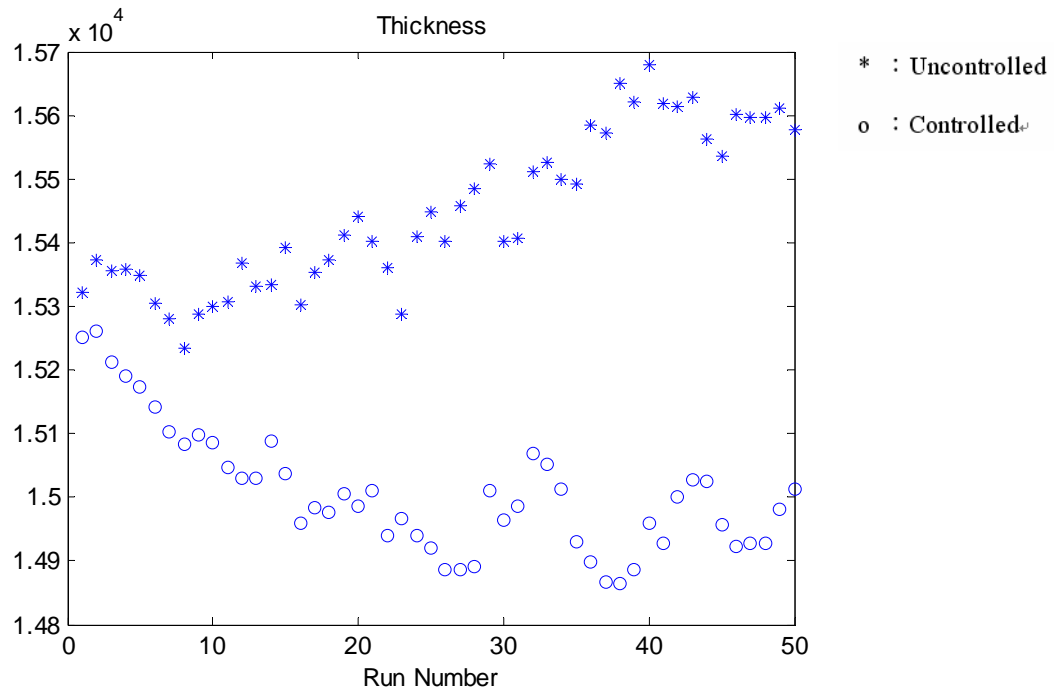


圖 6-29 厚度控制模擬圖(3)

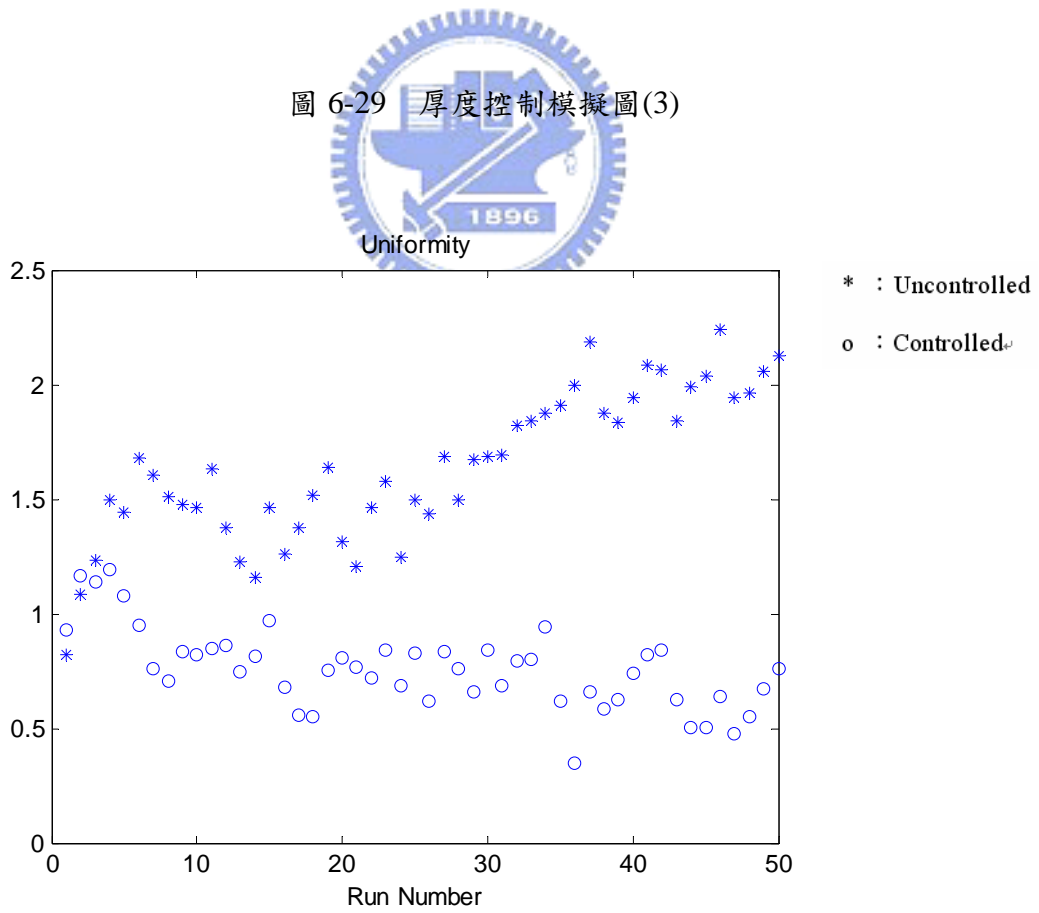


圖 6-30 均勻度控制模擬圖(3)

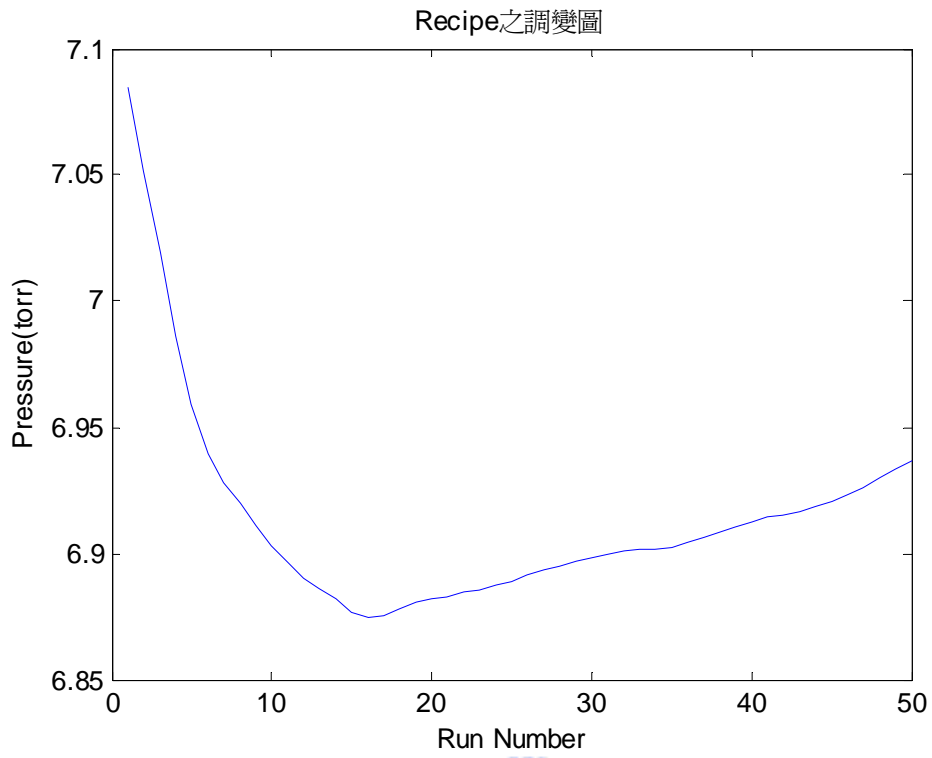


圖 6-31 Pressure 調變模擬圖(3)

