

類神經網路應用於半導體蝕刻製程圖形辨識

陳文欽* 馬恆 何宗軒
中華大學科技管理研究所

摘要

在半導體製造中蝕刻生產中製程終點圖形(End point curve) 可以判定產品在蝕刻製程是否有異常, 生產線上即監控此一圖形變化以避免異常損失的產生及擴大。本文就目前現況研究一可行方法取代生產線上仍需人工監測及判斷圖形異常的問題。研究中所採用的方法是利用類神經網路圖形分類具有自我學習的特點, 只要圖形採取較佳的樣本, 透過辨識訓練就可將圖形樣本分類結果學習下來。隨著新加樣本的學習, 會更新分類結果加強使系統更具有判斷力。這樣一套系統可改善製程圖形分類時, 分類圖形的不確定性, 而且還可提供生產線即時有效的停機建議。本研究選擇類神經網路中, 倒傳遞類神經網路(Back-propagation neural network) 演算模式來進行研究。並採用晶圓廠蝕刻終點圖形數位化資料來做分析。經隨機挑選 3 個製程偏方(Recipe)每個偏方 200 個樣本訓練學習, 再用剩餘的 100 個樣本對訓練成果做測試。相信本研究將可發展一套頗為理想的蝕刻終點圖形製程圖形失效辨識系統。

關鍵詞：蝕刻製程，即時監控，類神經網路，倒傳遞類神經網路，製程偏方

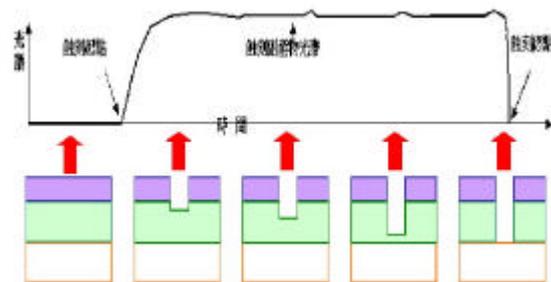
1. 研究背景及目的

半導體產業在台灣整體製造業所佔有的比例雖然不是很高, 但是它的產值確非常的高, 是我國高科技產業中的一個重心產業, 半導體製程是一種循環的製程, 其中的蝕刻製程的成敗間接的影響了產業的獲利情況, 對於蝕刻製程監控的最重要的部份就是監控製程終點圖形(End-point curve), 透過對蝕刻製程終點圖形的監控, 預防蝕刻失敗的重覆率, 進而提昇製程能力與良率, 降低製程廢品的產生, 同時也降低製造成本、增加利潤, 使我國半導體的製造在國際的半導體市場中更具有競爭力。

乾蝕刻(Dry etching)[2]即是利用射頻(RF, radio frequency)電源, 製造電漿(Plasma), 造成熾熱放電(Glow discharge), 產生反應性的物質, 以選擇性的移除晶圓上的材料。電漿蝕刻的步驟是把晶圓放入一反應室鎖好, 再以真空泵抽氣。工作壓力由特殊製程而定, 大約為 0.2~1.2 托爾(Torr)。將反應性氣體送入氣室, 以射頻場使其游離。氣流繼續, 並不斷以真空泵抽氣, 因部分反應物有毒。製程完成後停止送氣, 關掉射頻產生器, 將反應生成物抽完, 以氮氣倒灌破除真空, 就可把氣室打開, 而取出晶

圓。乾蝕刻需要嚴密的製程控制, 所有製程參數必須維持, 已確定每一片晶圓, 每批製程的重複性。終點偵測(End point detection)是一項非常重要的技術, 以避免過度蝕刻降低良率(以製程的角色而言)。乾式蝕刻製程到達完成點[1], 稱為蝕刻終點, 一般乾式蝕刻製程會利用雷射光偵測薄膜厚度, 或是利用光譜分析蝕刻副產物原光譜的消失點, 測得蝕刻終點, 可避免蝕刻不足或是蝕刻過度, 如圖一所示。

