



國立臺灣大學管理學院碩士在職專班資訊管理組

碩士論文

Executive MBA Program in Information Management

College of Management

National Taiwan University

Master Thesis

生產線上的資料創新應用—

以視覺檢測為例

An Innovation Application of Data in the Production Line:

A Case Study of Vision Inspection

楊秉林

Ping-Lin Yang

指導教授：莊裕澤 博士

Advisor: Yuh-Jzer Joung, Ph.D.

中華民國 104 年 2 月

February 2015

誌謝



本論文之完成，首先衷心感謝恩師莊裕澤教授的悉心指導與鼓勵，特別是老師在台大教務與科技部公務雙重繁忙下，仍然給予學生最細心耐心的指導，甚至常常耽誤老師午休時間進行討論。對於個人一開始習於快速下結論的通病也不斷給予改正，本人才有機會能順利完成本論文寫作。

更要感謝翁崇雄老師與陳靜枝老師，百忙中撥空擔任口試委員，同時對論文內容給予寶貴的指導建議，讓論述觀點更完整結構變得更嚴謹。

而台大管理學院 EMBA 老師們，兩年來在課堂上深入淺出的講解，加上生動個案討論，確實令我們這群重拾書本的學生大開眼界外，也點點滴滴匯成此篇論文的基礎，對此個人必須向所有老師及 EMBA 辦公室同仁們致上十二萬分謝意！

最後，對柏格科技公司王總經理及業務部研發部門同仁，在眾多訂單緊迫交期壓力下，仍協助與客戶產線人員不斷溝通以取得完整數據並進行分析賦予本論文實務運用參考基礎，也要在此一併表達致謝。

楊秉林謹識

于臺灣大學管理學院

中華民國 104 年 2 月

中文摘要



隨著數位資料的爆炸性增長，大數據(big data)時代的到來。大數據資料的運用不只改變了科學研究的範例，也逐漸影響企業提升內部組織績效管理的運作模式。然而，大數據的應用隨著企業內部營運績效流程改善漸具成效後，企業經營者也開始思考如何擴大應用到客戶服務或產品服務及生產線上。本研究認為這些應用最終還是應該回歸根本思考如何為客戶創造價值出發。

因此，本研究將以生產線上之視覺檢測服務做為研究之範例，嘗試思考對於提供視覺檢測服務之企業可否利用日常客戶不斷累積資料，系統化尋找創新的商業模式？巨量資料除了對企業內外發展的協助外能否進而啓動新的商業模式驅動新一波成長？首先，藉由大數據的分析來探討這些生產線上之視覺檢測機台檢測過程中發現不良品的可能的原因，藉以做為調整生產機台以降低不良率的依據。其次，歸納出未來該產業可以發展之三種創新商業模式：增加設備維護內容及項目、提供平行設備商付費服務、形成跨界平台。

關鍵字：巨量資料、商業模式、視覺檢測

THESIS ABSTRACT
INFORMATION MANAGEMENT
COLLEGE OF MANAGEMENT
NATIONAL TAIWAN UNIVERSITY



NAME : Ping-Lin Yang **MONTH/YEAR :** FEBRUARY, 2015

ADVISER : Yuh-Jzer Joung, Ph.D.

TITLE : An Innovation Application of Data in the Production Line:
A Case Study of Vision Inspection

The explosive increase of digital data has driven the era of big data, which in turn not only impacts scientific researches but also the working pattern of internal performance management in a firm. As such, firms need to think how to apply big data to customer services, product services, and production lines, and value creation is central to all these possible directions.

This thesis uses vision inspection services in a production line as a case to study how to use routine data to find new business models for firms providing such services. We show that big data not only helps a firm improve its management and decision performance, but also enables a firm to create a new business model for potential growth. First, we show how big data can be used to analyze the reasons of defective products when a vision inspection machine is operated. Next, three innovative business models in this industry are proposed. 1. Increasing the content and items of equipment maintenance; 2. Providing extra services for equipment dealer; 3. Building a cross-industries platform.

Keywords : Big Data; Business Model; Vision Inspection



目 錄

誌 謝	ii
中文摘要	iii
THESIS ABSTRACT	iv
圖目錄	vii
表目錄	ix
第一章 緒 論	1
第一節、研究背景與動機	1
第二節、研究範圍	2
第三節、研究目的	3
第二章 文獻探討	4
第一節、巨量資料(Big Data)的定義與背景	4
第二節、巨量資料的科學革命	6
第三節、巨量資料在管理上的應用	8
第四節、巨量資料之創新商業模式	10
第三章 視覺檢測在半導體產業之現況與分析	14
第一節、視覺檢測技術之發展	14
第二節、視覺檢測在半導體產業的應用層面	17
第三節、視覺檢測在半導體產業的效益	22
第四節、視覺檢測在半導體產業之競爭力分析	24
第四章 視覺檢測資料之實際創新應用案例	26
第一節、巨量資料分析流程	26
第二節、問題定義	27
第三節、資料蒐集	28
第四節、資料描述	29
第五節、資料建模	32
第六節、結果分析	39



第五章 視覺檢測資料在半導體產業之創新應用模式.....	44
第一節、創新模式之步驟說明.....	44
第二節、增加視覺檢測設備維護內容及項目	46
第三節、提供平行設備商付費服務.....	50
第四節、形成跨界平台.....	53
第六章 討論與結論	55
第一節、資料創新應用對生產線之衝擊.....	55
第二節、未來理想製造業架構：工業 4.0.....	56
第三節、研究限制.....	57
第四節、結論.....	58
參考文獻	59

圖目錄



圖 4-1 每日產量之趨勢圖.....	30
圖 4-2 不良品數量之散佈圖.....	31
圖 4-3 不良品比率之折線圖.....	31
圖 4-4 不良品數量之散佈圖(依九種因素分類)	32
圖 4-5 不良品比率之折線圖(依九種因素分類)	32
圖 4-6 Chipping 不良品數量之散佈圖.....	33
圖 4-7 Chipping 不良品比率之折線圖.....	33
圖 4-8 Upside-Down 不良品數量之散佈圖.....	33
圖 4-9 Upside-Down 不良品比率之折線圖.....	33
圖 4-10 Empty 不良品數量之散佈圖.....	34
圖 4-11 Empty 不良品比率之折線圖.....	34
圖 4-12 Marking 不良品數量之散佈圖.....	34
圖 4-13 Marking 不良品比率之折線圖.....	34
圖 4-14 Rotation 不良品數量之散佈圖.....	35
圖 4-15 Rotation 不良品比率之折線圖.....	35
圖 4-16 Contamination 不良品數量之散佈圖.....	35
圖 4-17 Contamination 不良品比率之折線圖.....	35
圖 4-18 Peeling 不良品數量之散佈圖.....	36
圖 4-19 Peeling 不良品比率之折線圖.....	36
圖 4-20 DieSize 不良品數量之散佈圖.....	36
圖 4-21 DieSize 不良品比率之折線圖.....	36
圖 4-22 Seal 不良品數量之散佈圖.....	37
圖 4-23 Seal 不良品比率之折線圖	37
圖 4-24 總不良品比率之對數趨勢預測.....	39

圖 4-25 Chipping 不良品比率之對數趨勢預測.....	41
圖 4-26 Upside_Down 不良品比率之對數趨勢預測.....	41
圖 4-27 Empty 不良品比率之對數趨勢預測.....	41
圖 4-28 Contamination 不良品比率之對數趨勢預測.....	41
圖 4-29 Peeling 不良品比率之對數趨勢預測.....	42
圖 5-1 創新步驟示意圖.....	44



表目錄

表 2-1 企業應如何尋找新的商業機會.....	10
表 4-1 巨量資料分析流程.....	26
表 4-2 視覺檢測項目	28
表 4-3 檢測結果之日報表.....	29
表 4-4 九種因素不良率之相關係數.....	42
表 4-5 結果說明.....	43
表 5-1 生產線上視覺檢測之巨量資料創新應用模式.....	45



第一章 緒論

第一節、研究背景與動機



隨著數位資料的爆炸性增長，大數據(big data)時代的到來。美國計算機科學家 Jim Gray¹稱 big data 為科學的第四範例(the fourth paradigm)，認為人類如果可以運用一些新 big data 方式來分析、視覺化、挖掘和處理科學數據，這可能是我們可以系統性解決一些以往認為無法解決的問題的最佳機會。而 big data 資料擷取方式，有別於過去從「理論」、「實驗」，到「運算與模擬」的三大範例(Hey 2010)運用模式。在此範例中強調當收集資料夠大時科學家不再需要以某些已知規則去開發程式進而產生模擬，而可以直接從大數據資料庫尋找，研究比對資料得以發現存在其間某種規則(pattern)。

大數據資料的運用不只改變了科學研究的範例，也逐漸影響企業提升內部組織績效管理的運作模式。因為現代專業經理人可以利用大數據資料產生相對可靠的依據來作決定而非單憑經驗或直覺。較佳的決策品質也再次突顯大數據資料未來確實有革新目前管理方式的潛力(McAfee & Brynjolfsson 2012)。

大數據的應用隨著企業內部營運績效流程改善漸具成效後，企業經營者也開始思考如何擴大應用到客戶服務或產品服務及生產線上。例如，Google 與 Amazon 之所以成功不單靠提供客戶資訊，而是協助客戶以更快作出決定採取行動取得先機優勢(Davenport 2013)都是很著名的例子，如何創新應用這些營運或產線所產生之巨量資料將是企業經營未來所要面對的重要課題。

因此，本研究的嘗試思考對於可否利用半導體產業後段製程產線設備每日不斷累積大量資料，運用大數據原理系統化尋找創新的資料應用技術進而產生新的商業模式？對企業內外管理發展的協助基礎上能否進而啟動新的商業模式驅動產業新一波成長？

¹ 1998 年 Turing 獎得主。



第二節、研究範圍

本研究將以視覺檢測在半導體製造產業做為研究之範例，視覺檢測是一項綜合技術，包括圖像處理、機械工程技術、自動控制、光源照明、光學成像、傳感器、模擬與視頻技術、計算機軟硬件技術，透過這些技術整合可以協助企業以視覺系統來提升半導體產線製造流程及節省製造資源及產線人力成本。



第三節、研究目的

視覺檢測關鍵的核心技術在處理與分析取像後的大量影像資料，而大數據分析技術與雲端服務的興起，已經對於傳統檢測系統技術為主之商業模式產生衝擊。必須思考有沒有創新商業模式的機會？如何善用巨量資料處理技術提供客戶具差異化之服務，在激烈競爭市場中建立起新的利基市場。

第二章 文獻探討



第一節、巨量資料(Big Data)的定義與背景

巨量資料與一般資料分析主要有三個關鍵差別(McAfee & Brynjolfsson 2012)，值得深入探討：

差別 1：資料量

在 2012 年，世界每天產生的資料約為 2.5exabyte(EB)²，而這個數字，會在每四十個月左右增加一倍。今天網際網路每秒傳輸的資料量，比二十年前整個網際網路儲存的資料還多，而且資料來源不止只有網路。沃爾瑪(Wal-Mart)估計每小時就收集到超過 2.5PB 的顧客交易資料。1PB 等於一千兆位元組，約當於以往兩千萬個檔案櫃的文字。

差別 2：速度

就許多資料應用而言，資料產生的速度，比起資料量還要重要。即時或近乎即時的資訊讓一家公司得以比競爭對手靈敏反應取得先機。如同 Alex Pentland 及其在麻省理工媒體實驗室的團隊，研究利用手機的位置資料，推斷「黑色星期五」當天，梅西百貨(Macy)的停車場有多少人。他們因此可以在梅西百貨實際賣出東西前，就推估公司在這個關鍵日子的業績。這種即時資訊，可帶給華爾街分析師與企業經理人明顯資訊或交易上的競爭優勢。

差別 3：種類

巨量資料的種類多樣，可以是貼在社群網路上的訊息、狀態更新及圖片、感測器的讀數、手機的全球衛星定位系統(GPS)訊號等等。巨量資料的重要資料來源，有很多是新事物，例如，社群網路上的大量資料。這些當然是社群網路世

² 1EB 等於 1000PB，也就是十億個十億位元組(GB)。



後產生的：臉書(Facebook)與推特(Twitter)分別於 2004 及 2006 年面世。智慧型手機及其他行動裝置也是這樣，它們如今正產生與人、活動及地點有關的巨量資料流。因為這些裝置如今到處可見，我們很容易忘了 iphone 五年前才推出，而 ipad 也是 2010 年才面世。在此同時，儲存、記憶、處理資料運算的所有成本不斷下降，以前成本昂貴的資料密集型分析方法，如今正迅速得符合成本效益。

隨著愈來愈多商業活動數位化，幾乎所有與商業相關的議題，都有大量的數位資訊，包括手機、網路購物、社群網路、電子通訊、GPS 及各種儀表機械，都是在日常運作中產生大量資料。新的資料來源加上愈來愈便宜的設備，帶領我們進入一個巨量新種類資料的時代。



第二節、巨量資料的科學革命

Hey (2010)提到了科學研究可歸納成四大範式：

理論：從古希臘和古中國開始，人們試著透過自然法則，而不是自然信念，解釋他們觀察到的事情。

實驗：17世紀牛頓等科學家試著進行實驗，以預測新的現象和驗證假說。

運算與模擬：20世紀下半葉，高性能電腦問世，能讓科學家以數值方法，大規模和詳細地解開方程式系統，以探索實驗和理論無法處理的領域，例如：氣象建模或星系形成。

資料採擷：科學家利用功能更強的電腦，直接從資料著手指示程式採擷龐大的資料庫，找出資料之間的關係。就是用電腦直接來研究資料以發現其中的規則。

我們所要討論的巨量資料運用正是 Hey (2010)所定義之第四範式議題。現今數位資訊正從各式各樣得感應器、儀器和模擬程式，源源不絕地湧進，讓我們的組織，分析和儲存能力大感為難。每天產生出來的資料已經走到一個連任何專家與機器都吃不消程度。所以杜林獎(Turing Award)得主 Jim Gray 幾年前提出所謂的「第四範式」(the fourth paradigm)的概念，即是以此問題展開科學的探索。Jim 提出以強大的新工具，分析、視覺化、採擷和操作科學數據，可能是我們唯一可用的系統性方法。

此系統性方法也運用功能強大的電腦。只是科學家不再拘限於已知的規則開發程式，而是直接從資料開始引導程式擷取巨大的資料庫，尋找資料之間的關係和關聯。用程式去發現規則。科學家不再認為龐大的資料是問題，而是解決方案的一部分。

更進一步，Chen 等人 (2012)將商業智慧與分析(Business intelligence and analytics; BI&A)歸納為三個不同的演進世代。可以發現藉由電腦所分析的巨量資料型式，從過去的結構性資料已經轉向非結構性的資料，包括透過行動與感應器

所獲取之資料，這都顯示在第四範式中，人類對於巨量資料的掌控與應用已經越來越普及且成熟，這些無所不在的資料都可能成為未來引領科學發展的基礎。





第三節、巨量資料在管理上的應用

企業企圖尋找一個以大數據運用技術為基礎的競爭優勢，而學術和科學領域則尋找以前所未有的大數據運用方式探討世界。換言之，無論政府產業學術界對此大數據運用領域的期望都很高，大數據將推動我們的社會進入一個全面創新而令人興奮的時代(Goes 2014)。

各個產業的各家公司都有相當機會從資料分析中創造產品與服務，不論製造業、運輸業、餐飲業，或是其他服務業，會累積愈來愈多有關這些活動的資料。每一具設備、每一批貨物、每一個消費者都會留下痕跡。你也可以把這些資料分析處理後最佳化(optimization)，再納入第一線營運人員的 SOP 或商業決策中。