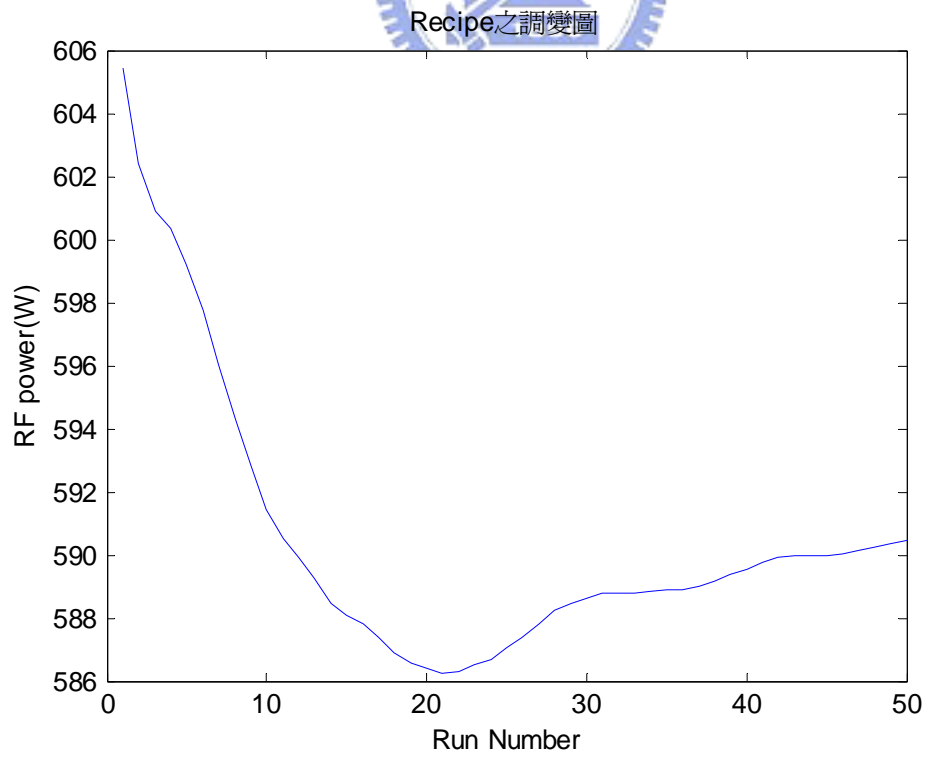


圖 6-32 RF power 調變模擬圖(3)

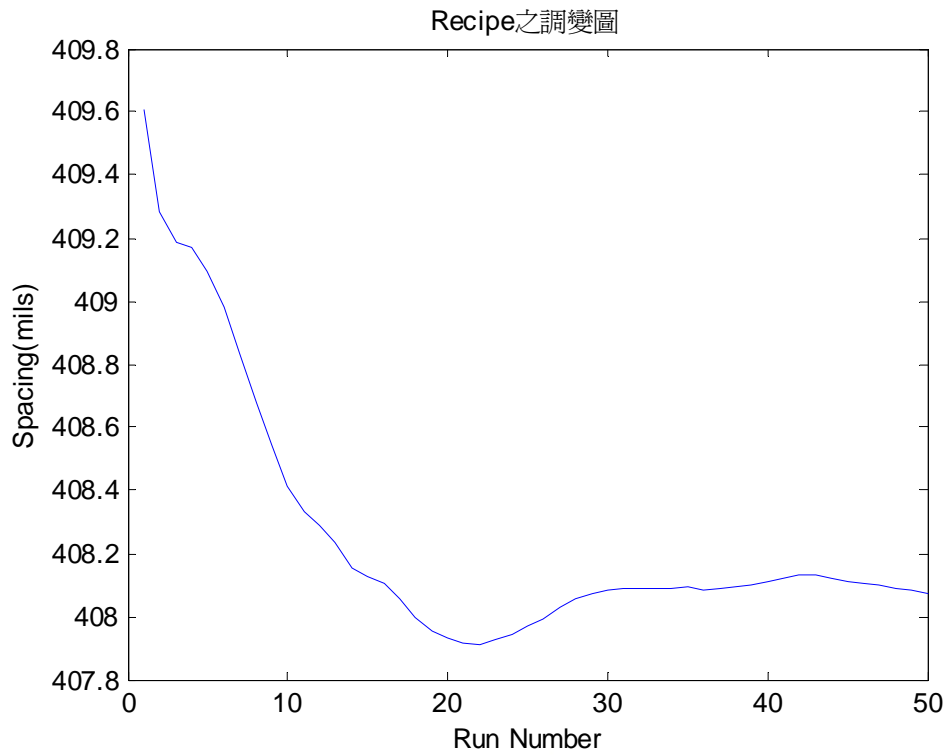


圖 6-33 Spacing 調變模擬圖(3)

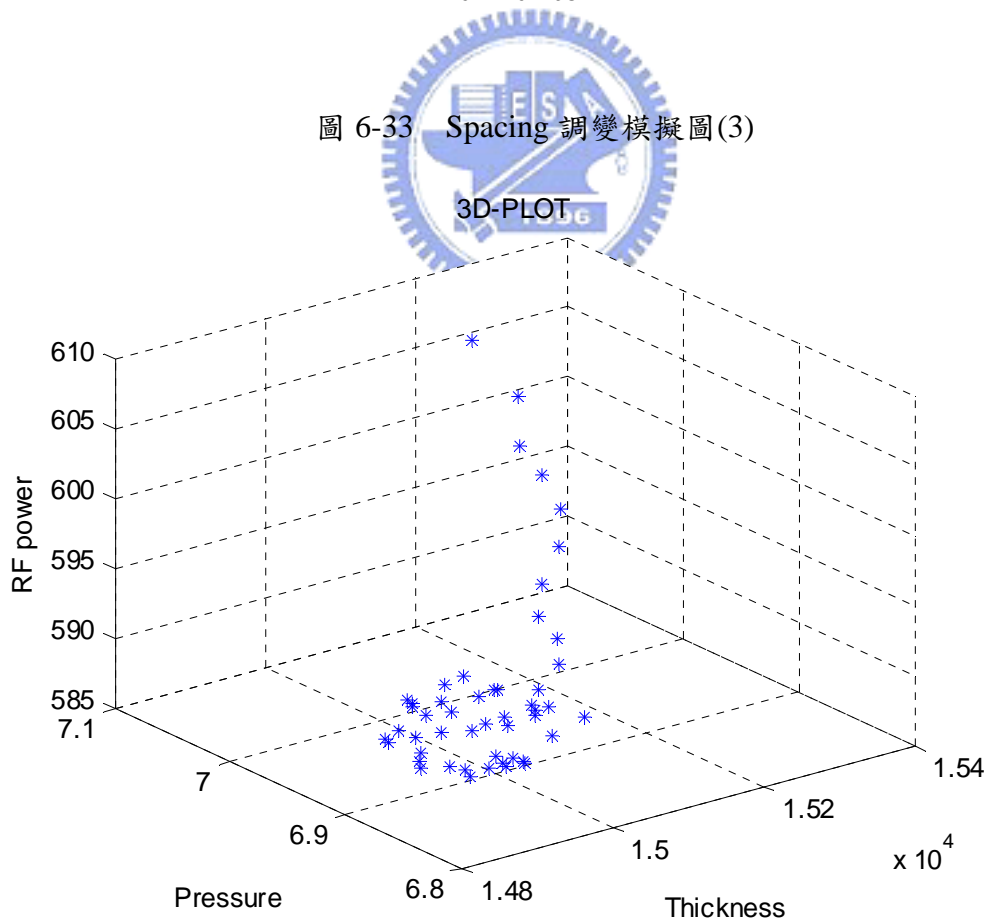


圖 6-34 厚度、Pressure、RF power 改變圖(3)

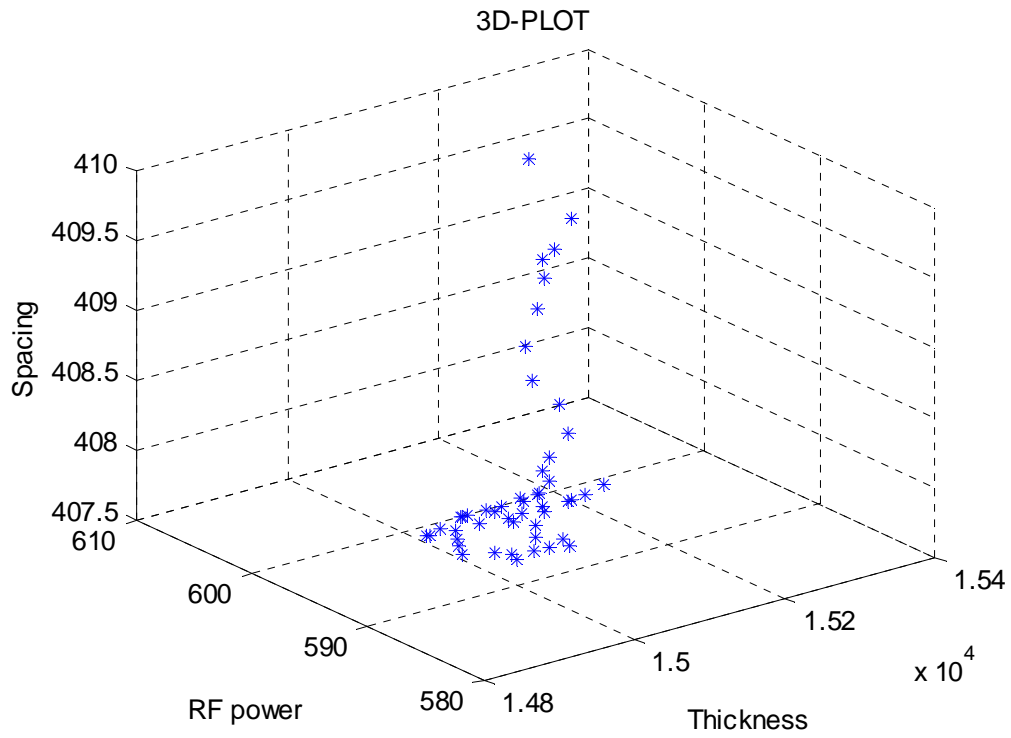


圖 6-35 厚度、RF power、Spacing 改變圖(3)

