

應用倒傳遞類神經網路於氣相沉積器之平坦度校正

黃勤鎰

國立高雄第一科技大學助理教授
e-mail: chini@nkfust.edu.tw

侯宗鑫

國立高雄第一科技大學學生
e-mail: u9816710@nkfust.edu.tw

摘要

本文中，將提出倒傳遞類神經網路(BPN, Back-Propagation Neural Network)之網路架構，套用於 AMAT 公司所開發的 Producer SE SACVD 薄膜區生產機台，收集之前機台平衡 Range 異常時的數據做為樣本資訊，再結合 BPN 學習輸入與輸出間的邏輯關係，以建立學習模型並推算出最精準的調整數據，以利工程師一擊斃中，大大減少生產機台當機時間，計算目前晶圓測機異常的資訊，以推算機台應調整的正確幅度。

關鍵詞：倒傳遞類神經網路(BPN)，台灣應用材料(AMAT)。

Abstract

In this paper, the proposed Back-Propagation Neural network (BPN) architecture to capture large abnormal information of samples of the Sub-Atmospheric Chemical Vapor Deposition (SACVD) of AMAT film District (the thin-film (TF) of production machine in wafer processing plant) for fine-tuning regulating. The BPN approach works for calculating wafer prober abnormal information to project machine should be adjusted to the correct magnitude for balance. In view of this, the research of machine balance abnormal adjustment, providing more efficiently way to allow engineers accurate correct range to balance reverted and reduce waste time cost.

Keywords: BPN, AMAT.

1. 前言

晶圓代工的製造過程非常複雜，單一產品往往必須經過二、三百個製造步驟，而每片晶

圓在完成所有製造程序後，即可形成數百到數千顆相同的積體電路小晶圓片，再將晶圓送至晶片包裝廠進行切割、封裝，最後進行電性測試，完成合格後即可上市銷售[1]。在半導體廠內，生產機台有定期保養及故障的時候，且在高科技產業工作，良率是每日關注的目標，機台的改善及異常的解決在時間上非常重要，因此解決機台問題不能只依賴過往的經驗，不斷的反覆調整，嘗試錯誤會更費時，產能必定會受到影響。

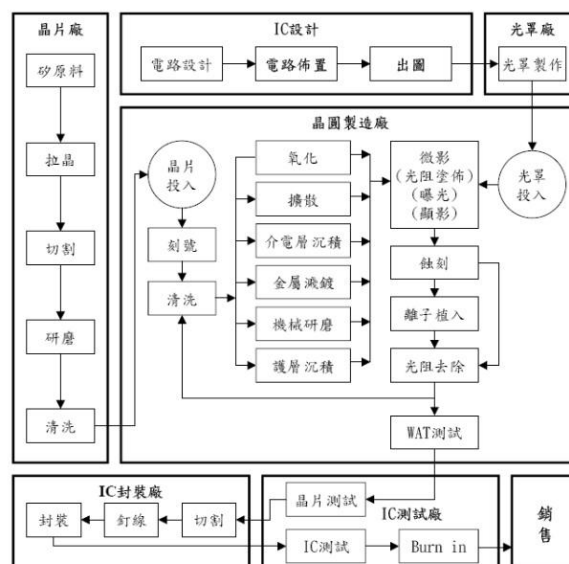


圖 1 半導體製造過程示意圖

在此研究的主要方法在於取得機台 Heater 平坦度(Range)量測時的大量資訊，當作樣本訓練學習。處理本研究的理論基礎是根據倒傳遞類神經網路(Back-Propagation Neural Network, BPN)。

2. 研究動機與目的

以往當機台厚度量測異常發生後，除了就現場工程師憑著量測出來的數據及厚度圖之外，就會依靠以前的經驗進行調整，很少會進一步分析或探討其他可能調整的因素。一般而言，機台運作平坦度是由生產程序及氣體沉積而變化且受生產時間的限制所影響，因此需要