總部設在德國的博世集團(Bosch Group)，有 127 年的歷史，在上個世紀幾乎都還沒利用到資料分析學。但現在博世 Bosch 各事業單位已在展開一系列的行動，利用資料和分析學提供所謂的「智慧化客戶服務」。這些計畫包括智慧車隊管理、智慧車輛充電基礎設施、智慧能源管理、智慧安全影像分析等。為了找出開發這些創新的服務，博世成立一個稱為「軟體創新」的團隊，著重在巨量資料，分析學和「物聯網路」(Internet of Things)。

法國擁有 170 年歷史的施耐德電機公司(Schneider Electric)，最初是生產鐵、鋼和武器為主，如今它專注在能源管理上，包括能源最佳化、智慧電網(smart-grid)管理，以及建築物自動化等。並建立一能源分配管理系統軟體(Advanced Distribution Management System；ADMS)來處理公共事業的能源分配，ADMS 能監控並控制網路設備，管理斷電情況和調度人員，讓公共事業能夠整合有關網路性能的數百萬個資料點(data point)，並讓工程師使用視覺分析以掌控網路狀態。有 120 年以上歷史的奇異公司(GE)，應用感應器從渦輪機、火車頭機車(locomotive)、噴射引擎和醫療影像設備匯入資料流，為這些機器決定最有效率服務間隔(service interval)。

擁有 107 年歷史的 UPS 公司，從 1980 年代就開始追蹤包裹的移動和處理。



平均來說，每日擷取運送的 1630 萬件包裹的資訊，而且一天處理 3950 萬個追蹤包裹位置的請求。UPS 最近的巨量資料來源是裝在 46000 輛公司卡車上的車載資訊通訊(telematics)感應器，它追蹤車輛的各種指標，通過路面在線整合最佳化和導航 ORION(On-Road Integrated Optimization and Navigation)，能即時重新配置司機收，送貨物的路線。2011 年 ORION 減少了司機 8500 萬哩的行車路程，從而節省了超過 840 萬加侖的油料。

一個 IBM 的技術發展趨勢報告調查，根據 93 個國家和 25 個行業，以及 4000 位 IT 專業人士的調查顯示，97% 的年收入超過 1 億美元的公司被發現幾乎業務上都使用某種形式的資料分析技術 (Chen et al. 2012)。



第四節、巨量資料之創新商業模式

既然現代巨量資料可以帶來創新商業模式，為什麼成功的創新商業模式或構想往往又是可遇而不可求？IBM 科技學院院長 Parmar (2014) 曾提到可能的理由為：

1. 善於執行指令或目標的專業經理人不易跳脫既有框架思考；
2. 既有系統或組織架構為支持目前營運方式而設計缺乏流程支持新方式造成好構想往往被忽略。

如何以系統化方法尋找創新模式而非只是期待大家的腦力激盪，變成現階段值得探討的問題。讓我們先回顧以往有幾種較可行的創新方式：

- 擁有差異化能力或產品進入新領域。
- 尋找客戶未被滿足的潛在需求。
- 研究產業市場的改變趨勢找出未來商機。

但我們也可以試著從近年巨量資訊及分析工具上去思考可否運用目前已擁有的或未來可能取得的資料加上分析工具為客戶創造新價值？

表 2-1 企業應如何尋找新的商業機會 (Parmar 等 2014)

傳統方法	能力基礎	企業本身有哪些能力或資產？	
	顧客基礎	顧客有哪些需求未被滿足？	
	商業環境	環境的大趨勢中有哪些商機？	
Parmar 等提出的新概念	藉由數位資訊與工具所創造出的新機會	1. 擴充產品以產生資料	透過實體物件產生的資料來創造價值
		2. 把資產數位化	把實體資產數位化
		3. 結合產業內及跨產業資料	巨量資料做跨產業的應用
		4. 交易資料	出售資料給其他的企業使用
		5. 程式化特定服務能力	把最擅長的流程出售給其他公司



我們可以從已歸納的五種模式中探討：

1. 透過實體物件產生資料來創造價值

我們現在可收集及運算來自感應器、無線通訊等多種情境的大量資料。有些資料可用來改善設備的設計、運作、維護和修理，或是改善活動的進行方式。有些能力可進一步變成新服務或新商業模式的基礎，勞斯萊斯的 EHM 管理(engine health management)能力就是典型的例子。從 2000 年代中期起，勞斯萊斯就利用新的感應器技術和資料管理，讓飛機引擎問題在初期就能被發現，從而調整維護和修理的時間表以改善引擎的設計。由於這樣做讓勞斯萊斯可以掌控所有引擎的狀況，且即時提供維修，再根據實際的飛行時數，像航空公司收取總括費用。感應器產生的新資料也有助零件庫存管理和飛行效率報告等其他服務。

2. 實體資產的數位版

如今複雜的分析工具和視覺化技術改善了很多製造業的流程設計也將轉變許多產業的運作方式，從航太業、汽車業到服飾業、家具業都是如此。如 3D 列印讓大家有機會逆轉數位化流程，像奇異(GE)就是這樣從數位檔案製造出實體物件，製作出某些渦輪零件的。醫療保健檔案的數位化，也預期會改革醫療保健業，使患者的治療更有效率，同時刪減數千億美元的成本。數位化方式改善外科醫生使用人體的數位模型來提升高敏感手術的精準度，進而減少侵入體內的程度。

數位化本身的管理可能就是一個新事業。許多產業需要長期且安全的方式來儲存他們的數位資產。那些資產可能是飛機的設計、核電廠的運行、石油勘探日誌、政府紀錄，但它們在保存及讀取控管上的要求，基本上是一樣的。所以，能成功管理這類資料的業者是不分產業的。愈來愈多資產數位化以後，我們預期競爭優勢會開始轉移。讓有效率移動實體庫存的能力，或是取得有利店面的能力，變得沒那麼重要。

3. 跨產業或跨部門的巨量資料資訊整合



即使沃爾瑪(Walmart)、戴爾(Dell)等公司已經大部分成功整合上下游供應鏈資料，不過仍存在許多的供應網路連接並不十分協調，仍需愈來愈進步的資訊科技幫忙解決這個問題。例如在需用大量水來冷卻機器的汽車業製造商，需要小心控制進水水溫，如何取得上游水溫的可告資訊，對工廠的營運效率有很大的助益。供水廠可提供相關及時的資訊，作為一種服務，又能創造額外的營收。

在德國有一種新事業正在整合醫療保健業的資料以改善效率。傳統上，每家醫院與牙醫診所使用不同的表格向保險公司請款：有的是紙張、有的是數位化。新服務直接從醫生的資訊科技系統蒐集資料，保留機密性，把資料標準化加以整理，然後以每家保險公司要求的格式傳給保險公司。這項服務讓保險公司把付款流程自動化，也可以檢查所有帳單是否有詐領現象。保險公司因此省下的錢，比這項服務的成本還多。

4. 出售資料

Met office(英國氣象局)、IBM、Imperial College London、Grantham Institute for Climate Change(格藍瑟姆氣候化研究所)合作打造一個目標遠大的「開放平臺」，目的是為全球的氣象資料，創造一種全新的交流方式。許多組織都需要那種詳細的資料，例如，保險公司和關切天災應變的機構。目前雖然已經有許多資料，但那些資料幾乎沒什麼標準，所以難以分享或結合。此外，分析氣候的模型，尚未開發出大家普遍接受的標準，這兩方面的落差，限制了評估和決策得品質。新合作計畫的目的就是要開發出一套線上平台，以填補那些落差，並開放給許多貢獻資料的單位使用。就某些意義上來說，它將為氣候知識、資料、模型技術，提供一個市場。

5. 把最擅長的流程包裝出售

IT 系統發明以來已經幫很多的商業流程自動化。如今，公司可將他們熟悉的流程標準化，然後賣給其他公司。所以，任何流程只要是一流的，又不是公司競爭優勢的關鍵，都可把它變成獲利的事業。雲端運算讓公司更容易把握這種商機，因為它讓公司輕易配銷軟體，簡化版本的控制，並提供按使用量付費的定價方式。



如 IBM 的全球報帳程式原本只是為了把公司內部差旅和報帳流程自動化而開發，IBM 發現那個程式不僅降低了 60% 到 75% 的相關行政成本，也確保員工符合公司的差旅政策，縮減了差旅總支出 4%。幾年後，IBM 想到很多客戶可能也想節省類似的費用，於是把那套系統轉變成服務，賣給世界各地的組織，這等於創造了新事業。IBM 分析收到的資料流，更能鎖定客戶內部的稽核流程。現在，IBM 把內部開發的應收帳款系統當成服務提供給第三方。

在探討 Parmar 博士的這五種模式裡何種模式較適合自動化設備業利用大數據產生創新營運及營利模式前；下一章將先介紹視覺檢測技術在半導體產業之現況及重要性不亞於任何其他製程設備，進而探討如何運用檢測中產生大量資料來提高客戶及產品價值。

第三章 視覺檢測在半導體產業之現況與分析



第一節、視覺檢測技術之發展

一、視覺檢測技術的定義

視覺檢測是機器視覺應用的一門技術，又稱自動光學檢測 AOI (automated optical inspection) 由機械移動平台裝置、光學鏡頭感光元件、影像擷取處理，及提供控制訊號的系統所組合而成。

主要技術原理在自動化設備與機器視覺整合下，可把過程轉換為經由可見光或不可見光對於物件反射，通過鏡頭、映射於 CCD 上再由影像處理器取得映像、影像透過網路送至電腦搭配圖像軟件系統進行分析與判讀機器視覺系統運用高解析度鏡頭及感光元件可以攝取小至幾微米的像素可用於目視檢查或精密測量。

機器視覺檢測在現在自動化工業生產的過程中已成為必要的核心。通常裝配在自動化製造過程中，因為它的特點是非接觸式的檢測方式。視覺檢測幾乎能夠執行大多數的人類視覺檢查，且更迅速和準確。所以視覺檢測系統可被運用在整個產線不同的製程中。同時擁有自動化設備特有的穩定性及準確性操作。

視覺檢測也常被運用於在提早發現生產過程中不良品的出現。迅速反饋前一段製程信息避免過多異常的半成品繼續產出與避免浪費更多成本在事後的重工上。

自動化機器視覺也相當適合用來提升工件的量測精度，同時利用高速化的判定來減少人工處理錯誤產生所以特別適用於大量高品質生產零件之檢測。自動化的優勢不光是節約人力成本，原本需要高精密度、高度穩定性的加工工序，就相當適合導入自動光學檢測技術方案。

二、應用的主要功能

自動化光學檢測系統在生產現場主要有四個功能：



1. 定位(Guide)：路徑定位、噴印路徑及範圍、切割機中切割路徑的定位、位置方向定位、PC 板零件裝配、晶片固裝、晶片打線、表面黏著元件之裝配、電子槍點鋸。
2. 辨識(Identify)：條碼識別、一維條碼辨識、二維條碼辨識、字元辨識、文字辨認、車牌辨讀、圖章鑑別、指紋鑑別、物料盒取件識別、光學辨識、系統自動判別擁有重複學習功能可建立資料庫逐步強化字元辨識能力。
3. 檢測(Inspect)：影像比對(pixel base)、與學習影像比對，運用微分、平均值與三倍標準差演算邏輯找出外來物。
4. 量測(Gauge)：支援尺寸標準片、點校正片、白/黑參照片，可校正解析度、視覺系統的形變和灰階值的變異。支援點對點、點對線、線對線、點對圓及線對圓，透過次像素演算法使測量更精準。

三、視覺檢測圖像處理技術的發展

圖像對比初期：

處於檢測設備創新時期的機器視覺系統客製化色彩很強造成客戶端操作人員需要具備電腦程式設計知識，操作人員素質或異動都常影響設備效能。此外，早期系統運作通常不穩定，取像品質受光源及周遭環境其他照明、反射和陰影等因素影響，加上一般工廠機械振動狀況也是難以預測的，客戶的期望對視覺技術開發人員既不實際也是考驗。而取像品質不穩定的問題則由改善工具軟體運算比對模式，及利用軟體找出影像灰階細微變化後，視覺系統的效能才逐漸改善。像素是圖像中的最小物理單元。圖像往往包含上千上萬個像素，但很少一個取像的邊緣正好落在在照相機像素的邊緣。為增加圖像的分辨率，可以試著找出相鄰像素間的灰階值就可以更細微來區分比對增加分辨率。如測量精度小於標準分辨率(nominal resolution)，就叫做子像素分辨率，子像素分辨定位技術定位精度可以達1/100(即0.01mm)。這對於改善自動光學檢測系統的量測具重複性和再現性(GRR)十分有用。發展初期自動光學檢測還停留在檢測技術整體誤報率高的問題，最初的圖像對比技術，只要不符合檢測設定標準的就判定不良，造成不良率

過高而顯得不可靠。自然限制自動化設備代替人工的普及的發展，我們稱這個階段叫做圖像對比初期，以區別於現在向量分析為主的情況。

善用向量分析時期：

為了改善系統的量測具重複性和再現性（GR & R: Gauge Repeatability and Reproducibility）的工業要求，約十年前開始引進圖像向量分析技術；計算機圖形 Computer graphics 是建立在某種數學模型基礎上的圖形信息或形狀的構造。在計算機圖形中，規則圖形（矩形、圓形、橢圓形等）由相關數學函數描述；不規則圖形則由節點、直線和曲線組合而成，曲線較複雜必須採用一些特殊的數學模型如 Bezier 函數或 Spline 函數描述。簡單而言，可以將向量圖形看做是計算機存儲的一組數學公式，或存儲了相關數學函數的參數。由於圖形是按照數學公式的形式存儲的，因此圖形在放大或縮小的時候不會出現馬賽克現象。

機器視覺可以利用非接觸式的感測裝置，搭配系統進行影像擷取與分析，再經由取得影像進行生產設備控制或協助製程進行，自動化的優勢不光是節約人力成本，原本需要高精密度、高危險性、高度穩定性的加工工序，就相當適合導入自動光學檢測技術方案。





第二節、視覺檢測在半導體產業的應用層面

一、半導體產業的後段製程³

積體電路的製造過程主要以晶圓為基本材料。晶圓經過表面氧化膜的形成和感光劑的塗佈後，結合光罩進行曝光、顯像，使晶圓上形成各類型的電路，再經蝕刻、光阻液的去除及不純物的添加後，進行金屬蒸發，使各元件的線路及電極得以形成，此部份叫作晶圓處理製程；最後進行晶圓探針檢測。然後切割成晶片，再經粘著、連線及包裝等組配工程而成電子產品，此部份為 IC 封裝。一般稱晶圓處理製程與晶圓針測製程為前段（Front End）製程，而 IC 封裝與成品測試製程為後段（Back End）製程。

IC 封裝之主要加工程序，晶圓研磨（Wafer Back Grinding）、晶圓切割（Die Saw，D/S）、黏晶粒（Die Bounding，D/B）、鋸線（Wire Bounding，W/B）、封膠（Molding，M/D）、蓋印（Marking，M/K）、電鍍（Plating，P/T）、剪切與成型（Trim/Form，T/F）和檢測（Inspection，INSP），依序做一簡單的介紹。

1. 晶圓研磨（Wafer Back Grinding）

該製程的主要目的是將加工製程完成之晶圓，研磨至適當的厚度，以配合產品結構之需求，由於封裝體逐漸演變至薄型化（Thin Package），如 1.0mm 膠體厚度之 TSOP、TSSOP 及 TQFP 等，因此晶圓必須加以研磨。