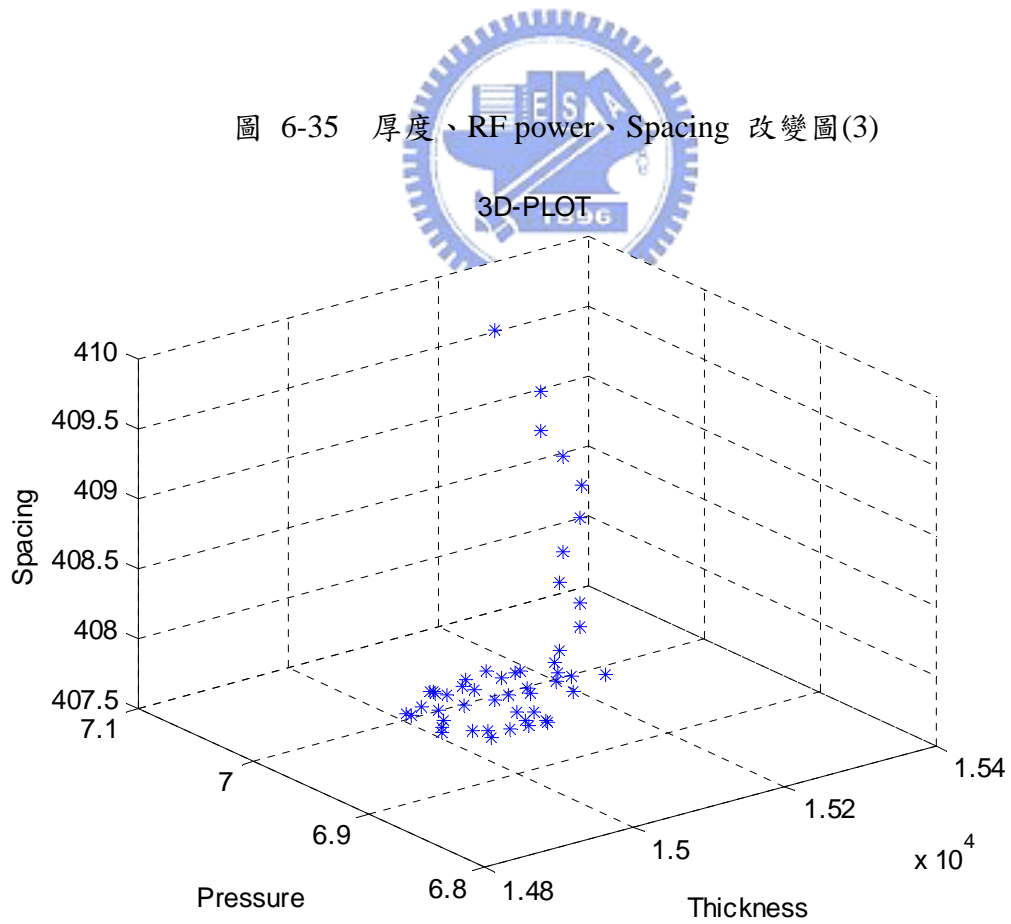


圖 6-36 厚度、Pressure、Spacing 改變圖(3)

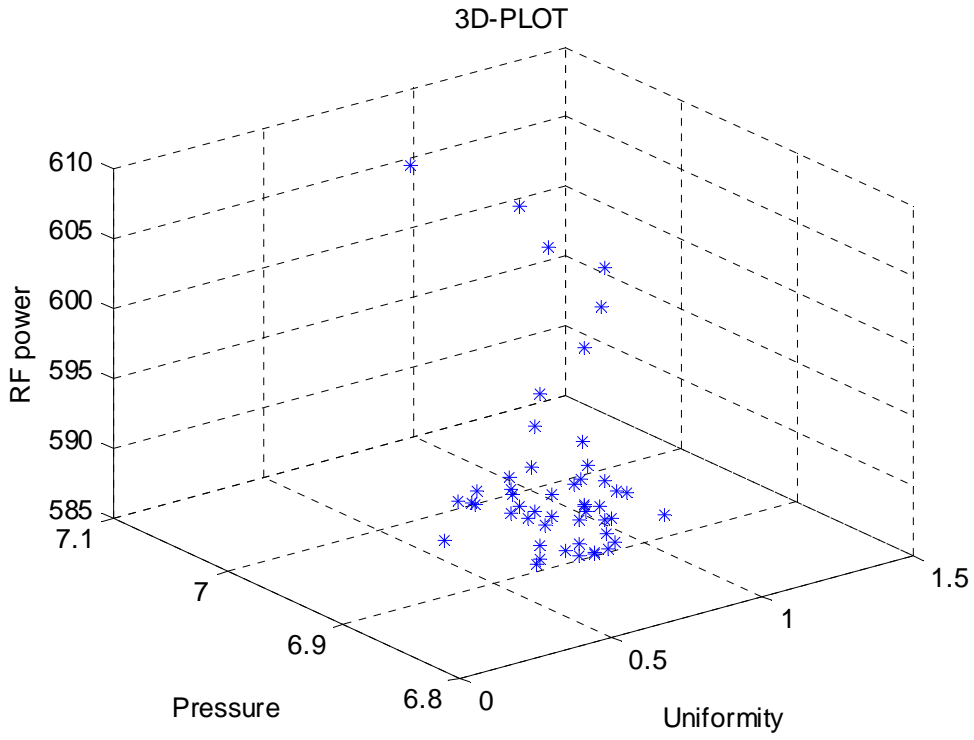


圖 6-37 均勻度、Pressure、RF power 改變圖(3)

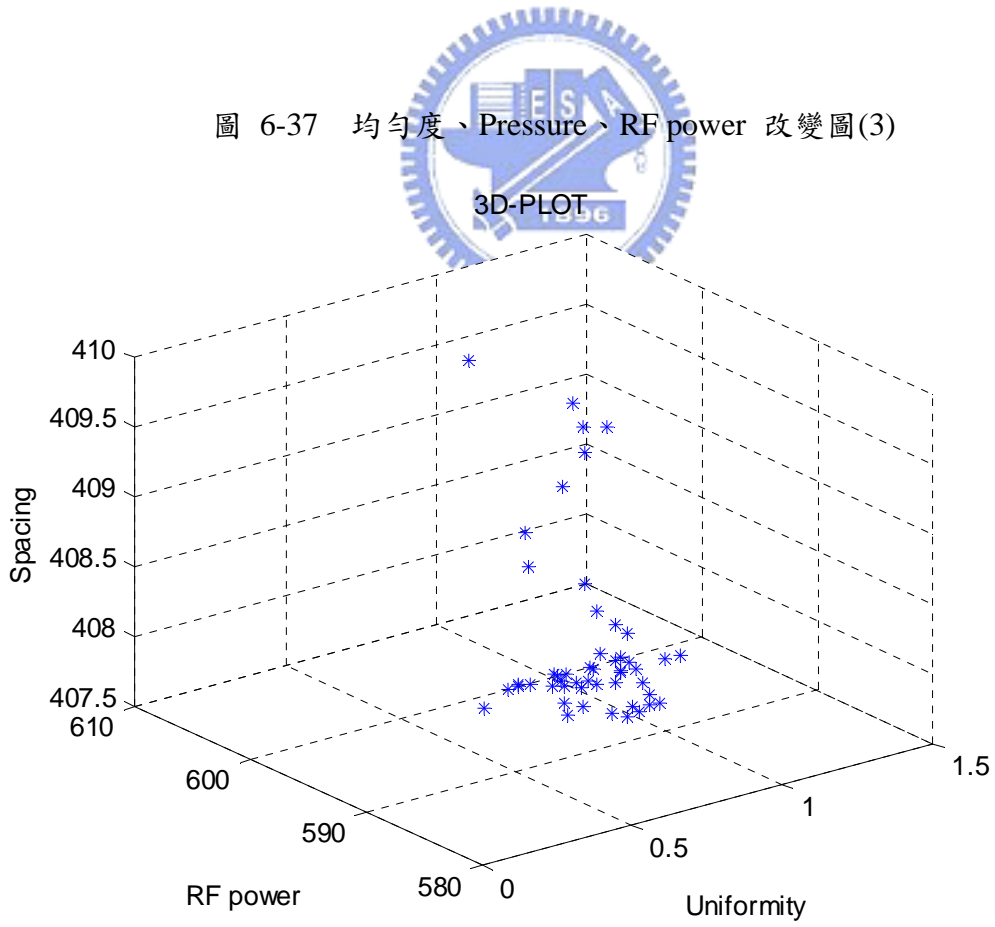


圖 6-38 均勻度、RF power、Spacing 改變圖(3)

