

陳暎仁、簡禎富、黃馨滿 (2016),『建構彩色濾光膜及微透鏡缺陷樣型分析之資料挖礦架構』,《中華民國資訊管理學報》,第二十三卷,第二期,頁 129-154。

建構彩色濾光膜及微透鏡缺陷樣型分析 之資料挖礦架構

陳暎仁、簡禎富*、黃馨滿

國立清華大學工業工程與工程管理學系
科技部 IC 產業同盟計畫暨清華—台積電卓越製造中心

摘要

彩色濾光膜及微透鏡為製造 CMOS 影像感測器的關鍵製程，為了提昇產品良率，必須在製造過程中找出造成缺陷樣型的可能原因，以進行修復、減少重工。目前彩色濾光膜廠多半憑藉工程師的領域知識與經驗法則來做故障排除，然而這種方式很容易因為經驗不足而誤判，同時不夠快速且準確度不高。本研究根據實際需求發展一套彩色濾光膜及微透鏡資料挖礦架構模式，以協助工程師診斷造成缺陷樣型的原因，具體步驟包括蒐集影像感測元件彩色濾光膜廠的缺陷樣型相關資料及資料預處理、透過列聯表分析進行卡方獨立性檢定與 Cramer's V 相關係數分析個別變數之相關性、透過隨機重複切割方式與 Apriori 演算法產生關聯規則並利用測試集資料進行規則篩選，最後統合列聯表分析以及關聯規則模型所產生的顯著規則，以支持度、信賴度與增益三個指標進行規則評估。本研究以新竹科學園區某影像感測元件彩色濾光膜廠進行實證以檢驗效度，結果顯示本研究所提出之資料挖礦架構能夠有效的輔助工程師進行缺陷分析，達到故障排除與良率提昇之效。

關鍵詞：彩色濾光膜及微透鏡製程、缺陷樣型、資料挖礦、大數據分析、關聯規則、製造智慧、工業 3.5

* 本文通訊作者。電子郵件信箱：cfchien@mx.nthu.edu.tw
2013/07/29 投稿；2014/10/30 修訂；2015/04/28 接受

Chen, Y.J., Chien, C.F. and Huang, H.M. (2016), 'Constructing a data mining framework for analyzing defect patterns of color filter and microlens', *Journal of Information Management*, Vol. 23, No. 2, pp. 129-154.

Constructing a Data Mining Framework for Analyzing Defect Patterns of Color Filter and Microlens

Ying-Jen Chen、Chen-Fu Chien*、Hsin-Man Huang

Department of Industrial Engineering and Engineering Management,
National Tsing Hua University
NTHU-TSMC Center for Manufacturing Excellence

Abstract

Purpose—CMOS image sensor (CIS) manufacturers usually rely on domain knowledge for troubleshooting, yet it may not be effective nor efficient due to lack of experience and increasing complexity. Focusing on realistic needs, this study aims to develop a framework based on data mining and big data analytics for analyzing defect patterns in color filter and microlens to enhance yield.

Design/methodology/approach—The proposed framework integrates data collection and preprocessing of defect patterns, univariate correlation analysis (by Chi-square independence test and Cramer's V correlation coefficient), and association rules (generated by Apriori algorithm via splitting dataset into training and testing repeatedly). The derived rules were evaluated by the indices of support, confidence, and lift.

Findings—An empirical study was conducted in a leading CIS manufacturing company in Taiwan to validate the proposed approach. The results have shown the practical viability of the proposed approach to effectively and efficiently resolve the present problem.

Research limitations/implications—This study focused only on three data types

* Corresponding author. Email: cfchien@mx.nthu.edu.tw
2013/07/29 received; 2014/10/30 revised; 2015/04/28 accepted

(including process tools, recipes, and process time) to generate rules to support troubleshooting. Future research could incorporate inline data such as metrology and equipment parameters to construct the model for further investigation.

Practical implications—The color filter and microlens processes are critical for CMOS image sensor manufacturing. It is crucial to identify possible root causes of defect patterns to troubleshoot and enhance product yield and reduce the loss of reworks in short time. The proposed framework provides a systematic approach to identify the root causes of specific defect patterns effectively and efficiently.

Originality/value—This study firstly employ data mining and big data analytics for troubleshooting and yield enhancement of CIS manufacturing and developed an effective solution.

Keywords: color filter and microlens process, defect pattern, data mining, big data analytics, association rules, manufacturing intelligence, industry 3.5

壹、緒論

隨著消費性電子產品的日益普及，彩色濾光膜（color filter; CF）及微透鏡（microlens; ML）製程已被用以研發更新的半導體製程與影像光學元件設計和製造技術，並發展出互補式金屬氧化物半導體（complementary metal oxide semiconductor; CMOS）影像感測器（CMOS image sensor; CIS），特別應用於數位相機、手機、網路攝影機和投影機等設備的鏡頭。相較於傳統的電荷耦合元件（charge coupled device; CCD）感測器而言，CMOS 影像感測器具有低價位、低耗電量、畫素可隨機讀取、相機功能可整合在單一晶片上的優勢因而被廣為應用（雷良煥等 2010）。

完整的 CMOS 影像感測器製造過程可概分為兩階段，前段的晶圓製造將電子產品的設計圖透過光罩製作公司轉製在數層光罩上，再以矽晶圓為基材，經過晶圓製造流程，將每一層光罩上的積體電路設計圖案轉製在晶圓上，經過晶圓允收測試後，由後段的影像感測元件彩色濾光膜廠進行製造程序，最後將產出晶圓切割成晶片（dies）並封裝成模組到進行最終測試、挑選出合格的產品送至客戶手中。因此，對製程後段的彩色濾光膜廠來說，CMOS 影像感測元件出貨品質變異來源包含來自上游半導體晶圓製造廠商的製程變異，以及自身在進行彩色濾光膜與微透鏡製程時造成的缺陷問題。由於在不同層的製程區塊與製造過程可能會有作業人員的疏失、貨批經過機台過程發生製程變異、材料缺失和環境影響等情況，導致不同的缺陷樣型（defect pattern）影響良率，而透過光學顯微鏡（optical microscopy; OM）以及自動光學檢測（automatic optical inspection; AOI）等檢測機制在出貨前對晶圓進行抽樣檢測，可偵測出刮傷、髒汙、殘留物、變形破洞、不均勻等不同的缺陷樣型。

由於產業鏈的水平分工使得彩色濾光膜廠商難以對產品最終良率進行即時監控，因此需在出貨前利用可能發生缺陷樣型的機台和時間等資訊進行分析以偵測潛在變異來源，避免僅依靠下游封裝測試廠的檢測結果回饋後再進行事後工程分析而延誤故障排除的時機（陳榕庭 2007）。不同缺陷樣型所包含的訊息是工程人員用以進行故障排除（troubleshooting）的基礎，在影像感測元件彩色濾光膜廠中，目前多半仍是憑藉工程師的經驗與簡單的資料分析進行缺陷問題診斷與故障排除，例如：透過試誤法（trial and error）來針對機台進行時間和缺陷率作圖，將缺陷率較高的時間點挑出來，並且逐一利用歷史資料進行比對，看歷史時間點某機台所發生的事件對應到圖表中，找尋可能出現的問題點並做規則的歸納。然而，此種試誤法不僅沒效率且準確度不高，同時容易造成人為對照的失誤及因為經驗不足而誤判。對於處於產業鏈後段的彩色濾光膜廠商而言，發展一套合適的缺陷