一個更精準的評斷條件，而這也是本研究的主要動機，因此本文提出考慮機台自身所量測到的平坦度異常為條件，利用 Chamber 上的兩顆微調螺絲作復歸調整，並採用 BPN 來訓練這些數據並有效提供一套不失準確性且有效復原機台使其在最短的時間內回復生產。

機台量測厚度異常發生後，針對既有數據去分析並訓練微調螺絲需調整的可能情形。因此提出採用倒傳遞網路建立一套具有不失真實性的分析法則，期望在機台厚度再度發生異常時，提供一套更有效的分析方式和可靠的調整數據供工程師作最快速且正確的微調和機台復歸。本文在建立一個機台厚度平衡調整系統，運用倒傳遞類神經的歸類分析特性，適合用於本研究的理論依據。

近年來，國內外多種機台參數設定、維修檢測等均逐漸重視類神經網路的分析整合功能，並且已有相當之研究成果。運用在機台設備參數設定上，無疑是想找出最佳的參數組合、設定調整某些程序異常或失衡、當機等等。本文將於此節整理一些與類神經相關應用，或者類神經應用於機台設定維修上之相關研究，整理如下：

謝冠華[6]於 1999 年將類神經網路應用於機台設定及設備選擇：以塑模機為例，本研究使用倒傳遞類神經網路模式化構裝廠中的機台，收集工廠實際運作的資料，也因塑模機是整個構裝廠中價格最昂貴的機台，加上塑模製程常為整個構裝製程中的瓶頸處，因此使用塑模機為研究的載具。研究結果顯示建構模式的適用性，透過本研究也達到降低試作次數、新產品換線機台的設定時間、以及人力、物料、時間上耗費。

黃惠卿[7]於 2006 年以類神經網路資料探勘應用於 PCB 裝配自動取置機製程參數設定之研究，本研究旨在於應用倒傳遞類神經網路資料探勘模式來分析 PCB 組裝中表面黏著取置機之取置頭調校準確度，進而減低因調校不良而產生之缺點數，以提昇製程之效能。再以倒傳遞類神經網路為架構，針對取置頭調校參數的資料進行訓練與測試，以建立倒傳遞類神經網路模式。此模式可以預測在新的調校參數下，每一個取置頭所可能產生的缺點數量，而針對預測的缺點數值中，挑選出缺點數值偏高之取置頭數據進行敏感度分析，進而提昇製程之效能。

王魯湘[8]於 2005 年以類神經網路建立消耗性零件之壽命預測模式：以晶圓測試探針卡

為例，將以半導體晶圓測試作業流程中，主要的生產消耗零件探針卡為探討對象，模型中首先建立收集生產過程中的資訊、維修記錄等方法，依此資訊利用類神經網路方法有效預測探針卡使用壽命並結合物料存貨的模型，訂定出探針卡之最佳採購點。

3. 研究方法

3.1 倒傳遞類神經網路模型

倒傳遞類神經的網路架構為多層感知器 (multilayer perceptron)，其網路系統包含輸入層、隱藏層、輸出層，但實際上有作用的神經元只有隱藏層及輸出層兩層，其包含一個或多個隱藏層的多層前饋型類神經網路，以監督式的學習方式來學習訓練網路。如圖 2 所示。一般使用的學習演算法為誤差倒傳遞演算法 (Error Back Propagation, EBP)，而這樣的結合稱之為倒傳遞類神經網路 (BPN)。

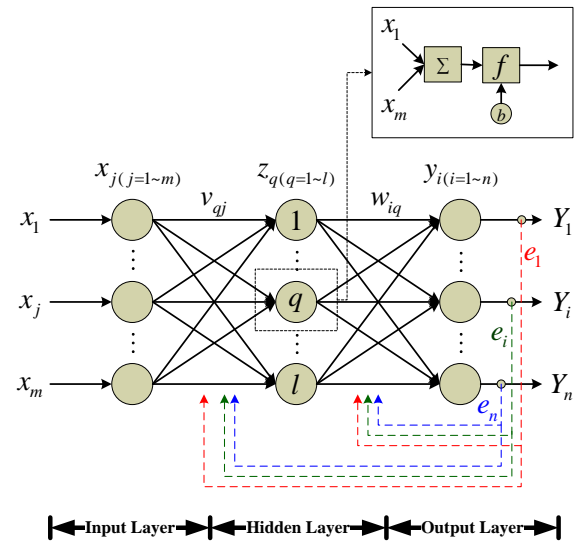


圖 2 倒傳遞類神經網路架構[2]