2. 晶圓切割（Die Saw；D/S）

晶圓切割是將前製程加工完成的晶圓上之一顆顆晶粒（Die）切割分離。欲進行晶片切割，首先必須進行晶圓黏片，也就是在晶圓背面貼上膠帶（Blue Tape），並將其置於銅製之框架上，再送至晶片切割機上進行切割。切割完後之晶粒井然有序排列於膠帶上，而框架的支撐是為了避免膠帶的皺摺與切割後的晶粒互相碰撞。

3. 黏晶粒（Die Bounding；D/B）

³ 半導體後半製作流程參考自：

http://blog.ylsh.ilc.edu.tw/geo/modules/newbb/dl_attachment.php?attachid=1276007959&post_id=1013
(2015.1)

黏晶粒是將切割後分離的晶粒放置於導線架（LeadFrame，L/F）之晶粒座上，並用銀膠（Epoxy）黏著固定。導線架經傳輸至定位後，首先要將銀膠點在晶粒座上預定黏著晶粒的位置，此步驟稱為「點膠」，然後再移至下一位置，由取放臂將切割後的晶粒一顆顆的放置在已點膠的晶粒座上。當晶粒置放於導線上的晶粒座之後，必須經過烘烤的程序，才能使晶粒牢固的黏著於其上。

4. 錄線（Wire Bounding；W/B）

錄線的目的是將晶粒上的接點以極細的金線（18~50μm）連接到導線架上的內引腳，進而藉此將 IC 晶粒之電路訊號傳輸到外界。在錄線前必須先以電子影像處理技術確定晶粒上的各個接點位置。

5. 封膠（Molding；M/D）

封膠的目的是為了防止濕氣等由外部侵入、以機械方式支持導線、有效的將內部產生之熱氣排出至外部，並提供手持之形體以保護金線與晶粒。封膠之過程比較單純，首先將錄線完成之導線架置放於框架上先行預熱，再將框架置於壓模機（Mold Press）的封裝模上，此時並將預熱好的樹脂投入封裝模上之樹脂進料口；當機器啟動後，將壓模機壓下，封閉上下模並將半溶化之樹脂擠入模中，待樹脂充填硬化後，開模取出成品。在封膠完成後的成品上，可以看到每一條導線架上之每一顆晶粒皆有堅固之外殼包覆著，並伸出引腳互相串連在一起。

6. 蓋印（Marking；M/K）

蓋印的目的，在註明產品之規格及產品製造者等訊息，封膠完後，一般先蓋背印以避免產品混淆，而在電鍍後蓋正印。蓋印的形式依產品的需求而有所不同，目前塑膠封裝中有油墨蓋印（Ink Marking）及雷射蓋印（Laser Marking）兩種方式。

7. 電鍍（Plating；P/T）

電鍍的主要目的在於增加外引腳之導電性及抗氧化性，並且防止引腳產生生鏽的情形，由於電鍍機台的設置牽涉到環保標準等問題，在目前設置的新封裝廠中一般皆外包，由相關電鍍廠負責電鍍。

8. 切腳與成型（Trim/Form；T/F）

在此步驟中主要又可細分為去渣/切腳（Dejunk/Trim）及去框/成型（Singular/Form）兩個部份，前者的目的是為了將導線架上封膠完成之晶粒獨立分開，並把導線架上不需要的連接用材料及部份凸出之多餘樹脂切除（Dejunk），後者的目的則是去除導線架的邊框，並將外引腳壓成各種預先設計好之形狀，以便於裝置於電路版上使用。由於定位及動作的連續性，切腳與成型通常都是由一部衝壓機配上多套不同製程之模具，加上進料及出料機構所組成。或者是分在兩部機器（Trim/Dejunk And Form/Singular）上連續完成，其視產品成形需求的複雜度而定。成形後的每一顆 IC 都將送入塑膠管（Tube）或是承載盤（Tray）以方便輸送。

9. 檢測（Inspection；INSP）

檢測的目的在於確定封裝完成之產品是否合於使用，檢測項目繁多，視不同的封裝方式而有所不同，其中包含項目有：外引腳之平整性、共面度、腳距、印字清晰度、膠體完整性... 等等之外觀檢測，當然還包含電路測試（Open/Short）及其他功能上的檢測；希望藉由仔細的分析檢測結果，改善製程並提高良品率。

二、IC 封裝的發展趨勢⁴

近年來 IC 封裝型態從 DIP、SOP、PLCC、QFP 轉向 BGA、CSP、FC(FLIP-CHIP)等新封裝型態，傳統 IC 封裝使用導線架作為 IC 導通線路與支撐 IC 的載具，但因晶片資料處理量的擴大、處理速度的快速成長，必須有更多的 I/O 埠數才能滿足需求，傳統之雙邊及四邊之接腳封裝方式無法應付需求且因腳距過密造成封裝成本大增，故發展出將引腳改置於封裝產品底部並以矩陣方式排列之封裝技術，因此轉向使用載板作為 IC 封裝過程中承載 IC 零組件之工具，其主要作用在於作為晶片與電路板間的聯繫，保護電路完整性、減少損耗、固定線路位置、產生散熱途徑。

目前較先進的 IC 封裝技術共可分為：球狀陣列封裝(Ball Grid Array, BGA)、細間距鋸線封裝(Fine Pitch Wire Bonding)、覆晶封裝(Flip Chip)、晶圓凸塊技術(Wafer Bumping)、系統整合型封裝(System in Package, SiP)、晶圓級封裝(Wafer Level CSP)、

⁴ IC 封裝的發展趨勢參考自：

http://eshare.stust.edu.tw/EshareFile/2009_12/2009_12_0c15cf0c.ppt (2015.1)



多晶片堆疊封裝(Multi Stacked-Die Packaging)

球狀陣列(BGA)將 IC 的接腳以錫球取代，並將錫球以陣列的模式排列。BGA 的電路通常以層狀基板(BT-based)或聚亞醯胺薄膜構成。因此，整個基板或薄膜的空間都可用來配置互連線路。BGA 擁有較低的接地或電感效應的優點，故能與印刷電路板之間配置較短的接地或電力電路。BGA 亦可運用強化散熱機制(散熱片、散熱球等)來降低散熱阻抗。BGA 封裝技術所提供的更高效能，適合支援需要強化電子與散熱效率的各種高功率與高速 IC。

覆晶的名稱源自於將晶片倒置後再連接至基板或導線架。覆晶有別於以往透過打線的互連模式，而是採用焊料或金質凸塊進行連結。因此，I/O pad 可配置在晶片的表面，而不必侷限在週圍區域。這種模式讓晶片與電路尺寸得以縮減並進行最佳化調整。覆晶的另一項優點就是因不採用打線，故能減低訊號的電感效應，以符合高速元件的需求。目前最常應用於中央處理器、晶片組、繪圖晶片、記憶體、網路微處理器等高階產品。

晶圓凸塊技術是覆晶封裝的關鍵技術，其概念是將由錫鉛構成的凸塊(Bump)或錫球排列於晶圓表面後，再植入晶片的焊墊(Bonding Pad)上方，以便封裝時可利用熱能將凸塊熔融，促使元件與基板結合，並透過凸塊提供電性、機械、以及電傳等方面的內部連接，讓封裝之晶片與元件之間能直接接觸，達成有效的信號傳導，以符合高 I/O、多腳數與高電信效能的元件需求。

隨著消費者對於產品小型化與多功能的需求，促使廠商投入系統整合型封裝(SiP)的發展。SiP 將子系統的功能整合在同一個封裝體之內。SiP 的整合度超越多重晶片封裝；晶粒以並排或重疊的模式置入封裝材料中。SiP 目前已發展成將多個內含多顆晶片封裝的整合模組併排或重疊配置，或在封裝中加入被動元件或其它需要的元件，建立一套完整的子系統功能。

晶圓級封裝技術可先在整片晶圓上進行封裝和測試之後，再切割成個別的晶粒，無需經過打線與填膠程序，且封裝後的晶片尺寸等同晶粒原來的大小。因此，晶圓級封裝技術的封裝方式，不僅能讓封裝後的 IC 保持其原尺寸，符合行動資訊產品對高密度積體空間的需求，在電器特性規格上，也因晶片可以最短的電路路徑，透過錫球直接與電路板連結，因而大幅提昇資料傳輸速度，有效降低雜訊干擾機率。

目前晶圓級封裝技術一般適用於如行動通訊、消費性電子與可攜式產品之記憶體、整合性被動元件、類比、射頻、功率放大器、電壓調整器、PC 元件等之晶片。邏輯/類比混合元件、電源控制裝置及各種整合式被動元件。





第三節、視覺檢測在半導體產業的效益

一、成本優勢

半導體晶圓產業是台灣最具全球競爭優勢的產業之一，而視覺檢測設備則是大幅提升產能與產品品質的重要關鍵；藉著高速精確之元件瑕疵檢測技術，為了提高產品質量降低勞動成本，可以取代大量的人工肉眼檢視，且可以全天無休服役，大量節省直接間接人力及管理人員成本，達到檢測一致性並縮短檢測時間，進而提升產品品質以及產業的競爭力。

二、在線檢測

世界前四大封測廠 AS/SP/AM/ST 在最新技術 CSP (Chip Scale Package) 封裝方式，可檢測速度最快，可整合功能最多為其優勢，符合行動裝置潮流逐漸成為四大封裝廠主力產品。加上 Intel、Broadcom、QUALCOMM、NVIDIA 等主力客戶要求出廠前需 100% FVI (Final Visual Inspection) 檢測以確保品質。每小時產出 50k unites 三十條線每天就產出近 15M 有任何不良或異常都必須馬上排除即時在線檢測更形重要而只有視覺檢測機台速度能滿足需求。

三、透過 SECS/GEM 設備通信標準產能最佳化

電腦整合製造 (Computer-Integrated Manufacturing, CIM)，是利用電腦、網路及通訊等資訊科技，整合與管理製造過程中的所有活動的系統。隨著現代產品的生命週期日益縮短，在品質、價格、交貨期等方面之競爭日趨嚴格，電腦整合製造系統已是一個必然的趨勢。其主要目的在於將工廠內部各個獨立的自動化系統加以整合，以發揮整體的效益，視覺檢測機台資料都符合 SECS/GEM 設備通信標準運算儲存以達到彈性化生產的目標。

四、High Precision Inspection 高精度檢測

CSP 封裝可以讓晶元面積與封裝面積之比超過 1:1.14，已經相當接近 1:1 的理想情況，絕對尺寸也僅有 32 平方毫米，約為普通的 BGA 的 1/3，僅僅相當於 TSOP 內存晶元面積的 1/6。與 BGA 封裝相比，同等空間下 CSP 封裝可以將存儲

容量提高三倍。這意味著測量已非人力或其他設備可及，小如 3.2 平方毫米的缺陷必須被檢測到，運用高解析度相機，配合高速視覺檢測軟件可以完成高速和重複多次高可靠性檢測，還有高分辨率檢查系統的另一個優點是，在安裝後可以輕易調整和維護。





第四節、視覺檢測在半導體產業之競爭力分析

一、視覺檢測在半導體產業之競爭優勢

視覺檢測技術的快速發展，未來將朝向在線即時檢測、智能化檢測、快速高精度檢測、計算機視覺柔性檢測技術，及彩色圖像、灰度圖像和多譜圖像之處理算法等趨勢的發展。在這些趨勢下，可以預期視覺檢測技術將可以在半導體產業之生產線上提供更廣泛多元的服務，進而控制產品品質與提高產線自動化的程度，最終將能提高企業的核心競爭力。

因此，就提供這些視覺檢測服務的設備商而言，其提供的服務依需求不同，而概分成成本取向及功能取向兩類，業界標準化比例高則成本取向永遠以價低者得；反之客製化高則以功能性滿足為前提利潤有空間但測試驗收時間長。但是就未來客製化產品與生產線的趨勢而言，對於這些客製化之功能取向的需求是更具競爭潛力的。原因在於其提供的服務是較具差異性的，在價格利潤上往往不像代工業般嚴峻，反而更注重客製化需求是否得到滿足是否得到客戶信任甚至業界肯定。這些客戶重視設備產生之效益遠重於設備本身機構系統價格；客戶個別特殊需求及客製化程度都是挑戰但不致於形成障礙，是未來視覺檢測服務之競爭關鍵所在。

二、視覺檢測在半導體產業之競爭劣勢

儘管視覺檢測服務在半導體產業內有許多的潛在的優勢與機會，但就目前階段的技術而言，還是有許多困境需要突破的。舉如：機器視覺與人的視覺系統確實還有段距離，包括在視覺檢測的精度、檢測速度、銜接機械系統的連結等；如何降低工廠狀況影響，也是難以預測的，因為在實驗室裡，像是照明反射和陰影等因素都是相對穩定可控制的。

此外，在實際應用於客戶端時也會碰到許多的挑戰，包括：客戶對視覺技術有不實際的期望，往往拉長驗收時間；業界目前尚無企業可提供產線設備偵錯及事前防範服務，大多在出錯後才通知設備商搶修；視覺檢測設備完全客制化一旦出錯只好停線搶修，時間金錢都要蒙受很大損失。若是出貨旺季，商譽的損失更是難以估計。



就服務提供商自身而言，人才的素質與培育則是關鍵。原因在於雖然有些案子可以借重現成工具軟體完成，但更多則需要從無到有全仰仗工程開發人員專業能力，其間硬體元件如何搭配才能穩定取像達到工業GR&R要求更非有經驗資深同仁不可。但台灣企業人事異動頻繁，但如何穩定高素質工程開發人員成為企業競爭力主要因素。

第四章 視覺檢測資料之實際創新應用案例



第一節、巨量資料分析流程

本章採用實際蒐集之生產線上的視覺檢測資料做為資料加值與創新應用的案例說明。整個巨量資料的分析流程可以歸納為表 4-1 的五大步驟。本章節將依循這五個步驟逐一針對分析過成進行與說明。

表 4-1 巨量資料分析流程

步驟	說明
問題定義	<ul style="list-style-type: none">● 問一個有趣的問題● 分析的目的是什麼？● 想預測或預估什麼？
資料蒐集	<ul style="list-style-type: none">● 相關的資料在哪邊？● 資料如何取得？● 預計取得哪些的資料？
資料描述	<ul style="list-style-type: none">● 資料的基本離型或樣貌● 有沒有極端的資料？● 大致的 pattern 為何？
資料建模	<ul style="list-style-type: none">● 建立模型● 資料具體的 pattern 為何？● 視覺化呈現
結果分析	<ul style="list-style-type: none">● 獲得什麼新知識？● 結果合理嗎？● 有什麼新的啟發或應用方式？

資料來源：參考國立交通大學巨量資料分析課程投影片，經本研究調整與整理



第二節、問題定義

以 CSP(Chip-Scale-Package 晶片尺寸封裝)檢測機台不良紀錄為例，尋求提高良率之對策。目前封裝技術及種類主要有：

1. PGA (Pin Grid Array)
2. BGA (Ball Grid Array) 球柵陣列封裝
3. Flip Chip 覆晶：比其它 (BGA; Ball grid array) 技術在與基板或襯底的互連形式要方便的多，目前覆晶技術已經被普遍應用在微處理器封裝，而且也成為繪圖、特種應用、和電腦晶片組等的主流封裝技術
4. CSP (Chip Scale Package)

在這四種封裝方式中以 CSP (Chip Scale Package) 為最新技術，因其體積最小，可檢測速度最快，可整合功能最多為其優勢，符合行動裝置潮流逐漸成為四大封裝廠主力產品。加上 Intel、Broadcom、QUALCOMM、NVIDIA 等主力客戶要求出廠前需 100% FVI (Final Visual Inspection) 檢測以確保品質。2000 年至 2014 年 DSI 銷售給 ASE Global、日月光半導體、SPIL 矽品、Amkor 技術公司、STATS 星科金朋等世界前四大封測廠的 CSP 檢測機台就超過 200 台以上。本研究希望能藉由大數據的分析來探討這些檢測機台檢測過程中發現不良品的可能的原因，藉以做為調整生產機台以降低不良率的依據。想要探索的問題包括：

- 不良品的產生本身是否有一定的 pattern?
- 產生不良品之因素間是否存在某些 pattern? 哪些因素發生的可能性高? 哪些因素較低?
- 這些因素與時間是否有所關聯性?
- 這些因素之間彼此是否與關聯性?