分析模式以協助工廠能更有效地發掘潛在影響因素以提昇良率是必須且重要的議題。

本研究目的為建構一套彩色濾光膜及微透鏡資料挖礦架構模式，以協助工程師診斷造成缺陷樣型的原因，並利用指標篩選以快速找出造成缺陷樣型的潛藏規則。其中，本研究利用支持度 (support)、信賴度 (confidence) 與增益 (lift) 等三項指標，定義篩選規則門檻值並進行規則評估，並與專家討論可行的改善建議，提供作為後續即時監控與改進造成缺陷樣型的可能潛在因素，進而降低缺陷率並減少因重工所造成的損失成本，達到彩色濾光膜製造良率提昇的根本目標。本研究並以新竹科學園區某彩色濾光膜廠合作進行實證，定義出貨前顯微鏡檢測晶片出現的缺陷樣型及型態描述，透過蒐集影像感測元件彩色濾光膜廠的缺陷樣型相關資料，結合列聯表分析進行卡方獨立性檢定 (Chi-square test for independence) 與計算 Cramer's V 相關係數 (Cramér 1946)，配合 Apriori 演算法 (Agrawal & Srikant 1994) 產生關聯規則 (association rules)，建立資料挖礦架構整理造成缺陷樣型的規則並與領域專家討論解釋以驗證效度。

貳、理論基礎

一、彩色濾光膜及微透鏡製程

CMOS 影像感測器產品製造流程如圖 1 所示，從最源頭的從空白晶圓於積體電路廠晶圓製造，再至影像感測元件彩色濾光膜廠加工，最後到封測廠進行切割與封裝測試。

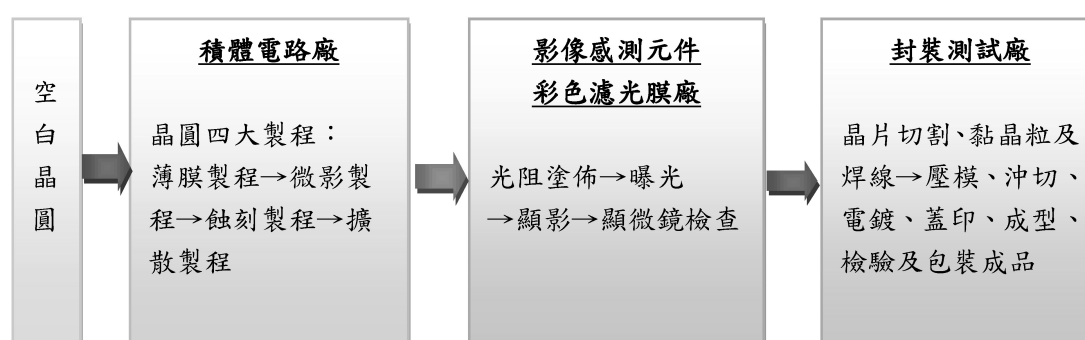


圖 1：CMOS 影像感測器產品製造流程

彩色濾光膜及微透鏡製程在晶圓製造之後，必須經系統光學優化後與彩色濾光膜及微透鏡技術結合，以達到最佳模組化光學成效。CMOS 影像感測器封裝廠

是以彩色濾光膜及晶圓級鏡頭（wafer-level lens）製造為主，透過彩色濾光膜製程和微透鏡製程的結合，利用彩色濾光膜提昇 CIS 的色彩準度和微透鏡改善感測器的感應度。

彩色濾光膜及微透鏡製程主要結構為 CMOS 影像感測器上塗佈光阻 (coating) 製作平坦層 (planarization)，再依序製作上有透光性的紅、綠、藍三原色之彩色濾光膜層 (RGB)，之後再上一層平坦層光阻塗佈 (microlens spacer; MS)，最後再鍍上微透鏡 (microlens)，如圖 2 所示，並在 RGB 層分別對紅、綠、藍三色彩色濾光膜重複進行曝光 (exposure)、顯影 (development)、顯微鏡檢查 (automatic detect inspect; ADI) 或光學顯微鏡檢查 (optical microscopy; OM) 和硬烤乾 (hard bake) 的流程。

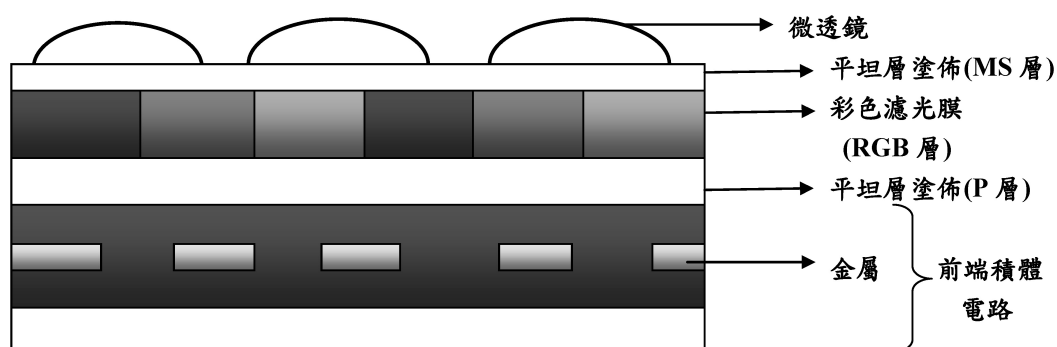


圖 2：彩色濾光膜及微透鏡結構示意圖

彩色濾光膜及微透鏡製程不同的缺陷樣型直接影響到產品的良率，利用影像感測元件彩色濾光膜廠製程站點的時間、機台、製程配方等資料，搭配光阻塗佈、曝光、顯影、顯微鏡檢查的資訊組合，瞭解不同缺陷樣型搭配貨批資訊集合的資料，影響不同缺陷樣型的機台等關鍵因子，即時偵測並做相關回應使缺陷率降低。

半導體封裝技術是屬於彩色濾光膜後段製程的一環，主要是利用膠體或玻璃來保護積體電路晶片，前段工程為晶片切割、黏晶粒（上片）及焊線，後段工程為壓模、沖切、電鍍、蓋印、成型、檢驗及包裝出貨（陳榕庭 2007）。

二、製程缺陷樣型

彩色濾光膜為許多消費性電子產品的關鍵製程，除了近年興起的 CMOS 影像感測器元件之外，早期應用與相關研究多以薄膜電晶液晶顯示器（thin film

transistor-liquid crystal display; TFT-LCD) 為主，如：Saeki 等 (1985) 針對金屬氧化物半導體 (metal oxide semiconductor; MOS) 彩色影像微透鏡陣列結構 (microlens array) 調整綠色濾光層透鏡陣列厚度、寬度、半徑調整造成的 MOS 影像的光敏性 (photosensitivity) 比率降低及影響色彩再現 (color reproduction)，提出單片 (monolithic) 微透鏡陣列於顏色分離濾片 (color separation filter) 的簡單光影蝕刻技術 (photolithographic technique) 進行改善。

本研究將近幾年的相關文獻整理如表 1 所示，從中可看出與 CMOS 製程缺陷問題的討論明顯缺乏，僅 Chang 等 (2001) 提出利用增加曝光能量強化光阻膜、增加光阻厚度、光阻塗佈後延長軟烤乾時間以及減少曝光的攪濁 (puddle) 時間等方式減少 CMOS 影像感測器製程中彩色濾光膜製程的平坦化皺摺 (planarization wrinkle) 缺陷問題。此外，多數研究聚焦在如何檢測特定的缺陷樣型並進行分類，較少研究討論從資料面深入挖掘與探討 CMOS 影像感測器元件中彩色濾光膜製程缺陷樣型的可能原因以及早進行品質改善。本研究針對 CMOS 影像感測器中最關鍵的彩色濾光膜及微透鏡製程，提出系統化的資料挖礦架構以協助工程師分析造成缺陷樣型的可能原因。