所謂誤差倒傳遞演算法，顧名思義就是會將每一層最後的網路輸出與目標輸出相差的誤差值，回傳至之前每一層的網路中，並作加權值與偏權值的調整，如圖 2 中虛線部分的 $e_r, 1 < r < n$ 。透過調整網路的權重值，期望使誤差達到容忍範圍內而停止。因為倒傳遞網路的學習是一種監督式學習，學習目的在於降低誤差值。

學習的過程通常以一次一個訓練範例及其匹配的目標值進行學習，直到網路學習全部的訓練範例結束，稱為一個學習循環 (learning)

circle)或一次迭代(learning epoch)。讓所有的學習範例學習數個循環，直至網路收斂或是到達收斂次數為止。為了測試網路有無收斂定義一個誤差函數如式 1 所示。

$$E = \left(\frac{1}{2}\right) \sum_j (T[j] - Y[j])^2 \quad \text{式(1)}$$

BPN 學習演算法共分成八個步驟：

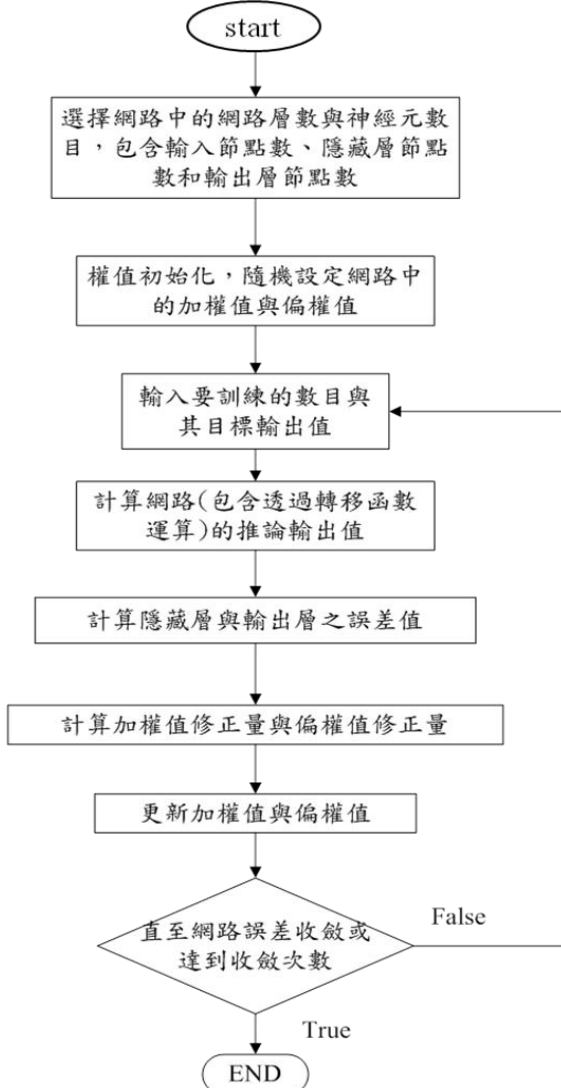


圖 3 BPN 學習機制流程圖[3]

BPN 的回想演算法共分成四個步驟：

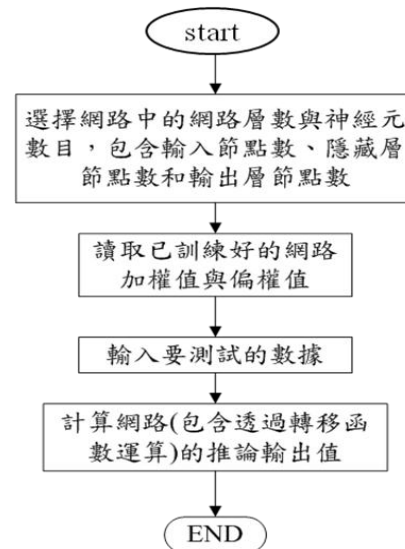


圖 4 BPN 回想機制流程圖[3]