第三節、資料蒐集

本研究以半導體後段製程封測產線之 A 公司的生產線為研究對象，針對 CSP 視覺檢測（inspection）機台之 100%FVI(Final Visual Inspection)檢測進行為期 30 天(2014/12/1-2014/12/30)的檢測數據蒐集。在這 30 天內，該生產線共有 1,230 批的晶片生產。因此，對應也共有 1,230 份的檢測報告，每份報告皆會說明該批檢測的時間、檢測的數量、不良品的數量，以及這些不良品之所以被判定為不良品之原因。檢測機台會進行九種不同的檢測項目(即:產品不良之原因)，說明於表 4-2。

表 4-2 視覺檢測項目

檢測項目(不良的因素)	說明
Chipping	崩裂;破損
UpsideDown	正反
Empty	空料
Marking	蓋印內容檢測
Rotation	錯向
Contamination	蓋印區污染
Peeling	翹皮;貼膠不全
DieSize	大小尺寸不對或錯料
Seal	封膠不足

資料來源：本研究整理



第四節、資料描述

根據 12/1-12/30 生產線所生產之 1,230 批晶片，其每日產量統計於表 4-3

(a)。總計生產 5,750,500 顆晶片，平均每批產量 4,675 顆，平均每日產量 191,683 顆(日產量之趨勢參見圖 4-1)。總不良品數量為 8,215 顆。進一步分析這些不良品之因素後發現 Marking 比例最高，其次為 Peeling 與 Rotation，這三者加總起來就超過總不良品之七成。此外，UpsideDown 之不良比率最低。

表 4-3 (a) 檢測結果之日報表 (不良品數量)

日期	產量	Chipping	Upside Down	Empty	Marking	Rotation	Contamination	Peeling	Die-Size	Seal	小計
12/01	4,000	2	1	16	0	0	9	0	1	1	30
12/02	15,000	0	0	0	0	6	0	36	0	0	42
12/03	116,000	10	0	12	26	16	2	139	1	15	221
12/04	185,000	2	23	0	25	58	22	174	0	10	314
12/05	201,000	11	3	5	116	68	2	203	0	43	451
12/06	203,000	27	2	4	109	42	11	71	3	63	332
12/07	258,000	28	0	2	22	0	0	0	3	19	74
12/08	246,000	17	0	0	233	1	198	0	0	5	454
12/09	156,000	7	1	0	60	9	167	32	332	81	689
12/10	126,000	3	2	91	407	190	5	17	0	3	718
12/11	185,000	0	9	5	35	19	0	36	0	24	128
12/12	123,000	0	3	20	107	66	13	180	0	35	424
12/13	177,000	6	5	8	94	108	0	58	3	3	285
12/14	270,000	12	0	1	94	7	1	0	3	11	129
12/15	264,000	19	0	6	45	3	1	0	2	1	77
12/16	104,000	6	0	1	56	124	0	36	0	14	237
12/17	262,000	0	3	1	77	109	0	169	0	4	363
12/18	249,000	4	16	1	172	49	2	79	4	60	387
12/19	126,000	7	0	3	323	0	109	0	0	73	515
12/20	148,000	11	0	3	102	22	20	2	0	23	183
12/21	201,500	4	0	13	200	127	3	57	0	20	424
12/22	174,000	1	16	71	104	158	11	98	0	33	492
12/23	266,000	7	0	3	78	14	1	0	0	0	103
12/24	259,000	15	1	7	246	9	3	0	0	34	315
12/25	259,000	7	1	1	139	10	2	0	1	37	198
12/26	221,000	6	0	26	209	9	30	0	1	69	350
12/27	301,000	6	0	5	22	2	4	0	0	9	48
12/28	259,000	8	0	0	40	1	8	0	0	6	63
12/29	266,000	9	0	30	41	2	25	0	3	14	124
12/30	126,000	11	0	0	24	1	0	0	0	9	45
總計	5,750,500	246	86	335	3,206	1,230	649	1,387	357	719	8,215
不良率(%)	.0043	.0015	.0058	.0558	.0214	.0113	.0241	.0062	.0125	.1429	
佔總不良率百分比	3.01	1.05	4.06	39.05	14.98	7.91	16.86	4.34	8.75	100	



表 4-3 (b) 檢測結果之日報表 (每日不良品率)

日期	Chipp-ing	UpsideD own	Empty	Mark-ing	Rotati-on	Contami-nation	Peel-ing	Die-Size	Seal	小計
12/01	0.5000	0.2500	4.0000	0.0000	0.0000	2.2500	0.0000	0.2500	0.2500	7.5000
12/02	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.4000	0.0000	2.4000	0.0000	0.0000	2.8000
12/03	0.0862	0.0000	0.1034	0.2241	0.1379	0.0172	1.1983	0.0086	0.1293	1.9052
12/04	0.0108	0.1243	0.0000	0.1351	0.3135	0.1189	0.9405	0.0000	0.0541	1.6973
12/05	0.0547	0.0149	0.0249	0.5771	0.3383	0.0100	1.0100	0.0000	0.2139	2.2438
12/06	0.1330	0.0099	0.0197	0.5369	0.2069	0.0542	0.3498	0.0148	0.3103	1.6355
12/07	0.1085	0.0000	0.0078	0.0853	0.0000	0.0000	0.0000	0.0116	0.0736	0.2868
12/08	0.0691	0.0000	0.0000	0.9472	0.0041	0.8049	0.0000	0.0000	0.0203	1.8455
12/09	0.0449	0.0064	0.0000	0.3846	0.0577	1.0705	0.2051	2.1282	0.5192	4.4167
12/10	0.0238	0.0159	0.7222	3.2302	1.5079	0.0397	0.1349	0.0000	0.0238	5.6984
12/11	0.0000	0.0486	0.0270	0.1892	0.1027	0.0000	0.1946	0.0000	0.1297	0.6919
12/12	0.0000	0.0244	0.1626	0.8699	0.5366	0.1057	1.4634	0.0000	0.2846	3.4472
12/13	0.0339	0.0282	0.0452	0.5311	0.6102	0.0000	0.3277	0.0169	0.0169	1.6102
12/14	0.0444	0.0000	0.0037	0.3481	0.0259	0.0037	0.0000	0.0111	0.0407	0.4778
12/15	0.0720	0.0000	0.0227	0.1705	0.0114	0.0038	0.0000	0.0076	0.0038	0.2917
12/16	0.0577	0.0000	0.0096	0.5385	1.1923	0.0000	0.3462	0.0000	0.1346	2.2788
12/17	0.0000	0.0115	0.0038	0.2939	0.4160	0.0000	0.6450	0.0000	0.0153	1.3855
12/18	0.0161	0.0643	0.0040	0.6908	0.1968	0.0080	0.3173	0.0161	0.2410	1.5542
12/19	0.0556	0.0000	0.0238	2.5635	0.0000	0.8651	0.0000	0.0000	0.5794	4.0873
12/20	0.0743	0.0000	0.0203	0.6892	0.1486	0.1351	0.0135	0.0000	0.1554	1.2365
12/21	0.0199	0.0000	0.0645	0.9926	0.6303	0.0149	0.2829	0.0000	0.0993	2.1042
12/22	0.0057	0.0920	0.4080	0.5977	0.9080	0.0632	0.5632	0.0000	0.1897	2.8276
12/23	0.0263	0.0000	0.0113	0.2932	0.0526	0.0038	0.0000	0.0000	0.0000	0.3872
12/24	0.0579	0.0039	0.0270	0.9498	0.0347	0.0116	0.0000	0.0000	0.1313	1.2162
12/25	0.0270	0.0039	0.0039	0.5367	0.0386	0.0077	0.0000	0.0039	0.1429	0.7645
12/26	0.0271	0.0000	0.1176	0.9457	0.0407	0.1357	0.0000	0.0045	0.3122	1.5837
12/27	0.0199	0.0000	0.0166	0.0731	0.0066	0.0133	0.0000	0.0000	0.0299	0.1595
12/28	0.0309	0.0000	0.0000	0.1544	0.0039	0.0309	0.0000	0.0000	0.0232	0.2432
12/29	0.0338	0.0000	0.1128	0.1541	0.0075	0.0940	0.0000	0.0113	0.0526	0.4662
12/30	0.0873	0.0000	0.0000	0.1905	0.0079	0.0000	0.0000	0.0000	0.0714	0.3571
AVE	0.0574	0.0233	0.1988	0.5964	0.2646	0.1954	0.3464	0.0828	0.1416	1.9067
SD	0.0901	0.0521	0.7329	0.7005	0.3791	0.4749	0.5572	0.3890	0.1468	1.7153
+1SD	0.1474	0.0754	0.9317	1.2970	0.6437	0.6703	0.9036	0.4718	0.2884	3.6219
+2SD	0.2375	0.1275	1.6646	1.9975	1.0228	1.1452	1.4608	0.8607	0.4352	5.3372
+3SD	0.3275	0.1797	2.3975	2.6980	1.4019	1.6201	2.0180	1.2497	0.5820	7.0525

註：單位皆為千分位；黑底白字表示該日不良率高於三倍標準差；灰底黑字表示該日不良率高於二倍標準差；粗體字表示該日不良率高於一倍標準差。

本研究也將表 4-3 (a)之不良品數量轉換成表 4-3 (b)之不良品率，並計算各因素之平均每日不良品率與標準差。更進一步，若從品質管理之管制圖的概念來探討，可以發現就整體不良率而言，僅有第一天的不良率千分之 7.5 是高於三倍標準差的(即：落在管制區外)，顯見產品製造與學習曲線有相當大的關聯性，許多的因素皆指出第一天表現是最不佳的。

