

應用模糊理論與類神經網路於封膠製程品質之提升

江育民
義守大學工業工程與管
理學系
ymchiang@isu.edu.tw

黃建彰
義守大學工業工程與管
理學系
m9520006@stmail.isu.e
du.tw

賴正展
義守大學工業工程與管
理學系
amto1016@yahoo.com.t
w

摘要

半導體研究與製程能力快速發展之下，鞭策著封裝技術不得不往前迅速推進。本研究以積體電路(IC)封裝中之封膠製程為對象，針對封膠製程中成品最常出現的四種缺陷—氣孔、接合線不良、毛邊殘留、和缺角，探討此四種不良品質發生的原因，並嘗試利用田口方法結合模糊多準則分析來找出具多重品質特性的封膠製程理想參數，最後輔以倒傳遞類神經網路求取其最佳製程參數，以降低此四種缺陷的發生，提升封膠製程良率。研究結果顯示，利用模糊多準則分析可求得封膠製程多品質特性下的最佳製程參數，同時降低四種缺陷發生率；而倒傳遞類神經網路的訓練結果，經實驗確認，可提供一製程窗口，以輔助現場工程師進行參數調整之決策。

關鍵詞：封膠製程、多重品質特性、田口方法、模糊多準則分析、倒傳遞類神經網路

1. 緒論

半導體研究與製程能力快速發展之下，鞭策著封裝技術不得不往前迅速推進。面對全球化的競爭與上游晶圓製造廠相繼擴充產能的環境，在半導體封裝產業中，每一項產品的關鍵製程之良率就顯得格外重要，只要關鍵製程品質提升，進而就能提高良率與產出率，以獲取競爭之利基。

田口方法(Taguchi Method)，又稱參數設計(Parameter Design)，目前已廣被應用於提升產品品質[12]。此方法主要利用直交表(Orthogonal Array)實驗進行製程參數最佳化，以確定控制因子水準的組合，並以損失函數(Loss Function)所定義出之訊號雜音比(Signal-to-Noise Ratio, SN比)進行實驗組合績效之衡量，再以回應表、回應圖分析求得最佳化之製程參數組合。使得系統可在不額外使用高級、昂貴零件或材料成本狀況下，以較少的實驗次數達成高品質的目的，並提升系統的穩健性(Robust)。

本研究以積體電路(IC)封裝中之封膠製程為對

象，針對封膠製程中成品最常出現的四種缺陷—氣孔、接合線不良、毛邊殘留、和缺角，探討此四種不良品質發生的原因，並嘗試利用田口方法來提升封膠製程品質。然而，傳統利用田口方法進行製程參數最佳化之設計，雖能有效地對製程進行提升與改善，但其僅受限於單一品質特性條件下。當製程需同時針對多重品質特性進行最佳化參數設計時，傳統田口方法對個別品質特性所得之結果，時常發生矛盾或衝突[14,15]。另外一個田口方法的限制則是所找到的最佳參數乃受限於實驗所訂定的水準組合，實驗水準組合以外的參數則不被考慮[10]。

針對 IC 積體電路封膠製程的多品質特性問題，本研究應用田口參數設計方法結合模糊多準則分析來找出封膠製程理想參數，並輔以倒傳遞類神經網路(Back Propagation Neural Network)學習機制學習實驗所得之數據，訓練各個因子彼此間在各種水準所搭配得出的數據，期望找出田口方法所得到的理想參數組合以外的水準組合，且藉由實作個案

將此方法結果導入業界。

本研究系統架構流程如圖 1 所示，由確定問題開始，經由專家討論方式，取得實驗之控制因子及品質特性，並在不同環境下進行田口實驗；接著以模糊多準則方析之方法來決定多重品質特性之最佳參數組合，而後利用倒傳遞類神經網路來找出田口實驗水準以外的理想參數組合；最後將實驗求得或模擬得出之參數組合進行實驗確認，以驗證品質提升之績效。