3.2 研究架構實作流程

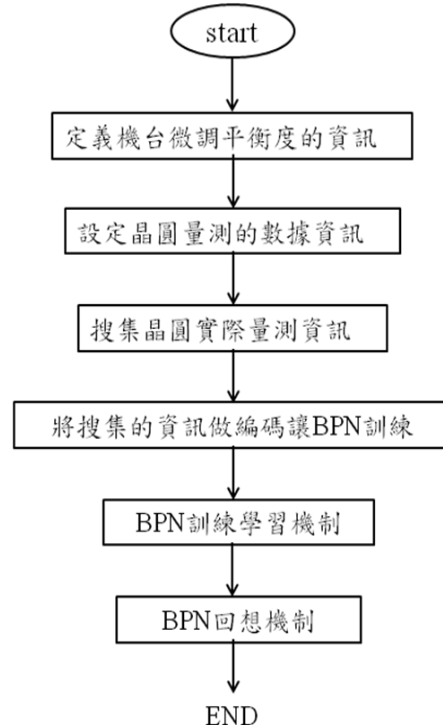


圖 5 實作流程

機台厚度量測主要是呈現晶圓經氣相沉積的實際厚度。一片完整的晶圓產品，需經過數百道的站點，每道站點都有特殊的製程加工，只要有一個站點異常，接下來的站點只會讓問題擴大，終至會有晶圓報廢的結果。

機台 Twin Chamber 共量測 21 點厚度值，若產生偏邊而需調整時，再怎麼調整也不可能所有點都在同一厚度上，因而會有一個標準 SPEC，稱之為 RANGE，所以在調整時只要將 RANGE 值降至設定值之內，則此厚度則視為

正常，反之則視為異常，需再調整。

3.3 建立平坦度偏邊 BPN 學習模型

針對本實驗而言，希望當測機厚度異常時，能藉由轉動螺絲作機台 Chamber 平衡的調整，在一次微調之後就能使機台 Chamber 厚度立即回復到正常標準，讓機台恢復到生產狀態。系統量測厚度上，在量測控片上取 21 點量測值，以量測的結果來判定控片厚度是否有誤差，這時會看系統量測產生的 RANGE 值，若 RANGE 值過大，則表示誤差過大，因此量測的 21 點厚度值即是訓練學習的輸入值。在定義訓練模型前，本研究中須先設定晶圓上厚度量測值的順序如圖 6 所示：

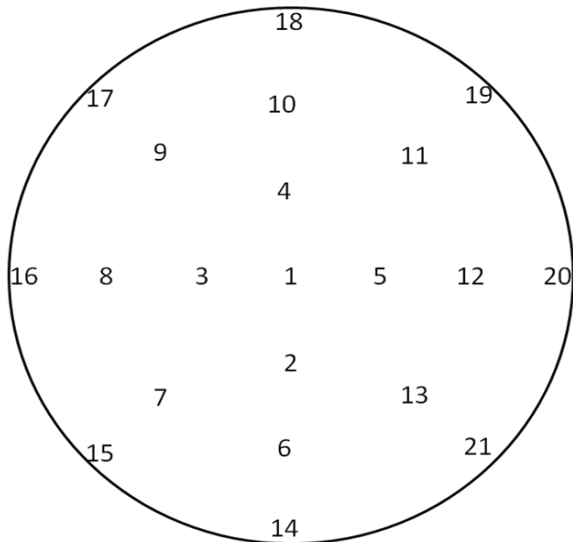


圖 6 量測點編碼順序

3.3.1 定義訓練輸入-參數與編碼

藉由圖 7 厚度量測圖為例，定義訓練輸入的編碼方式，依圖 6 量測點編碼順序，按照順序攫取 4 位數，皆以二進制方式編碼，每一值共編碼 11 位元，每片晶圓可攫取 21 個量測值，因此每一片晶圓量測值共可編碼 231 位元，此即為單筆輸入編碼方式。定義訓練輸入如表 1 所示。