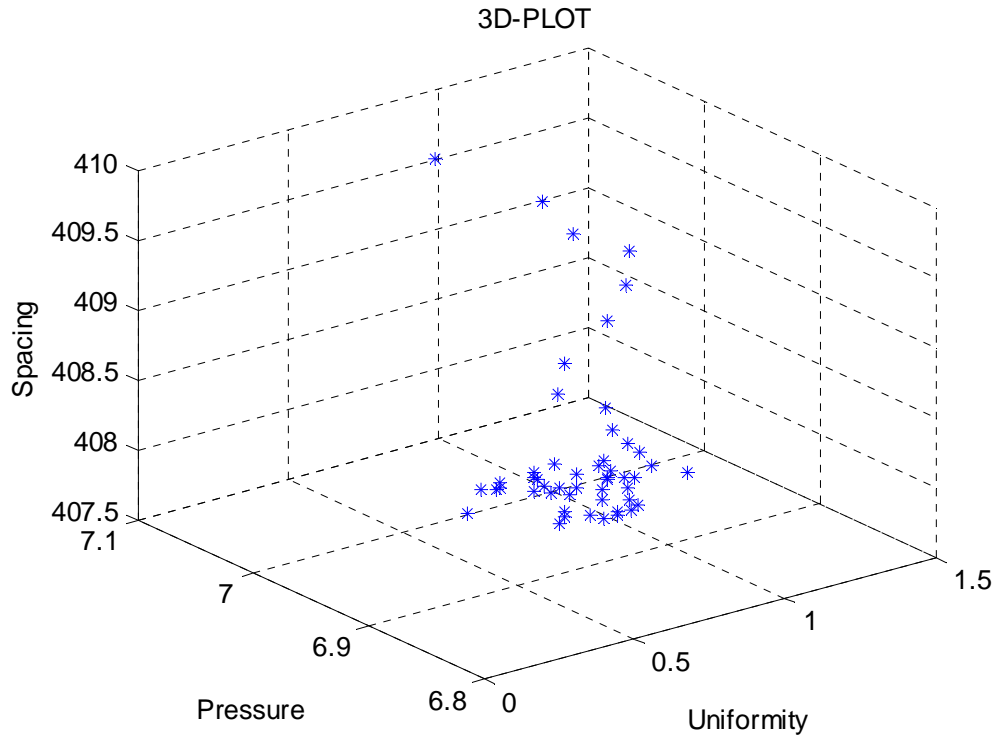


圖 6-39 均勻度、Pressure、Spacing 改變圖(3)

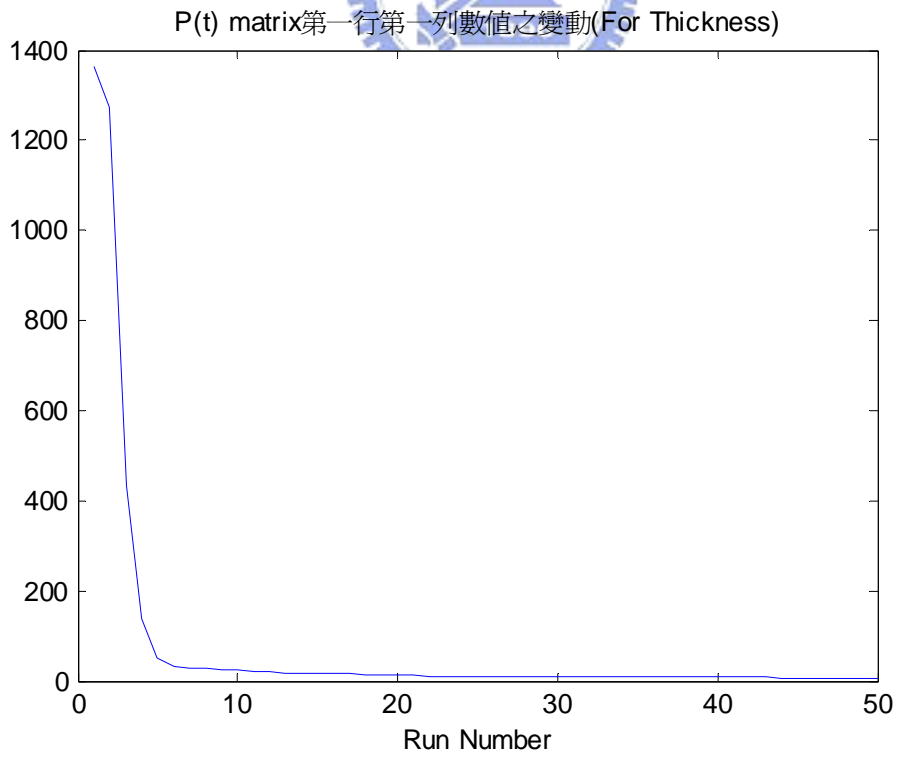


圖 6-40 P(t)matrix 變動圖 For Thickness(3)

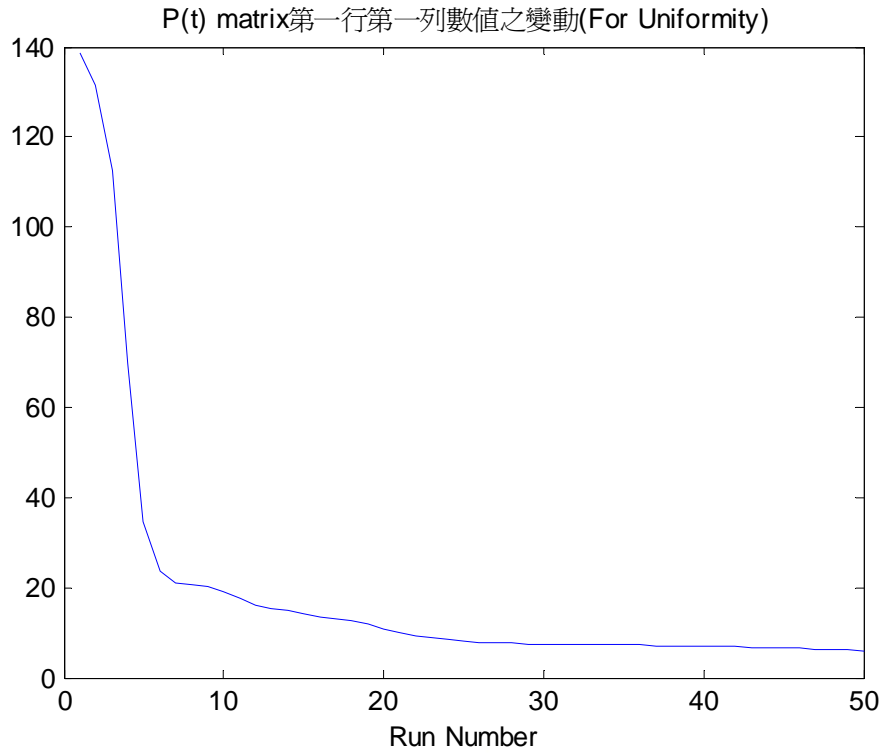


圖 6-41 P(t)matrix 變動圖 For Uniformity(3)