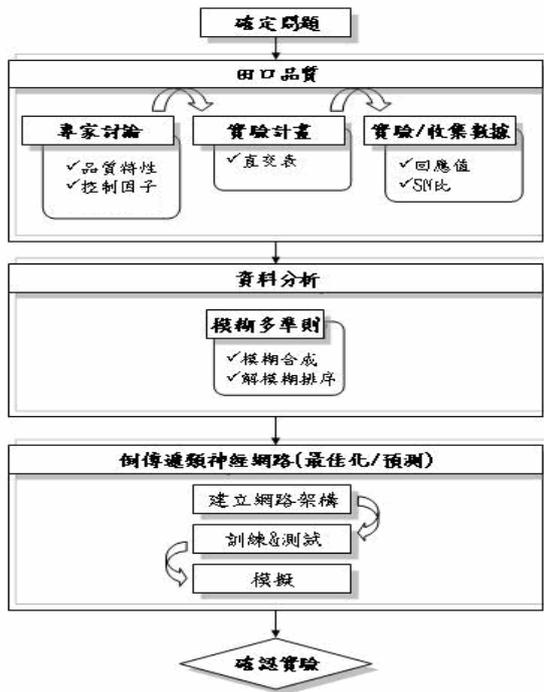


圖 1 本研究系統流程圖

2. 文獻探討

本節中首先分別介紹田口方法 (Taguchi Method)、模糊集合理論 (Fuzzy Sets Theory) 與類神經網路 (Artificial Neural Network) 之基本理念與架構。接著針對與本研究相關之文獻做探討。

2.1 田口方法

此方法由田口玄一博士 (Taguchi) 於 1960 年代提出，以品質損失函數所發展的訊號雜音比 (Signal-to-Noise Ratio; S/N)，作為衡量品質的指標。田口方法其目標在於應用統計方法與工程知

識，以探討製程應變數 (品質特性) 的關鍵變數 (因素) 及其水準，期以用最少的實驗次數，決定製程最佳的生產組合因素與水準 [1]。

至於實驗設計，田口博士所提出之穩健設計法可以簡化或刪除許多繁瑣的統計設計工作。參數設計是將品質特性 (Performance Characteristic) 轉換為信號雜音比，再利用信號雜音比的特性，找到變異小而品質佳的設計，然後進行驗證實驗確認該實驗是否相符。

2.2 模糊集合理論

模糊集合理論由美國人扎德 (L. A. Zadeh) 於 1965 創立，是將沒有明確集合的概念，使用隸屬程度來描述差異的中間過渡，以精確的數學語言對模糊性的一種描述 [2]。模糊數學應用於科技領域的許多方面，發展的相當迅速，成為一門新興的學問。

2.2.1 模糊集

在古典 (classical) 數學裡，對於一個概念必須給予明確的定義，不但要指出它的種類，也要說明它的屬性。然而並非所有的概念都可以加以定義，比方說高、矮、胖、瘦、美和醜等等。將古典數學中的一般集合移植到模糊領域，就形成了模糊集。

對於論域 X 中的每一個 x 都限定在 $[0,1]$ 區間的一個實數 $\mu_{\tilde{A}}(x)$ ，在 X 上定義一個模糊子集 \tilde{A} 。

$$\tilde{A} = \left\{ \frac{\mu_{\tilde{A}}(x)}{x} \mid x \in X \right\} \quad (1)$$

其中 $\mu_{\tilde{A}}(x)$ 稱為 \tilde{A} 的隸屬函數，也為元素 x 的隸屬度。

模糊集合的表示方式可分為離散型 (當論域 X 為有限集合) 及連續型 (當論域 X 為無限集合) 兩種型式。

2.2.2 隸屬函數

假設在論域 X 上給定映射 μ ，對於任意

$\mu \in X$ ，都指定了一個數 $\mu_{\tilde{A}}(\chi) \in [0,1]$ ，叫做 μ 對 \tilde{A} 的隸屬程度。

$$\mu: X \rightarrow [0,1] \quad (2)$$

一般的隸屬函數的表達方式，除了離散型的分佈列表示，對於連續型有以下三種分佈 (1) 常態型 (2) 偏小型 (3) 偏大型。[1]