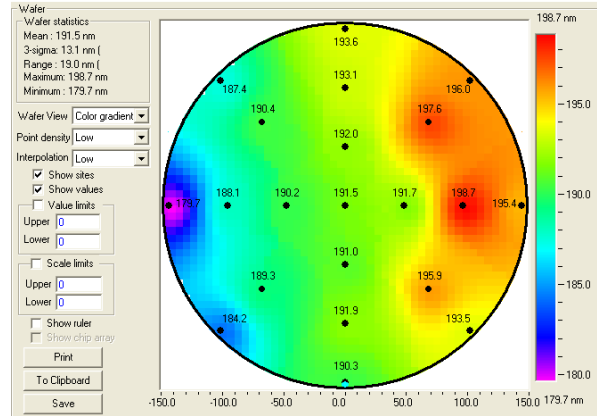


圖 7 厚度量測圖

如上圖 7 中屬於較常見的厚度量測圖，歸類於左低右高的偏邊型量測圖。當機台 Twin Chamber 校正歸零後，經過一段時間的運作生產加工，將會漸漸失去平衡，此時便需要用 Twin Chamber 的微調機制依厚度量測圖的測試結果做微調，按製程的不同調至所需要的平衡度，以便能繼續生產。

表 1 編碼-依晶圓編號順序做二進制編碼

編號	厚度值	二進位編碼
1	1915	11101111011
2	1910	11101110110
3	1902	11101101110
4	1920	11110000000
5	1917	11101111101
6	1919	11101111111
7	1893	11101100101
8	1881	11101011001
9	1904	11101110000
10	1931	11110001011
11	1976	11110111000
12	1987	11111000011
13	1959	11110100111
14	1903	11101101111
15	1842	11100110010
16	1797	11100000101
17	1874	11101010010
18	1936	11110010000
19	1960	11110101000
20	1954	11110100010
21	1935	11110001111

3.3.2 定義訓練目標-參數與編碼

晶圓控片厚度量測結果偏邊時，必需微調 Twin Chamber 表面，使之達到平衡，如圖 8 所示，主要可調的即是 Leveling Stud 位置的兩顆螺絲。定義訓練目標的編碼方式如表 2 所示。機台上 Leveling Stud 位置的兩顆螺絲的可調處為六角螺帽，在此定義轉動一面為一個單位，例如利用 BPN 模型訓練、回想後的結果輸出為 0010 時，此為二進制值，轉十進制即為 2，代表六角螺帽需調動 2 面，以此定義所有欲訓練輸出的目標值。

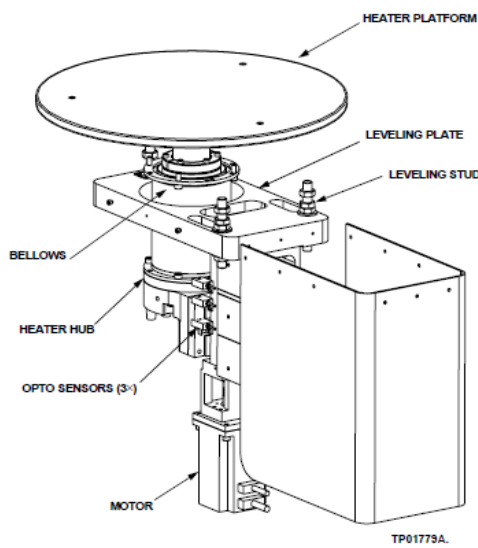


圖 8 Heater 構造示意圖

表 2 編碼-兩個螺絲轉向編碼

螺絲別	左螺絲		右螺絲	
	向左轉 下降	向右轉 上升	向左轉 下降	向右轉 上升
代表 1 面	0001	0001	0001	0001
代表 2 面	0010	0010	0010	0010
代表 3 面	0011	0011	0011	0011
代表 4 面	0100	0100	0100	0100
代表 5 面	0101	0101	0101	0101
代表 6 面	0110	0110	0110	0110
代表 7 面	0111	0111	0111	0111
代表 8 面	1000	1000	1000	1000
代表 9 面	1001	1001	1001	1001
代表 10 面	1010	1010	1010	1010
代表 11 面	1011	1011	1011	1011