最後機台端的模型:

$$\begin{aligned}
 T_t = & 5.879 * P_{t-1} + 3.334 * R_{t-1} + 1.4129 * S_{t-1} \\
 & - 2.0953 * PR_{t-1} - 3.3211 * PS_{t-1} - 0.4634 * RS_{t-1} + e_{Tn,t}
 \end{aligned}
 \tag{6.45}$$

$$\begin{aligned}
 U_t = & 23.711 * P_{t-1} + 0.035332 * R_{t-1} - 1.7954 * S_{t-1} \\
 & - 21.061 * PR_{t-1} - 5.0412 * PS_{t-1} + 19.092 * RS_{t-1} + e_{Un,t}
 \end{aligned}
 \tag{6.46}$$

最後調變的模型:

$$\hat{T}_{t+1|t} = 4.6951 * P_t + 4.7506 * R_t + 1.0379 * S_t - 2.6264 * PR_t - 4.2759 * PS_t + 0.23031 * RS_t
 \tag{6.47}$$

$$\hat{U}_{t+1|t} = 15.211 * P_t + 1.1777 * R_t - 3.4613 * S_t - 17.006 * PR_t - 4.1146 * PS_t + 14.808 * RS_t
 \tag{6.48}$$

比較(6.45)式到(6.48)式可知道就算機台有不確定性的變動，經過 RLS 動態模型調變後，可以跟機台的模型相去不遠，但機台變異越大(外加干擾越大)的話，會越差越多。

另外由表 6-3 可知經由 RLS 動態模型調變及最小變異控制器之控制後，有明顯改善機台不穩定所造成輸出不理想之效果。

表 6-3 MSD 比較表(3)

	Thickness	Uniformity
Controlled(MSD 值)	96.667	0.77737
Without Controlled (MSD 值)	464.79	1.6719

由上述機台不同外加干擾之模擬可知，係數外加的干擾越大，則機台飄移得越嚴重，若未受到控制，則輸出值會越來越糟糕(可從表 6-1 到表 6-3 的 MSD 比較表看出)，若是外加干擾之標準差為模型係數 5% 以內的情況下，只要經過 RLS 動態模型調變及 MVC 的控制之後，則可將輸出值控制在所期望的目標之內。另外在機台模型係數有一定的變動時，RLS 動態模型調變方法亦可以追隨機台的變異，可以使我們假設的模型更能適應機台不確定性的變動。

第七章 實驗驗證

本論文利用 DOE 找到之輸出輸入關係式作為起始模型(initial model)

$$\begin{aligned} T_t &= 5.4503 * P_{t-1} + 3.5453 * R_{t-1} + 1.0965 * S_{t-1} \\ &- 2.7431 * PR_{t-1} - 3.4971 * PS_{t-1} - 0.60323 * RS_{t-1} \end{aligned} \quad (7.1)$$

$$\begin{aligned} U_t &= 14.464 * P_{t-1} + 0.038472 * R_{t-1} - 2.2919 * S_{t-1} \\ &- 16.105 * PR_{t-1} - 3.9354 * PS_{t-1} + 12.549 * RS_{t-1} \end{aligned} \quad (7.2)$$

改寫成

$$\begin{aligned} \hat{T}_{t+1|t} &= 5.4503 * P_t + 3.5453 * R_t + 1.0965 * S_t \\ &- 2.7431 * PR_t - 3.4971 * PS_t - 0.60323 * RS_t \end{aligned} \quad (7.3)$$

$$\begin{aligned} \hat{U}_{t+1|t} &= 14.464 * P_t + 0.038472 * R_t - 2.2919 * S_t \\ &- 16.105 * PR_t - 3.9354 * PS_t + 12.549 * RS_t \end{aligned} \quad (7.4)$$

起始 P(0)可從 DOE 得知，利用式子(6.35)及(6.36)分別為膜厚與均勻度模型之起始 P(0)，式(7.3)及(7.4)做為我們假設的模型，利用輸出輸入做動態模型之調變，另外所期望的目標分別為厚度 15000 Å 與均勻度(U)0.8% 以及初始輸入值為外加干擾標準差為機台模型係數 3% 模擬中，最後一個 Run 所取得的模擬輸入參數值，但由於機台的限制，Pressure 的調變只能到小數第一位，RF power 的調變只能到第一位整數，Spacing 的調變也是只能第一位整數，故經過修改後初始輸入值為 Pressure 6.9 torr、RF power 591 W 及 Spacing 408 mils。實驗驗證結果及分析如下。

其中在圖 7-1 及 7-2 中 ‘o’ 表示經過控制後所得到的輸出值，‘*’ 代表未經過控制的輸出值，recipe 調變圖中，‘o’ 表示經過控制器所產生的最小變異輸入值，‘*’ 代表某半導體廠所給的輸入值。

由圖 7-1 及圖 7-2 可看出，經由 RLS 動態模型調變與最小變異控制器的控制後，可將膜厚及均勻度都控制在所期望的範圍內。由圖 7-3 到圖 7-5 可以看到三個輸入值均會在所限制的範圍內做變動，並且與半導體廠所用的最佳參數調變有所差異。圖 7-6 及圖 7-7 中之 $P(t)$ (為 $\varphi(t)$ 之 covariance matrix 之 inverse matrix) 矩陣之第一行第一列之數值的變動圖，可以看出在第 5 個 Run 之後漸趨收斂。

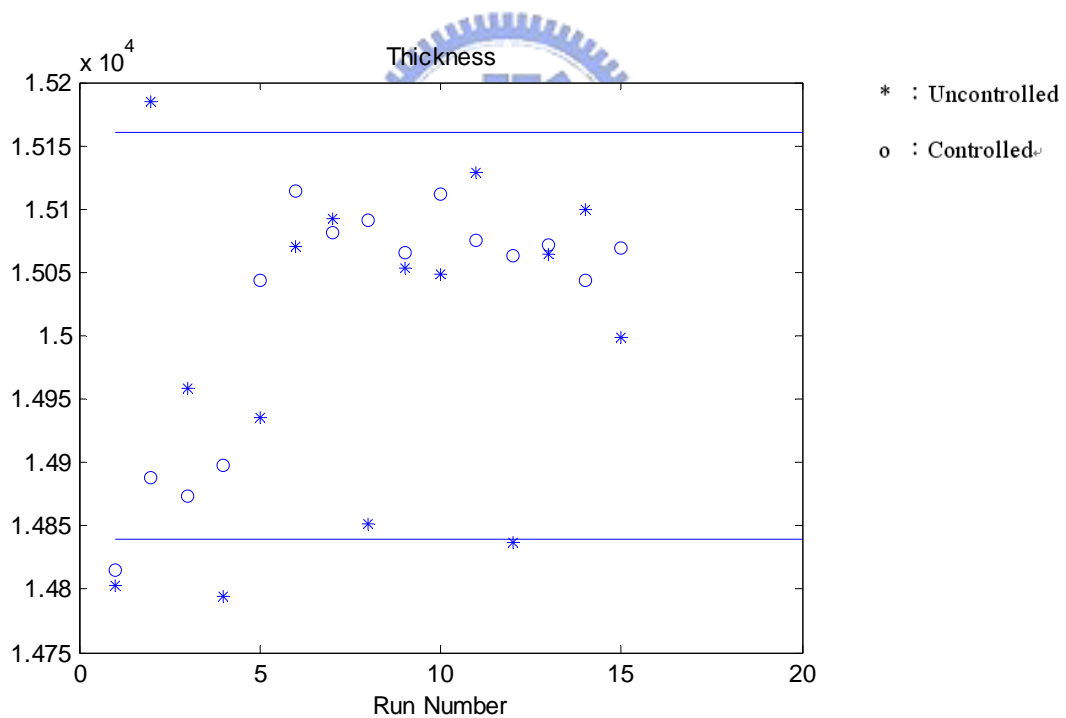


圖 7-1 厚度控制圖(實驗驗證)