2.2.3 模糊多準則決策

利用模糊多準則決策方法可以來評估因子對研究事項的綜合影響程度，再來進行方案的選擇。模糊多準則決策方法運算模式如下所述[7]：

- (一) 決定因素集。
- (二) 求取各因素之權重，同時並導入模糊理論的概念。
- (三) 找出各方案對各因素評估值。
- (四) 模糊合成運算。
- (五) 反模糊化及優劣排序。

2.3 類神經網路

類神經網路 (Artificial Neural Network) 之原理是模仿生物神經網路的資訊處理系統。以處理單元 (Processing Elements) 或稱神經元 (Neurons) 組成「層」(Layer)，再由各層組合為「網路」，不同層之神經元間以路徑相連來傳遞訊號及資訊，稱為「連結」(Connections)。藉由調整在單元間上的連接值(即權重值)來訓練類神經網路去執行某個特定的功能[6]。基本上，類神經網路的運作分成兩個過程：訓練過程—訓練目的在決定網路的權重值與偏權值，和模擬過程—目的在決定網路的預測輸出值或驗證網路的準確度。在訓練過程中，網路遵循其學習規則(Learning Rule)，根據輸出和目標的比較來調整，直到網路的輸出符合目標[8]。

類神經網路依學習策略分類，可分為監督式 (Supervised Learning) 學習網路與非監督式學習 (Unsupervised Learning) 網路兩種。由於類神經網

路具有良好之非線性模式對應能力，且不須於建構時如傳統統計模式般設定許多假設條件，近年來，類神經網路已廣泛使用於資料分析、製程管制、預測、信用評估……等工程及社會科學方面[6]。

2.3.1 倒傳遞類神經網路

Rumelhart 等人於 1986 年發表倒傳遞類神經網路，屬於監督式學習網路之一，其網路架構如圖 2 所示[13]。

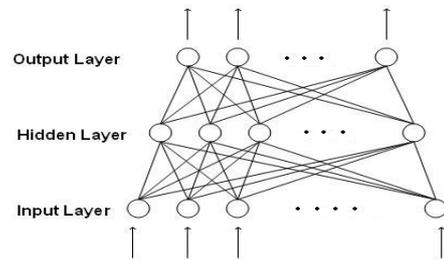


圖 2 倒傳遞類神經網路之架構

倒傳遞類神經網路以輸入層 (Input Layer)、隱藏層 (Hidden Layer) 及輸出層 (Output Layer) 所建構而成，每一層皆含有若干數目之神經元。輸入層所代表的是網路的輸入變數，其神經元個數即為所欲輸入的變數個數；輸出層代表的則是網路的輸出變數，其神經元個數與輸出變數個數相等；而隱藏層可為一層或多層，其神經元個數可依網路不同而選擇適當之個數。此外，不同層間神經元的連結皆含有一對應之權重，以代表輸入訊息的重要程度。

倒傳遞網路之運算過程分為兩階段：向前階段 (Forward Pass) 及向後階段 (Backward Pass)。其基本原理依據最陡坡降法 (The Gradient Descent Method) 的觀念，將誤差函數最小化並修正網路的權重。藉由上述兩階段的重複進行，比較網路實際輸出值與目標輸出值間的差異後，回傳給隱藏層而修正各連結所屬之權重，其最終目的為使輸出層之輸出值與目標值間的均方誤差最小，重複動作直到達到預設的停止條件為止。

2.4 其它相關文獻

林秀玲(2000)在半導體封裝製程的研究中以 TQFP (Thin-Quad Flat Pack) 產品為例,找出影響產品品質好壞的關鍵製程為鐳線和封膠,並依照此兩個關鍵製程,找出其關鍵參數,進行田口的參數設計,並利用信號雜音比分析,期望找出一組最適當的參數使產品達到最佳的品質,最後並對研究製程能力指標作分析[3]。