目前 12 吋晶圓廠的規格，在量測方面是以奈米為單位，且雖同型機台也會因製程的不同，氣體沉積的不同，會有不同的結果及調整的程度，如有些製程調整螺絲一面，也許平衡度就有很大的變化，另一種製程甚至調動了六面，也許仍變化不大，因此在本論文所搜集的資訊，均是以同一製程及同一型機台為準，才能增加本論文實作結果的正確性。

3.3.3 三階與四階的 BPN 網路參數

類神經網路中隱藏層的設定通常為一層至二層，設計太多層反而會造成網路進行訓練時，結果卻無法收斂，因此設計一層至二層的訓練效果最佳[5]，應用在某些網路訓練時，越多的隱藏層有時會導致網路過於複雜，造成某些網路局部的最小值過多，以致於網路加權值容易陷入誤差函數導致無法收斂。因此根據以往經驗來分別，一般訓練網路可取一層隱藏層，而較複雜的訓練網路則可取兩層隱藏層。

在本文中使用的三階與四階的倒傳遞類神經網路做比較，三階的隱藏層神經元個數是以輸入層節點數加輸出層節點數找出最佳解，四階則是不斷嘗試兩個隱藏層神經元的組合，用收斂效果最好的組合來找出最佳解。以下表 3 與表 4 分別代表本文兩種案例的網路參數：

表 3 網路參數-三階

網路參數	設定值
訓練次數	2000
輸入層節點數	231
隱藏層神經元處理數目	125
輸出層節點數	16
隱藏層層數	1
學習速率	0.5
慣性因子	0.2

表 4 網路參數-四階

網路參數	設定值
訓練次數	3500
輸入層節點數	231
第一階隱藏層神經元節點數	120
第二階隱藏層神經元節點數	70
輸出層節點數	16
隱藏層層數	2

學習速率	0.5
慣性因子	0.2

在三階與四階的收斂效率上，實際訓練樣本的結果是三階的收斂效率較快，而四階的收斂效率較慢。訓練樣本在低於五十個時，三階與四階在不管隱藏層神經元個數的狀況下，均可容易收斂下來，但訓練樣本個數高於五十個甚至是一百個時，三階的收斂效率仍然佳，但四階就不容易收斂下來了，因此在實作上嘗試非常多的組合，終於以表 4 的參數值才可達到較好的收斂效果，且訓練次數也提高至 3500 次才收斂下來，因此可證實二層隱藏層確實比一層隱藏層需要更多的訓練次數才會達到較好的收斂效率，如圖 9 所示。

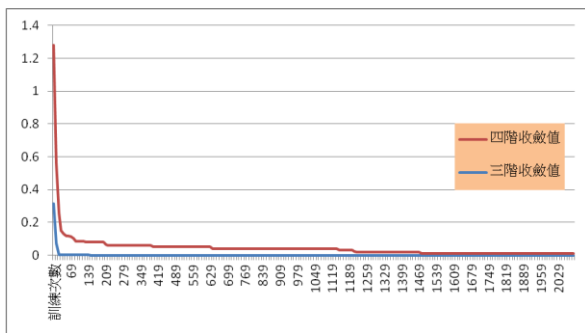


圖 9 收斂曲線圖

倒傳遞類神經網路中，加權值的調整與一個常數成正比，此常數稱為學習速率 η ，一般學習速率取值為 0.1~1.0 之間，此設定值愈大則學習速度愈快，且加權值的改變量也變得愈大，但是當學習速率過快時，則容易造成震盪而無法收斂。此外，在訓練網路中還有一項慣性因子 α ，此慣性因子通常取值在 0.0~0.9 之間，它可以使學習速率增大卻不會或者減少震盪現象。慣性因子決定於過去有加權值改變量，對於在加權值空間上有移動方向的影响，加入慣性因子後能減緩在加權空間上的急劇變化。