表 1：彩色濾光膜產品類型與製程問題回顧

研究者及發表年分	產品類型	研究目的
Saeki 等 (1985)	MOS 彩色影像的微透鏡陣列結構	探討綠色濾光層透鏡陣列造成的 MOS 影像的光敏性比率降低及影響色彩再現
Kawachi 等 (1994)	TFT-LCD	減少像素缺陷的數量
Chang 等 (2001)	CMOS 影像感測器	減少彩色濾光膜製程的平坦化皺摺缺陷
Bi, Zhuang 與 Ding (2009)	TFT-LCD	LCD 面板的 Mura 缺陷檢測
Chen, Su 與 Chen (2009)	TFT-LCD	微影製程的缺陷辨識
Hsu 等 (2010)	TFT-LCD	陣列製程造成缺陷影響良率提昇的根本原因
Tseng 等 (2011)	LCD 彩色濾光膜	彩色濾光膜製程缺陷樣型的缺陷萃取、特徵描述和缺陷樣型分類
Li 與 Tsai (2011)	TFT-LCD	LCD 面板的 Mura 缺陷檢測

三、資料挖礦與大數據分析於半導體良率提昇應用

德國提出「工業 4.0」(Industry 4.0)、美國提出 AMP (Advanced Manufacturing Partnership) 計畫以推動再工業化、日本提出工業 4.1J 以發展機器人未來工廠、韓國推動製造業創新 3.0 以發展下世代智慧型工廠、中國大陸推動中國製造 2025 以發展製造業高端設備，全球先進製造國家進入下一波競爭舞台。其中，資料挖礦與大數據分析是推動聰明生產和智慧工廠的關鍵，發展「工業 3.5」作為現有「工業 3.0」和未來「工業 4.0」之間的混合策略，憑藉台灣生產與作業管理的核心能耐、製造相對競爭優勢、生產系統彈性、和客製化能力，在重構中的全球製造網路和價值鏈中卡位 (簡禎富、林國義、許鉅秉 & 吳政鴻 2016)。

資料挖礦與大數據分析方法已經被發展來解決半導體等高科技製造良率提昇，例如：製程事故診斷 (Chien, Wang and Chang 2007; Hsu et al. 2010; Chien, Chang & Wang 2014; Chien & Chuang 2014; Chien, Liu, and Chuang 2015)、晶圓圖分析 (Hsu & Chien 2007; Liu & Chien 2013; Chien, Hsu and Chen 2013)、先進製程控制與先進設備控制 (Hsu, Chien and Chen 2012; Chien, Hsu and Chen 2013; Chien et al. 2014; Chien, Chen and Hsu 2015)、半導體覆蓋誤差模式化與備援機制建立 (Chien & Hsu 2006; Chien & Hsu 2011)、即時設備健康監控 (Yu, Lin and Chien 2014)、半導體晶粒曝光尺寸設計 (Chien & Hsu 2014)、自動缺陷影像分類 (Chen et al. 2013)。

資料挖礦與大數據分析是一種不斷循環的資料分析與決策支援過程，主要是以自動和智能化的方式從巨量資料中探索和分析，以發現出有意義的樣型或規則，並將其整理成有價值的資訊和知識，包括問題定義與架構 (problem definition)、資料準備 (data preparation)、建立挖礦模式 (model construction)、結果解釋與評估 (result evaluation and interpretation) 四大步驟，可以處理關聯規則 (association)、分類 (classification)、聚集 (clustering) 及預測 (prediction) 等類型的問題 (簡禎富 & 許嘉裕 2014)。

表 2 針對近幾年資料挖礦與大數據分析方法在半導體良率提昇的研究做整理。近年來使用資料挖礦與大數據分析方法及架構提昇良率的研究，多應用在半導體晶圓代工業者解決 CMOS 影像感測器前段製程問題，針對後段彩色濾光膜及微透鏡製程的故障排除、事故診斷和缺陷診斷的議題鮮少被提及。許多回顧文獻利用資料挖礦方法進行半導體工程資料分析以提昇產品良率達到良好改善成效，顯示方法具有一定的效度，故本研究亦將資料挖礦在半導體產業提昇良率方法延伸應用在彩色濾光膜及微透鏡製程，結合統計和資料挖礦方法和架構，並且提出相關指標萃取演算規則，分析造成缺陷樣型的原因並與專家討論進行結果驗證。

表 2：資料挖礦與大數據分析方法於良率提昇之研究

研究者及發表年分	研究議題	研究方法
Braha 與 Shmilovici (2002)	採用先進晶圓清理製程提昇晶片良率	決策樹分析；類神經網路法；綜合分類器 (composite classifiers)
Braha 與 Shmilovici (2003)	半導體黃光微影製程處理多維度及多項製程參數間的交互作用關係	決策樹分析
Chien 等(2007)	半導體製造製程變異	Kruskal-Wallis 檢定；K 平均數集群分析
簡禎富等 (2008)	半導體變數選擇偏差	模糊規則決策樹方法；KW 檢定；卡方交互影響檢測；目標變數模糊化與模糊規則；變異降低分支法則
Tu、Lee 與 Lu(2009)	機台比對	忍受度控制分割 (tolerance control partitioning; TCP)；貝氏分析；決策樹分析
Chen 與 Hong (2010)	機台組合效應評估及預測	提高樣本使用率之迴歸樹 (sample efficient regression trees; SERT)
Casali 與 Ernst (2012)	多個複雜的半導體製程控制參數間的相關性	卡方分析；決策樹
Chien 等(2013)	錯誤診斷與分類	多維主成分分析 (multiway principal component analysis; MPCA)；K 最近鄰分析 (K nearest neighbor; KNN)

