

目錄

| | |
|------------------|-----|
| 目錄..... | I |
| 摘要..... | II |
| ABSTRACT..... | III |
| 一、 前言..... | 1 |
| 二、 研究目的..... | 2 |
| 三、 文獻探討..... | 2 |
| 1) 特徵選取..... | 2 |
| 2) 小樣本與虛擬樣本..... | 3 |
| 3) 支援向量機器..... | 4 |
| 4) 六標準差..... | 5 |
| 四、 研究方法..... | 5 |
| 1) 第一年..... | 5 |
| 2) 第二年..... | 8 |
| 3) 第三年..... | 10 |
| 五、 結果與討論..... | 13 |
| 參考文獻..... | 18 |

摘要

由於軟性顯示器的特殊可繞性，理論上其生產方式可由TFT-LCD利用photolithography的序列生產方式(一層又一層)，改進為捲軸的連續印刷方式(Roll to Roll Printing; R2R)。快速、大量、低價的生產方式，是軟性顯示器造成影響的主要原因之一。然而由於功能需求，軟性顯示器的基板素材以塑料為主，其對溫度、張力、基板厚度、壓力以及其他的因素極為敏感。換言之，在生產過程中的環境控制(非靜態的空氣中微粒數，而是更困難的動態環境變數)對生產良率極為重要。

工研院於2007年成立「軟電量產開發實驗室」，也是台灣首座軟電實驗室，目的在於開發具有量產技術能力的生產製程，期待能開發具有材料合成、製程研發、產品設計到量產一貫完成的生產方式。從其製程研發來看，軟式系統整合(System Design for Roll-to-Roll)未來可能成為連續式(R2R)製程上重要的整合系統，但其主要的研究項目即在於：1)分析重要的生產參數，2)定義各生產參數的相依關係，3)監控制程的各項參數變化並即時調整製程的穩定性。如果以上的問題無法有效掌握，軟性基版在Roll-to-Roll製程中將產生嚴重的對位問題，致使其良率大幅降低。本計畫基於在製程上仍然沒有一個標準的控制與檢驗模式，以及將面對的問題具有多變量、非線性，高度動態及快速反應的特質與要求，將利用三年期進行相關議題探討。

第一年將著重利用特徵選取技術，確立須監督以及控制的變數群及其相依關係。基於第一年找出關鍵因子的基礎，第二年將著重利用虛擬樣本以及支援向量機分類方法，確立須監督以及控制的變數群及其相依關係，第三年則針對製程的控制部分導入六標準差於速度、張力與位移的控制問題，縮短R2R製程控制縱向與橫向位移所需要的收斂時間，並維持品質於可接受範圍內。縮短參數的控制時間。此研究目的為改善R2R製程的控制系統模組並提升生產良率。此外對整合人工智慧方法於製程管控一應用上具有一定之學術貢獻，而且將有助於建立工業工程的知識在未來軟性電子與軟性顯示器產業上的貢獻。另外在實務應用的預期貢獻：本研究成果將有助於R2R製程順利提升良率並進入量產；並提供業界未來在導入新製程後，順利建立標準化之製程管控。

關鍵詞：軟性顯示器、連續式(R2R)製程、參數搜尋。

Abstract

It is feasible to produce the flexible display (FD) in batch mode and using the existed facilities of TFT-LCD. However, it is plausible in producing the FD in Roll-to-Roll (R2R) Printing mode due to its attractive parallel processing and low cost advantages. R2R is functioning in a very fast speed rolling process and the substrate will have to be changed from glass to plastics, such as ITO. However, due to the nature of the plastic substrate, it is very sensitive to the temperature, tension, thickness of the film and the pressure operated in the process. That means the traditional conditions to the semiconductor and TFT-LCD are not crucial as usual. The new constraints are embedded in the new manufacturing processes. Achieving the acceptable yield rate becomes a new challenge to the new product and new processes.

It is the fact that the new industrial standard R2R manufacturing process is not existed yet due to the multivariate, nonlinear, highly dynamic natures and the very fast response requirement. In this research, we are to adopt a three phases in three years term.

The first year, a feature selection research will be conducted to determine the set of decisive and sufficient features. Via selecting the right and sufficient variables, this research construct a more accurate and fast responsive control mechanism in the second year. The third year, implying in the six sigma technique to deal with the tension, speed and lateral position control problem. By using virtual sample mechanism and support vector machine for clustering, constructing a systematic procedure to define the range of process parameters that related to yield rate. Then, the yield rate problem of R2R manufacturing process can be resolved to certain degree. Besides, the new approaches in this research will be investigated deeply and the practical contribution to the industry is foreseeable.

Keywords: *Flexible Display, R2R(Roll-to-Roll), Parameter Searching.*

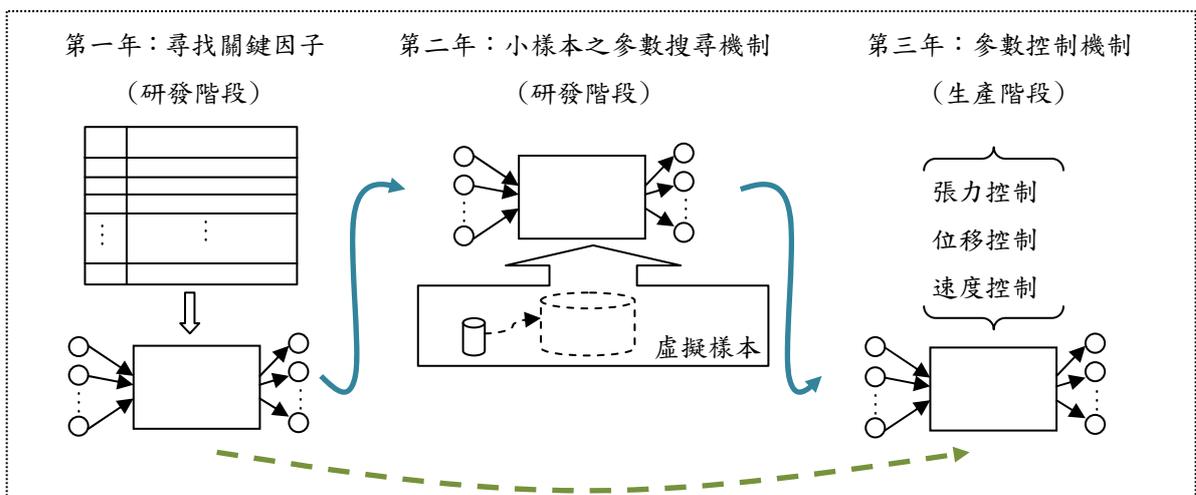
一、前言

近年來，由於全球市場環境競爭日益激烈，以及顧客需求習慣變遷，各項產品的生命週期越來越短，搶先上市以搶佔關鍵通路與顧客成為產品能否在市場上取得競爭優勢的重要因素之一。為了取得市場先機，新產品從研發到上市的時間變短，若能將新產品從試作迅速導入量產，則可搶先獲得較高的市場佔有率，因此研發人員將面臨縮短產品開發到量產時程的挑戰。

根據科技市調機構 iSuppli 的預測報告指出 2013 年軟性顯示器的市場將會達到 280 億美元的規模，為了因應逐漸擴大的市場需求，設計完善的軟性顯示器生產模式以確保軟性顯示器的出貨量是刻不容緩的。另外，從製造技術的角度思考，目前現代電子產品的製造所使用的印刷技術已無法因應大量的市場需求，為了達成軟性顯示器大量且低成本的生產目標，連續捲繞式(Roll to Roll; R2R)製程因能間斷連續的生產軟性基板，故將成為滿足產品需求與實現低成本的唯一可行方式(Terho *et al.*, 2005)。