蝕刻製程終點圖形是監控蝕刻製程在腔(Chamber)生產過程中反應物的變化情形, 正常情況每一個蝕刻步驟所預到的反應物應一樣, 同一個製程配方(Recipe)所產生出的圖形在大略的外觀上



圖一. 半導體乾蝕刻製程終點圖形

* 連絡人: wenchin@chu.edu.tw

應該一樣，遇到不在預期之內的反應物時，製程圖形也會產生不一樣的變化，因此可視為是一種圖形分類的問題。一般而言，乾蝕刻設備在每一個腔 (Chamber) 會有終點偵測設備(如前述)，典型蝕刻產出物的頻譜如下圖二[4]，不同的產出物會產生不同的頻譜圖。

在蝕刻的過程中有安裝感測器去偵測蝕刻終點，設備廠商也同時提供記錄器(Recorder)(見圖三)紀錄反應過程給製程工程師參考。

而紀錄器上所紀錄的圖形為乾蝕刻設備在生產過程中反應物所呈現的狀態。(見圖四)

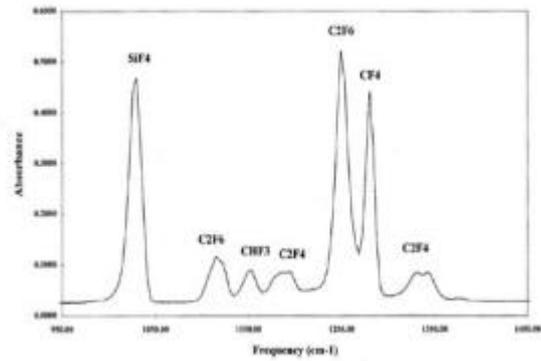
操作員在每一片晶圓生產過程中都需要去監控圖形是否有異常，如果異常就必須請工程師檢查設備或是檢查產品。但是；實際生產過程中操作員並不會無時無刻的站在記錄器旁監控，因此大多數的做法是生產過程中抽空檢查圖形是否有異常，如此真若發生異常則將會產生報廢，如果操作員完全不去注意圖形可能導致報廢一整批的晶圓，造成損失相當大，再者；操作員是否有能力判斷圖形的異常，也是一項值得注意的問題，因此；工程師們正積極的尋找及研究自動辨識及判斷的系統。即時的判定製程圖形是否有異常，一旦發生辨識出異常圖形立即中斷生產以避免損失擴大。

為了解決這樣的問題，首先我們將紀錄器的類比訊號透過 A/D (類比/數位) 轉換器轉換成數位訊號，透過個人電腦收集，再透過程式將資料還原成圖形。(見圖五)如此我們將可收集/儲存資料供分析研究。

蝕刻製程圖形是蝕刻產出物的反應，因此在正常的情況下蝕刻製程圖形的‘樣子’應該會很類似，但在同一個配方 (Recipe) 生產的晶圓所產生的圖形並不會完全一樣，在 X 軸的反應時間(圖六(a)) 或 Y 軸的輸出電壓上(圖六(b)) 都會有差異，在某些製程上它是允許這樣的差異存在，而在某些製程上確會認為不應該產品偏移的情況。因此無法以單純的一對一的比較，也不是單純很明顯的分類上，通常要判斷的是在很細微的地方，例如該是很平穩的製程卻產生凹陷，或是削角..等(見圖七)問題上。

舉例來說[1]：例一、如圖八為 Double etch 案例，其異常情況為 ILD film etch out 及 PL1/contact pattern 異常，圖八下面的圖像為 SEM(電子顯微鏡) 的影像，可以很清楚的看到 ILD film 及 FOX 皆被 etch out。