參、彩色濾光膜及微透鏡資料挖礦架構

本研究發展彩色濾光膜及微透鏡資料挖礦架構，分為問題定義、資料預處理、模型建構和結果解釋與評估四階段，如圖 3 所示。

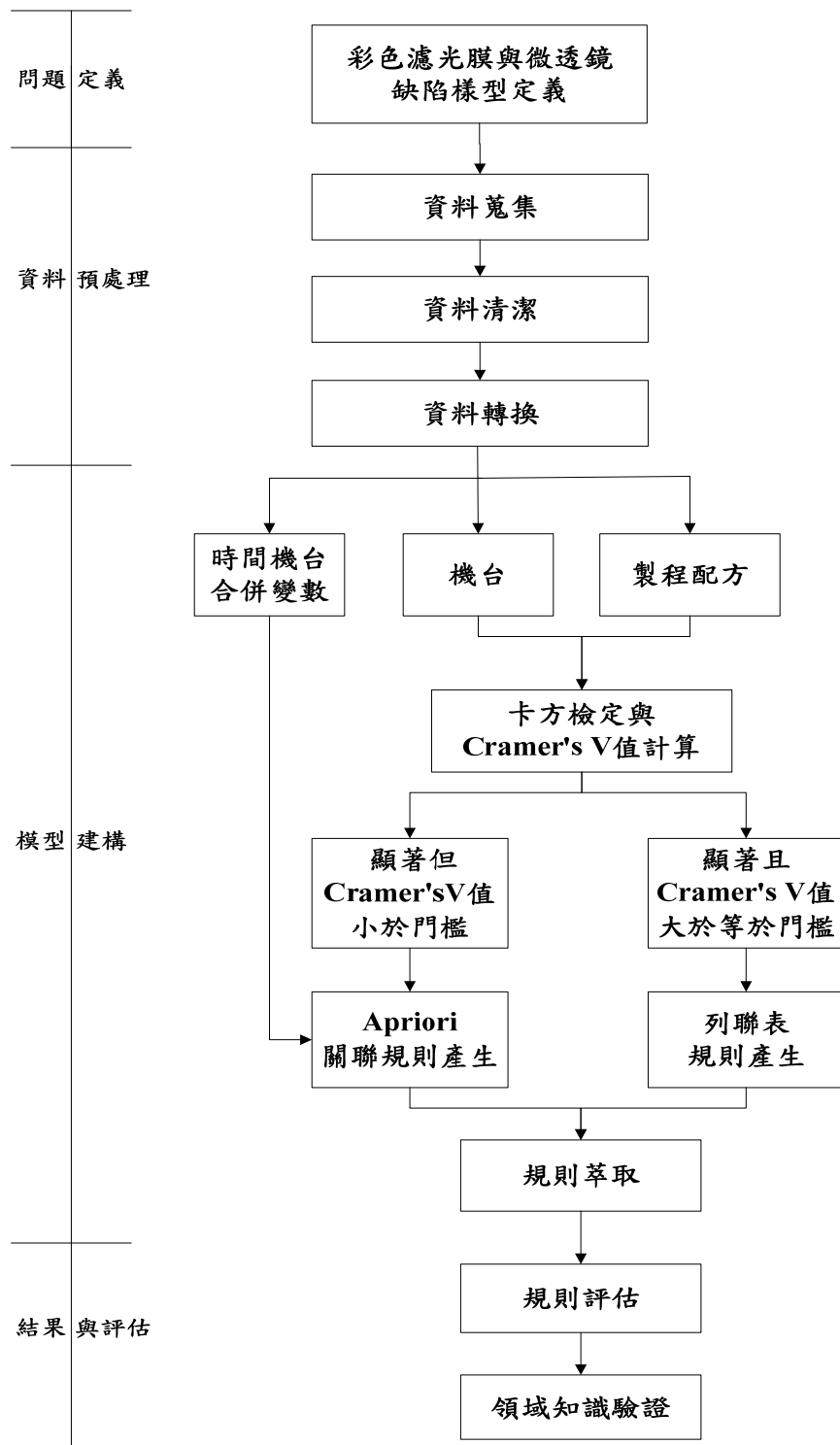


圖 3：彩色濾光膜及微透鏡資料挖礦架構

一、問題定義

彩色濾光膜及微透鏡製程產生的缺陷樣型可能在製程區塊的不同層產生，由於貨批經過特定機台與特定製程所產生的各種問題、材料缺失與作業人員疏失等因素，在彩色濾光膜層、微透鏡層等感測區（sensing area）或感測區以外的非有效區（non-sensing area），於光阻塗佈、曝光、顯影等步驟會產生刮傷、髒汙、殘留物、變形破洞、不均勻等不同的缺陷樣型。有缺陷樣型的不良晶片若經過切割封裝而被使用於下游鏡頭製造，則會使製造的消費性電子產品品質不良，甚至造成產品退回。

由領域專家依經驗所蒐集的資訊統計，微透鏡層較易出現線型放射、變色等問題，由於晶片上樣式之高低差異，導致光阻於塗佈過程產生在肉眼或低倍率下可見之線型放射狀之缺陷，而變色問題主要為顯影不良造成的片狀顏色異常。在非有效區也有可能因光阻殘留造成各種形狀的缺陷產生。依照不同的缺陷樣型結合領域專家的知識，可以先進行初步分類各缺陷樣型的可能發生站點，以利故障排除。

二、資料預處理

經過缺陷樣型定義與可能發生缺陷之站點篩選後，資料中仍有遺失值問題和僅有一個水準的變數等問題，需要資料預處理以提昇資料挖礦的品質，同時為了使資料的呈現更為完整且便於分析，本研究於資料預處理過程須使分析資料轉為利於進行分析形式。

資料預處理的技術包括了資料整合（data integration）、資料清潔（data cleaning）、資料轉換（data transformation）等（簡禎富 & 許嘉裕 2014）。進行資料預處理流程以將資料變成利於分析的形式，本研究預處理詳細步驟如下：

1. 資料蒐集

首先，先蒐集整合相關的資料庫，由製程設備所自動撈取的線上量測資訊系統需輸入型號、缺陷樣型、量測資料蒐集的開始與結束日期等資訊。所蒐集的原始資料包括貨批編號、站點資訊、時間、機台、製程配方（recipe）等歷史紀錄。

2. 資料清潔

本研究將沒有貨批編號的資料予以刪除，並依照專家知識進行站點篩選與整理，僅保留與各缺陷樣型生產製程站點有關資料。對於有遺失值的貨批資料，本研究會進一步確認該貨批是否為製造中途進行分批所形成的子批，若是則可尋找資料集中的母批資訊進行合理補值；若該批即為母批，則為避免插補造成的偏差，本研究將有此遺失值的貨批資料予以刪除，如

此可增加資料的完整性，同時降低資料的維度。最後，本研究將僅有一個水準的自變數刪除以進行後續分析。

3. 資料轉換

本研究根據資料挖礦的目的和資料的特性，做必要的轉換以利後續分析。首先，將反應變數由連續型的缺陷率轉換為離散型的二元尺度以利分析結果的評估與解釋。轉換方式為由領域專家定義缺陷率的門檻值，超過此門檻值則該批歸類為壞批，其餘歸類為好批。此外，由於時間資料為間距尺度 (interval scale)，增加時間與機台合併新產生新變數，以確認時間與機台變數的交互影響關係找出更多潛藏的可用訊息。

經轉換後，每一個站點均包含有機台、製程配方與時間-機台組合等自變數，均為類別型資料，而應變數則為是否出現某缺陷樣型的二元變數。後續將利用各項型自變數（機台/製程配方/機台時間合併變數）和應變數（好批/壞批）資料，進行列聯表分析與關聯規則，針對壞批提早找出可能發生問題的機台以即時監控產品的品質與減少缺陷率。

三、模型建構

模型建構分為兩個階段，利用資料預處理整理的自變數資料，包括機台、製程配方和時間機台組合變數等，配合好批和壞批的應變數資訊，先進行列聯表分析，利用卡方獨立性檢定和計算 Cramer's V 相關係數 (Cramér 1946) 值找出與應變數相關性較高的顯著變數，再利用三項指標評估篩選規則，以供後續結果評估。

（一）列聯表分析

由於時間機台組合變數的水準數過多，若用以進行列聯表分析容易顯著而造成誤判，故本研究僅個別利用機台和製程配方變數執行列聯表分析，並將挑選顯著但與應變數相關性未達門檻值的變數以及時間機台組合變數納入執行關聯規則並進行規則篩選整理。列聯表分析將分兩步驟進行，先計算卡方獨立性檢定，再利用 Cramer's V 係數找出變數之間的相關性。

1. 卡方獨立性檢定

透過卡方獨立性檢定篩選自變數中是否有與反應變數顯著關聯的變數。由於時間-機台組合變數的水準數過多，不利進行統計檢定，因此在本階段自變數僅考量機台以及製程配方。設變數 A 為某自變數（機台/製程配方），包含 r 個水準，變數 B 為應變數（好批/壞批），總批數為 n ，其卡方檢定列連表為一個 $r \times 2$ 的交叉表（如表 3 所示），其中 O_{ij} 代表實際觀察值的個數， $i = 1, 2, \dots, r; j = 1, 2$ ， $O_{i.}$ 或 $O_{.j}$ 代表邊際總和。

表 3：卡方檢定列聯表

自變數 (A) (機台/製程配方)	反應變數 (B)		總計
	好批(G)	壞批(NG)	
水準 1	O_{11}	O_{12}	$O_{1.}$
水準 2	O_{21}	O_{22}	$O_{2.}$
$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$
水準 r	O_{r1}	O_{r2}	$O_{r.}$
總計	$O_{.1}$	$O_{.2}$	n

在機台/製程配方與製程結果（好批/壞批）無關的虛無假設下，定義列聯表的期望個數 $E_{ij} = (O_{i.} \times O_{.j})/n$ ，推導卡方檢定統計量如公式(1)所示，其自由度均為 $r-1$ 。

$$\chi^2 = \sum_{i=1}^r \sum_{j=1}^2 \frac{(O_{ij} - E_{ij})^2}{E_{ij}} \sim \chi_{df}^2, df = r - 1 \quad (1)$$