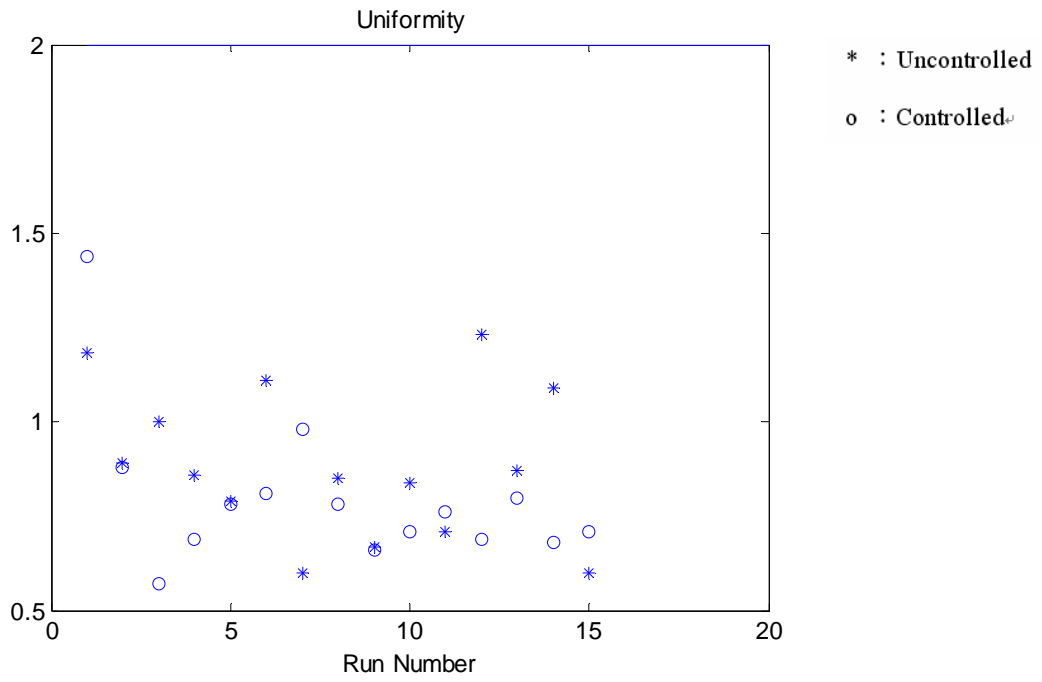


圖 7-2 均勻度控制圖(實驗驗證)

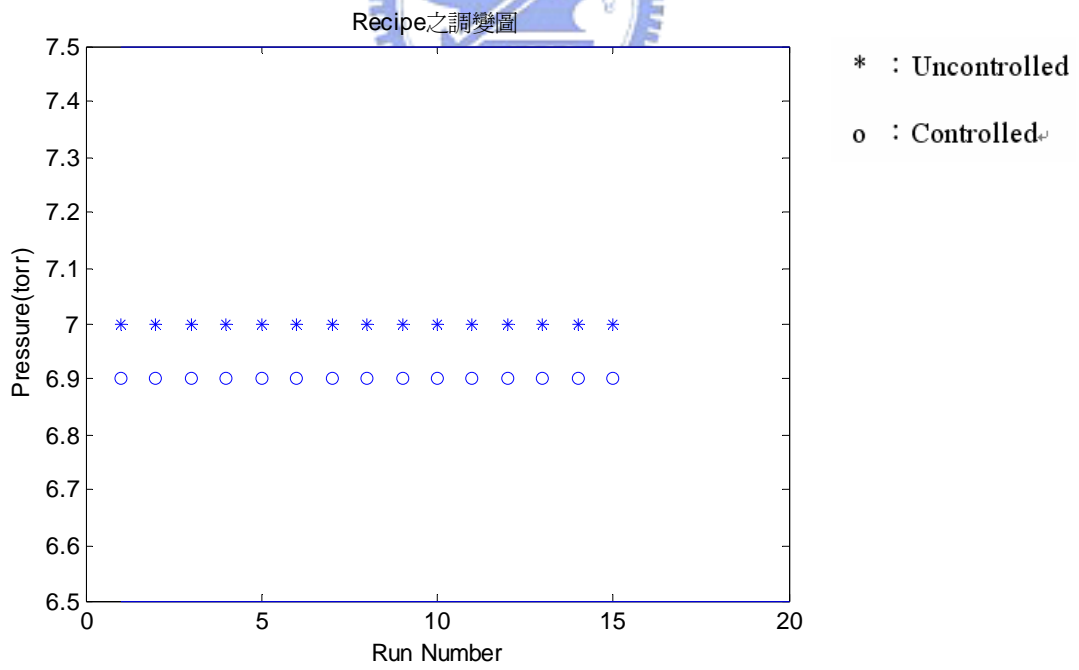


圖 7-3 Pressure 調變圖(實驗驗證)

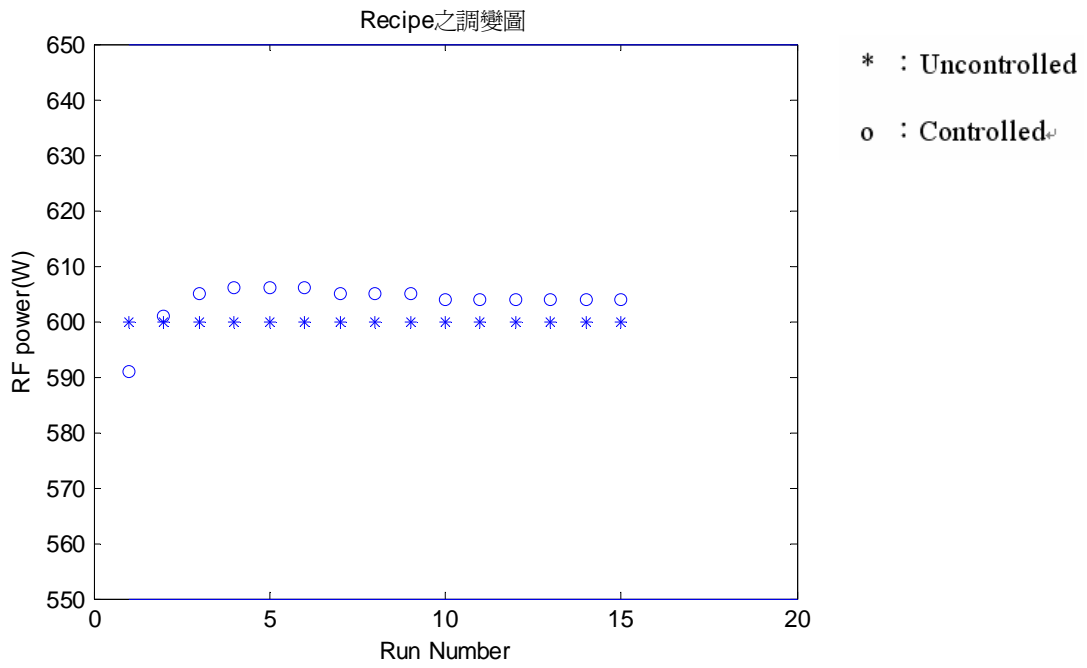


圖 7-4 RF power 調變圖(實驗驗證)

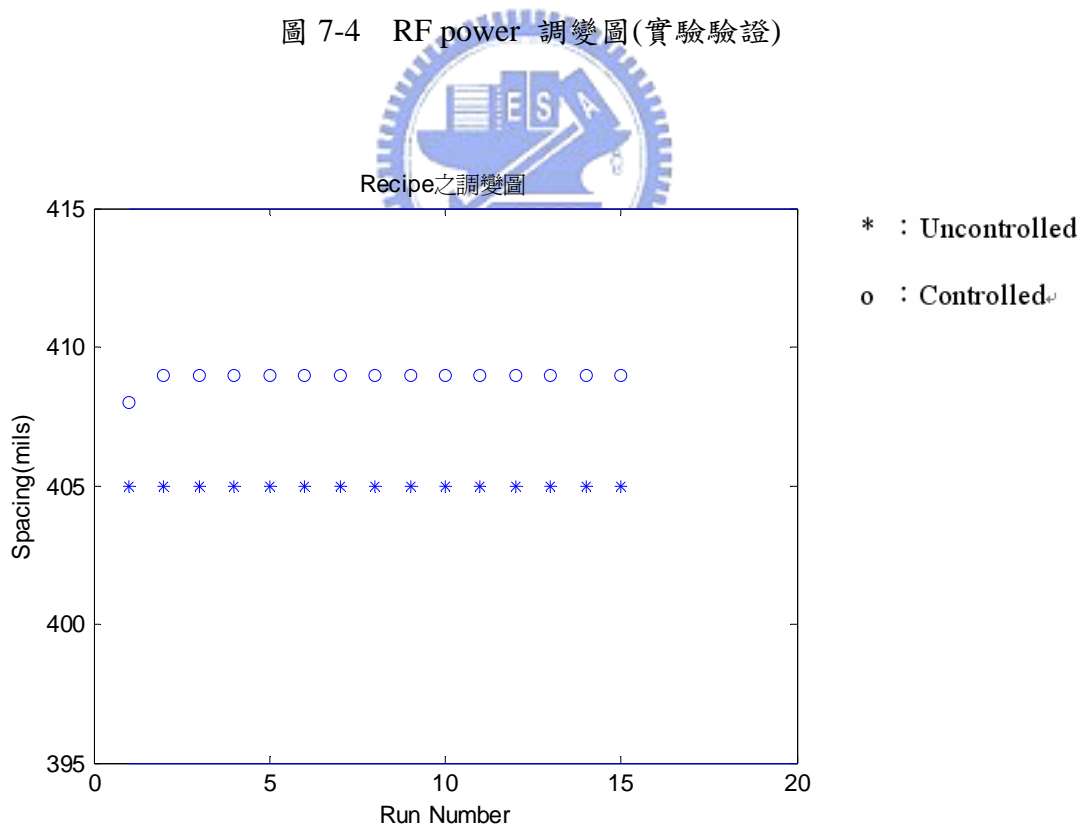


圖 7-5 Spacing 調變圖(實驗驗證)