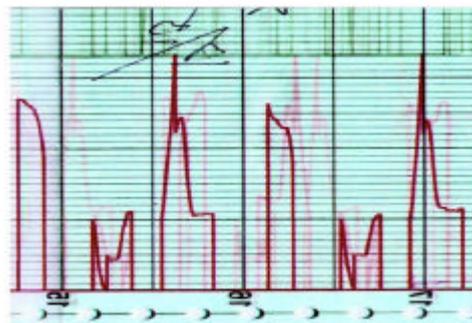
例二、如圖九為 Photo 顯影異常，Caused PAD etch open 區域大小不同，造成圖形異常。



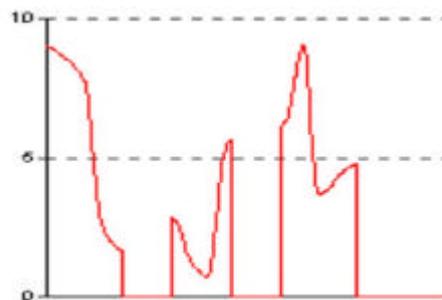
圖二. 典型蝕刻產出物的頻譜



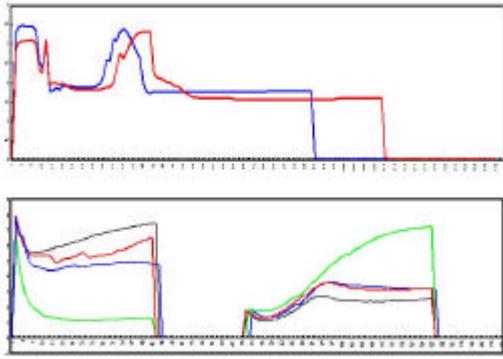
圖三. 蝕刻製程終點圖形記錄器



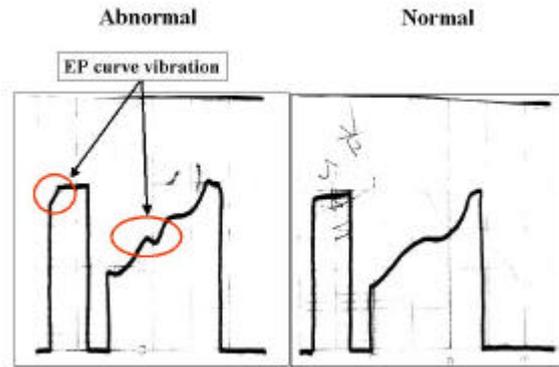
圖四. 蝕刻製程終點圖形



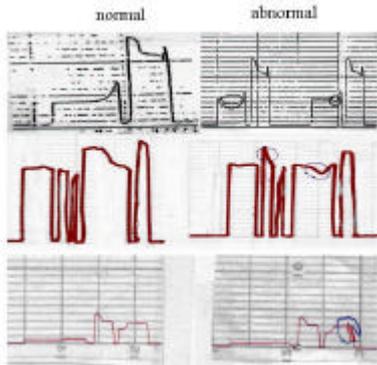
圖五. 電腦收集之蝕刻製程終點圖形



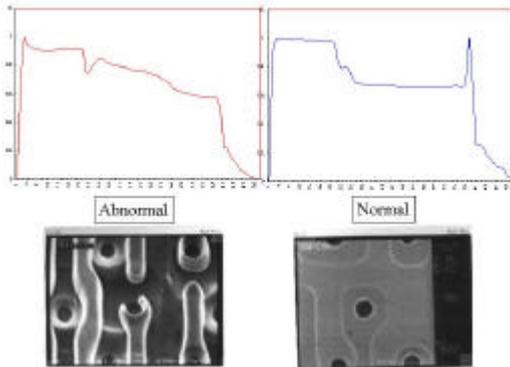
圖六. 上圖 X 軸 scale (a)下圖 Y 軸 scale(b)