在給定顯著水準為 α 之下，計算此卡方統計量的 P-value 做為決策依據。若 P-value 小於 α ，則判定該自變數（機台/製程配方）與造成好批/壞批的結果有顯著關聯，否則判定為無相關。在此被判定為不顯著的變數，將直接濾除，不再進行後續分析。除了單獨檢驗機台或製程配方是否對好批或壞批有影響外，亦可將不同站點的機台與製程配方相互合併後使用同樣的方式檢驗是否存在可能的交互作用。然而，在進行卡方獨立性檢定時，若使用合併變數（如：機台與時間的組合變數）作為自變數容易造成表 3 的方格數過多且期望個數 E_{ij} 過低，使得累加的卡方檢定值(1)容易變大，但實際上並非是真的顯著的檢定不精確情況，此為在使用卡方檢定時的限制（Greenwood & Nikulin 1996; Crewson 2006）。

2. Cramer's V 相關係數分析

卡方獨立性檢定僅能篩選與應變數顯著關聯的自變數，且在樣本數大時容易拒絕虛無假設，因此在挑出顯著變數之後，仍須透過 Cramer's V 相關係數的計算以進一步區分關聯性程度，以確認自變數與應變數之間具明顯相關性。Cramer's V 是以卡方統計量為基礎、用以衡量名目尺度變數間的關聯量數，其數值介於 0 到 1 之間，愈接近 1 表示兩變數的關聯性愈強，反之則表示關聯性愈弱。本研究所使用的 Cramer's V 相關係數如公式(2)所示，其中 χ^2 代表前一步驟所計算出來的卡方檢定統計量， n 代表總樣本數。

$$V = \sqrt{\frac{\chi^2}{n}} \quad (2)$$

本研究將在前一階段卡方檢定顯著的變數以 Cramer's V 是否大於或等於門檻值 v 分成兩類，其中門檻值 v 可由分析師與領域專家討論後設定。若變數顯著且 Cramer's V 高於門檻值，代表此變數與製程結果擁有強烈的關聯性，可自成一條規則供領域專家參考；若變數顯著但 Cramer's V 卻未達門檻值，代表此變數的顯著有可能僅是因為樣本數過大而造成統計上的顯著，或是單一變數所夾帶的訊號較微弱，須透過關聯分析以進一步挖掘潛在的訊息。

本研究除了進行自變數與應變數之間的關聯分析之外，自變數之間也可透過 Cramer's V 進行關聯檢視。若自變數之間的關聯性過高，顯示在製造過程中會有綁機台的情況，例如：若貨批在 A 站點使用 A1 機台進行加工，則在 B 站點一定會使用 B1 機台。在此種具有資料共線性 (co-linearity) 情況下，A 站點與 B 站點所造成的影響便很難區分清楚，因此在分析時，只要 A 或 B 其中一個站點被選出，另一個站點也要納入考量以求周全。

(二) 關聯規則

接著，本研究挑選卡方檢定顯著但與應變數相關性未達門檻值的變數以及時間機台組合變數納入執行 Apriori 演算法 (Agrawal & Srikant 1994) 以產生關聯規則。透過運行關聯規則分析從龐大資料中探索資料間欄位的相關性以推導其間的關聯規則，可以更廣泛的分析資料以產生事故與原因間的關聯樣型，且能夠更完整的呈現各個原因間的影響。關聯規則的三項衡量準則指標詳述如下：

1. 支持度 (support)

支持度的定義如公式(3)，為前提事件 X 與結果事件 Y 同時發生的交集機率，用以顯示此規則發生的廣泛性。本研究透過設定最小支持度 s 以進行規則篩選，保留支持度大於或等於門檻值的規則以確保規則存在的一般性。門檻值可由分析師與領域專家討論後設定。

$$Sup(X \Rightarrow Y) \equiv P(X \cap Y) \quad (3)$$

2. 信賴度 (confidence)

信賴度的定義如公式(4)，為前提事件 X 發生情況下，結果事件 Y 發生的條件機率，用以顯示此規則發生的正確性。本研究透過設定最小信賴度 f 以進行規則篩選，保留信賴度大於或等於門檻值的規則以確保規則的準確度。門檻值可由分析師與領域專家討論後設定。

$$Conf(X \Rightarrow Y) \equiv P(Y | X) \quad (4)$$

3. 增益 (lift)

增益的定義如公式(5)，為規則信賴度與結果事件 Y 單獨發生機率的比值，用以顯示規則中前提事件存在的必要性。增益大於 1 代表前提事件 X 對於結果事件 Y 的發生具有明顯的影響，因此通常會以 1 作為門檻值進行規則的篩選。

$$Lift(X \Rightarrow Y) \equiv \frac{P(Y | X)}{P(Y)} \quad (5)$$

為有效透過關聯規則演算法從資料中挖掘潛藏有用資訊，本研究參考相關文獻設計關聯規則篩選流程如圖 4 所示（彭金堂等 2005; Chien & Chen 2007）。首先，由列聯表分析挑選出顯著且 Cramer's V 值小於門檻值 v 的變數與時間機台組合變數建立資料表，並隨機切割 $a\%$ 的訓練集資料進行關聯規則模型建構，同時計算所有訓練集資料自變數對應應變數的支持度、信賴度與增益值等指標。規則篩選過程首先依照支持度是否大於或等於門檻值 s 過濾出高頻項目組（frequent item set）以反映出規則的重要性，再從中選擇信賴度大於或等於門檻值 f 的高信度候選規則，最後挑選增益值大於 1 的顯著規則。由於這些規則並非每一條都是指向壞批的規則，因此本研究僅將結果為壞批的規則列出，並以 $(1-a)\%$ 測試集的資料進行分類正確率的計算。若測試的正確率亦到達設定的門檻值 $c\%$ ，代表規則從資料面能夠提供充足的證據作為製程診斷的線索。此外，為避免單一次資料隨機切割的過程造成誤差，本研究除了在每一次的隨機切割時維持原始資料中好批與壞批的比例之外，也將此套流程重覆 T 次，最後再將每一次所記錄的關聯規則與列聯表直接產生的規則綜合後，提供給領域專家進行確認與後續的改善行動。

四、結果解釋與評估

資料挖礦過程需在不斷與專家討論並且修正資料處理方式，利用統計和資料挖礦方法改善模型建構，由列聯表分析挑選出與貨批最終好壞有高度關聯的機台或製程配方變數並產生列聯表規則，以及將時間機台組合變數與卡方檢定顯著但相關度不高的機台或製程配方變數執行關聯規則模式產生的關聯規則合併後，以支持度、信賴度與增益等三項指標進行規則綜合篩選與評估，最後再進行領域知識的驗證。