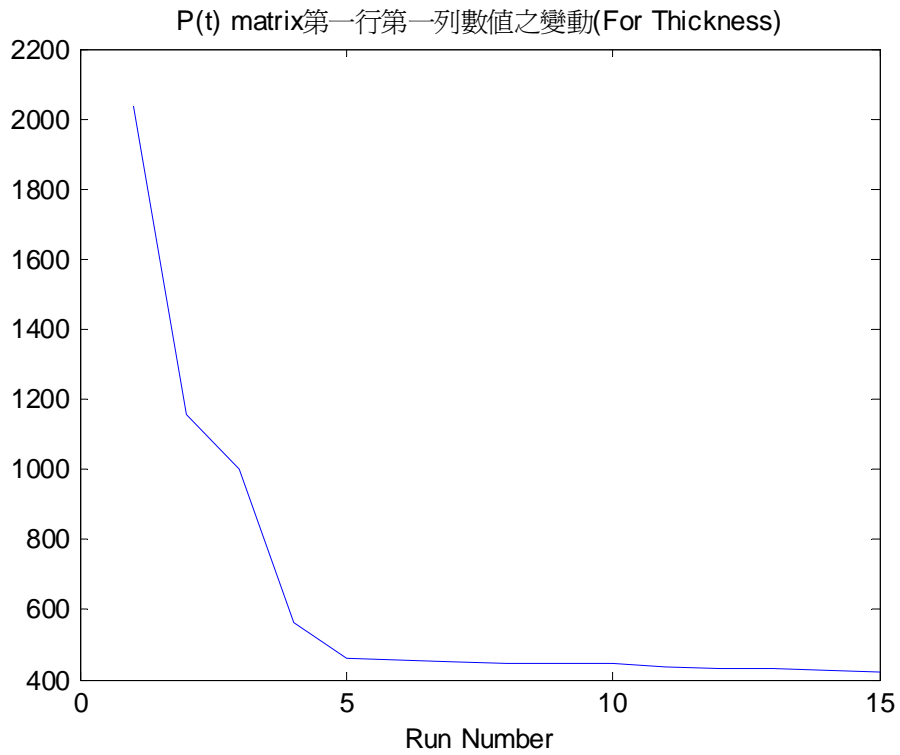


圖 7-6 P(t)matrix 變動圖 For Thickness(實驗驗證)

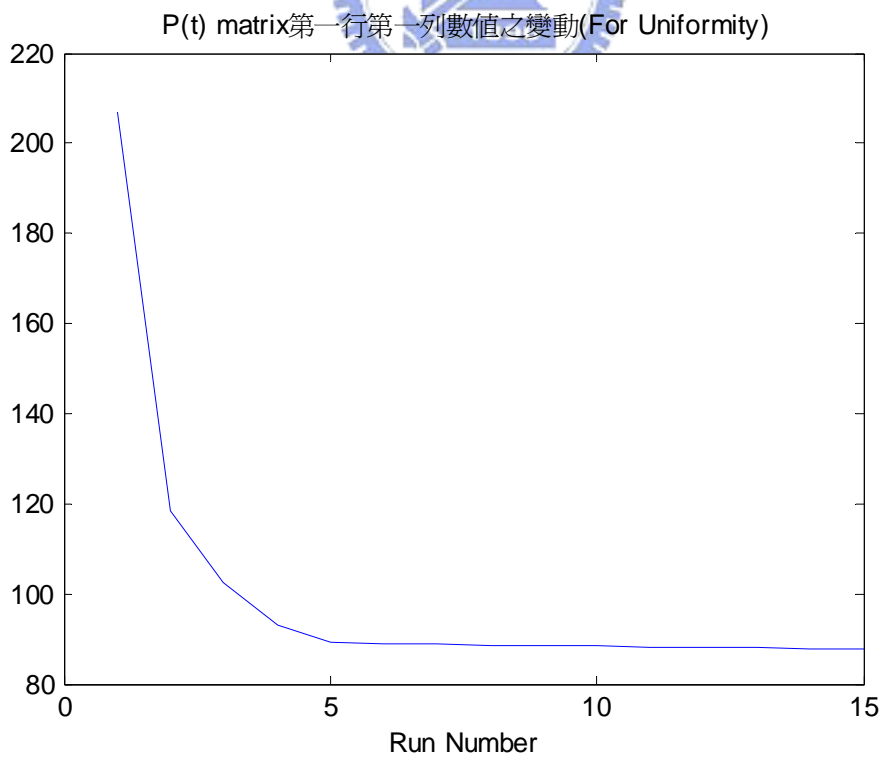


圖 7-7 P(t)matrix 變動圖 For Uniformity(實驗驗證)

原本的模型:

$$\begin{aligned}\hat{T}_{t+1|t} &= 5.4503 * P_t + 3.5453 * R_t + 1.0965 * S_t \\ &- 2.7431 * PR_t - 3.4971 * PS_t - 0.60323 * RS_t\end{aligned}\tag{7.5}$$

$$\begin{aligned}\hat{U}_{t+1|t} &= 14.464 * P_t + 0.038472 * R_t - 2.2919 * S_t \\ &- 16.105 * PR_t - 3.9354 * PS_t + 12.549 * RS_t\end{aligned}\tag{7.6}$$

最後調變的模型:

$$\begin{aligned}\hat{T}_{t+1|t} &= 6.5951 * P_t + 3.9467 * R_t + 0.99588 * S_t - 2.0028 * PR_t \\ &- 2.4939 * PS_t - 0.55236 * RS_t\end{aligned}\tag{7.7}$$

$$\begin{aligned}\hat{U}_{t+1|t} &= 14.214 * P_t - 1.931 * R_t - 4.1465 * S_t - 20.014 * PR_t \\ &- 5.2809 * PS_t + 11.633 * RS_t\end{aligned}\tag{7.8}$$

比較(7.5)式到(7.8)式可知道經過 RLS 動態模型調變後與 DOE 所找出的模型有一定程度的差異，可能是機台有不確定性的變動，或是所假設的模型與機台真實的模型有差距(也就是模型不準確的意思)，並且若機台變異越大的話，會越差越多。

另外由表 7-1 可知經由 RLS 動態模型調變及最小變異控制器之控制後，有明顯改善機台不穩定所造成輸出不理想之效果。

所希望的目標值分別為 BSG 膜厚為 15000 Å 及均勻度 Index(U)為零。表 7-1 為有經過控制及未經過控制的 MSD(Mean Square Deviation)比較表。

表 7-1 MSD 比較表(實驗驗證)

	Thickness	Uniformity
Controlled(MSD 值)	108.63	0.91662
Without Controlled (MSD 值)	135.1	1.0145

由圖 7-1 及 7-2 可看出經過控制後的輸出值，都比較接近所期望的目標值，而在圖 7-3、7-4、7-5 中可清楚看到，經由本文所設計之控制架構所找出之最佳輸入參數值與一般工程師經驗所輸入之輸入值有明顯不同，其中圖 7-1 及圖 7-2 中未受控制時，所得到的資料有比較大的變動，其原因是因為在半導體廠中，特別是 PECVD 製程，要是工程師發現所得到的輸出值不理想，會調變 D/T(沉積時間)，因此會造成圖中變動的情形。再看到圖 7-6 及圖 7-7 可發現大概在第四第五片的時候，整個控制模式趨於穩定，之後的輸入值的變動情形不大，最後看到表 7-1(比較控制與未控制之 MSD 值)可明顯發現以本文所探討之 RLS 動態模型調變方法及最小變異控制器之控制架構確實可以使製程有顯著的改善效果。