Su and Tong (1997)提出主成份分析法 (Principal Component Analysis) 來解決多重品質特性之最佳化的問題。此方法的步驟為先計算各個品質特性損失;再將各個品質之損失值標準化;最後利用主成份分析法簡化品質特性個數,而得到一個品質綜合衡量指標,並以此指標值為標的,繪出反應表與反應圖,以選取最佳因子水準組合[9]。

Tong and Wang (2000)根據田口方法的精神應用灰關聯分析,提出解決多品質特性最佳化的問題之演算程序。由實驗結果得知,該演算法之計算為簡單又有效,可解決動態、靜態系統多重品質最佳化的問題,無論是否有雜訊因子,該演算法皆可適用[11]。

陳明佑(2002)利用田口方法中處理單品質特性的方法,分別計算出 SN 比,再運用滿意函數將 SN 比轉為滿意值,並藉由多元線性迴歸方程式來建構滿意函數與製程參數間的關係,最後結合目標規劃、模糊理論以及偏好函數求出最佳解,運用內差法來求得最佳因子水準,較具有彈性[4]。

楊博文(2003)在研究中利用田口實驗設計的方法探討各項參數對類神經網路成效之影響,以決定網路之最佳參數組合。其研究中將對倒傳遞網路造成預測誤差的重要參數如訓練範例數、隱藏層處理單元數、學習速率、慣性因子等四個參數以田口方法選擇最佳組合[5]。

3. 研究方法

本研究首先應用田口方法進行直交實驗規劃,期許能在較少的試驗中,找出對品質特性有明顯貢獻度的因子組合,然後藉由找出的因子來挑選適當

的水準,得到一組最佳參數組合。而在實務上,所針對探討的是多品質特性的產品或製程。因此本研究在多品質的文獻上尋找其分析方法且採用計算簡單、求解品質佳並適合現場工程人員進行分析的模糊多準則決策來整合多品質特性。之後將利用實驗的確認來說明此方法為有效且可行。最後輔以倒傳遞類神經網路方法,期望能找到田口方法以外的最佳製程參數,以降低此四種缺陷的發生,提升封膠製程良率。

3.1 封膠製程不良品介紹

積體電路 IC 封膠成品最常出現的缺陷主要為氣孔、接合線不良、毛邊殘留、和缺角,如圖 3 至圖 6 所示。本研究將探討其上述四種不良品質發生的現象,並降低此四種情形的發生。



圖3 接合線不良

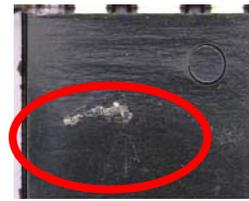


圖4 氣孔



圖5 毛邊殘留



圖6 缺角

3.2 田口方法之參數設計

步驟一：確定問題

找出能使不良品發生次數最少,且能符合目標之最佳參數組合。

步驟二：專家討論

以「專家討論」的方式進行品質特性之選定,討論結果確認所需探討之品質特性包含:1.產生有氣孔現象的不良品數、2.產生接合線不良現象之不良品數、3.產生毛邊殘留現象的不良品數、

4.產生缺角現象（含基板外露）的不良品數，此四項品質特性皆為望小特性。而實驗的控制因子為：（A）模溫、（B）射出壓力、（C）合模壓力、（D）射出桿速度、（E）樹脂預熱溫度，其中因子水準數之設定，為可控範圍中由小至大取3水準來進行實驗。如表1。

表1 品質特性、控制因子列表

項目	內容	水準	單位
品質特性	有氣孔現象個數 (望小特性)		
	有接合線不良現象個數 (望小特性)		
	有毛邊殘留現象個數 (望小特性)		
	有缺角現象個數 (望小特性)		
控制因子	模溫	3	°C
	射出壓力	3	kgf/cm
	合模壓力	3	kgf/cm
	射出桿速度	3	sec
	樹脂預熱溫度	3	°C