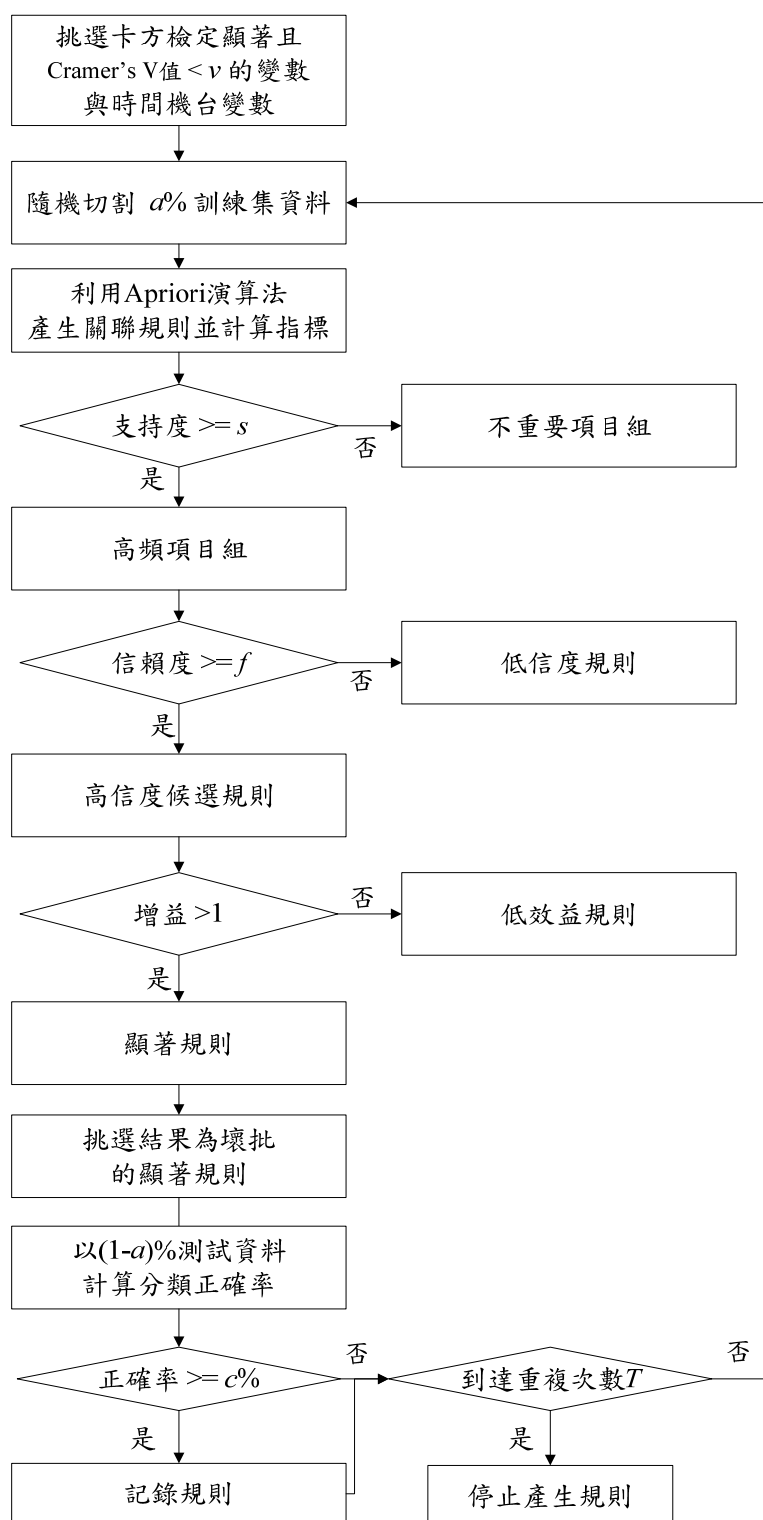


圖 4：關聯規則篩選流程圖

透過專家驗證方式實際確認發生問題的機台，並撈取線上資料發生時間的歷史資訊，還原站點發生的歷史事件，並且對應規則找到歸為壞批的時間點，進一步驗證可能造成挑選機台發生缺陷樣型的原因，並且做原因歸納整理，針對問題原因進行改善與修復機制，同時也可以事先針對發生問題的原因進行製程改善與防範，在工程師或線上操作員操作機台時，預先針對可能造成缺陷問題的站點、機台或事件進行因應處置，以將缺陷率降至最低。

肆、實證研究

一、個案公司背景介紹與問題定義

本研究以新竹科學園區某彩色濾光膜廠的實際良率提昇問題需求，蒐集線上製程資料進行分析。個案公司主要從事影像感測器之後段製程生產，包含彩色濾光膜製造、後段封裝與測試服務，利用微透鏡與彩色濾光膜的組合，發展晶圓級影像感測器。個案公司實際線上執行的八吋與十二吋影像感測元件彩色濾光膜廠的晶圓，透過光學顯微鏡和自動化光學檢測在產品出貨前進行出貨檢驗，利用在彩色濾光膜及微透鏡製程過程，即時抓到造成缺陷樣型的原因，透過製程缺陷的診斷及出廠品質控制（outgoing quality control; OQC）機制，在產品出貨前先確認貨的識別碼和數量並進行總檢測，若無問題則透過 OM 或 AOI 機台進行細部晶片抽測，最後進行報告整理回覆並且包裝，若任何一個環節有問題隨時回報品保單位進行再次檢測，透過完整流程來控制影響產品良率的成因。

本研究收集個案公司利用光學顯微鏡於晶圓製造過程進行檢查，從七個月內所統計壞批數最多缺陷樣型如圖 5 所示，以代號 E 表示。此缺陷樣型視覺特徵為中空圓圈狀的缺陷，經由與領域專家討論推測可能形成原因為非有效區的光阻殘留。進一步收集資料得知此缺陷在線上抽樣檢測的缺陷率高達 20%，因此本研究以缺陷樣型為例進行實證分析。本研究資料為保障個案公司之營業機密，相關資料均作必要之編碼轉換，然而並不影響相關指標之計算，亦無損於本研究之效度。

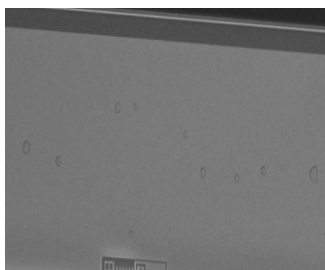


圖 5：缺陷樣型 E

二、資料預處理

本實證研究資料預處理的步驟說明如下：

1. 資料蒐集

本研究從個案公司自動化製程設備的線上量測資訊系統中撈取三個月的 OQC 資料，並固定一支大宗產品型號且具有此缺陷樣型，篩選出相關資料共計 105 批。另一方面，個案公司自動化系統中所提能提供的自變數包括貨批編號、站點資訊、時間、機台、製程配方等資料，共收集 105 批貨批資料，以及 24 個自變數（8 個站點的機台、製程配方、時間機台組合變數）。

2. 資料清潔

本研究依照第參節所描述的資料清潔程序進行所蒐集資料的預處理，包含刪除沒有貨批編號的資料，以及僅保留微透鏡層後非有效區的相關製程站點（共 8 站）。另一方面，資料中包含遺失值的子批資料利用主要母批資訊進行補值後，將仍有遺失值的 30 筆貨批資訊將刪除以維持資料的完整性；而每一站點的製程配方均為單一水準，並不具鑑別能力，也將之刪除。

3. 資料轉換

本研究針對彩色濾光膜及微透鏡線上製程所撈取的資料，與專家討論過後，於預處理流程將樣型 E 缺陷率低於 3% 的資料分類為好批、大於 3% 則分類為壞批，共計有 82 批好批與 23 批壞批。此外，本研究亦增加時間與機台合併新的變數資料，以確認時間與機台變數的交互影響關係找出更多潛藏的可用訊息。原始撈取資料經過資料預處理流程後剩下好批和壞批總合為 75 批貨（包含 55 批好批與 20 批壞批），以及 13 個待分析的自變數（包含 5 個站點機台變數與 8 個時間機台組合變數）。

三、模型建構

本實證研究在進行模型建構的過程所需用到的參數設定整理如表 4 所示。其中，本研究參考相關文獻與徵詢領域專家的意見之後，設定卡方檢定顯著水準為 0.05，且設定 Cramer's V 應高於或等於 0.4 代表該應自變數與應變數之間具高度關聯性（Crewson 2006），其他關聯規則的相關參數則是與領域專家後討論以及先行試驗結果得出。

表 4：本研究模型建構參數設定值

參數	符號	設定值
卡方檢定顯著水準	α	0.05
Cramer's V 門檻值	v	0.4
訓練集資料比例	$a\%$	80%
最小支持度	s	5%
最小信賴度	f	80%
測試集正確率門檻	$c\%$	50%
重複次數	T	10