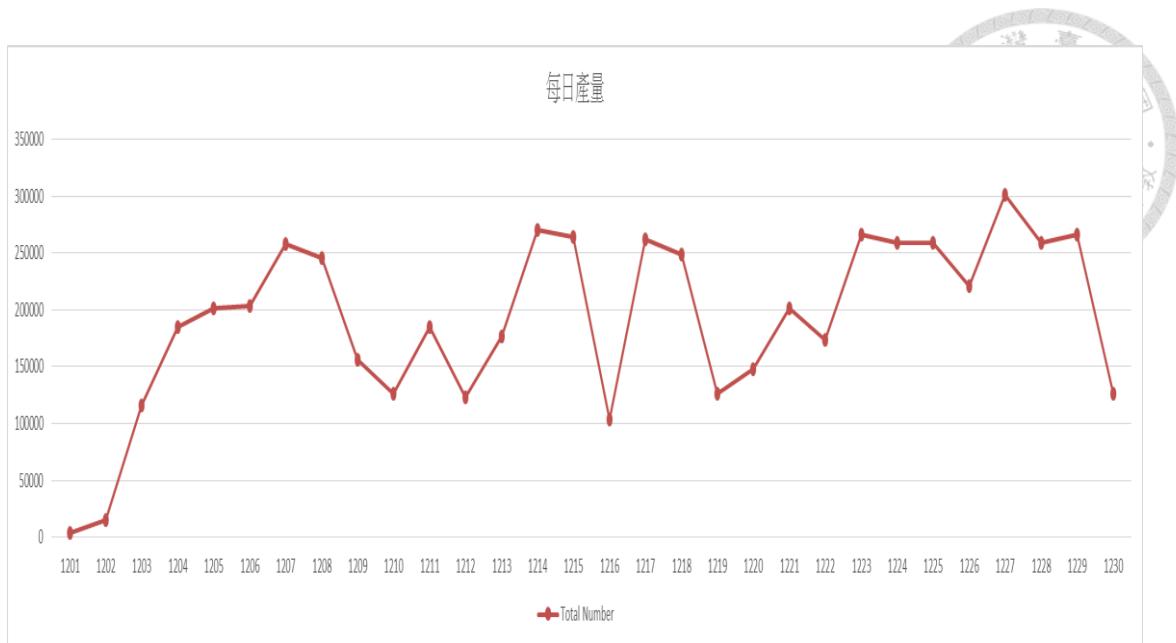


圖 4-1 每日產量之趨勢圖



第五節、資料建模

針對不良品的部份，本研究進一步進行資料之建模。針對總不良品之數據及九項檢測結果的個別數據，分別分析並繪製成兩種類型的統計圖型(圖 4-2 至圖 4-23)。

1. 不良品之散佈圖：依時間序列標註每一批檢測的不良品數量。
2. 每日不良率之折線圖：由於每日產量不固定，進一步以每日產量做分母，加總計算每日的不良率。

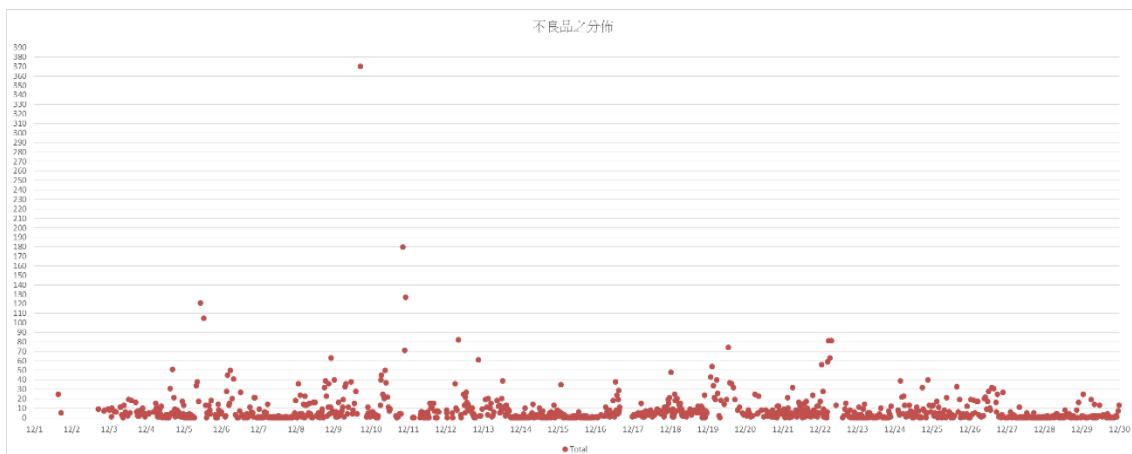


圖 4-2 不良品數量之散佈圖

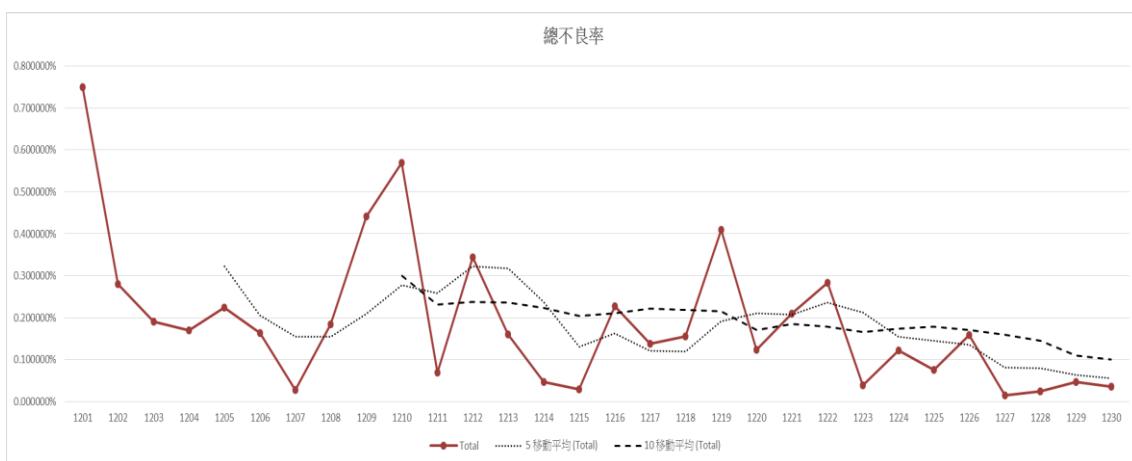


圖 4-3 不良品比率之折線圖

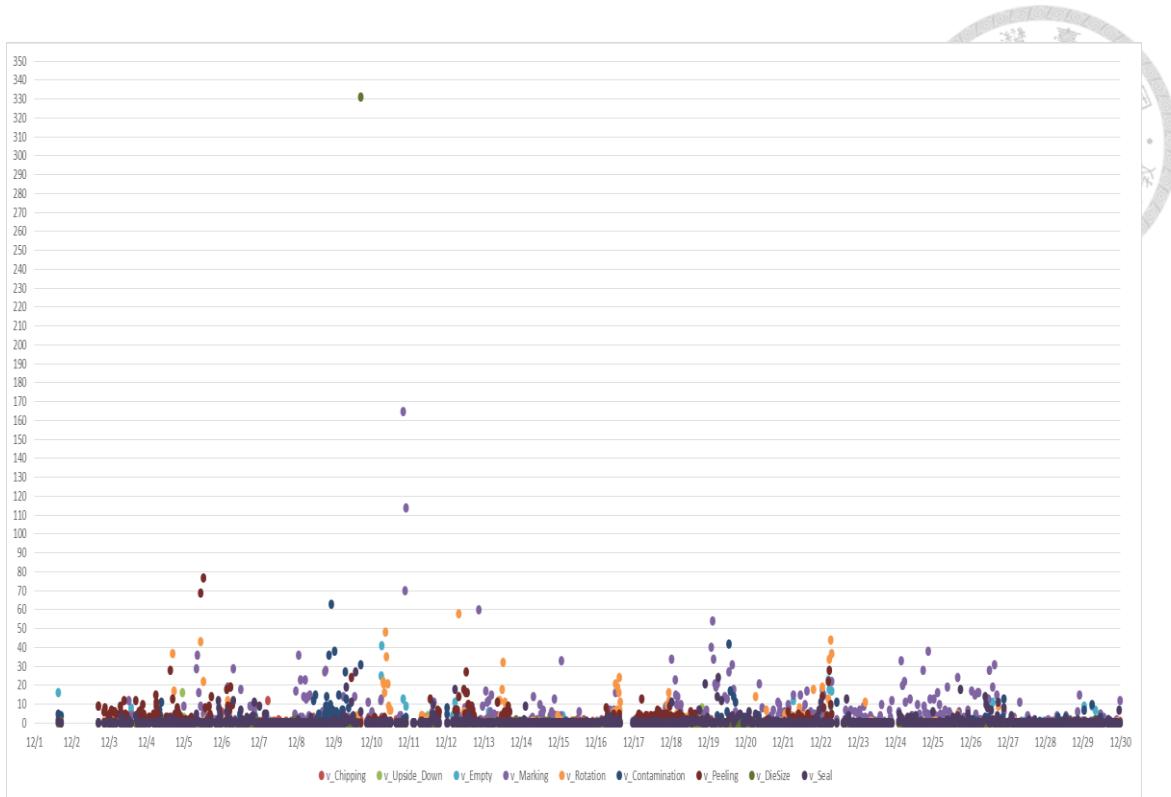


圖 4-4 不良品數量之散佈圖(依九種因素分類)

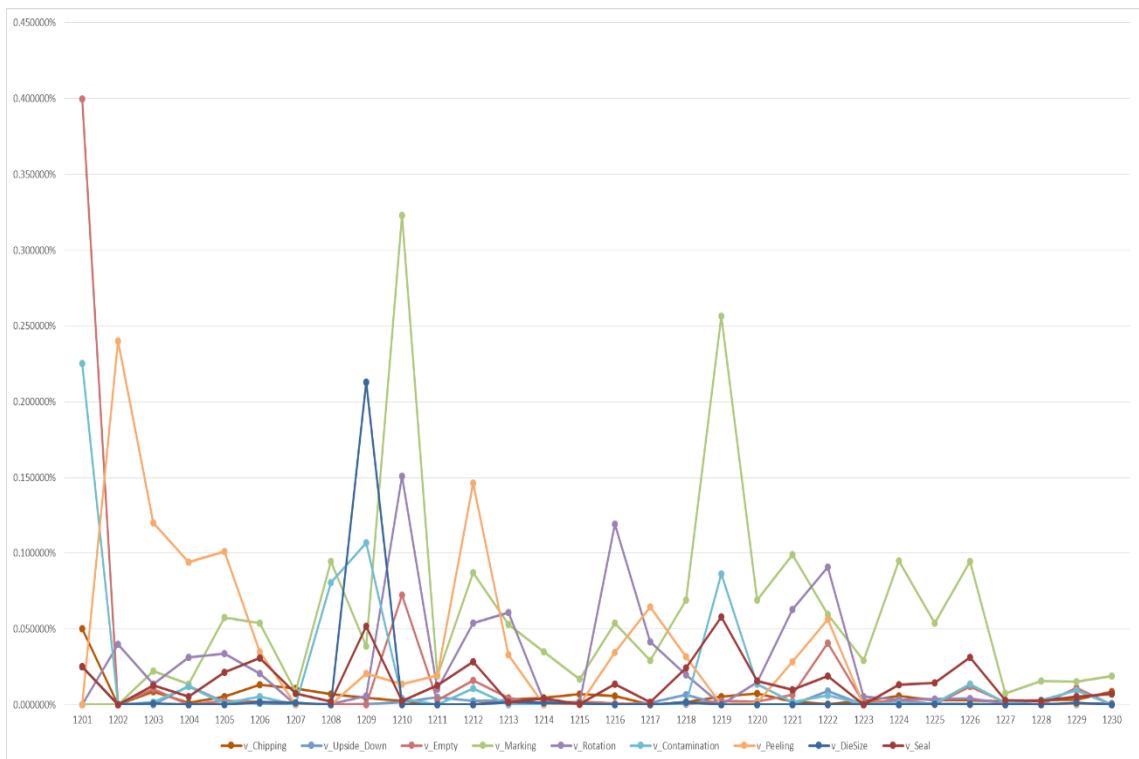


圖 4-5 不良品比率之折線圖(依九種因素分類)