步驟三：實驗計劃

以 $L_{27}(3^5)$ 之直交表進行五因子、三水準的實驗配置。

步驟四：實驗/收集數據

依直交表配置後之因子水準組合進行實驗，利用隨機方式於每次重覆實驗間進行實驗，以使重覆實驗間之數據產生獨立的特性，並紀錄品質特性的數據。

3.3 模糊多準則決策

模糊多準則方法可以用來評估各種方案，進行方案的選擇。以本研究來說，可以利用模糊多準則決策的輔助，針對影響封膠製程各個因子不同水準的搭配，形成的數個方案來加以評估，利用不良率

所計算出的綜合決策值最低者，即為封膠製程最佳因子水準的方案。運算步驟如下所示：

步驟一：先選擇因素集

因素分別為氣孔、結合線、缺角、毛邊。

步驟二：求取因素集中，各個因素的權重值

當求取權重值時，運用模糊理論的概念，把權重值設定為一個範圍，而非精確的值，本研究中各個因素之權重值皆以三角模糊數來做表示。

步驟三：找出各個因素的評估值

每個方案有代表各因素的評估值，將所求得的數據資料運用三角模糊數來代表。也就是說，在實驗的方案中，各因素所表現出來的不良率，而不良率越低，則意謂著方案中的因素表現越好。

步驟四：模糊合成運算

將各因素的權重與評估值進行模糊合成運算。

步驟五：反模糊化及優劣排序

經過模糊化的運算，得到的一個三角模糊隸屬度，將利用反三角模糊數公式之重心法來解模糊化，使其轉換成一個的數值，再來進行排序。

最後，將會得到一組不良率最低的製程參數，即為最佳製程參數。

3.4 倒傳遞類神經網路

以模糊多準則方法決定封膠製程之多重品質特性最佳製程參數後，本研究進一步希望能藉由倒傳遞類神經網路訓練結果，找出比田口實驗水準組合以外更好的參數水準組合，使製程參數得以細部調整而進一步改善品質。以下為以倒傳遞類神經網路達成細部參數最佳化之步驟。

步驟一：將所需訓練的資料，分成兩類：訓練數據集及測試數據集。

步驟二：將訓練數據的輸入與輸出載入程式

輸入分別為模溫、射出壓力、合模壓力、射出桿速度、膠丸預熱溫度，五個控制因子。輸

出分別為氣孔、接合線不良、毛邊殘留、缺角(含基板外露)，四個品質特性的不良品數。

步驟三：建構網路

選取網路類型、訓練函數、學習函數、性能函數以及鍵入網路的層數、神經元的數目、轉移函數的類型等參數，然後完成建構網路。

步驟四：初始化網路。

步驟五：訓練網路。

首先要進行網路訓練參數的設定，包括訓練次數、性能目標、動量初始值等參數，然後開始進行訓練、完成訓練。

步驟六：進行模擬網路。

將測試數據集資料載入程式中，以進行輸出的預測，此步驟在決定網路的預測輸出值或驗證網路的準確度。

步驟七：輸出模擬結果並找出最佳製程參數組合。

佳參數組合產生了矛盾現象，故本研究接著以模糊多準則決策的方法折衷選取一能讓所有缺陷均同時降低的製程參數組合。

表 2 控制因子水準列表

控制因子	水準		
	一	二	三
A:模溫(°C)	175	180	185
B:射出壓力(kgf/cm ²)	85	90	95
C:合模壓力(kgf/cm ²)	110	120	130
D:射出桿速度(秒)	12	17	22
E:樹脂預熱溫度(°C)	90	95	100

4. 實證分析

本實驗所使用封膠機機台為一傳統封膠機，可針對各種積體電路進行封膠工作。以目前業界來說，各封膠廠商所使用的膠丸為自行選定。然而，因為各膠丸供應商間的成分可能有較大差異，故在實驗中我們選定同一家供應商之膠丸，以減少實驗誤差，並在不同的環境下進行多重實驗，期能使封膠缺陷之平均值與變異均降低。