3.4 實驗結果

針對三階 BPN 實作-微調機台 Twin Chamber 平衡設定，共實作 2 筆從晶圓控片量測的訓練數據。此實作必須考慮到網路學習的能力和學習速度，因此採用的網路參數如表 3 所述。利用原始數據驗證上述所設定訓練完成的網路，準確度達 99%；在此定義異常的

RANGE 值在調整後必須回到 13 以內，才可算調整成功，最後測機結果 Twin Chamber 的 RANGE 值確實可以回到正常值之內，且成效顯著。此 100 筆 RANGE 量測異常數據，透過倒傳遞類神經網路訓練出來的模型，經回想程式所得到的輸出結果，實際套用在機台上共有 2 筆是可讓機台成功回線的數據，亦驗證此 BPN 訓練是正確有效的，其精準度可達 100%。

以下為三階 BPN 第 1 筆數據，解碼數據是左、右兩邊螺絲各調高 1 面，輸出 RANGE 由 17.6 降為 10.6，調整結果成功。

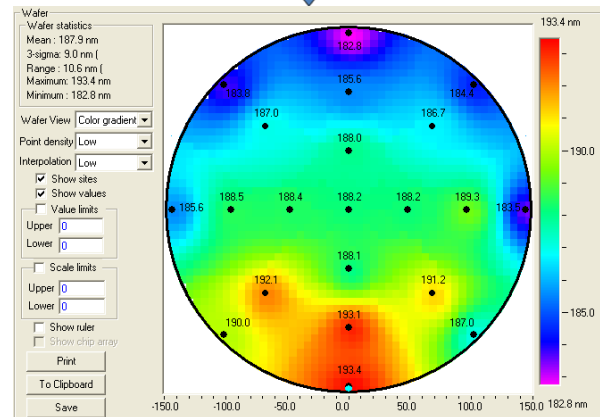
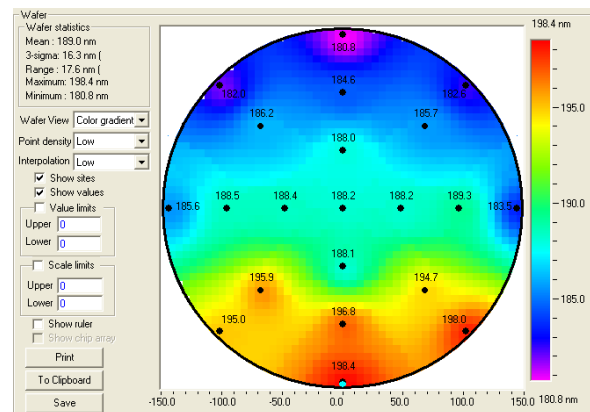


圖 10 調整後量測圖(1)