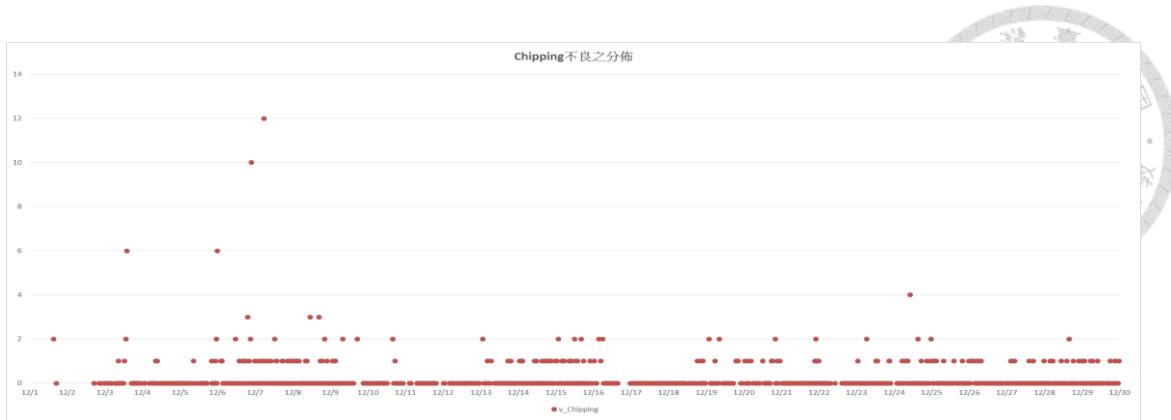


圖 4-6 Chipping 不良品數量之散佈圖



圖 4-7 Chipping 不良品比率之折線圖

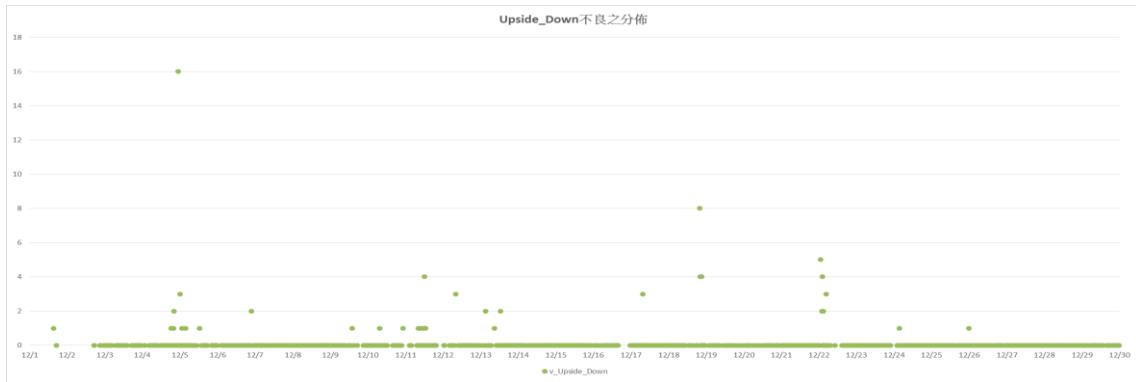


圖 4-8 Upside-Down 不良品數量之散佈圖

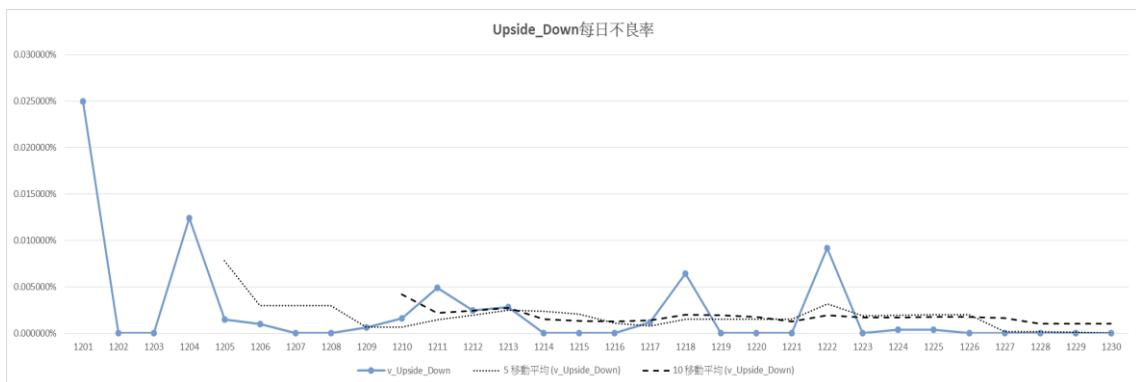


圖 4-9 Upside-Down 不良品比率之折線圖

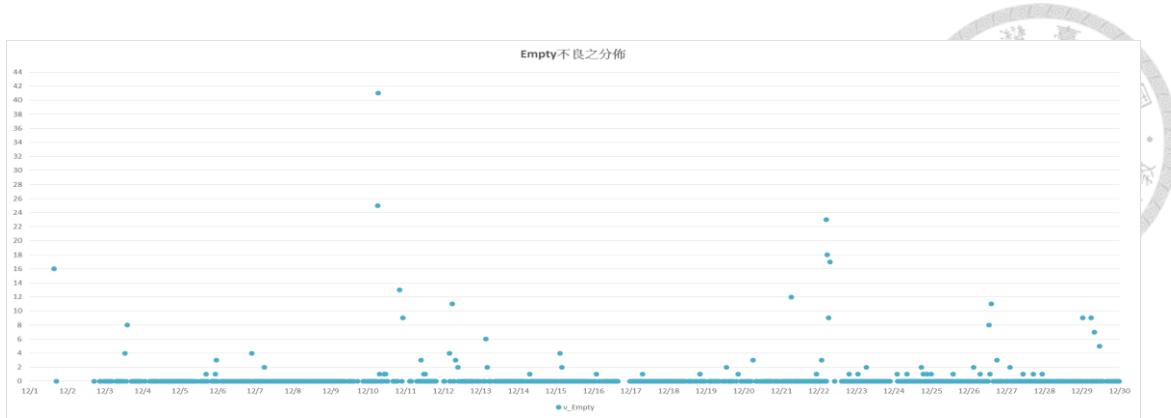


圖 4-10 Empty 不良品數量之散佈圖

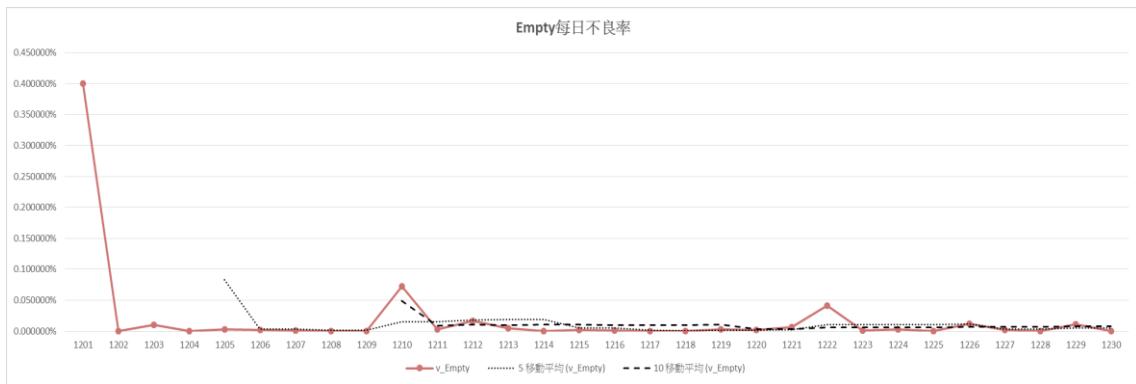


圖 4-11 Empty 不良品比率之折線圖

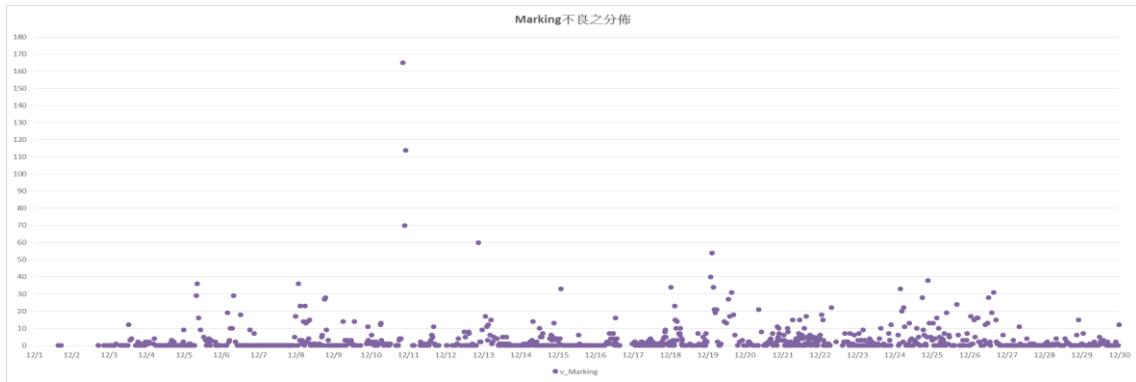


圖 4-12 Marking 不良品數量之散佈圖

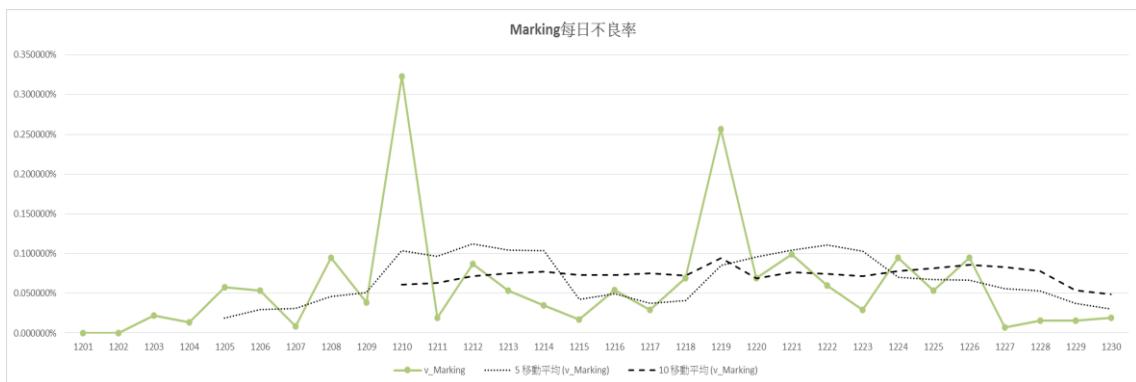


圖 4-13 Marking 不良品比率之折線圖

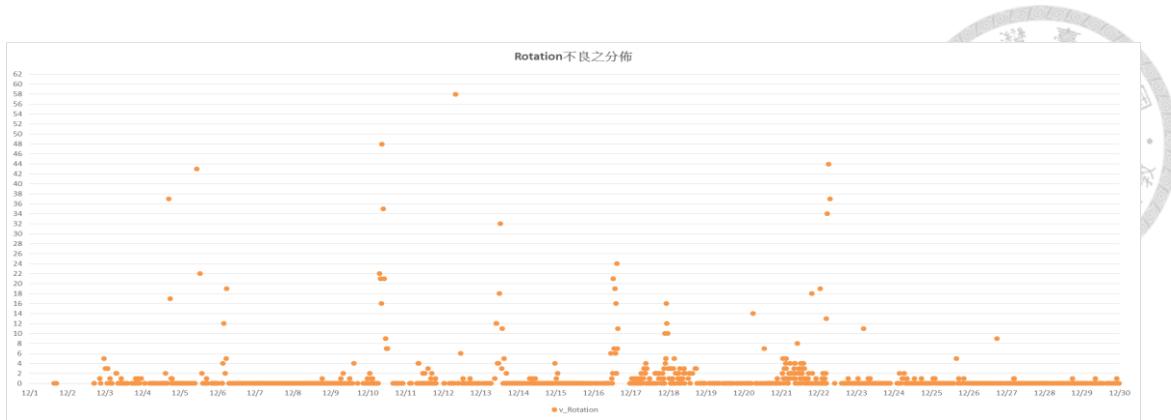


圖 4-14 Rotation 不良品數量之散佈圖



圖 4-15 Rotation 不良品比率之折線圖

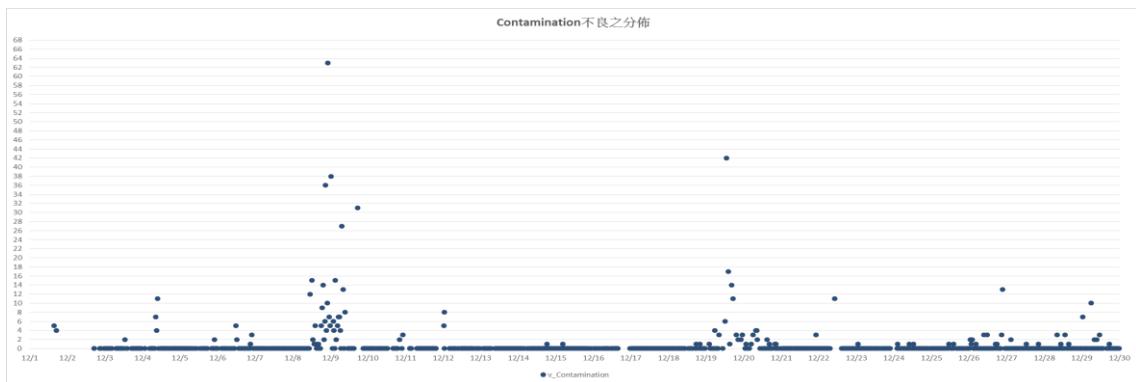


圖 4-16 Contamination 不良品數量之散佈圖

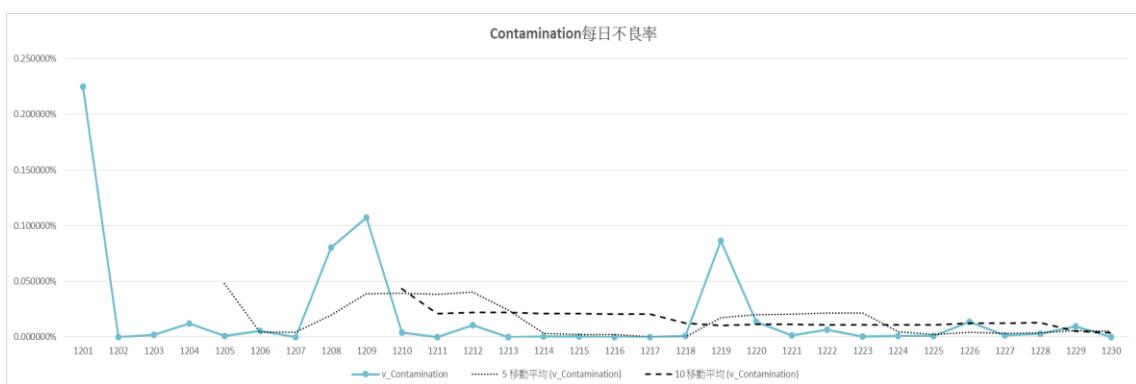


圖 4-17 Contamination 不良品比率之折線圖

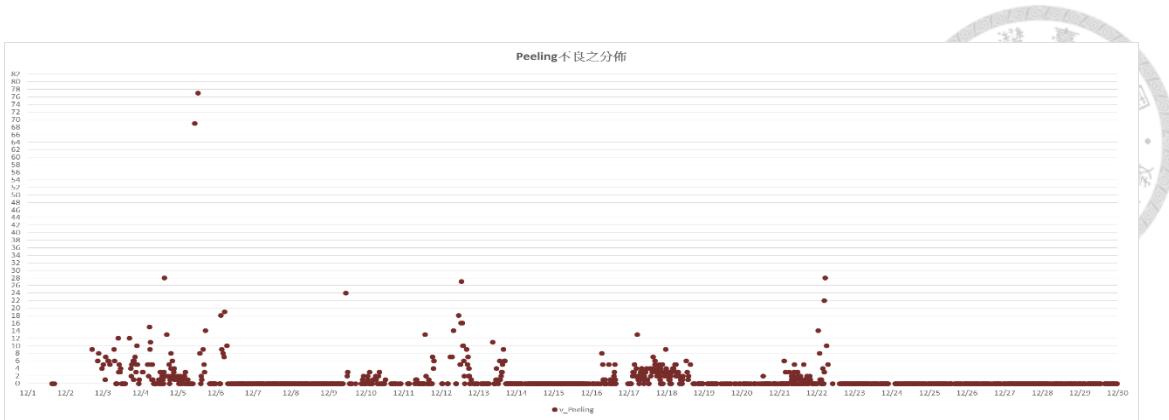


圖 4-18 Peeling 不良品數量之散佈圖

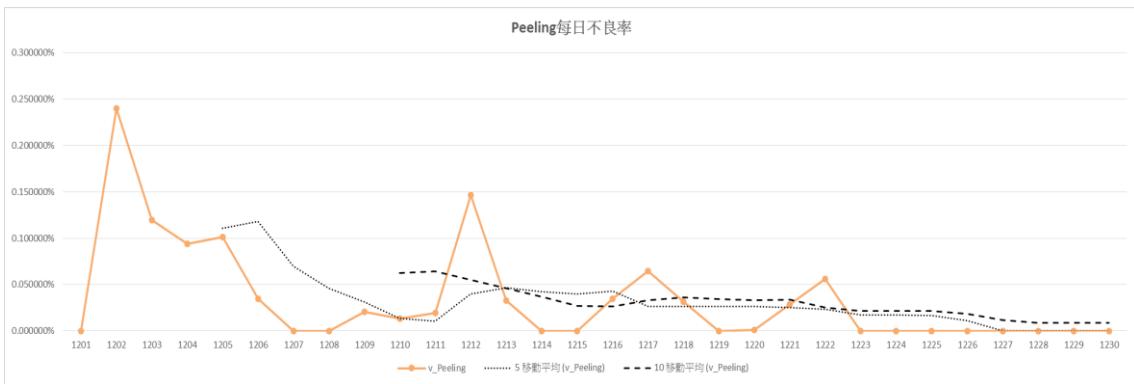


圖 4-19 Peeling 不良品比率之折線圖

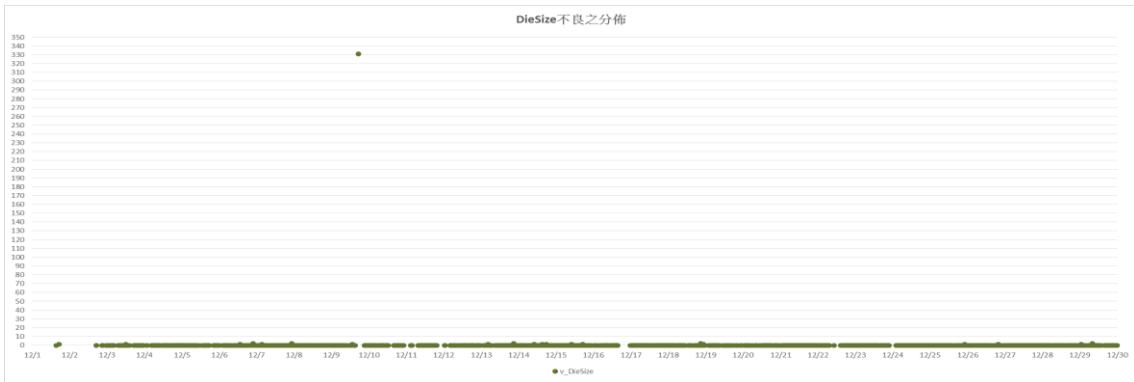


圖 4-20 DieSize 不良品數量之散佈圖

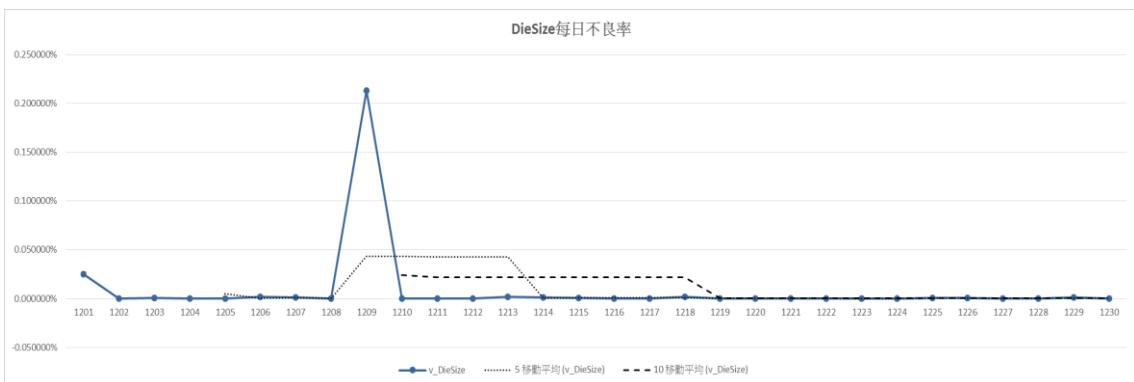


圖 4-21 DieSize 不良品比率之折線圖

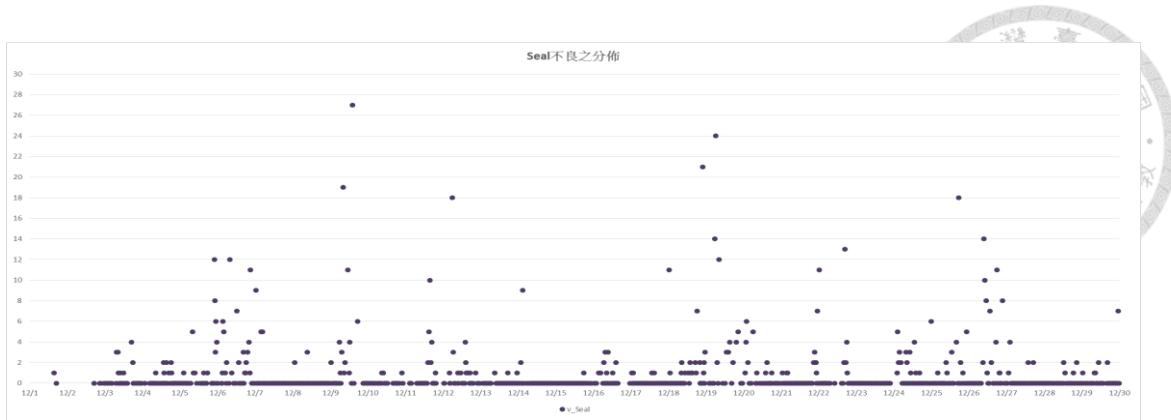


圖 4-22 Seal 不良品數量之散佈圖

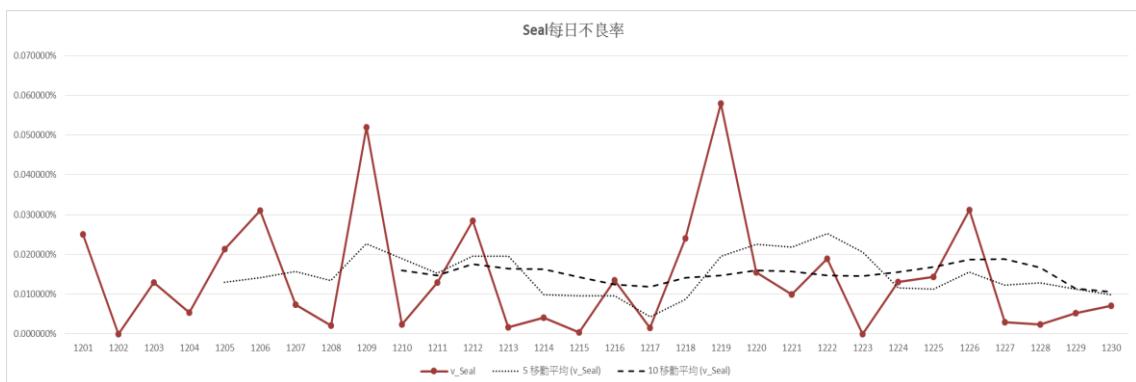


圖 4-23 Seal 不良品比率之折線圖



第六節、結果分析

根據資料建模的結果，可以初步地回答 4-2 節中所提出的四個問題。此外，也將這九種因素之個別的分析結果與建議說明於表 4-6。

- 不良品的產生本身是否有一定的 pattern?
 - 從圖 4-3 之不良品比例來看，以 12/1 的不良率為最高，推測應該是與第一天投產尚在熟悉生產模式有關。從圖 4-1 來看的生產數量來看，12/1 當天的生產總量也是最低的，前面七天總產量逐日提高，到 12/7 達到了波段的高峰。
 - 就整體不良率而言，呈現逐漸下滑的趨勢，可由圖 4-24 之對數趨勢線所示，整體的不良比率逐漸趨進於零。