4.1 田口方法之參數設計與實驗結果

控制因子之水準如表 2 所示。本實驗共進行 27 次,採取田口方法(有 27 種組合)。每一次實驗以一模為單位(一模共有 192pcs)。實驗結果之回應圖如圖 7 所示。根據田口方法，個別品質特性的最佳參數應為 SN 比最大的參數組合，由圖 7 中可看出，各品質特性的最佳參數組合如下：氣孔—A2B3C3D2E2，接合線—A2B3C1D2E3，毛邊—A3B3C3D2E2，缺角—A2B3C1D2E2。各品質特性間的最佳參數組合並不一致，如控制因子 C 在前三個品質特性中均以水準三表現最佳，但對第四個品質特性而言，表現卻最差。由於個別品質特性之最

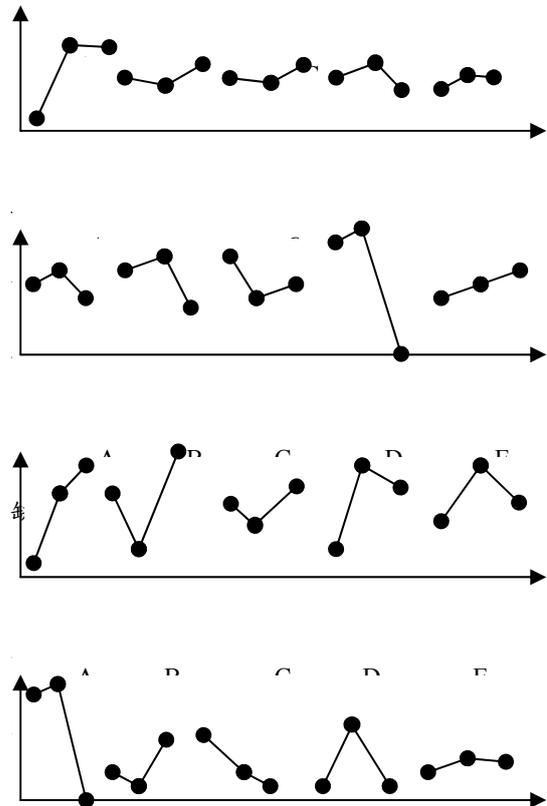


圖 7 各品質特性之回應圖

4.2 模糊多準則之資料分析與實驗結果

首先將氣孔、接合線、缺角及毛邊，依其不良

的差異建立模糊集合為 min (小)、mid (中)、max (大) 三個區間，憑此準則所評鑑出的區間值。如表 3 所示：

表 3 模糊集合三個區間值

	氣孔	接合線	缺角	毛邊
min	0~12	0~20	0~1.5	0~26
mid	1~15	0~23	0~2	2~30
max	3~17	5~26	0~2.5	3~33

接著將各項評估值的語意變數，給專家就其知識、經驗參考，並利用模糊德菲法以三角模糊數給與權重，之後將予以權重平均，如表 4 所示：

表 4 準則權重值

	氣孔	接合線	缺角	毛邊
min	0.63	0.2	0.53	0.17
mid	0.73	0.3	0.63	0.27
max	0.83	0.4	0.73	0.37

將準則正規化後所得到的模糊評估矩陣乘以三角模糊權重值，求得模糊綜合評估矩陣。並利用反三角模糊數重心法來解模糊化。求得值如表 5 所示：

表 5 綜合評估矩陣解模糊化

組合	1	...	17	18	...	27
重心法	0.57	...	0.04	0.04	...	0.18

由表 5 綜合評估矩陣解模糊化得知第 17 及 18 組參數組合之準則評估值為最小。這兩種參數組合皆為最佳參數組合。

4.3 初步結果分析

由田口實驗圖 7 與模糊多準則表 5 的結果可以發現樹脂預熱溫度的影響並不大。因此，將再進行兩種類型的實驗方向：

- (1) 將樹脂預熱溫度固定，再進行兩次實驗，實驗後分析數據，期望能得到最佳參數組合。
- (2) 利用倒傳遞類神經網路進行預測，以期望能找到田口方法以外的最佳參數組合水準。