(一) 列聯表分析

本研究對資料預處理後的 5 個機台變數進行卡方獨立性檢定與 Cramer's V 分析，結果整理如表 5 所示。在顯著水準設定為 0.05 的情況下，僅有 Tool_5 為顯著變數，進一步檢視該變數的 Cramer's V 值為 0.4，到達本研究所設定的門檻，顯示從列聯表中可以很明顯的看出 Tool_5 中哪些機台對應到貨批狀態為 NG 的比例較高，故本研究可直接將之轉換成 IF-THEN 規則型式，並計算支持度、信賴度與增益等指標，如表 6 所示。此外，本研究亦透過兩個自變數間計算 Cramer's V 值以檢視自變數間的相關性，由表 5 中可看出 Tool_1 和 Tool_5 計算 Cramer's V 值大於等於 0.4，表示於非感測區的光阻塗佈製程與蝕刻製程機台有高度相關。因此，本研究也不排除 Tool_1 與反應變數之間具有潛藏的關聯性。經過與領域專家的討論，認為 Tool_5 代表的蝕刻製程相較於 Tool_1 代表的光阻塗佈製程影響貨批最終結果的可能性較大，故本研究仍以 Tool_5 為討論對象。

表 5：實證研究列聯表分析結果

	自變數間的 Cramer's V 值					與應變數做列聯表分析	
	Tool_1	Tool_2	Tool_4	Tool_5	Tool_7	卡方檢定 p-value	Cramer's V
Tool_1		0.002	0.153	0.448	0.119	0.064	0.25
Tool_2			0.136	0.19	0.011	0.9	0.04
Tool_4				0.222	0.21	0.18	0.22
Tool_5					0.196	0.015*	0.4
Tool_7						0.5	0.12

*顯著水準為 0.05

表 6：列聯表規則與指標整理

編號	前提事件 X	結果事件 Y	支持度	信賴度	增益
1	Tool_5=E09	Y=NG	5.33%	100%	3.75
2	Tool_5=E11	Y=NG	28%	28.57%	1.07
3	Tool_5=E12	Y=NG	16%	16.67%	0.63
4	Tool_5=E14	Y=NG	30.67%	21.74%	0.81
5	Tool_5=E15	Y=NG	20%	20%	0.75

(二) 關聯規則

由表 5 可得知在本實證研究中並沒有卡方檢定顯著且 Cramer's V 小於門檻值 0.4 的機台變數，因此接續僅利用 8 個時間機台組合變數以 Apriori 演算法產生關聯規則。在設定隨機切割參數為 80% 下將 75 筆資料隨機切割為訓練集資料與測試資料，並維持訓練資料與測試資料中的好批/壞批比例。在相關的參數設定之下，依照圖 4 的流程重覆執行 10 次所記錄的 5 條產生壞批結果的關聯規則與對應指標計算整理如表 7 所示。由這 5 條規則可看出，製程可能發生問題的時間點均在 time89 或 time90（單位為天），時間點相當接近也代表在實務上的可信度十分高，而可能發生問題的機台為 C17、D23 與 CO09。

表 7：關聯規則與指標整理

編號	前提 X	結果 Y	支持度	信賴度	增益	測試集 正確率
1	TimeTool_1=time89_C17	NG	10%	100%	4	50%
2	TimeTool_1=time89_C17	NG	10%	100%	3.75	100%
3	TimeTool_3=time90_D23	NG	10%	100%	3.75	100%
4	TimeTool_6=time90_CO09	NG	10%	100%	3.75	100%
5	TimeTool_3=time90_D23 & TimeTool_6=time90_CO09	NG	10%	100%	3.75	100%

四、結果解釋與評估

本研究彙整列聯表規則與關聯規則流程產生的有效規則共計 10 條（表 6、表 7），並篩選其中支持度大於 5%、信賴度高於 80% 以及增益大於 1 的規則共 6 條提供給領域專家作為查證的參考依據。經過工程師查詢各機台的相關記錄以及領域專家的判斷後，發現 CO09 與 D23 分別為光阻塗佈與顯影機台，對於此缺陷的影

響程度較小；但 Tool_5 變數的 E09 機台與 Tool_1 變數的 C17 機台屬於蝕刻相關機台，而造成此中空圓圈狀缺陷樣型的原因極有可能在於微透鏡層後光阻蝕刻過程中所造成的缺陷，因此個案公司便採取調整蝕刻率、進行機台清理程序與改變光阻塗佈方式等一連串改善措施以避免缺陷率持續提昇，而且缺陷樣型之缺陷率也由原本 20% 降至平均 1%。

伍、結論

資料挖礦與大數據分析方法已於半導體製造廣為運用，然而多數研究均聚焦在前段的晶圓製造過程，較少探討於後段彩色濾光膜與微透鏡製程的應用。本研究發展彩色濾光膜及微透鏡資料挖礦架構來偵測造成缺陷樣型的問題機台，並透過追蹤機台時間與專家確認找尋發生缺陷的原因以進行改善。本研究使用列聯表分析先篩選出卡方獨立性檢定顯著且 Cramer's V 值高相關的變數，接續利用關聯規則的支持度、信賴度、增益等指標確認規則的可信度。透過本研究提出的資料挖礦架構改善原先工程師依照經驗及試誤法挑選問題機台的錯誤率，也減少偵測時間即時回復給專家以進行修復與回饋機制。

未來研究方向可進一步規劃整合的資料庫模式，所有缺陷樣型經由專家確定可能出現的站點，以方便於資料預處理階段刪除干擾變數。方法上若可套用到自動化系統方便使用者操作，則可以嘗試簡化模型架構或更精細規則挑選的演算法，並結合大數據分析方法（Chien & Chuang 2014；簡禎富 & 許嘉裕 2014）發展更合適的指標讓使用者更易於瞭解並彈性操作。此外，所發展的模式亦可連結公司內部線上資料庫追溯機台日期及發生事件，減少各繁瑣步驟的執行流程，並於問題晶圓片數達到某一定數量時，啟動線上系統啟動執行問題機台分析模式，快速的提供專家找到根本問題以進行修復，減少需重工所耗費的成本及人力浪費。

誌謝

本研究承蒙科技部「IC 產業同盟」計畫（MOST 104-2622-E-007-002；MOST 104-2218-E-007-014；MOST 105-2622-8-007-002-TM1）、新竹科學園區管理局研發精進計畫（101A51）、清華—台積電卓越製造中心與國立清華大學頂尖研究中心整合型計畫（104N2074E1；105N536CE1）之經費補助，並特別感謝采鈺科技 辛水泉總經理、方友平博士、黃貴保、洪琇珮等多位領域專家協助進行實證研究與結果驗證。

參考文獻

陳榕庭（2007），*半導體封裝與測試工程—CMOS 影像感測器實務*，全華圖書股份

- 有限公司，台北。
- 彭金堂、張盛鴻、簡禎富、楊景晴（2005），『建構關聯規則資料挖礦架構及其在台電配電事故定位之研究』，*中華民國資訊管理學報*，第十二卷，第四期，頁121-141。
- 雷良煥、黃吉成、徐永珍（2010），『後來居上的 CMOS 影像感測器』，*物理雙月刊*，第三十二卷，第一期，頁24-29。
- 簡禎富、許嘉裕（2014），*資料挖礦與大數據分析*，前程文化，台北。
- 簡禎富、林昀萱、鄭仁傑（2008），『建構模糊決策樹及其在有交互作用之半導體資料之資料挖礦以提昇良率之研究』，*品質學報*，第十五卷，第三期，頁193-210。
- 簡禎富、林國義、許鉅秉、吳政鴻（2016），『台灣生產與作業管理之相關期刊文獻回顧與前瞻-從工業 3.0 到工業 3.5』，*管理學報*，第三十三卷，第一期，頁87-103。
- Agrawal, R. and Srikant, R. (1994), 'Fast algorithms for mining association rules in large databases', *Proceedings of the 20th International Conference on Very Large Data Bases (VLDB 1994)*, Santiago, Chile, September 12-15, pp. 487-499.
- Bi, X., Zhuang, C. and Ding, H. (2009), 'A new Mura defect inspection way for TFT-LCD using level set method', *IEEE Signal Processing Letters*, Vol. 16, No. 4, pp. 311-314.
- Braha, D. and Shmilovici, A. (2002), 'Data mining for improving a cleaning process in the semiconductor industry', *IEEE Transactions on Semiconductor Manufacturing*, Vol. 15, No. 1, pp. 91-101.
- Braha, D. and Shmilovici, A. (2003), 'On the use of decision tree induction for discovery of interactions in a photolithographic process', *IEEE Transactions on Semiconductor Manufacturing*, Vol. 16, No. 4, pp. 644-652.
- Casali, A. and Ernst, C. (2012), 'Discovering correlated parameters in semiconductor manufacturing processes: a data mining approach', *IEEE Transactions on Semiconductor Manufacturing*, Vol. 25, No. 1, pp. 118-127.
- Chang, C.K., Hsiao, Y.K., Yang, S.Y. and Lu, K.L. (2001), 'Planarization wrinkle in CIS color filter process', *Proceedings of The International Society for Optical Engineering (SPIE 2001)*, Edinburgh, United Kingdom, May 31-June 1, pp. 41-48.
- Chen, A. and Hong, A. (2010), 'Sample-efficient regression trees (SERT) for semiconductor yield loss analysis', *IEEE Transaction on Semiconductor Manufacturing*, Vol. 23, No. 3, pp. 358-369.
- Chen, L.F., Su, C.T. and Chen, M.H. (2009), 'A neural-network approach for defect