從目前市場產品的調查資料也可了解軟性顯示器產業的蓬勃發展，以亞馬遜推出的第二代電子書閱讀器「Kindle 2」為例，截至 2009 年 4 月為止的銷售量已達到 30 萬台，同年也預估 Kindle 2 的銷售量將在當年底超過 80 萬台(The Washington Post, 2009)，如果以 iSuppli 在 2009 年調查 Kindle 2 的零組件與成本的分析報告來計算，每台 Kindle 2 的電子紙顯示器模組成本為 60 美元，約為零售價 359 美元的 17% (iSuppli, 2009)，在 2009 年當年度，Kindle 2 的電子紙顯示器模組總成本為 4800 萬美元。為因應未來軟性顯示器產業競爭激烈的市場，如果能降低電子紙顯示器模組的成本，提升與其他競爭產品在價格上的差異性，將有效協助軟性顯示器產業，使其具有更強的競爭優勢。

本計畫基於目前在軟性顯示器製程上仍然沒有一個標準的控制與檢驗模式，以及將面對的問題具有多變量、非線性，高度動態及快速反應的特質與要求，利用三年期進行相關議題探討。



圖一、三年研究架構圖

將研究議題分三年期進行研究，第一年針對研發階段的關鍵因子進行研究，第二年將延續第一年關鍵因子研究進行參數搜尋的機制，但計劃期間因工研院的研究方向之政策更動，因此仍將研究著重於研發階段，故更改原先將進行的生產階段參數搜尋機制建立，在多次訪談專家意見後，將問題改為解決研發階段遭遇的樣本數不足問題，因而進行小樣本的參數搜尋機制，直至第三年再考量從研發導入量產的生產條件，進行生產階段參數控制機制研究，三年研究架構圖如圖一所示。

二、 研究目的

本研究主要目的為探討軟性顯示器製程在連續式生產模式下，製造過程中影響良率的關鍵因素。目前所知的一般可能影響因素有生產過程的張力，滾輪的壓力，滾輪的轉速，空氣的溼度，生產環境的溫度，液晶塗抹的厚度，刮板的壓力等。但是否仍有其他可測量因素會產生重要影響？哪些因素為可控制因素與品質相關的可觀察因素？以及因素之間的關係建立為本研究主要探討議題。

第一年研究目的為找出與良率相關的關鍵製程因子，並與製造流程相互對應建立關鍵因子與製程的 IPO(Input-Process-Output)模型，提供作為參數搜尋機制的基本模型。第二年基於研發階段的實驗測試成本較高，因此在成本考量下，利用虛擬樣本的產生提供製程參數蒐尋過程的輸入資料，目的為提升以良率作為分類依據的分類正確率。第三年則加入六標準差的概念，針對 R2R 製程的張力、速度以及位移參數作進一步控制，目的為尋求參數的適當控制範圍。

三、 文獻探討

分別針對各年研究目的進行文獻探討，第一年為找出關鍵因子，針對特徵選取進行文獻的閱讀與整理；第二年於小樣本的參數搜尋機制過程中，除虛擬樣本的產生文獻外，也進行支援向量機為基礎的分類機制的文獻探討；第三年則著重於六標準差的相關文獻；將分述於下。

1) 特徵選取

特徵選取(Feature Selection)在資料探勘中是一個重要的前處理作業。取得特徵資料後，不同的特徵變數之間可能具有重複性或相依性，因而面對不同問題所需之特徵變數的組合也有所不同。特徵選取的方法可分為包裝器(wrapper)和過濾器(filter)兩大類，包裝器會根據分類器(classifier)的結果，將產生高正確率的特徵選入特徵子集合，通常需要之計算量較大；過濾器則根據獨立於分類器的指標，來挑選特徵子集合，是著重於傳統統計和資訊理論的指標，通常計算效率較高，但是結果可能會比較差。以下為常見的 2 種包裝器(wrapper)特徵選取方式之原理：

1. 循序向前選擇法(Sequential Forward Selection; SFS)：是由空的特徵變數集合開始，由一維的變數組合開始逐一測試，一次增加一個特徵變數，直到達到所要求的特徵變數數目為止。

2. 循序向後選擇法(Sequential Backward Selection; SBS)：選取步驟與上述之 SFS 相反，將所有的特徵變數進行逐一的篩選，一次刪減掉一個特徵變數，直到達到所要求的特徵變數組合維度為止。

特徵選取常用來降低資料維度，同時減少計算複雜度(Lewis and Ringuette, 1994; Schutze *et al.*, 1995; Yang and Pedersen, 1997)。最佳特徵值集合可能是所有特徵值中的其中一部分，大多數的特徵值與結果有關，此時我們需要捨棄不重要的特徵，留下鑑別能力較好的特徵，因此能夠簡化計算，也幫助瞭解問題的因果關係。

2) 小樣本與虛擬樣本

針對小樣本的建模議題，若能適當增加學習樣本，將能提升學習正確率，相關研究利用先前知識(prior knowledge)藉由已取得的小樣本資訊建立虛擬樣本，進而增加有效的訓練資料(training set)；針對目標識別的辨識率進行改善，接著分別應用在圖型與聲音兩種識別問題上。對於圖形識別的應用是在已取得的圖像上，以數學運算取得不同角度的圖像，利用這些計算所得到的虛擬樣本改善識別率；另一種應用是聲音辨識，將不同聲音特質的人，對相同母音的發聲特性結合起來產生一個新的人聲樣本，用於改善聲音的辨別率；其証實透過建立的虛擬樣本能提升學習後的正確率(Niyogi *et al.*, 1998)。

另一研究提出功能性虛擬母體(Functional Virtual Population; FVP)的方法，將虛擬樣本的概念應用在以類神經網路學習動態製造排程的知識上。實驗結果顯示，類神經網路學習正確率可由原先使用舊排程知識時的 32.75% 提升至 62.5%，有顯著的改善效果。但受限於 FVP 是依照特定的製造標準發展，因而無法直接應用於解決其它問題。雖然應用範圍有限，但此研究亦顯示出採用虛擬樣本確實是小樣本學習的一個可行方向(Li *et al.*, 2003)。

在樣本資料有限的情況下我們常用無母數的密度估計(Density Estimation)方法來估計一個可能的機率密度函數(Probability Density Function)。一般常見的密度估計方法包含了直方圖、簡單密度估計(Naïve Density Estimator)、核密度估計(Kernel Density Estimator)、級數法(Series method)、懲罰式最大概似估計(the Maximum Penalized Likelihood Estimator)及類神經網路密度估計(the Artificial Neural Network based methods)等多種不同的理論方法(Silverman, 1986)，其中又以核密度估計(Parzen, 1962)最常使用，核密度估計為以核函數 $K(\cdot)$ 取代簡單密度估計的通式(式一)中的指標函數 $W(\cdot)$ 。

$$\hat{f}(x) = \frac{1}{n} \times \sum_{i=1}^n \frac{1}{2h} W\left(\frac{x - X_i}{h}\right),$$

$$\text{其中，} W\left(\frac{x - X_i}{h}\right) = \begin{cases} 1, & |(x - X_i)/h| < 1 \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (\text{式一})$$

$$\hat{f}(x) = \frac{1}{n} \times \sum_{i=1}^n \frac{1}{h} K\left(\frac{x - X_i}{h}\right) \quad (\text{式二})$$