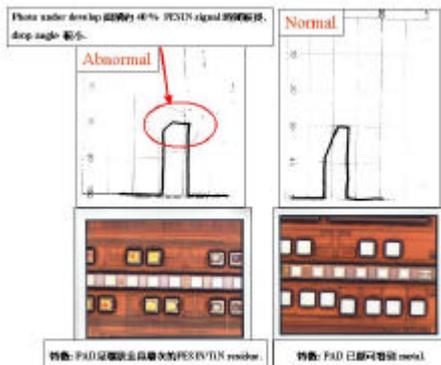
圖十. RF Match Fail



圖七. 蝕刻製程圖形 normal 與 abnormal



圖八. Double etch Case



圖九. Photo 顯影異常

例三、圖十顯示乾蝕刻設備射頻 (RF) 產生器匹配失效的案例。

此異常原因情況為 Chamber Running RF forward power vibration。處理方式必須更換射頻 (RF) 產生器。

本研究之目的為發展一套自動化蝕刻製程終點圖形之辨認系統。此蝕刻終點圖形之辨認系統能有有效的辨識出有異常的圖形的產品，當異常產生時即時暫停生產以避免損失擴大，預防蝕刻失敗的重覆率，進而提昇製程良率，同時也降低製造成本。

2. 研究方法與研究步驟

2.1 研究方法

本研究將硬體與軟體兩部分發展應用，大致分為：1. 硬體設計。2. 軟體開發。3. 類神經網路的選擇。

1. 硬體設計(類比/數位訊號轉換裝置)

負責透過類比/數位的轉換，將半導體蝕刻設備原來接至紀錄儀的類比訊號轉換成數位資料，經由個人電腦(PC)的串列輸入埠(RS-232 Port)將所轉換的數位資料存入設計好的資料庫中。

2. 軟體開發

應用 Microsoft Visual Basic 程式語言，及研華科技股份有限公司所提供的類比/數位信好轉換裝置所提供相關的驅動及資料轉換函式庫，依硬體的特性及所需要的功能，統合加以編輯適當的程式流程，用以控制硬體的設定、驅動信號轉換、圖形顯示、圖形特徵取得、類神經網路分類等處理流程，並且將所收集的資料轉換成類神經網路所採用的函數值域 (本研究採用的是[0,1]之間)。

在將此轉換好的資料加以分類，投入倒傳遞類

神經網路的學習程式中學習，透過反覆的學習及驗證得到一合適的結果。再將此訓練的網路參數應用在生產線上以達到即時監控的目的。

對本研究所採取的圖形分類而言，特徵指的是晶圓在腔體(Chamber)生產期間所產生的反應圖型本身有異於標準時的特殊圖型加以分類。特徵的取得一般以主觀決定居多，特徵是否符合所需，需要驗證並在重覆的學習訓練中加以修正，然而各圖型特徵的選擇要件仍以利於明顯辨識及分類來考量較佳。

3. 類神經網路的選擇

本研究所採用的類神經網路是倒傳遞網路，倒傳遞網路通常需要較常的學習時間，但是其優點是準確度較高，且因其回想速度很快，符合應用在生產線上即時反應之要求，且晶圓在腔體(Chamber)生產期間所產生的反應圖型能夠較容易的轉換成其倒傳遞網路函數反應的值域，因此選擇倒傳遞類神經網路為本研究在分類辨識上所採用的方法。

2.2 研究步驟

本文之研究步驟(圖十一)，首先確定研究主題為類神經網路應用在半導體蝕刻製程圖型辨識，參考有關國內外對於圖型辨識使用的方法及半導體業界發展的方法及應用的方式等相關的文獻，參考半導體業界實際作業情況，發展此自動圖型辨識方法，應用在半導體生產線上之即時監控。