- recognition in TFT-LCD photolithography process', *IEEE Transaction on Electronics Packaging Manufacturing*, Vol. 32, No. 1, pp. 1-8.
- Chen, Y.-J., Lin, T.-H., Chang, K.-H. and Chien, C.-F. (2013), 'Feature extraction for defect classification and yield enhancement in color filter and micro-lens manufacturing: an empirical study', *Journal of Industrial and Production Engineering*, Vol. 30, No. 8, pp. 510-517.
- Chien, C.-F., Chang, K.-H. and Wang, W.-C. (2014), 'An empirical study of design-of-experiment data mining for yield-loss diagnosis for semiconductor manufacturing', *Journal of Intelligent Manufacturing*, Vol. 25, No. 5, pp. 961-972.
- Chien, C.-F. and Chen, L.-F. (2007), 'Using rough set theory to recruit and retain high-potential talents for semiconductor manufacturing', *IEEE Transactions on Semiconductor Manufacturing*, Vol. 20, No. 4, pp. 528-541.
- Chien, C.-F., Chen, Y.-J. and Hsu, C.-Y. (2015), 'A novel approach to hedge and compensate the critical dimension variation of the developed-and-etched circuit patterns for yield enhancement in semiconductor manufacturing', *Computers & Operations Research*, Vol. 53, pp. 309-318.
- Chien, C.-F., Chen, Y.-J., Hsu, C.-Y. and Wang, H.-K. (2014), 'Overlay error compensation using advanced process control with dynamically adjusted proportional-integral R2R controller', *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, Vol. 11, No. 2, pp. 473-484.
- Chien, C.-F. and Chuang, S.-C. (2014), 'A framework for root cause detection of sub-batch processing system for semiconductor manufacturing big data analytics', *IEEE Transactions on Semiconductor Manufacturing*, Vol. 27, No. 4, pp. 475-488.
- Chien, C.-F. and Hsu, C.-Y. (2006), 'A novel method for determining machine subgroups and backups with an empirical study for semiconductor manufacturing', *Journal of Intelligent Manufacturing*, Vol. 17, No. 4, pp. 429-439.
- Chien, C.-F. and Hsu, C.-Y. (2011), 'UNISON analysis to model and reduce step-and-scan overlay errors for semiconductor manufacturing', *Journal of Intelligent Manufacturing*, Vol. 22, No. 3, pp. 399-412.
- Chien, C.-F. and Hsu, C.-Y. (2014), 'Data mining for optimizing IC feature designs to enhance overall wafer effectiveness', *IEEE Transactions on Semiconductor Manufacturing*, Vol. 27, No. 1, pp. 71-82.
- Chien, C.-F., Hsu, C.-Y. and Chen P.-N. (2013), 'Semiconductor fault detection and classification for yield enhancement and manufacturing intelligence', *Flexible Services and Manufacturing Journal*, Vol. 25, No. 3, pp. 367-388.

- Chien, C.-F., Hsu, S.-C. and Chen, Y.-J. (2013), 'A system for online detection and classification of wafer bin map defect patterns for manufacturing intelligence', *International Journal of Production Research*, Vol. 51, No. 8, pp. 2324-2338.
- Chien, C.-F., Liu, C.-W. and Chuang, S.-C. (2015), 'Analysing semiconductor manufacturing big data for root cause detection of excursion for yield enhancement', *International Journal of Production Research*, article in press, DOI:10.1080/00207543.2015.1109153.
- Chien, C.-F., Wang, W.-C. and Cheng, J.-C. (2007), 'Data mining for yield enhancement in semiconductor manufacturing and an empirical study', *Expert Systems with Applications*, Vol. 33, No. 1, pp. 192-198.
- Cramér, H. (1946), *Mathematical Methods of Statistics*, Princeton University Press, Princeton, USA.
- Crewson, P. (2006), *Applied Statistics Handbook*, ACAStat Software.
- Greenwood, P.E. and Nikulin, M.S. (1996), *A Guide to Chi-Squared Testing*, John Wiley & Sons, New York, USA.
- Hsu, C.-Y., Chien, C.-F., Lin, K.-Y. and Chien, C.-Y. (2010), 'Data mining for yield enhancement in TFT-LCD manufacturing: an empirical study', *Journal of the Chinese Institute of Industrial Engineers*, Vol. 27, No. 2, pp.140-156.
- Hsu, C.-Y., Chien, C.-F. and Chen, P.-N. (2012), 'Manufacturing intelligence for early warning of key equipment excursion for advanced equipment control in semiconductor manufacturing', *Journal of the Chinese Institute of Industrial Engineer*, Vol. 29, No. 5, pp. 303-313.
- Hsu, S.-C. and Chien, C.-F. (2007), 'Hybrid data mining approach for pattern extraction from wafer bin map to improve yield in semiconductor manufacturing', *International Journal of Production Economics*, Vol. 107, No.1, pp. 88-103.
- Kawachi, G., Kimura, E., Wakui, Y., Konishi, N., Yamamoto, H., Matsukawa, Y. and Sasano, A. (1994), 'A novel technology for a-Si TFT-LCD's with buried ITO electrode structure', *IEEE Transaction on Electron Devices*, Vol. 41, No. 7, pp. 1120-1124.
- Li, W.C. and Tsai, D.M. (2011), 'Defect inspection in low-contrast LCD images using hough transform-based nonstationary line detection', *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, Vol. 7, No. 1, pp.136-147.
- Liu, C.-W. and Chien, C.-F. (2013), 'An intelligent system for wafer bin map defect diagnosis: an empirical study for semiconductor manufacturing', *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, Vol. 26, No. 5, pp. 1479-1486.

- Saeki, H., Ikeno, M., Suzuki, S., Kawashima, H. and Uematsu, S. (1985), 'Effect of microlens array for MOS color imager', *IEEE Transaction on Consumer Electronics*, Vol. CE-31, No. 2, pp. 88-95.
- Tseng, D.C., Chung, I.L., Tsai, P.L. and Chou, C.M. (2011), 'Defect classification for LCD color filters using neural-network decision tree classifier', *International Journal of Innovative Computing, Information and Control*, Vol. 7, No. 7(A), pp. 3695-3707.
- Tu, K.K.W., Lee, J.C.S. and Lu, H.H.S. (2009), 'A novel statistical method for automatically partitioning tools according to engineers' tolerance control in process improvement', *IEEE Transactions on Semiconductor Manufacturing*, Vol. 22, No. 3, pp. 373-380.
- Yu, H.-C., Lin, K.-Y. and Chien, C.-F. (2014), 'Hierarchical indices to detect equipment condition changes with high dimensional data for semiconductor manufacturing', *Journal of Intelligent Manufacturing*, Vol. 25, No. 5, pp. 933-943.