而區間化核密度估計(Intevalized Kernel Density Estimation; IKDE)是一種以核密度估計為基礎且專為小樣本資料集(small-size-dataset)設計的方法(Li and Lin, 2006)。其認為在處理小樣本資料集時應該以資料的分佈特性去劃分區間(使用多個 h 值)來估計個別區間所對應的樣本分配,而不是使用固定的區間(固定的 h 值)。區間化核密度估計的提出是為了增進核密度估計在小樣本學習中的效能表現。加入多重區間概念的區間化核密度估計法其公式如下:

$$\hat{f}(x) = \sum_{i=1}^m \frac{1}{n_i} \frac{1}{h_i} K_i \left(\frac{x - c_i}{h_i} \right),$$

$$\text{其中 } n = \sum_{i=1}^m n_i \quad (\text{式三})$$

式三中 c_i 為核函數 $K_i(\cdot)$ 的中心位置, n_i 表示第 i 個區間的資料個數, h_i 則代表第 i 個區間寬度(the bandwidth of bin)的一半。研究結果顯示,在樣本數受限的情況下,以區間化核估計產生虛擬樣本,使用類神經網路學習排程知識,減少原先因樣本數不足而產生的誤差。結果顯示,虛擬樣本確實可以增進學習正確率;但是當虛擬樣本數過多時,則會產生過度延伸的效應,反而使得學習正確率因虛擬樣本數的增加而減少。

3) 支援向量機器

支援向量機又稱為支撐向量機,是由 Vapnik 及 AT&T Bell Labs 的研究小組,基於統計學習理論(statistical learning theory)所提出的一個機器學習理論,屬於監督式學習(supervised learning)的一種,廣泛的應用於統計分類以及回歸分析中(Vapnik, 1995; 1998)。其理論依據主要是來自於統計學習理論中的結構風險最小誤差法(Structural Risk Minimization; SRM),其優點是使用了核心函數(kernel function)以及沒有局部最佳解。支援向量機主要是利用分隔超平面(Separating Hyperplane)的方法,找尋最大的邊界(Margin),進而將資料區分成兩類以上的類別。

SVM 的基本概念敘述如下,假設有 N 筆訓練樣本 x_i , $x_i \in R^d$ (x_i 為 R^d 空間中的數據), $i = 1, \dots, n$, 對應的期望輸出為 y_i , $y_i \in \{1, -1\}$ 其中 1 和 -1 分別代表兩種類別的類別標籤。我們希望能夠在 R^d (高維度空間)中找出一個超平面(hyperplane),將這 n 筆訓練樣本分為兩類,讓屬於同一類的數據均在超平面的同側。

超平面的數學形式為 $w \cdot x - b = 0$, 其中 w 為超平面之法向量(Normal Vector)、 x 為輸入向量、 b 為偏移量。為了讓此超平面有最大邊界,我們需要知道 Support vector 以及與最佳超平面平行並且離支持向量最近的超平面(support hyperplane),此兩條 support hyperplane 方程式為 $w \cdot x - b = 1$ 與 $w \cdot x - b = -1$ 。 $f(x) = w \cdot x - b$ 稱為決定函數(Decision Function),若 $w \cdot x - b \geq 1$, 則將該筆資料歸類為 +1; $w \cdot x - b \leq -1$, 則將該筆資料歸類為 -1。而距離 hyperplane 最近、具決定性的資料點就是所謂的支援向量(support vector)。

SVM 對於解決小樣本、非線性以及高維模式的識別問題，有許多特有的優勢。目前 SVM 已應用於手寫體識別、三維目標識別、人臉識別、文本圖像分類等實際問題，性能優於已有的學習方法，表現出良好的學習能力。

4) 六標準差

六標準差概念創始於美國的摩托羅拉、奇異等大型企業組織，摩托羅拉(Motorola)於 1980 年首先提出 D-M-A-I-C 循環的管理手法，並於 1987 年開始推行六標準差策略，D-M-A-I-C 循環執行步驟如下：

1. 定義(Define)：確認核心流程、顧客需求與設定目標。
2. 評量(Measure)：驗證問題及流程、衡量關鍵步驟及投入。
3. 分析(Analyze)：發展因果假設、確認幾個關鍵問題根源與驗證假設。
4. 改善(Improve)：設法根除問題、測試解決方案、解決方案標準化並衡量結果。
5. 控制(Control)：設立維持績效的衡量標準、視需要修正問題。

1995 年，奇異(GE)公司在總裁 Jack Welch 的支持下推動六標準差，提出 M-A-I-C 循環步驟如下：

1. 評量(Measurement)：評量每一個操作步驟與運作流程。
2. 分析(Analysis)：分析每一個操作步驟與運作流程。
3. 改善(Improvement)：努力改善每一個操作步驟與運作流程。
4. 控制(Control)：一旦這些操作步驟與運作流程都改善了之後，就要嚴密地控制，使其維持下去。

國內的台積電、仁寶、英業達等大型企業則加入了設計的步驟，形成 D-M-A-D-V 循環：

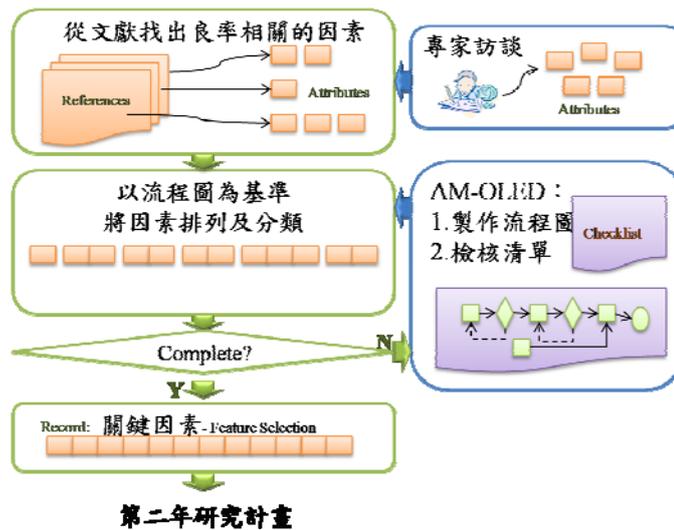
1. 定義(Define)：訂定專案目標、鑑定顧客鑑別。
2. 評量(Measure)：衡量顧客需求、確立關鍵品質。
3. 分析(Analyze)：分析功能要求、規劃概念設計。
4. 設計(Design)：評估製程變異、精進精密設計。
5. 驗證(Verify)：確保研發品質、滿足顧客期望。

六標準差用來表示所觀察的流程或產品的變異程度，標準差愈大，表示其變異程度愈大，因此也作為衡量品質的水準，此品質水準愈高表示產生不良品的機率愈低，六標準差的品質水準下，其缺點或錯誤不超過 3.4 ppm。

四、 研究方法

1) 第一年

針對 AM-OLED 相關文獻結合專家訪談，找出與良率相關的製程因素，將製程因素與從實驗環境之製造流程相互對應，並進一步排列、分類，接著以特徵選取的方法找出製程關鍵因素，提供作為建立關鍵因素相依關係的基準。第一年研究流程如圖二所示。



圖二 第一年研究流程圖

工研院整合塑膠基板及有機發光二極體，以「主動式」技術，完成軟性面板研發成果為 4.1 吋 AM-OLED 單色產品，其厚度只有 0.2 公分，彎曲半徑可達到 1.5 公分以下，亮度達 100 nits，解析度為 320x240。而其製作方式為在玻璃基板與上方塑膠基板之間塗布一層離型層，並運用既有的面板前段製程設備完成電晶體製作，最後再搭配 OLED 元件，完成軟性螢幕(陳帝鴻，2009)。本研究將六大主製程包括 PI(Polyimide)基板製程、Gas Barrier 製程、TFT 製程、OLED(Organic Light-Emitting Diode) 製程、Package 製程與 FPC(Flexible Printed Circuit) Bonding 製程，以文獻探討與資料蒐集、訪談方式，將各子製程展開，如表一。