圖十一. 研究步驟之流程

3. 蝕刻製程圖形的收集

蝕刻製程圖形讀收集是將原來腔(chamber)體接到記錄器上的接頭轉接至 A/D 轉換器轉換後傳入個人電腦中，再開發程式將原類比信號在個人電腦上顯示(圖十二)。

4. 類神經網路之訓練

在採用類神經網路應用在系統上時，需考慮樣本的收集、資料數據的特徵分類及隨機樣本的測試以驗證學習的成果，這些項目依序說明如下：

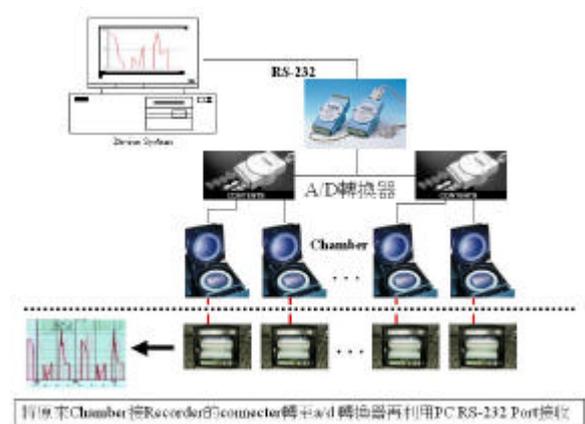
4.1 樣本訓練

倒傳遞學習是依據輸入資料及輸出結果做為調整網路權數的依據，因此輸入訓練的資料分類詳細、提供學習的資料越多，則輸出越能達到輸入訓練資料的期望結果。

由於訓練用的樣本資料愈多愈好，分類情況愈明顯愈加，我們依據 A/D 轉換器所收集進來的資料，依據圖案不同特性加以分類。

倒傳遞網路之訓練品質受下列因素之影響[3]: 1).網路的起始權數 2).學習速度 3).網路學習之終止條件。

根據過去的研究[3,5]，網路學習之終止條件有下列幾種準則：1).當期望輸出值與網路輸出值之均方根誤差 (RMS error) 降低到某一事先設定值；2).學習一事先定下之次數；3).訓練樣本與測試數據成效之交互驗證(Cross validation)。前兩者方法與事先設定值有關。本研究採用第 1 種方法，亦即網路訓練次數逐漸增加，使均方根誤差逐漸減少，直到網路對於測數數據之辨認成效無明顯改善時為止。



圖十二. 蝕刻製程圖形收集連線示意圖

倒傳遞類神經網路的學習及測試資料會受到函數值域的限制，因此需將資料做一標準化的動作，因前述蝕刻製程圖形的 Y 軸的差異並不太影響結果，因此；我們嘗試將每個圖形的最大值與最小值當作參考依據：

$$V_m = \begin{cases} \frac{V_{in} - V_{min}}{V_{max} - V_{min}} & V_{min} < 0 \\ \frac{V_{in}}{V_{max}} & V_{min} \geq 0 \end{cases} \quad (1)$$

V_m ：標準化輸出值

V_{in} ：蝕刻製程終點圖形輸出值(標準化輸入值)

V_{max} ：蝕刻製程終點圖形最大值

V_{min} ：蝕刻製程終點圖形最小值

本研究將資料值域落在[0,1]之間，以符合倒傳遞類神經網路基本需求。訓練樣本必須涵蓋不同程度之異常變化，以使訓練後的成果能具有一般性(Generalization)[3]，訓練樣本的個數也是類神經網路應用時，需加以考慮的因素，通用差距法必須要有足夠的訓練樣本，才使得訓練完成後的網路具有一般性。

本研究隨機選取生產線上 3 種製程配方 (Recipe)所產生的圖形做為系統訓練的樣本，其樣本特徵如 4.2 所述，將資料庫中所收集到的歷史資料隨機選取 100個樣本其中包含不同分類代號的樣本資料做為訓練樣本。