圖 4-24 總不良品比率之對數趨勢預測

- 除了 12/1 的最高峰外，12/10 與 12/19 分別是兩個波段的高峰。如此之間時間間隔剛好都是十天，這之間是否與某些設備或耗材的損耗有所關聯，必須進一步追究。
- 產生不良品之因素間是否存在某些 pattern? 哪些因素發生的可能性高？哪些因素較低?
 - 從表 4-3 的不良率因素統計中，可以發現 Marking 比例最高(39.05%)，其次為 Peeling (16.86%)與 Rotation (14.98%)，這三者加總起來就超過總



不良品之七成。第二群集之因素為 Seal(8.75%)與 Contamination (7.91%)。最後，Die-Size (4.34%)、Empty (4.06%)、Chipping (3.01%)，及最低之 Upside-Down (1.05%)這四種因素之不良比率皆未超過 5%。

- 進一步比較不同因素之間的差異後發現有些不良品之因素是有存在有特定 pattern 的。例如，
 - ◆ 第一天 12/1 特別高(圖 4-7 Chipping；圖 4-9 Upside-Down；圖 4-11 Empty；圖 4-17 Contamination)；
 - ◆ 偶發事件(圖 4-11 Empty，12/10、12/22 這兩天特別高；圖 4-17 Contamination，12/8、12/9、12/19 這三天特別高；圖 4-21 Die-Size，集中於 12/9)；
 - ◆ 有起伏週期性的(圖 4-7 Chipping；圖 4-19 Peeling)。
 - ◆ 同時也發現有些因素似乎沒有起起伏伏，似乎沒有一定的 pattern，如：圖 4-13 Marking；圖 4-15 Rotation；圖 4-23 Seal。
- 這些因素與時間是否有所關聯性？
 - 儘管整體不良率看起來似乎有週期性且第一天特別高。但是若進一步分析其背後的九種因素，可以發現其實並不盡然。並非所有的因素都第一天特別高(圖 4-13 Marking、圖 4-15 Rotation、圖 4-19 Peeling 第一天幾乎沒有異常)，而且只有部份的因素確實與時間有所關聯(如：圖 4-7 Chipping；圖 4-19 Peeling)。
 - 從趨勢預測的角度來看，Chipping(圖 4-25)、Upside_Down(圖 4-26)、Empty(圖 4-27)、Contamination(圖 4-28)、Peeling(圖 4-29)這五種因素之不良率皆呈現以對數遞減之趨勢，並且皆具有一定之 R^2 。相較於其他四種因素而言，其對數趨勢線之 R^2 都相當低(Seal:0.0041; DieSize:0.0168; Rotation: 0.0009; Marking: 0.0311)，這四種因素顯然與時間之學習曲線沒有明顯的關聯性。

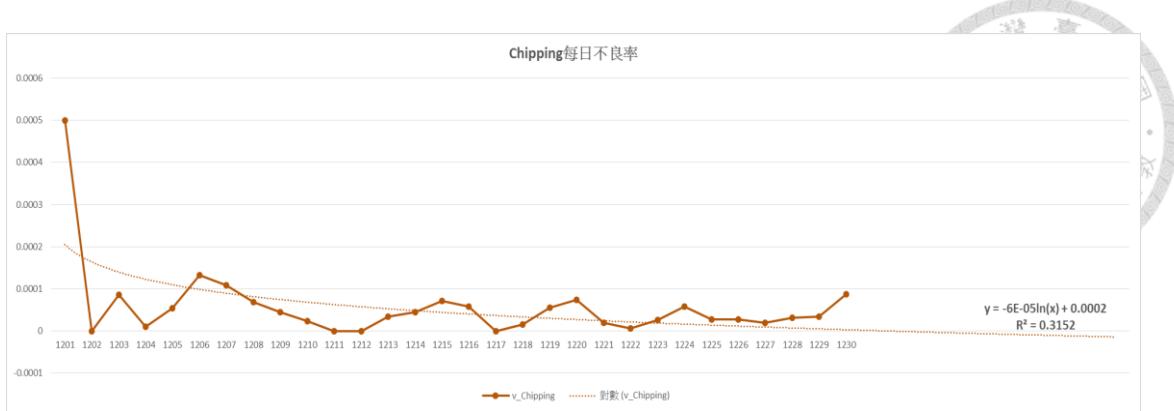


圖 4-25 Chipping 不良品比率之對數趨勢預測

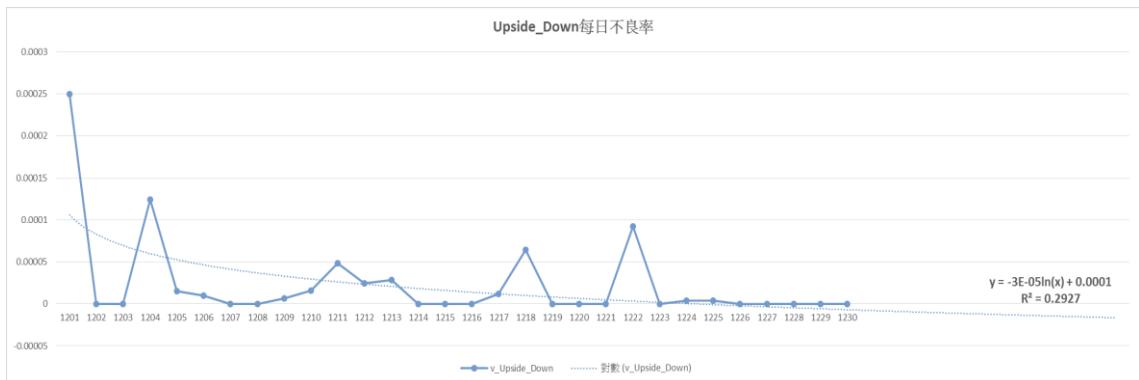


圖 4-26 Upside_Down 不良品比率之對數趨勢預測



圖 4-27 Empty 不良品比率之對數趨勢預測

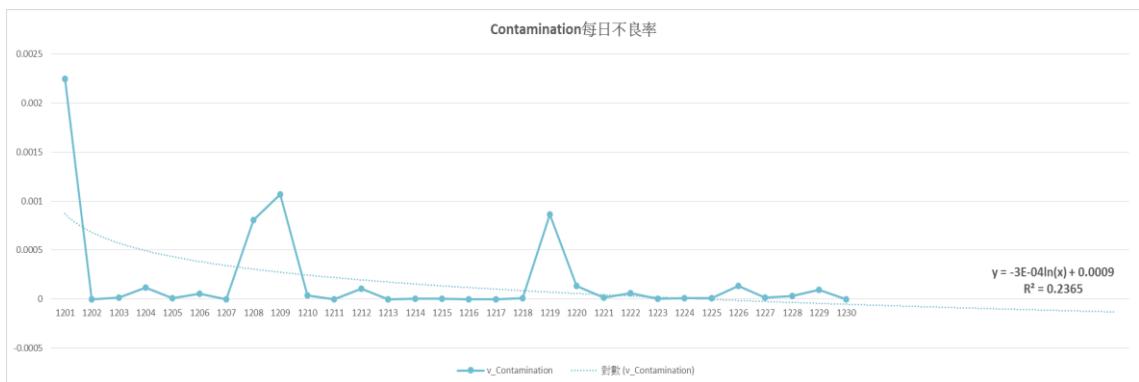


圖 4-28 Contamination 不良品比率之對數趨勢預測

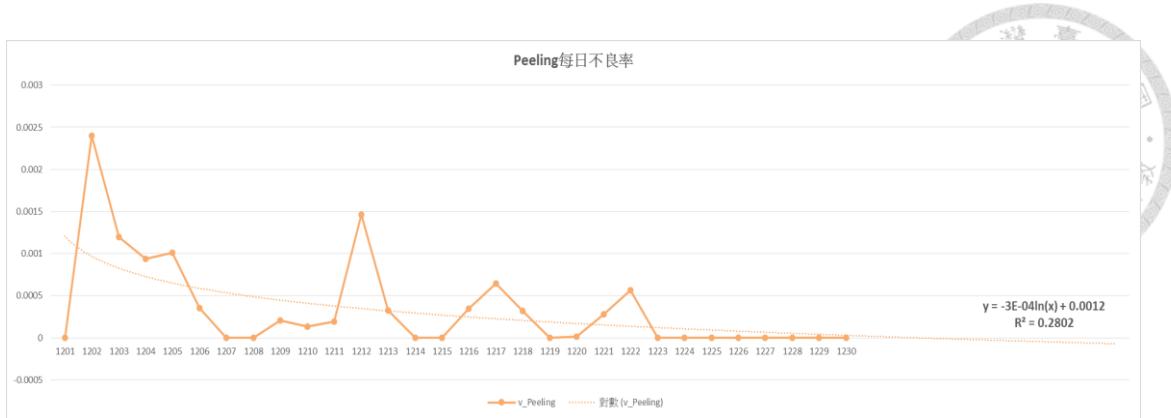


圖 4-29 Peeling 不良品比率之對數趨勢預測

- 這些因素之間彼此是否與關聯性?
 - 首先依據九種因素各 30 天的不良率計算其彼此之間的相關係數。從表 4-5 中可以發現 Empty 與 Chipping 的相關性最高(0.89)，其次為 Empty 與 Upside-Down (0.83)，此外 Contamination 與 Empty(0.79)及 Contamination 與 Chipping (0.78)的相關性也都相當高。
 - 由上可以發現比較具相關性的因素為 Empty、Chipping、Upside-Down、Contamination 這四者，但也進一步發現這四個因素的不良比例其實都不高，屬於低的一群。
 - 另一方面，若進一步觀察不良比例最高的 Marking、Peeling、Rotation 三者之相關性(底線的部份)，Marking 與 Peeling (-0.16)、Marking 與 Rotation (0.47)、Peeling 與 Rotation(0.28)，他們之間的關聯性似乎都不高。

表 4-5 九種因素不良率之相關係數

	Chipping	Upside Down	Empty	Marking	Rotation	Contamination	Peeling	Die-Size	Seal
Chipping	1.00								
Upside_Down	0.68	1.00							
Empty	0.89	0.83	1.00						
Marking	-0.16	-0.17	-0.03	1.00					
Rotation	-0.23	0.04	0.01	<u>0.47</u>	1.00				
Contamination	0.78	0.64	0.79	0.05	-0.23	1.00			
Peeling	-0.22	0.04	-0.11	<u>-0.16</u>	<u>0.28</u>	-0.19	1.00		
DieSize	0.08	0.03	0.06	-0.08	-0.12	0.44	-0.06	1.00	
Seal	0.18	0.13	0.13	0.32	-0.13	0.47	-0.05	0.50	1.00

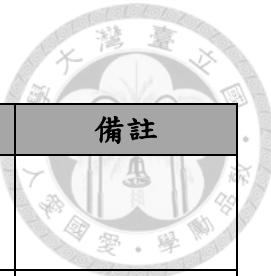


表 4-4 結果說明

不良品因素	Pattern	可能的原因	改進的建議	備註
整體不良率	整體不良率有下降的趨勢	生產過程越來越順利，依循學習曲線		
Chipping	12/6 偏高其餘正常	12/6 及 12/19 更換測試不同產品	12/5 高達 16 件追蹤異常機台	
UpsideDown				不良率最低
Empty	12/6,12/10,12/19 都偏高	P&P 機台參數偏移	已知會相關人員調整	12/10 最可疑
Marking	常見 10 件以上	檢測項目較多	仍在容許範圍	不良率最高
Rotation	12/5,12/6,12/10,12/16,12/22 PEAK	12/6,12/10,12/22 產量提高所致		不良率第三高
Contamination	12/5,12/19 偏高	更換測試不同產品		只有一天特別高
Peeling	12/5,12/6,12/10,12/16,12/22 PEAK	12/6,12/10,12/22 產量提高所致		不良率次高
DieSize	將異常批次扣除後，此因素幾乎不存在	P&P 機台參數偏移	進一步確認	其中一批檢驗該項目異常(特別高)，需查明原因
Seal	平均分佈高	配合封膠機台調整		調高參數

第五章 視覺檢測資料在半導體產業之創新應用模式



第一節、創新模式之步驟說明

依據第四章之視覺檢測資料的初步分析結果與架構確實為半導體生產線之不良率的管理提供有價值的資訊。因此，本研究認為能夠延續該構想進一步設計出一套可以獲利機制，進而形成如同 2-4 節所討論之 Parmer (2014) 所探討之巨量資料創新應用的商業模式。

從獲利機制的設計與推動的進程來看，可以由圖 5-1 所示意。在第一個階段，希望能夠直接對所服務之半導體業者提供這些根據巨量資料所分析出來的即時資訊，讓其在機台設備的維護上能夠有所精進，可以精準預測與掌握設備的狀態，以提高產品良率。第二階段希望進一步由既有的服務對象拓展到平行的設備服務商，將這些過去不被注意到資料轉化為有價值的知識，並銷售給這些設備商。最後階段則評估是否能將這整個系統形成一個比較大的跨界平台。這三種模式之差異可參見表 5-1，並分別分析與評估於 5-2 至 5-4 節。