表一、AM-OLED 製程與子製程表

| A | PI(Polyimide)基板製程 | C | TFT 製程 |
|----------|--------------------------|----------|------------------|
| A1 | 將 PI 溶液塗抹於玻璃基板上 | C1 | 洗淨技術 |
| A2 | 以旋轉塗佈機塗抹 | C2 | 成膜技術(濺鍍法 or CVD) |
| A3 | 將基板放於熱風循環烘箱 | C3 | 光微影技術(光阻劑塗佈) |
| A4 | 將基板放於蒸餾水中使 PI 薄膜脫落 | C4 | 預先烘培 |
| A5 | 將 PI 放入真空烘箱烘烤 | C5 | 微影 |
| B | Gas Barrier 製程 | C6 | 顯影 |
| B1 | 有機層真空蒸鍍在基板上 | C7 | 後續烘培 |
| B2 | 有機層固化 | C8 | 蝕刻技術 |
| B3 | 無機層濺鍍在有機層上 | C9 | 光阻劑去除技術 |
| B4 | 有機層真空蒸鍍在無機層上 | C10 | 電極蒸鍍技術 |
| B5 | 有機層固化 | | |
| B6 | 重複濺鍍無機層(回到 B3) | | |

| D | OLED(Organic Light-Emitting Diode)製程 | E | Package 製程 |
|----------|---|----------|--------------------------|
| D1 | 真空熱蒸鍍 電洞注入層(HIL) | E1 | 固化吸水材料(Desiccant curing) |
| D2 | 真空熱蒸鍍 電洞傳輸層(HTL) | E2 | 清潔蓋板(Cover Cleaning) |
| D3 | 真空熱蒸鍍 發光層(EML) | E3 | Taping |
| D4 | 真空熱蒸鍍 電子傳輸層(HTL) | E4 | Press |
| D5 | 真空熱蒸鍍 電子注入層(HTL) | E5 | UV curing |
| D6 | 陰極電極(Cathode deposition) | E6 | Post-curing |
| F | FPC(Flexible Printed Circuit) Bonding 製程 | | |
| F1 | 將電子元件接合在 FPC 上 | | |
| F2 | 貼附"導電黏著物" | | |
| F3 | 預壓(Pre-bonding) | | |
| F4 | 本壓(Main-bonding) | | |

關鍵因子以特徵選取方法找出，特徵選取是利用資料集中某特徵值的分布情形，探討其對資料集合的重要性。可將此概念延伸，依據特徵值和特徵值彼此之間共同或個別出現的情況，進一步探討兩特徵值之間的相關性。特徵選取的方法包含有：文件頻率(Document Frequency; DF)、資訊獲利(Information Gain; IG)、共同資訊量(Mutual Information; MI)、 χ^2 test (CHI)等方法。本研究以共同資訊量進行特徵選取，共同資訊量的幾個特性如表二所示。

表二、共同資訊量的特性

| 共同資訊量 | 意義 |
|-------------------|---|
| $I(X,Y) = I(Y,X)$ | 表示可由變數 X 知道變數 Y 多少訊息也就可由變數 Y 知道變數 X 多少訊息。 |
| $I(X,Y) = 0$ | 表示變數 X 和變數 Y 互相獨立，則沒有共同資訊。 |
| $I(X,Y) \geq 0$ | 表示共同資訊量具有非負性。 |
| $I(X,Y) = H(X)$ | 表示對同一變量之共同資訊量，其值會等於本身之熵值(entropy)，即同資訊量。 |

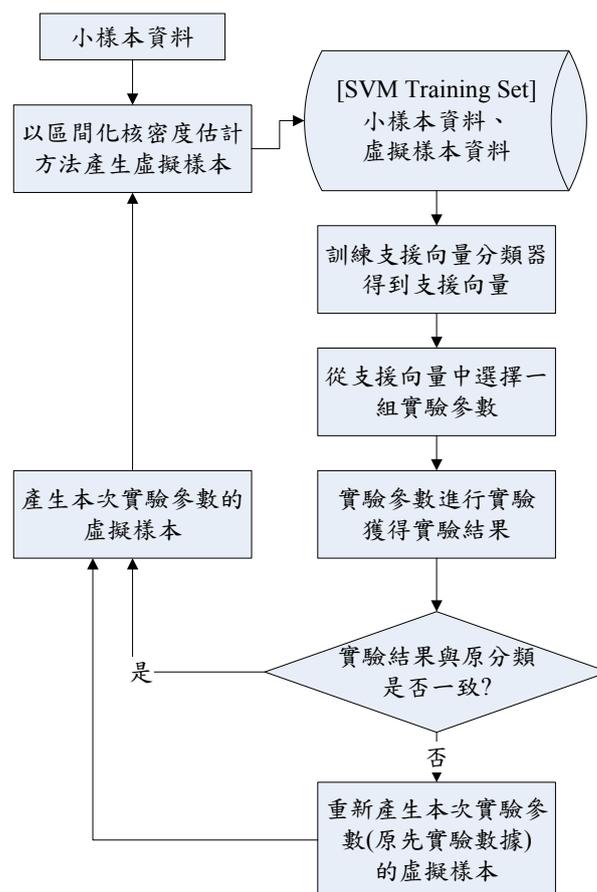
假設 X 與 Y 為可轉移資訊 $I(X,Y)$ ，即表示可由 X 推估 Y 的訊息，亦可視為兩者的共同資訊量，即兩觀察點間的重複訊息。而對兩個隨機變數 X 和 Y 而言，共同資訊量計算如式四，經由共同資訊量計算找出兩觀察點的相關性，定義 R2R 製程的可觀察關鍵因子與可控制關鍵因子。

$$\begin{aligned}
 I(X,Y) &= H(X) - H(Y|X) = H(X) + H(Y) - H(X,Y) \\
 &= \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m P_{ij} \log \left(\frac{P_{ij}}{P_i P_j} \right) \quad \text{(式四)}
 \end{aligned}$$

2) 第二年

第二年研究考量研發階段於實驗室的研究環境，由於研發階段在建立參數搜尋機制過程中，常遇小樣本問題，而小樣本問題之所以較難以處理，原因在於由於樣本小以致難以利用統計學的方法推估母體的分配，故以往應用於大樣本的方法常在小樣本的條件下產生相當大的預測誤差。若在小樣本情況下要推估母體則需使用重複取樣法(resampling method)，方法包括 Bootstrap、Jackknife 等。經由資料的重新抽樣(re-sampling)藉以估計統計量的分配，但過程十分繁瑣複雜，因而使用只假設密度函數為連續且型式沒有任何的限制的無母數方法。

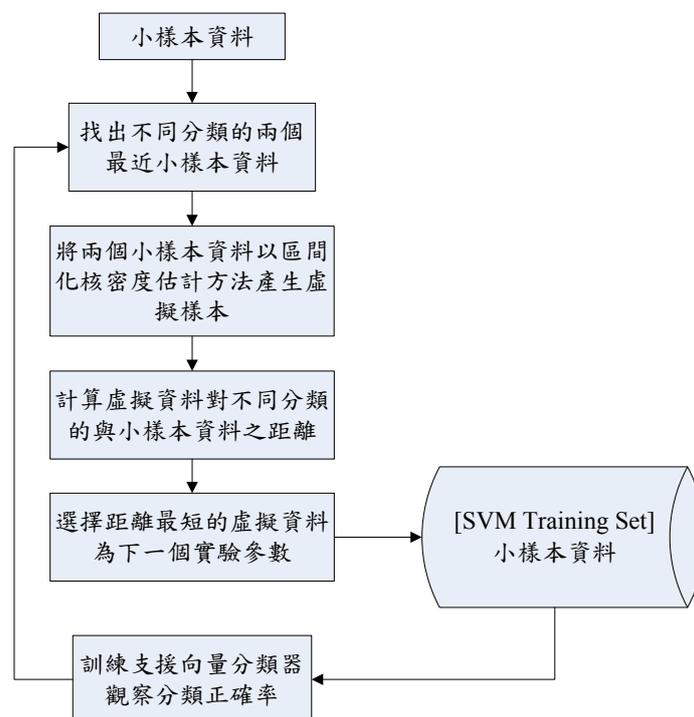
在眾多的無母數密度估計方法中，核密度估計是密度估計的常用工具，它是利用適當的核心函數去估計母體的密度函數，雖然當資料數很少時，核密度估計可能會產生可信度低的估計器，但區間化核密度估計擁有區間函數可以依照樣本數去調整平滑參數及資料的位置，克服了資料數很少的問題，因此本研究使用區間化核密度估計器，從原始的小樣本產生更多的資料。