第八章 結論與未來建議事項

本文利用主成份分析法去分析機台內部參數，一來可以減少變數的數量，二來可以保有原本資料的資訊，並且各主成份間相互獨立，可以利用所得到的主成份分析圖，對製造程做即時的錯誤偵測，減少壞片的產生，增加製程良率。但並沒有提到錯誤分類的方法，這部份也是值得去思考的地方。另外利用 RLS 方法做模型動態調變，以及加上一個最小變異控制器，經由實驗驗證結果可以知道對於此種輸出輸入之非線性模型之系統有不錯的控制效果(由表 7-1 之 MSD 值可知對於膜厚的部分大約改善了 20%，均勻度的部分大約改善了 10%)，但由於實驗次數有限，模型的準確度可能有待提升，以即本文所探討的輸出輸入僅為機台之一部份，三個輸入項(Pressure 大小、RF power 大小及 Spacing 距離)及兩個輸出項(BSG 膜厚與均勻度)，還有其他可能影響製程之輸入項(O_2 氣體流量、TEB 氣體流量、TEOS 氣體流量、D/T(沉積時間)的長短、Heater 的溫度高低、 N_2 氣體流量及 He 的氣體流量)及另外所期望的輸出項(BSG 膜的內應力、膜內硼的濃度、乾蝕速率及濕蝕速率等等...)並沒有加以研究，並且以 RLS 方法做動態模型調變前必須先將模型的架構定好，若模型架構在 DOE 時有錯誤，或是隨著時間而改變，或是一些人為因素而改變(列如:機台做維修等等...)，則 RLS 動態模型調變方法，可能無法適應此種機台模型的變動，可以考慮加入強健控制(Robust control)之方法，或許對於機台模型的不確定性能有更好的控制效果。由於本文主要針對 R2R 做研究探討，若能做到 W2W 則更可以提升機台良率，圖 8-1 提供一架構，可做為參考，可以針對上述所闡述不足之處多加研究討論，期望能將 APC 做得更好，以提升各機台製程之良率。

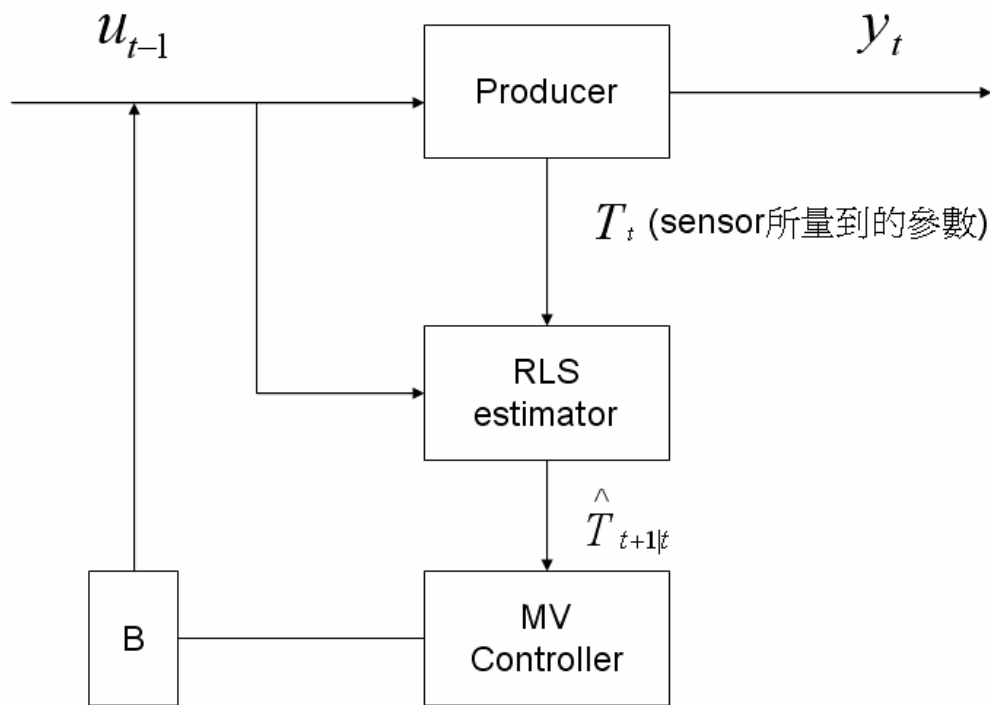


圖 8-1 未來建議架構圖

由於目前半導體廠不會將每片晶圓都拿去做後測的動作，一批貨只有一片晶圓做後測的動作，因此只能做到 R2R 的控制，就算將每片晶圓都做後測的動作，以達到 W2W 的控制，提升良率，但是這麼一來必定會使產量銳減(後測機台需要一定的時間去做後測的動作)。因此以圖 8-1 的架構，在機台上多裝一些內部感應器(因為安裝在此機台上的 Straatum sensor 對於輸入項的改變，比較無法去發覺或解釋)，利用 DOE 方法找出輸入項、感應器所量到參數及輸出項間的關係，找出輸出項在所期望範圍內時，感應器所量到參數之範圍，並利用此間接關係，以本文所提之 RLS 動態模型調變方法與最小變異控制器加以控制，確保感應器所量到的參數在所期望的範圍內，如此及可達到間接控制的目的，並且可以不需要做晶圓後測的動作，利用感應器即時量測到的參數，做到 W2W 的控制目的。

參考文獻

- [1] A. C. Lee, "Minimum-variance controller for a class of non-linear systems," *Int. J. Systems Science*, Vol. 21, No. 11, pp. 2091-2101, 1990.
- [2] H. F. Guo and C. J. Spanos, "Real time statistical process control for plasma etching," *Semiconductor Manufacturing Science Symposium*, 1991.
- [3] C. J. Spanos, "Real-Time Statistical Process Control Using Tool Data," *IEEE Transactions on Semiconductor Manufacturing*, Vol. 5, No. 4, November 1992.
- [4] 詹韻玉, *EWMA 控制器最適變動折扣因子之研究*, 國立清華大學統計學研究所碩士論文, 2001。
- [5] S. T. Tseng, R. J. Chou, and S. P. Lee, "A study of multivariate EWMA controller," *IIE transactions*, Vol. 34, pp. 541-549, 2002.
- [6] 吳俊達, *MEWMA 控制器最適變動折扣因子之研究*, 國立清華大學統計學研究所碩士論文, 2002。
- [7] H. C. Wu, C. T. Chang, B. H. Chen, C. Y. Lee, C. J. Chang, J. C. Ko, M. S. Zhou, M. S. Liang, "Fault detection and classification of plasma cvd tool," *IEEE International Symposium on Semiconductor Manufacturing*, 2003.
- [8] J. Liang and N. Wang, "Faults diagnosis industrial reheating furnace using principal component analysis," *IEEE Int. Conf. Neural Networks & Signal Processing*, Nanjing, P. R. China Dec., 2003.
- [9] 莊達人, *VLSI 製造技術*, 高立圖書公司, 台北縣, 2004 年。
- [10] Douglas C. Montgomery, *Design and Analysis of Experiments*, 5th Edition.
- [11] 唐麗英、王春和, *STATISTICA 6.0 版與基礎統計分析*, 儒林圖書有限公司, 台北市, 2003 年。
- [12] 林茂文, *時間數列分析與預測*, 華泰書局, 1992 年。

- [13] 吳賢銘、潘迪特，*時間數列與系統分析-動態數據系統*，中央圖書出版社，台北市，1982年。
- [14] Brockwell and Davis, *Introduction to time series and forecasting*, Springer,1996.
- [15] Y. H. Yang, N. Y. Lu, F. L. Wang, L. L. Ma, “A new fault detection and diagnosis method based on principal component analysis in multivariate continuous process,” *Proceedings of the 4th World Congress on Intelligent Control and Automation*, June 10-14, 2002, Shanghai, P. R. China.
- [16] L. J. Zhao, T. Y. Chai, G. Wang, “A nonlinear modeling and online monitoring method for the batch process using multiple local pca,” *Proceedings of the Second International Conference on Machine Learning and Cybernetics*, November 2-5, 2003, Xi'an, P. R. China.
- [17] 陳順宇，*多變量分析*，華泰書局，台北市，2004年。
- [18] I. T. Jolliffe, *Principal Component Analysis*, Second Edition, Springer, 2002.
- [19] Lennart Ljung, *System identification : Theory for the User*, Prentice-Hall, 1987.
- [20] E. D. Castillo and J. Y. Yeh, “An adaptive run-to-run optimizing controller for linear and nonlinear semiconductor processes,” *IEEE transactions on semiconductor manufacturing*, Vol. 11, No. 2, May 1998.
- [21] D.W. Clarke, M.A., D.Phil., and P. J. Gawthrop, B.A., “Self-tuning controller,” *Proceedings of the Institution of Electrical Engineers Control & Science*, Vol. 122, No. 9, September 1975.
- [22] E. D. CASTILLO, “A multivariate self-tuning controller for run to run process control under shift and trend disturbance,” *IIE Transaction*, No. 28, pp. 1011-1021, 1996.