4.2 數據資料特徵

製程配方 A 其反應圖形如下圖十三所示，製程配方 B 其反應圖形如下圖十四所示，製程配方 C 其反應圖形如下圖十五所示。：

簡易的以上述三個製程配方 (Recipe) 正常圖形及其相異點做一簡單的敘述也將其列為分辨圖形的分類目標。

4.3 樣本測試

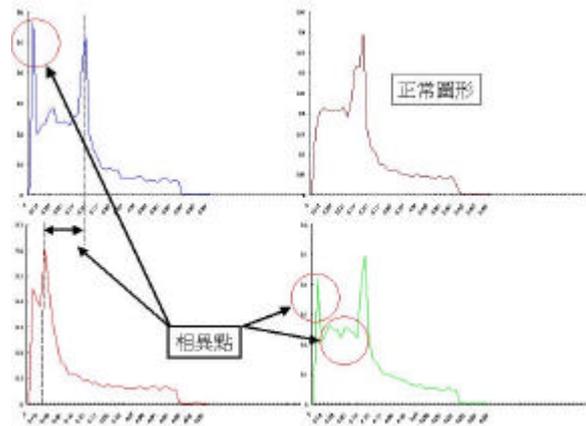
在訓練資料學習完成後，接著進行樣本測試，首先針對圖形中，指含單一異常狀況測試訓練出來的模型辨識能力，然後對測試混合異常形狀辨識能力。

1. 單一異常形狀辨識測試

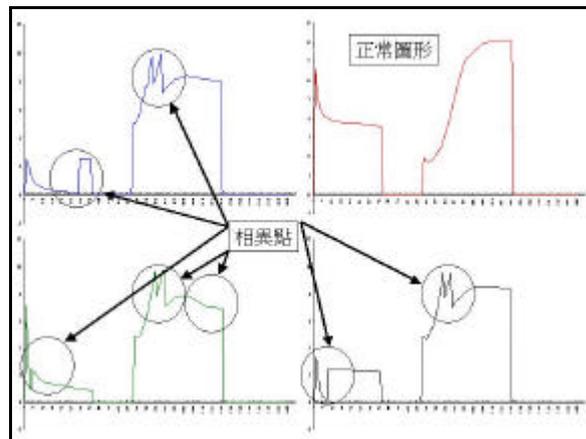
此階段是假設製程只含有正常與異常兩種情況的圖形測試，測試範例個數為 100 個。測試範例必須通過整個模型的處理，且須在正常/異常都有正確的辨識結果才算是此模型對此範例辨識成功。測試結果如表一。