圖三、支援向量選擇機制流程圖

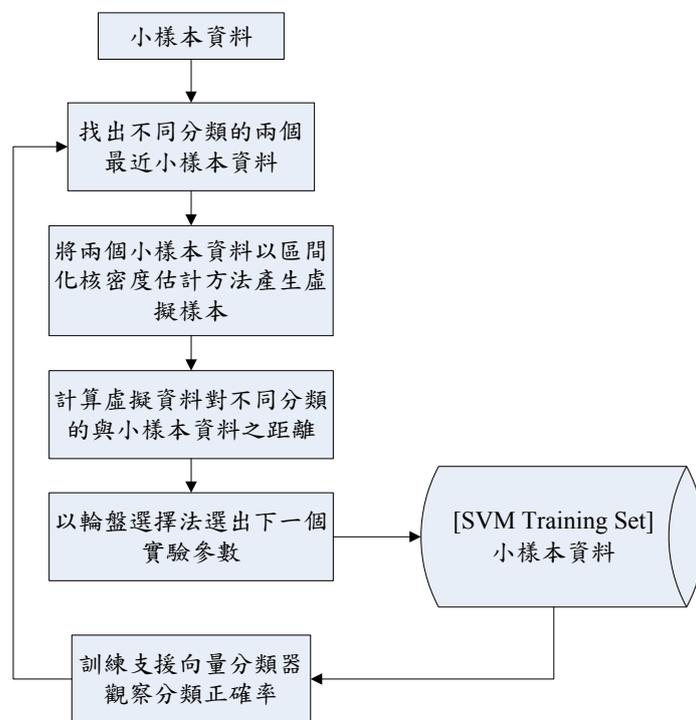
在擁有部分資料後，接踵而來的問題是該如何選擇下一組實驗參數能夠達到最大的實驗效益，故需要建立一個模型來幫助我們從資料中了解目前資料的分類邊界。本研究以更有效的利用小樣本資料之方法—參數範圍的搜尋機制來探討在有限的實驗預算中，可能發生的實驗參數分配及選擇的問題，在此提出三種參數選擇機制：支援向量選擇機制(support vector selection mechanism; SVS)、區域虛擬點選擇機制(local virtual selection mechanism; LVS)與全域虛擬點選擇機制(global virtual selection mechanism; GVS)，個機制之研究流程分述如下：

1. 支援向量選擇機制(support vector selection mechanism; SVS)：以少量資料開始，利用產生虛擬資料之方法，增加資料量以建構分類模型，並以支援向量機做為分類的工具，進而從中選擇對於提升分類正確率有較多訊息的實驗目標，在得到實驗結果後，利用此訊息修正其分類模型，支援向量選擇機制流程圖如圖三。
2. 區域虛擬點選擇機制(local virtual selection mechanism; LVS)：修正支援向量選擇機制，以少量資料開始，但減少虛擬資料的產生，僅於關鍵資料產生虛擬資料，再由關鍵資料產生的虛擬資料中選擇一個對於提升分類正確率有較多訊息者為下一個實驗目標，得到實驗結果後，利用此訊息修正其分類模型；並與支援向量選擇機制比較虛擬資料之有無對於分類正確率是否有影響，區域虛擬點選擇機制流程圖如圖四。



圖四、區域虛擬點選擇機制流程圖

3. 全域虛擬點選擇機制(global virtual selection mechanism; GVS)：於區域虛擬點選擇機制中增加分散機制，給予此方法能得到全域解的可能，以此建構出一完整參數範圍邊界搜尋機制，全域虛擬點選擇機制流程圖如圖五。



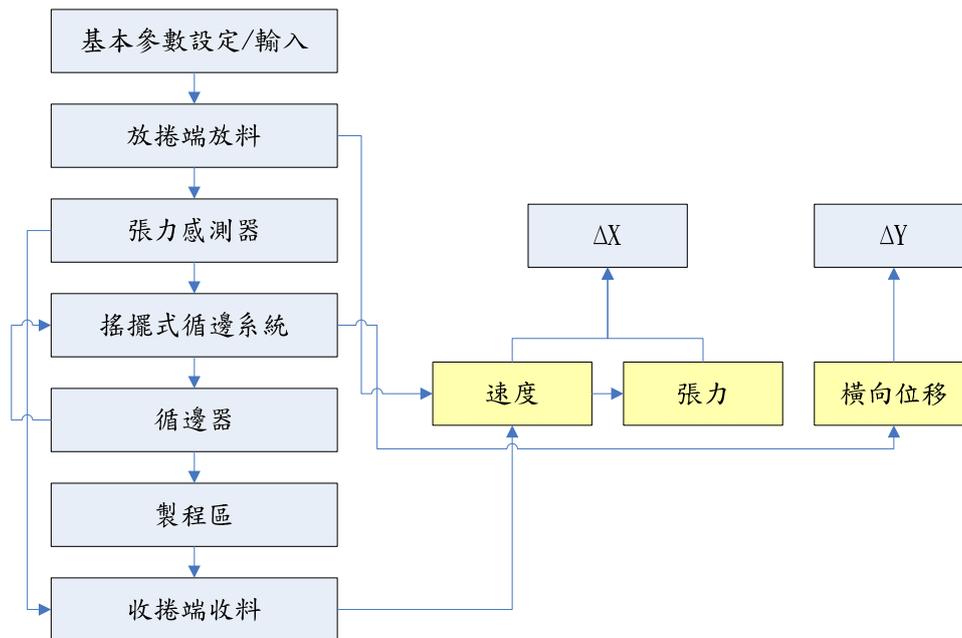
圖五、全域虛擬點選擇機制

建立一參數範圍搜尋機制，能尋求有效實驗點，減少實驗資源的浪費。在資料為二維、分類屬性值有三種的情況下，若僅有有限的實驗預算，在安排整體實驗參數之參數組合時，先將少量實驗平均分布，取得小樣本分類的分佈狀況，再依本研究之參數範圍的搜尋機制，可將後續僅有的實驗預算用於能有效釐清分類邊界之區域。

3) 第三年

第三年研究以生產階段的 R2R 製程進行研究，R2R 製程主要分成三大部分，包括放捲端、製程區以及收捲端，另外，為了控制張力與橫向位移會加入張力感測器及循邊器，R2R 製程架構圖如圖六所示。

應用 R2R 製程於軟性顯示器時，軟板的製程參數設定將成為需要考量的關鍵性問題，因為軟板在生產的過程中，會受外在因素影響而產生如軟板形變、縐摺、橫向位移等情形，尤其是在進入製程區之後，軟板必須平穩的放置於製程區上以利加工，因此如何控制軟板張力、速度以及橫向位移，將是提升生產良率的主要考量因素。



圖六、R2R 製程架構圖

一般控制軟板張力、速度以及橫向位移的方式敘述如下：利用收捲與放捲端滾輪的轉速來控制軟板的速度，並藉由收放捲滾輪之間的速度差對軟板產生張力，而橫向位移導正則藉由設定不同的偏轉角度，配合控制搖擺式循邊系統讓軟板產生橫向偏移量。但不論是縱向或者是橫向位置的控制，都需要輸入適當的參數，才能產生較佳的品質控制，而在參數搜尋過程中經過製程區的軟板因不符合品質的要求，故在這段時間通過的軟板將成為廢料，如果想要達到能穩定產出較佳品質的參數設定，須同時考量各品質因子與參數設定的關連性，在高度動態的環境下，相對須付出較長的參數搜尋時間，因此本研究透過智慧型的參數搜尋機制達到品質控制。