4.4 再次實驗

首先，是刪除第五個控制因子，也就是固定樹脂熱溫度再進行確認實驗，實驗後結果得知，最佳的水準組合仍然與第 17 與 18 兩組水準組合相同，所得到的不良品數為最少。實驗結果如表 6 所示：

表 6 第一組實驗結果

NO.	模溫	射出壓力	合模壓力	射出桿速度	氣孔	結合線	缺角	毛邊
1	175	85	110	12	15	0	1	2
1	175	85	110	12	15	0	1	2
6	180	95	110	17	1	0	0	0
6	180	95	110	17	1	0	0	0
9	185	95	120	12	3	0	0	20

- 說明: 1.本實驗運用田口方法需進行 9 組合實驗。
 2.每一次實驗以一模為單位(一模有 192pcs)。
 3.此次實驗刪除樹脂預熱控制因子。

接著將實驗結果運用模糊多準則進行資料分析如表 7 所示：

表 7 綜合評估解模糊化

組合	1	...	6	...	9
重心法	0.34	...	0.07	...	0.30

由表 7 可以得到刪除樹脂預熱溫度因子後，第六組參數水準為最佳水準組合且此組水準組合與未刪除前之第 17.18 組水準組合相同。

4.5 細部參數最佳化

利用倒傳遞類神經來完成網路建構和網路的訓練，然後進行模擬及預測。以類神經網路學習機制學習實驗所得之數據，訓練各個因子彼此間在各種水準所搭配得出的數據，在固定因子五時，將 14641 筆組合作訓練，預測結果有 4180 筆皆為最佳的組合，不良品個數為 2 個。因為最佳組合數過多，我們無法建議水準組合，只能提供更多其他的水準組合給工程人員做為參考及生產線上的修正。進一步分析後我們可以得到因子間彼此的關係。在固定某個因子裡可以找到一個水準區間與其他三個因子配對關係的最佳結果，如表 8 所示：

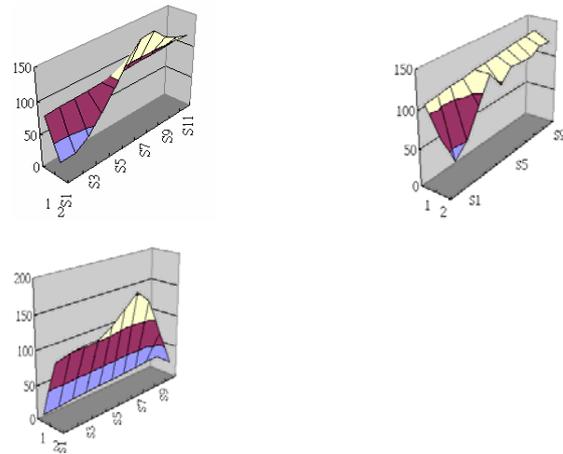


圖 8 因子一分別與因子二、三、四關係圖

表 8 固定因子一與其他因子的關係表

固 定 因 子 1	個 數	因 子 2	個 數	因 子 3	個 數	因 子 4	個 數
175	65	85	25	110	72	12	94
N	N	N	N	N	N	N	N
179	471	89	91	119	120	16	116
180	518	90	125	121	97	17	134
181	519	91	145	123	114	18	154
182	506	92	148	125	112	19	135
N	N	N	N	N	N	N	N
185	334	95	114	130	118		

圖 8 為固定因子一與各個因子間的關係圖，從圖中我們也可以得知因子間配對組合的表現。以表 8 來說，在優先考慮因子一模溫的狀況下，當模溫在 180~181°C 時，會有最多不良品個數最少的情況發生，而在此條件下，我們分別計算出因子二、三、四的各個水準表現，故因子二射出壓力最好的水準應設 92；因子三合模壓力的最好水準應設 119，因子四射出桿速度的最好水準應設 18。所以當使用者優先考慮某一因子時，我們便可以依照表 8 或圖 8，建議使用者設定其他因子時，應設定哪些水準範圍，製程才會有較佳的表現。