2. 多種混合異常形狀辨識測試

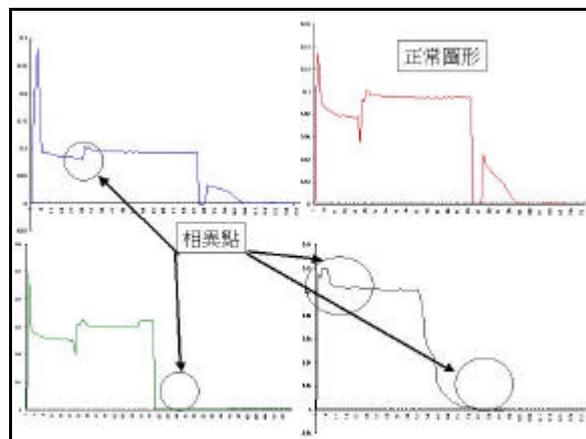
首先假設蝕刻製程終點圖形只包含四種情



圖十三. 製程配方 A 常見之圖形狀態



圖十四. 製程配方 B 常見之圖形狀態



圖十五. 製程配方 C 常見之圖形狀態

表一. 單一異常形狀辨識結果

	配方 A	配方 B	配方 C
RMS	0.001	0.001	0.01
測試正確率	98%	100%	98%

表二. 多種混合異常形狀辨識結果

	配方 A	配方 B	配方 C
RMS	0.001	0.001	0.01
測試正確率	98%	98%	96%

況，以測試訓練出來的模型辨識混合模型的能力。測試結果如表二。

我們隨機選取 100 個樣本對訓練成果做測試，結果發現分類效果良好，其正確率達約 96% 以上。

多個曲線組合而成的製程圖形有一個以上曲線同時異常時，數據的特徵極為相似，因此在樣本的訓練過程中必須妥善規劃各種製程圖形異常的特徵，以使類神經網路能夠學習到這些重要的特徵。如果在執行上有困難，可以考慮將每的曲線拆開，利用曲線與曲線間有些時間的反應值會回到零值的地方分割出來，例若原來整個生產過程的製程圖形是由三個曲線圖形組成，可以嘗試將各個圖形分開訓練，在晶圓生產的過程中訊號是依序進入系統，我們可以利用時間點當作分界點，分別送入類神經網路系統辨識。

5. 類神經網路之效益評估

利用樣本資料訓練完成後之類神經網路，其結果是一組權數值。實際應用上稱之為回想過程，類神經網路得到一組新資訊從輸入神經元處投入，在經過訓練的權數運算和轉換後，可從輸出神經元處得到一組數值，由這組數值判斷結果。

蝕刻製程圖形的狀態我們將它設定在 0 或 1 但是由於有雜訊(Noise)存在，訓練後的網路輸出值並不會剛好等於 0 或 1，因此；必須要有一限制值來判定輸出值是接近目標，我們採用最簡單的三分法來判定，落在中間區域(0.4~0.6)間的值，對我們而言視為模稜可區域，我們將它視為辨識失敗。在將來應用到生產線系統上時，此種情況對系統而言需視為 Alarm，應要求工程師或作業員至現場確認圖形是否正常，將來在收集這些情況的資料投入系統再學習，使得訓練成效愈來愈好。

在倒傳遞類神經網路應用上，本研究首次將它

導入半導體製程圖形的應用，本次研究只針對隱藏層一層作實驗，即得到良好的效果，運算元的個數是影響成效的主要因素之一。我們採用的個數是(輸入神經元數+輸出神經元數)^{1/2}。

本次實驗，發展類神經網路在蝕刻製程圖形的辨識上的應用，並驗證其可行性同時也將類神經的發展帶入半導體設備及製程的應用領域。

目前所執行的動作均是離線作業的實驗，對於測試的結果感到滿意，正著手將此方法導入監控系統中，以達到自動化環境中即時監控的要求。

6. 結語

在半導體業界中，大都數的研究均集中在設備端蝕刻終點的找尋，應用在生產單位製程圖形的比對尚未見到有文獻報告。本文所提出類神經網路能夠很正確地區分出製程圖形異常的部分，對於即時監控的應用上有很大的幫助。

根據研究的結果，我們將倒傳遞類神經網路應用在半導體蝕刻製程圖形的辨識上的一些設計原則整理如下：

1. 倒傳遞類神經網路的學習及測試資料會受到函數值域的限制，因此需將資料做一標準化的動作，因前述蝕刻製程圖形的 Y 軸的差異並不太影響結果，因此；我們嘗試將每個圖形的最大值與最小值當作參考依據。(請參考公式 1)
2. 圖形分類的項目愈詳細，訓練過程愈正確，則愈能得到理想的輸出。
3. 多個曲線組合而成的製程圖形有一個以上曲線同時異常時，如果學習或辨識有困難時可以考慮將圖形拆開成個別的曲線辨識之。
4. 偵測蝕刻製程圖形，雖然圖形變化很大，但使用一層隱藏層即已見到成效。

參考文獻

1. 半導體專業名詞解釋，旺宏電子公司知識庫。
2. 張勁燕，半導體製程設備，五南圖書出版有限公司(2001)。
3. 鄭春生及曾慶安，「偵測製程結構改變知道傳遞類神經網路」，中國工業工程學刊，第十二卷，第三期，215-223 (1995)。
4. http://cpam.engr.wisc.edu/newsletter/VOL9NUM1/oxide_etch.html
5. Hush, D. R. and B. G. Horne, "Progress in supervised neural networks," *IEEE Signal Processing Magazine*, January, 8-39 (1993)