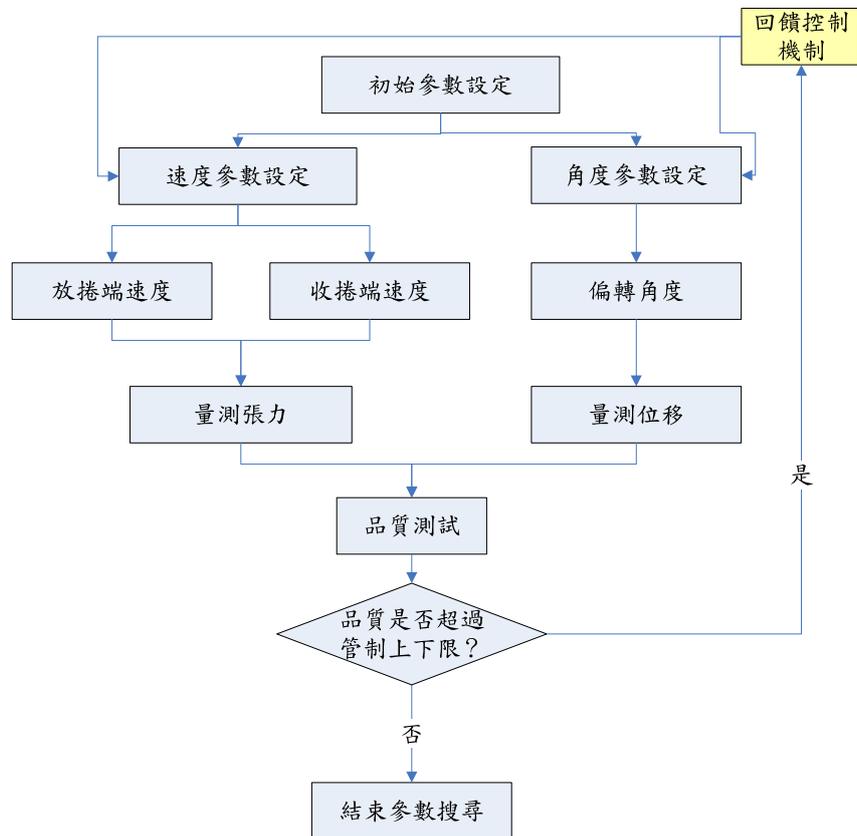
第三年研究的主要目的期望縮短控制位移、張力與速度所需要的參數搜尋時間，並透過六標準差的方法將品質維持在允許範圍內。研究方法將以六標準差D-M-A-I-C循環架構(如圖七)為基礎，應用於參數的搜尋。



圖七、DMAIC

所謂的間斷連續(批次型)的R2R製程，指的是軟板經由滾輪帶動進入製程區，此時軟板是連續的整片向前移動(陳煜傑，2011)；而當軟板在製程區時處於一高度的動態環境，當可觀察的品質不良發生時，則驅動參數搜尋機制，直到找出品質改善的最佳參數才停止搜尋，其中花費的時間若能有效減少，將能提升生產率與良率。

以一固定的放捲端速度 $0.05(\text{m/s})$ 、收捲端速度 $0.050015(\text{m/s})$ 的R2R製程為例，若軟板的參數搜尋時間為80秒，根據當中的模擬值來計算廢料，以收放捲平均速度 $0.0500075(\text{m/s})$ 作探討，在達到目標之前將產生 $4.0006(\text{m})$ 的廢料，若能縮短參數搜尋時間，除能提升良率，也能減少不必要的廢料，降低生產成本，達到品質佳的軟性顯示器大量化生產以及低成本的目標。



圖八、參數回饋控制機制流程圖

為解決上述問題，以品質量測值作為衡量指標進行參數搜尋機制，不同於以往將品質只以好與壞來區分，套用六標準差的概念，提出一個品質量測值區間的控制範圍，在品質量測值維持在允許的區間範圍下，進行參數的搜尋，以期能用較短的參數搜尋時間找到允許的品質範圍相對應參數，圖八為本階段研究提出的參數回饋控制機制。

在進行軟板生產製造之前，首先會由工程師設定軟板生產時所需要的速度、張力，而根據循邊器量測到的橫向干擾亦能由系統自行計算出偏轉角度，這些數據將成為參數的設定值，接著收放捲將控制滾輪轉速調整軟板的線速度，並利用兩滾輪之速度差產生張力設定值，這些控制值將作為初始的參數設定值；接下來則進行參數的搜尋機制，試著將原參數設定值降低或提升幾個百分比視為新的參數設定，在考量是否因為改變參數設定值而造成軟板的品質降低之後，如果品質依然能維持在可允許的範圍內，則利用新的參數設定值進行控制，並以迭代的搜尋方式，找到速度、張力及橫向位移的參數設定上下區間。

五、 結果與討論

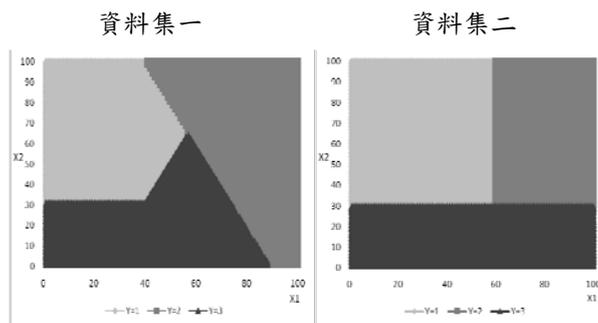
生產線中的R2R製程包括軟板表面處理的模組、壓印模組、蝕刻模組、以及產品封裝的貼合模組等，第一年研究以AM-OLED的FPC Bonding為主要研究模組，透過特徵選取方法找出關鍵因子(如表二)，建立可控制關鍵因子與可觀察關鍵因子模型。

表二、FPC Bonding 關鍵因子表

| 製程 | | 子製程 | | 關鍵因子(可控制) | 關鍵因子(可觀察) |
|----|-------------|-----|------------------|-------------------------------------|------------------------------|
| F | FPC Bonding | F1 | 將電子元件接合在 FPC 上 | 軟板張力→張力控制 滾輪轉速→速度控制 軟板位置→位移控制 | 軟板形變 軟板皺摺 橫向位移 縱向位移 |
| | | F2 | 貼附"導電黏著物" | | |
| | | F3 | 預壓(Pre-bonding) | | |
| | | F4 | 本壓(Main-bonding) | | |

第二年將延續第一年關鍵因子研究進行參數搜尋的機制，但因配合計劃期間工研院之研究方向之更動，故仍將研究著重於研發階段，改為先解決研發階段遭遇的樣本數不足問題。首先，在支援向量選擇機制中我們利用所有小樣本資料建立虛擬資料，將小樣本資料及虛擬資料以SVM建立模型，期望利用虛擬資料增加SVM建立之分類模型的正確率，並從支援向量中選擇一有助於釐清分類邊界的參數；區域虛擬點選擇機制先由小樣本資料中找出對於增加分類正確率有幫助的區域，再透過該區已實驗之參數建立虛擬樣本，由虛擬樣本中選擇一個有助於釐清分類邊界的參數。全域虛擬點選擇機制則是由區域虛擬點選擇機制增加分散機制，有助於全域解的取得。

圖九、資料集一與資料集二



本年研究以以兩個完整的完整資料集(如圖九)進行實驗，將本研究設計出的SVS、LVS、GVS 與無經過任何挑選機制的Original 方法比較，各機制的分類正確率之平均值與標準差如表三所示。