4.6 確認實驗

運用模糊多準則的資料分析，得到第 17.18 組皆為最佳參數組合，水準組合為 A2 B3 C1 D2 E2 或 E3。之後進行模糊多準則的主要因子個別分析，得到最佳水準組合皆為 A2 B3 C1 D2 E2。因此，資料分析與主要因子分析均有相同結果，實驗並獲得了驗證。

5. 結論及建議

本研究是針對積體電路封膠製程以田口品質工程技術結合模糊多準則分析及倒傳遞類神經網路，提出一套多重品質特性之製程最佳化模式，以協助工程設計人員處理多品質特性參數最佳化問題，降低缺陷發生機率，進而提升產品品質。經實例的驗證，得到下列之結論：

1. 利用田口實驗方法可以減少實驗次數，降低實驗成本，易於求得製程單一品質特性之參數最佳水準組合。
2. 本研究運用模糊多準則分析多品質特性間的相互影響，經實驗得到最佳組合結果，此種組合將是在田口實驗水準中之最佳參數水準組合。
3. 本研究運用倒傳遞類神經網路進行細部最佳化訓練，訓練後得知共有 4180 種水準組合皆為最佳水準組合，這些水準組合將可以提供給工程人員做為參考及生產線上的修正。且當固定某個因子

時，可以找到一個水準區間與其他四個因子配對關係會有最佳的結果。

在本研究利用類神經網路所找到的最佳製程參數組合數過多，造成沒有顯著最佳組合。建議未來研究者可將本文所述方法運用在計量而非計數的模式裡，應可達到參數最佳化之目標。

參考文獻

- [1] 吳復強，2002，田口品質工程，台北：全威圖書。
- [2] 汪培庄，1990，模糊集合論及其應用，台北：中國生產力中心。
- [3] 林秀玲，2000，半導體封裝製程參數設計之研究，逢甲大學工業工程碩士論文。
- [4] 陳明佑 2002，利用模糊目標規劃法求解田口式多品質特性最佳化問題，國立成功大學工業管理研究所碩士論文。
- [5] 楊博文，2003，鉻鉬鋼鑽孔擴孔量預測模式之探討，屏東科技大學機械工程系碩士論文。
- [6] 葉怡成，2004，類神經網路模式應用與實作(八版三刷)，台北：儒林圖書有限公司。
- [7] 鄭卉方，2000，決策理論在供應鏈管理之應用與探討-以台北農產運銷公司為例，國立中興大學農產運銷研究所碩士論文。
- [8] 羅華強，2005，類神經網路—MATLAB 的應用，台北：高立圖書有限公司。
- [9] C. T. Su and L. I. Tong, "Multi-Response Robust Design by Principal Component Analysis," *Total Quality Management*, Vol. 8, No. 6, pp. 409-416, 1997.
- [10] C. T. Su and T. L. Chiang, "Optimizing the IC wire bonding process using a neural networks/genetic algorithms approach," *Journal of Intelligent Manufacturing*, Vol. 14, No. 2, pp. 229-238, 2003.
- [11] L. I. Tong and C. H. Wang, "Optimizing Multi-Response Problem in the Taguchi Method by Grey Relation Analysis," *Journal of the Chinese Institute of Industrial Engineer*, Vol. 17, No. 2, pp. 147-156, 2000.
- [12] M. S. Phadke, *Quality Engineering using robust design*. Englewood Cliffs, NJ: Prentice-Hall, 1989.
- [13] M. T. Hagan, H. B. Demuth and M. Beale: *Neural Network Design*, PWS Publishing Company, Boston, USA 1996.
- [14] Y. M. Chiang and H. H. Hsieh, "Yield improvement for color filter by applying Taguchi method and the grey relational analysis," *Proceedings of the 35th International Conference on Computers and Industrial Engineering*, Istanbul, Turkey, Vol. 1, pp. 447-452, 2005.
- [15] Y. S. Tarnag, S. C. Juang, and C. H. Chang, "The use of grey-based Taguchi methods to determine submerged arc welding process parameters in hardfacing," *Journal of Materials Processing Technology*, Vol. 128, No. 1-3, pp. 1-6, 2002.