以下為三階 BPN 第 2 筆數據，解碼數據是左邊螺絲調低 1 面、右邊螺絲調高 1 面，輸出 RANGE 由 20.5 降為 12.6，調整結果成功。

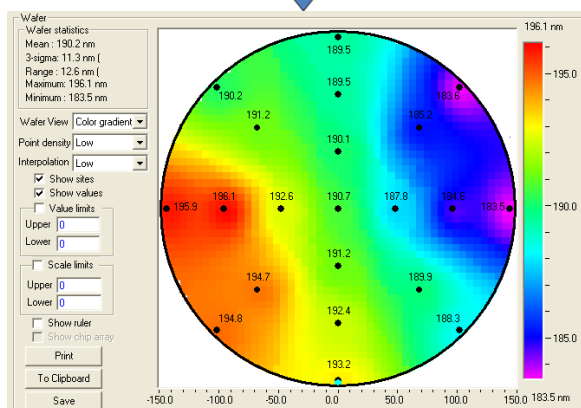
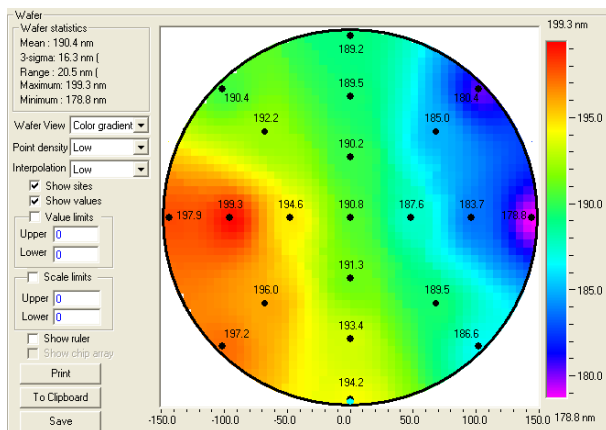


圖 11 調整後量測圖(2)

以此類神經網路模式，可有效解決猜測或依經驗調整機台的問題，用類神經訓練的方式可得到應調整的數據，將其解碼為螺絲調整的幅度，可訓練數據愈多，得到的正確性愈大，機台厚度發生異常，在整個復機程序上只需調整一次，機台厚度量測立刻可以回復正常，機台可立即回線，一次程序花費最多 6 小時，對產能影響降至最低，工程師也不至於一直加班調機，生活品質也同時上升了。比照之前的作法，足足可省下 5~24 小時以上，降低停機風險，更換材料風險，節省最重要的時間成本，這就是本實作最有價值的地方了。

3.5 結論與未來展望

在多種類神經網路訓練方式中，倒傳遞類神經網路具備有非常好的學習能力，其中以處理分類及預測這兩方面的問題，解決能力更是有相當好的成效，而且在訓練學習後的回想能力上，也具備有相當高的精準度，因此在本研究上採用倒傳遞類神經網路的訓練方式，搭配目前 12 吋晶圓廠氣相沉積的機台量測方式，將異常數據輸入，經過訓練學習可一次微調就回復所需量測值的異常還原機制。本論文主要

目的在於只需一次調整，即可讓機台回線，避免工程師用不可靠的經驗法則，在此即可提供一種讓工程師更容易相信的參考依據作為判斷調整機台的數據。

本論文目前所探討的機台平衡度調整異常數據不多，無法代表公司中大部分的異常狀況，在此僅收集一年來的異常數據，職場上機台不可能天天異常，故後續之研究除了需增加更多的數據外，亦可再增加機台狀況的複雜度，如晶圓控片量測出中心低周圍高或中心高周圍低的平衡厚度異常調整之研究。

參考文獻

- [1] 陳建勳、溫肇東，“半導體原物料通路商之策略研究—以崇越科技為例”，**國立政治大學科技管理研究所碩士論文**，2005。
- [2] 蘇木春，張孝德，機器學習：類神經網路、模糊系統以及基因演算法則，**全華科技圖書**，1997。
- [3] 邵子桓，應用倒傳遞類神經網路於車輛事故鑑識還原，**高雄第一科大碩士論文**，2011。
- [4] Applied Materials “*Functional Description for PE Silane and PE TEOS*” Revision 001 November 2001.
- [5] 葉怡成，類神經網路模式應用與實作，**儒林圖書公司**，台北，2009。
- [6] 謝冠華，「以類神經網路應用於機台設定及設備選擇：以塑模機為例」，**國立清華大學碩士論文**，1999 年
- [7] 黃惠卿，「以類神經網路資料探勘應用於 PCB 裝配自動取置機製程參數設定之研究」，**南台科技大學碩士論文**，2006 年。
- [8] 王魯湘，「以類神經網路建立消耗性零件之壽命預測模式：以晶圓測試探針卡為例」，**中原大學碩士論文**，2005 年。