表三、各機制分類正確率之平均值與標準差

| (單位：%) | Original | SVS | LVS | GVS |
|--------|-----------------------|-----------------------|-----------------------|-----------------------|
| 資料集一 | 平均值=80.89 標準差=5.49 | 平均值=88.93 標準差=6.59 | 平均值=88.16 標準差=4.10 | 平均值=87.78 標準差=4.80 |
| 資料集二 | 平均值=64.65 標準差=7.01 | 平均值=68.76 標準差=9.39 | 平均值=70.70 標準差=8.18 | 平均值=70.49 標準差=8.37 |

接著以隨機化區集設計（雙因子變異數分析）檢定三種不同機制的影響是否顯著，以顯著水準 $\alpha = 0.05$ 之虛無假設 $H_0: \mu_{original} = \mu_{SVS} = \mu_{LVS} = \mu_{GVS}$ 與其對立假設 $H_1: \mu_{original}$ 、 μ_{SVS} 、 μ_{LVS} 與 μ_{GVS} 中至少有一個不相等進行檢定，兩資料集檢定結果分別如表四與表五。

表四、受試者間效應項的檢定(資料集一)

依變數：實驗後的分類正確率

| 來源 | 型 III 平方和 | 自由度 | 平均平方和 | F 檢定 | 顯著性 |
|-------|--------------------|-----|-----------|------------|-------|
| 校正後模式 | 0.479 ^a | 42 | 1.141E-02 | 10.247 | 0.000 |
| 截距 | 119.557 | 1 | 119.557 | 107385.140 | 0.000 |
| 機制 | 0.167 | 3 | 5.568E-02 | 50.011 | 0.000 |
| 測試次數 | 0.312 | 39 | 8.002E-03 | 7.188 | 0.000 |
| 誤差 | 0.130 | 117 | 1.113E-03 | | |
| 總和 | 120.166 | 160 | | | |
| 校正後總數 | 0.609 | 159 | | | |

a. R 平方=0.786 (調過後的 R 平方=0.710)

表五、受試者間效應項的檢定(資料集二)

依變數：實驗後的分類正確率

| 來源 | 型 III 平方和 | 自由度 | 平均平方和 | F 檢定 | 顯著性 |
|-------|--------------------|-----|-----------|-----------|-------|
| 校正後模式 | 0.621 ^a | 42 | 1.148E-02 | 3.186 | 0.000 |
| 截距 | 75.410 | 1 | 75.410 | 16253.606 | 0.000 |
| 機制 | 9.432E-02 | 3 | 3.144E-02 | 6.777 | 0.000 |
| 測試次數 | 0.526 | 39 | 1.350E-02 | 2.910 | 0.000 |
| 誤差 | 0.543 | 117 | 4.640E-03 | | |
| 總和 | 76.574 | 160 | | | |
| 校正後總數 | 1.164 | 159 | | | |

a. R 平方=0.533 (調過後的 R 平方=0.366)

表六、多重比較分析表(資料集一)

依變數: 實驗後的分類正確率

| (I)機制 | (J)機制 | 平均數差異 (I-J) | 標準誤 | 顯著性 | 95% 信賴區間 | |
|-------|-------|----------------|-----------|-------|-----------|-----------|
| | | | | | 下限 | 上限 |
| RS | SVS | -7.04E-02* | 7.461E-03 | 0.000 | -9.98E-02 | -6.09E-02 |
| | LVS | -7.27E-02* | 7.461E-03 | 0.000 | -9.22E-02 | -5.33E-02 |
| | GVS | -6.89E-02* | 7.461E-03 | 0.000 | -8.84E-02 | -4.95E-02 |
| SVS | RS | 8.039E-02* | 7.461E-03 | 0.000 | 6.094E-02 | 9.984E-02 |
| | LVS | 7.673E-03 | 7.461E-03 | 0.733 | -1.18E-02 | 2.712E-02 |
| | GVS | 1.148E-02 | 7.461E-03 | 0.418 | -7.96E-03 | 3.093E-02 |
| LVS | RS | 7.272E-02* | 7.461E-03 | 0.000 | 5.327E-02 | 9.216E-02 |
| | SVS | -7.67E-03 | 7.461E-03 | 0.733 | -2.71E-02 | 1.177E-02 |
| | GVS | 3.810E-03 | 7.461E-03 | 0.956 | -1.56E-02 | 2.326E-02 |
| GVS | RS | 6.891E-02* | 7.461E-03 | 0.000 | 4.946E-02 | 83835E-02 |
| | SVS | -1.15E-02 | 7.461E-03 | 0.418 | -3.09E-02 | 7.964E-03 |
| | LVS | -3.81E-03 | 7.461E-03 | 0.956 | -2.33E-02 | 1.564E-02 |

以觀察的平均數為基礎

*. 在水準 0.05 上的平均數差異顯著。

表七、多重比較分析表(資料集二)

依變數: 實驗後的分類正確率

| (I)機制 | (J)機制 | 平均數差異 (I-J) | 標準誤 | 顯著性 | 95% 信賴區間 | |
|-------|-------|----------------|-----------|-------|-----------|-----------|
| | | | | | 下限 | 上限 |
| RS | SVS | -4.11E-02* | 1.523E-02 | 0.039 | -8.08E-02 | -1.41E-03 |
| | LVS | -6.05E-02* | 1.523E-02 | 0.001 | -1.00192 | -2.08E-02 |
| | GVS | -5.84E-02* | 1.523E-02 | 0.001 | -9.80E-02 | -1.87E-02 |
| SVS | RS | 4.110E-02* | 1.523E-02 | 0.039 | 1.407E-03 | 8.08E-02 |
| | LVS | -1.94E-02 | 1.523E-02 | 0.582 | -5.91E-02 | 2.031E-02 |
| | GVS | -1.72E-02 | 1.523E-02 | 0.670 | -5.69E-02 | 2.245E-02 |
| LVS | RS | 6.050E-02* | 1.523E-02 | 0.01 | 2.080E-02 | 0.100192 |
| | SVS | 1.939E-02 | 1.523E-02 | 0.582 | -2.03E-02 | 5.909E-02 |
| | GVS | 2.143E-03 | 1.523E-02 | 0.999 | -3.76E-02 | 4.184E-02 |
| GVS | RS | 5.835E-02* | 1.523E-02 | 0.001 | 1.866E-02 | 9.805E-02 |
| | SVS | 1.725E-02 | 1.523E-02 | 0.670 | -2.24E-02 | 5.695E-02 |
| | LVS | -2.14E-03 | 1.523E-02 | 0.999 | -4.18E-02 | 3.755E-02 |

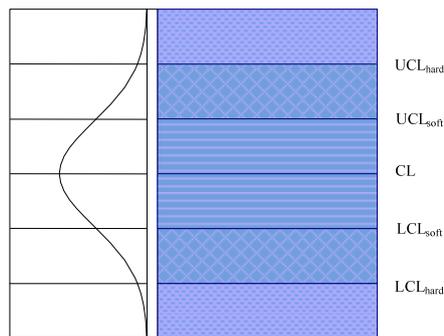
以觀察的平均數為基礎

*. 在水準 0.05 上的平均數差異顯著。

從表四與表五可得知，機制間的檢定結果p 值皆為0.000小於0.05，認定分析結果達到顯著差異之標準， $\mu_{original}$ 、 μ_{SVS} 、 μ_{LVS} 與 μ_{GVS} 中至少有一個不相等，但無法得知何者較佳因此再進行兩資料集的多重比較法分析(multiple comparisons)，表六與表七分別為資料集一與二的多重比較分析結果，由結果可知SVS、LVS、GVS 與無經過任何挑選機制的Original方法比較之下，其統計結果皆有顯著差異，且均優於Original方法。

總結在兩個資料集中各項檢定結果，統計結果顯示，使用SVS、LVS 及GVS 其分類正確率皆較隨機選擇佳，而在SVS、LVS 與GVS 三種機制間無明顯優劣差異的情況下，因LVS可減少大量於SVS中產生的虛擬資料，考量實際操作的便利性及運算資源的節省，LVS 機制優於SVS 機制。

本階段研究之貢獻為建立一參數範圍搜尋機制，尋求有效實驗點，減少實驗資源的浪費。在資料為二維、分類屬性值有三種的情況下，若僅有有限的實驗預算，在安排整體實驗參數之參數組合時，先將少量實驗平均分布，取得小樣本分類的分佈狀況，再依本研究之參數範圍的搜尋機制，可將後續僅有的實驗預算用於能有效釐清分類邊界之區域。



圖十、管制上、下限圖

以智慧型參數搜尋機制為基礎，加入六標準差於控制階段(圖十)，其中嚴格的管制上限(Upper Control Limit; UCL)與管制下限(Lower Control Limit; UCL)分別以 UCL_{hard} 與 LCL_{hard} 表示，而較寬放的管制上、下限則分別以 UCL_{soft} 與 LCL_{soft} 表示，計算如下：

$$UCL_{hard} = \mu + \frac{6\sigma}{\sqrt{N}} \quad (式五)$$

$$LCL_{hard} = \mu - \frac{6\sigma}{\sqrt{N}} \quad (式六)$$

$$UCL_{soft} = \mu + \frac{3\sigma}{\sqrt{N}} \quad (式七)$$

$$UCL_{soft} = \mu - \frac{3\sigma}{\sqrt{N}} \quad (\text{式八})$$

針對第一年計畫所得的可觀察因子(軟板形變、軟板皺摺、橫向位移與縱向位移)進行品質上下限的計算，並轉換作為可控制的關鍵因子(張力控制、速度控制與位移控制)參數設定的回饋控制輸入，以迭代的搜尋方式，找到速度、張力及橫向位移的參數設定上下區間。

參考文獻

- Andrew Rassweiler, *Amazon's Kindle 2 Costs \$185.49 to Build, iSuppli Teardown Reveals*, Retrieved Oct. 12, 2011, from iSuppli web site: <http://www.isuppli.com/Teardowns/News/Pages/Amazon-s-Kindle-2-Costs-185-49-to-Build-i-Suppli-Teardown-Reveals.aspx>
- C. W. Tang, and S. A. Vanslyke, "Organic electroluminescent diodes," *Appl. Phys. Lett.*, Vol.51, pp.913, 1987.
- Chang-Yeon Kim, Tae-Joon Ahn, *et al.*, "Advanced Low-Temperature Poly-Si Crystallization for AMOLED Displays," *Proc. of ASID'06, 8-12 Oct, New Delhi*, 2006.
- D. D. Lewis and M. Ringuette, "A comparison of two learning algorithms for text categorization," *In Proceedings of SDAIR-94, 3rd annual symposium on document analysis and information retrieval*, 1994.
- DisplayResearch. *2009 E-Paper Display Report*. Retrieved May 23, 2010, from DisplayResearch web site: http://www.displaysearch.com.tw/press_releases/20090828.aspx
- Efstathios Persidis, Holger Baur, Fabio Peralisi, Patrick Schalberger, Norbert Fruehauf, "Area laser crystallized LTPS TFTs with implanted contacts for active matrix OLED displays," *Solid-State Electronics*, Vol. 52, pp. 455–461, 2008.
- H. Schutze, D. A. Hull and J. O. Pedersen, "Toward optimal feature selection," *In Proceedings of the 18th annual international ACM SIGIR conference on research and development in information retrieval*, 1995.
- Jiawei Han and Micheline Kamber, "Data Mining: Concepts and Techniques," 2nd Edition, Morgan Kaufmann, 2006.
- K. R. Sarma, C. Chanley, *et al.*, "Active Matrix OLED Using 150°C a-Si TFT Backplane Built on Flexible Plastic Substrate," *SPIE'03*, Vol. 5080, 2003.
- Li, D. C., Chen, L. S., Lin Y. S., Using functional virtual population as assistance to learn scheduling knowledge in dynamic manufacturing environments. *International Journal of Production Research*, **41**(17), 4011-4024, 2003.
- Li, D. C., Lin, Y. S., Using virtual sample generation to build up management knowledge in the early manufacturing stage. *European Journal of Operational Research*, **175**(1), 413-434, 2006.
- MacQueen, J. B. "Some Methods for classification and Analysis of Multivariate Observations". **1**. Proceedings of 5th Berkeley Symposium on Mathematical Statistics and Probability. University of California Press. pp. 281–297, 1967.
- Michael Arrington, *300,000 Kindle 2s Sold To Date*. Retrieved Oct. 12, 2011, from Washington Post: <http://www.washingtonpost.com/wp-dyn/content/article/2009/04/16/AR2009041603101.html>
- Niyogi, P., Girosi, N., and Poggio, T., Incorporating Prior Information in Machine Learning by Creating Virtual Examples, *Proceedings of the IEEE*, Vol. 86, no. 11, 1998.

- P. E. Burrow, G. L. Graff *et al.*, "Ultra barrier flexible substrates for flat panel display," *Display*, Vol. 22, pp. 65-69, 2001.
- P. Pope, H. P. Kallmann, P. J. Magnante, "Electroluminescence in organic crystals," *Chem. Phys.*, Vol. 38, pp. 2042, 1963.
- Parzen, E., "On estimation of a probability density function and mode." *Annals of Mathematical Statistics* 33, 1065–1076, 1962.
- R. Battiti, "Using mutual information for selecting features in supervised neural net learning," *IEEE Transactions on Neural Networks*, Vol. 5, No. 4, pp. 537-550, 1994.
- R. O. Duda, P. E. Hart, and D. G. Stork. *Pattern Classification* (2nd ed.). John Wiley & Sons, 2001.
- Silverman, B. W. *Density Estimation for Statistics and Data Analysis*. Chapman and Hall, London, 1986.
- Terho Kololuoma "Roll-to-roll manufacturing technologies for flexible MEMS applications." *Optical MEMS and Their Applications Conference*, 2005.
- V. Vapnik. *Statistical Learning Theory*. John Wiley and Sons, Inc., New York, 1998.
- V. Vapnik. *The Nature of Statistical Learning Theory*. Springer-Verlag, New York, 1995.
- W. Helfrich and W. G. Schneider, "Recombination Radiation in Anthracene Crystals," *Phys. Rev. Lett.*, Vol. 14, No. 7, pp. 229-231, 1965.
- Y. Yang and J. O. Pedersen, "A comparative study on feature selection in text categorization," *In Proceedings of ICML-97, 14th international conference on machine learning*, 1997.
- 周千惠，蔡明忠，「彩色 OLED 亮度檢測及補償機制之研究」，國立台灣科技大學自動化及控制研究所，碩士論文，2006。
- 唐予華、李茂順、韓予凱，「可撻 OLED 複合組隔膜對氣體滲入和使用壽命之研究」，國立高雄應用科技大學電子工程研究所，碩士論文，2005。
- 陳志強，「LTPS 低溫負晶矽顯示技術」，全華科技圖書，2004。
- 陳帝鴻，「2mm 的超薄視界，收放自如的可折顯示器」，工業技術與資訊月刊，207 期，2009。
- 陳煜傑，「軟性基板捲軸式傳輸之縱向與橫向動態整合及控制」，碩士論文，2011。
- 鄭啟明、洪茂峰，「主動式有機發光二極體顯示器溫度效應與參數調制之研究」，國立成功大學電機資訊學院半導體與發光電製程產業研發碩士專班，碩士論文，2006。
- 羅新弦，「主動式有機發光二極體顯示器畫素驅動電路之分析與設計」，長庚大學光電工程研究所，碩士論文，2004。