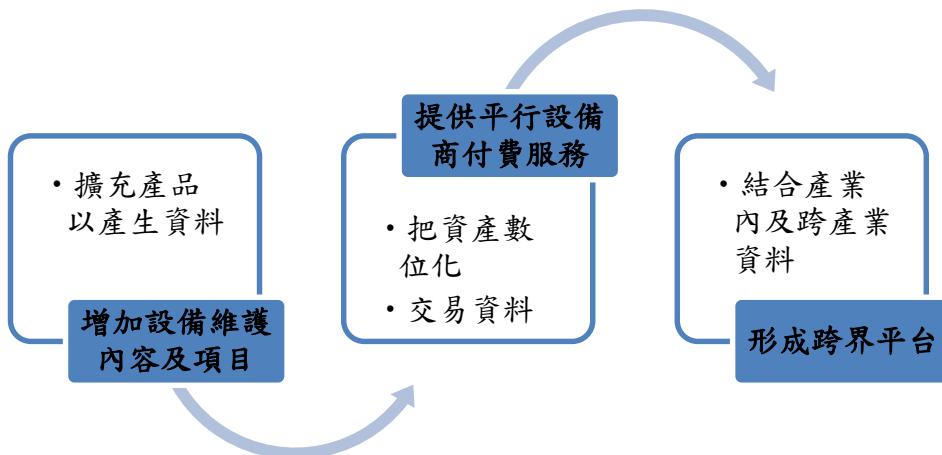


圖 5-1 創新步驟示意圖

表 5-1 生產線上視覺檢測之巨量資料創新應用模式

模式 說明	創新商業模式		
	增加設備維護內容及項目	提供平行設備商付費服務	形成跨界平台
運用 大數據 pattern	<ul style="list-style-type: none"> ● 預測不良發生 ● 精確指出不良根源 ● 及時維護 	<ul style="list-style-type: none"> ● 預測平行設備不良發生模式 ● 精確指出平行設備不良根源 ● 提供可容許修復時間 	<ul style="list-style-type: none"> ● 預測全線設備不良發生模式 ● 精確指出全線設備不良根源 ● 縮短修復時間
提供客戶 價值主張	<ul style="list-style-type: none"> ● 降低設備維修次數 ● 迅速排除節省會診時間 ● 避免停線風險 ● 精減維修費用 	<ul style="list-style-type: none"> ● 異常適時提醒 ● 降低平時監控成本 ● 避免停線費用轉嫁 ● 精準維修排程 	<ul style="list-style-type: none"> ● 全線異常適時提醒 ● 降低監控維修成本 ● 提高全線設備利用率
挑戰	<ul style="list-style-type: none"> ● 改變客戶儲存處理資料習慣 	<ul style="list-style-type: none"> ● 需突破平行設備商彼此防備心理 	<ul style="list-style-type: none"> ● 如何與 MES (Manufacturing Execution System) 製造執行系統銜接
可行性 評估	<ul style="list-style-type: none"> ● 應用機台原本產生資料未增加新成本 	<ul style="list-style-type: none"> ● 一旦客戶肯定效益大幅提升參與意願 	<ul style="list-style-type: none"> ● 平台產生綜效擴大聯盟成果卻不增加額外費用
運用 Parmer 模式	<ul style="list-style-type: none"> ● 擴充產品以產生資料 	<ul style="list-style-type: none"> ● 把資產數位化 ● 交易資料 	<ul style="list-style-type: none"> ● 結合產業內及跨產業資料



第二節、增加視覺檢測設備維護內容及項目

以目前每台 CSP 檢測機台而言，每小時可以檢驗 50k 顆 IC，每日 10~16 小時就可產生 500K~800K 顆 IC 檢測資料每顆 IC 有 10 項檢測項目就產生 5M~8M 筆資料，這樣的機台分佈在各大封測廠在線服役還有 200 台以上，即同格式數據每天就有近 1G~1.6G 筆之多，而這記錄不良率資料的根本用途只在掌控或改善產線效率及製造成本，嚴重忽略其中隱含多少來自周邊設備多種情境的大量訊息，只要透過適當分析過濾重複尋求其行為模式（pattern）即可經由建立的行為模式衍生以下運用：

一、運用大數據建立行為模式(pattern)

1. 預測不良現象可能發生機台：

主要九個製程裡其生產良率的高低都有其獨特的高低曲線甚至其不良現象圖片都可由合乎 SECS (SEMI 設備通信標準) / GEM (通用設備模型) 格式的存檔照片中取得加以詳細分析在涵蓋更廣的廠區及地域。

但是大部分半導體製程過程中是無法立即判定半成品結果是否合乎規格，唯有透過視覺測試才能知道結果，也就是說視覺檢測機台紀錄的就是前幾站的設備生產行為模式任何參數調整都將多少影響最後產出而每站設備生產行為模式連結起來就是這條生產線系統行為模式。

由前述 CSP (Chip Scale Package) 機台 yield report 中主要九種製程<晶圓切割 (die saw)、黏晶 (die mount/die bond)、鋸線 (wire bond)、封膠 (mold)、剪切／成形 (trim/form)、印字 (mark)、電鍍 (plating) 及檢驗 (inspection) > 不良品現象紀錄都可以找到是相對應是那一站製程設備造成。

一旦收集時間夠長設備生產行為模式將產生變化透露更多在不同季節不同產品線不同現場人員情境下換線習慣調參數或個人偏好各站設備良率的起伏或設備更新所造生變化及花在學習曲線上的時間。

隨著資料累積時間愈長愈能夠經由交叉比對出某種關連或特定而不斷高度重複著行為，根據這樣找出的行為模式(pattern)將可以產生高度可靠預測性，預估在那一個廠區第幾產線某一站那一個機台在生產何種產品時多久會有某種不良現象產生。



2. 精確指出不良根源：

隨著資料不斷累積，DATA 母體顯示各機台 pattern 行為模式形象將愈來愈收斂，重複出現某一種慣性曲線也愈加清晰可辨，或者出現第二 PATTERN 行為模式。甚至所有產品都 RUN 過後又可多一項原物料變動參數，再和前面九項製程設備交叉運算後，一旦原物料配方改變出廠區不同都將出現在不同產線的每一設備「行為模式」上。

由於一般產線對於發現不良現象往往不容易馬上找到根本原因 (root cause)，需要花很多時間翻閱以往記錄，或者根據以往經驗判斷。如果沒有前例可援只好先做某種假設性推論，進行小量模擬，或試著微量調整參數再觀察變化，判斷可能原因。萬一問題是由不同設備，在不同環境下合成的則更需要時間抽絲撥繭一層層排除，往往曠日費時甚至造成停線危機。而經由大數據產生設備「行為模式」卻可以協助快速找到方向，進一步精準指出問題根源在何處，設備直接進行排除大量節省時間及人員成本，在生產旺季時可以保持準時交貨及增加客戶滿意度。

3. 及時維護：

除了有助精準掌握機台生產良率行為模式變化外，還有另一個重要價值在於改善維修與管控方便。傳統一般設備維護方式大都採取定期維護模式，主要原因在於無法個別可靠資料可提供評估，加上常常某一站停機維修整線勢必一起停機，只好採取不停則已一停整線一起停機維修。因此產生兩種非常不經濟的現象：要不停線浪費沒問題設備產能，或者怕浪費沒問題設備產能只好容忍有問題機台繼續運作造成不良率偏高成本上升過猶不及非常不科學。經由 big data 產生出來的設備生產行為模式則是可精準預測在平常就嚴密監視其個別機台良率偏移跡象，隨時調整避免機台狀態異常既可延長維修時效非不得已又可以視情況維修



而無須全線停線進行維修。

經由大數據建立設備生產行為模式後可用較少人力來掌控產線上機台運作，只需集中人力在預測異常可能發生前進行檢修即可。而且整體維修計劃也比較有機會依據設備及人力狀況進行調派，對人員工作排除問題相對寬裕既，可維持工作士氣又有效率對工廠在整題戰力將逐漸顯現。

二、提供客戶價值主張

綜合以上三個特點可估算價值與收費服務：

- 以月生產總量 5,750,500 顆晶片中不良品有 8,215 顆主要發生在 Marking、Rotation、Seal、Peeling 四站加總為 6,542 顆不良品以大數據建立生產行為模式可由預測加以排除其中十天不良峯值可降低 3,917 顆不良品發生，每顆晶片現值\$0.3USD 計可產生 $\$0.3 \times 3,917 = \$1,175$ USD 而複製此模式機台有 220 台即可為顧客每月節省\$258,522USD 台幣近 827 萬一年可達 9,924 萬接近一億台幣。
- 以半導體廠軟體更新效率需達三倍以上計價可收取費用則是 3,300 萬台幣。

此外，對顧客相對還可以產生以下四個價值主張：

- 大幅降低設備維修次數提高產線稼動率
- 迅速排除設備不良現象節省相關部門會診時間
- 即時維修最佳化機台的狀況避免停線風險
- 精減維修時間更機動靈活調動機台大幅縮減力行性維護費用

三、機會與挑戰

機會：運用視覺檢測機台原有設備產生資料未增加新成本

現有各半導體廠為了達到生產的自動化控制中心(Host)與設備(EQP)之間以及



設備與設備之間都依據 SECS 通訊協定來記錄機台測量數據，以便上傳及溝通在格式一致下其實很容易整合運用。只是原始用途是為監控機台運作狀態用缺乏大數據資料創新應用前，這些數據資料往往累積到生產產品出貨後就失去價值而更新，所以在整個創新應用過程裡將不會產生其他費用或成本。

挑戰：需要設法改變客戶儲存處理資料習慣

正如前文所述這些數據資料原始用途是為監控機台運作狀態用累積太多反而是件負擔，加上有些機台良率紀錄關係產線效能及製造成本有洩漏商業機密疑慮，廠方非必要不願提供，還需在資料如何保存上取得信任，或是雙方同意技術上用編碼本來保護避免有心人士利用才能符合運用本意。



第三節、提供平行設備商付費服務

一、價值主張說明

半導體封測廠產線的整體良率是由主要九種製程<晶圓切割 (die saw)、黏晶 (die mount/die bond)、鋅線 (wire bond)、封膠 (mold)、剪切／成形 (trim/form)、印字 (mark)、電鍍 (plating) 及檢驗 (inspection)>中每一站製程產出良率相乘所得相對由 big data 產生建立每一站設備 pattern 隨著 data 累積到一定量後，除了提供客戶服務項目及內容外對於平行設備商同樣也產生對應價值：

- 預測平行設備不良發生模式
- 精確指出平行設備不良根源
- 提供可容許修復時間

視覺檢測 CSP 機台 yield report 中紀錄的檢測項目可以由於現場操作人員依照實際情況增加五種選項。如果依發生比率及不良程度必須重工複檢或剔除不容許流入市場的九項主要不良現象依嚴重程度排序分別是：

1. Chipping 崩裂;破損
2. Peeling 魁皮;貼膠不全
3. Upside Down 正反
4. Rotation 錯向
5. Marking 蓋印內容檢測
6. Contamination 蓋印區污染
7. Seal 封膠不足
8. Die Size 大小尺寸不對或錯料



9. Empty 空料

一旦建立 pattern 及驗證成功後，初步向客戶先提供加值服務內容經客戶驗證後，既可提高客戶滿意度客戶端，也可能願意付費來取得不同機台新預測服務。同時提高對方配合進行新資料庫收集意願，如果效果顯著更可能轉而要求協助其他平行設備商進行產線健診，而製造新服務對象及盈利模式。此階段可更廣泛取得產線上下游設備資料，將有助整個資料庫越完整產生模型，愈接近實體行為而預測價值隨之提高進入正向循環。

整體而言，對於平行設備商在使用大數據建模信息付費服務主要來自其維修所需零件可以因精準掌握而降低成本。

- 以不良品主要發生在 Marking、Rotation、Seal、Peeling 四站。高速設備每台要價都在百萬美元上下，每年零組件維修費用在 5% 至 10% 間，就是 5 萬到 10 萬美元，其中維持 5% 水平往往是顧客較能接受的，而突增的維修費用大多必需廠商自行吸收。
- 以使用大數據建模協助平行設備商進行健診後可完全排除例行外費用。以初期至少每台每年節省 1 萬美元 220 台就是 220 萬美元之鉅；針對此項服務收費也可達到每站 70 萬美元，而同前例取不良現象較頻繁的四站先例行外費用以初期開始即隱含 280 萬美元收費服務商機。

此外，對於平行設備商在使用大數據建模信息服務的價值主張可歸納為四項：

- 預測異常提早防範遇有偏差跡象時即時提醒
- 預測準確大幅降低例行性監控人力及次數又可節省費用成本
- 機台出錯率低避免高額停線費用陪償
- 縮短維修時間降低影響既定生產計畫風險

二、機會與挑戰



機會一：既是創新服務往往需要時間驗證。策略上應先在對客戶例行維護上加值但不加價取得客戶肯定，提出要求協助處理其他合約外服務時可適當收費，一旦影響部分平行設備商也期望找到替代方案，規避長期因造成停線損失賠償困擾時，需要預測性創新服務意願將大幅提高。

機會二：即使平行設備商有增加費用顧慮而暫時不參與情況也可能因客戶無法接受部分設備不良率偏高而施壓平行設備商共同努力以改善整體產線綜效。

挑戰：針對第二種情況可以採取差別訂價及提供漸進式選項給予時間肯定服務價值一步步提高信任突破平行設備商防備心理。



第四節、形成跨界平台

一、價值主張說明

在不增加太多成本下，順利取得前面兩階段加值服務的創新營運模式進展後，下一階段可以發揮資源最大化的方案就是形成特定半導體後段製程封測產線平台，成為架構在標準化電腦整合製造(Computer Integrated Manufacturing；CIM)解決方案下跨界設備整合平台而提升 CSP 機台價值從檢測角色同時進化成驗證assurance 設備角色貫徹執行主力 IC 設計客戶出廠前 100% FVI(Final Visual Inspection)檢測要求以確保品質。

在達到這階段前必須優先檢視可收集累積資料庫數量是否已經到達符合以下三點要求可建立整體產線設備行為模型：

- 可預測全線所有設備產生不良行為曲線特別是許多互相交叉影響的參數。
- 即使主要容易產生異常設備往往集中在幾項機台但精確指出全線設備不良根源仍十分重要。
- 設備行為模型掌握功能除了預測外如何縮短修復時間對產能利用率有相對重要性。

如此整體產線跨界整合平台在客戶價值主張上則可以達到主要三點提升：

- 後段製程封測產線時全線隨時可以無縫健診一旦異常即時提醒。
- 整體產線整合平台高度發揮預測降功能明顯將低監控及例行性維修成本。
- 整體產線整合平台透過預測機能全面掌控優化全線設備利用率。

二、機會與挑戰：



機會一：本資料創新服務最大優勢來自應用原始記錄數據，並未增加任何設備硬體費用。整體產線設備機台完整結合後平台產生綜效形成利益共同體，成果不但大幅降低無預警性故障損失，及整線設備一起順利運轉，帶來成本加速攤提價值都遠大於增加小額費用。

機會二：整體產線設備商完整結合後，平台產生綜效形成利益共同體分享成果外，相對於平台外設備商也將產生服務價值差異化優勢更堅定其參與意願，反倒是聯盟外設備商可能逐漸被邊緣化。

挑戰：如何與現行 MES (Manufacturing Execution System) 製造執行系統銜接。主因在目前由 SEMI 制定的 SECS (SEMI 設備通信標準) / GEM (通用設備模型) 通訊協定只負責定義設備間與控制中心的溝通原始目標是協助半導體廠的自動化設備可以集中或遠端控制使產能利用最佳化，缺乏設備與設備間水平訊息連繫通信標準，需要集思廣義進一步解決。

第六章 討論與結論



第一節、資料創新應用對生產線之衝擊

本研究從以上特定半導體後段製程封測產線 CSP (Chip Scale Package) 視覺檢測 (inspection) 機台所收集不良品紀錄為例探討其潛在價值及可能構成創新營運模式之可行性。其主要目標之一就是希望透過此研究向一直以生產技術為傲的半導體產業傳遞幾個信息：

1. 如何在低成本下運用大數據產生資料創新應用在生產計畫方面，通過對整座工廠和各臺設備進行運行模擬，可以節約時間資源和能源成本等。這樣的模擬能夠在生產和服務方面提供最佳的解決方案。
2. 資料創新應用將決定製造業走向傳統成本導向(cost center)或利潤導向(profit center) 生產效率不單單是指員工的生產效率，速度也不是指在短時間內製造出大量產品。
3. 企業需要具備的是 Time-to-market 應對客戶多樣化需求的靈活性產品開發、生產、服務的現場要通過軟體和網路進行交流。生產流程的計畫將不再是提前幾個月或者幾年制定，而是按照最新的情況靈活調整。
4. 即時制定生產計畫 Production on Demand，也就是工廠與經營高階主管必須實現資訊互通。建立包含產品設計、生產、服務在內整條價值鏈的完善數位資訊系統。



第二節、未來理想製造業架構：工業 4.0

在 2011 年的漢諾威工業博覽會所提到未來理想製造業架構：工業 4.0 構想時就討論加入有關如何創新運用網絡帶來新的資料應用技術加入以電腦整合製造的生產系統（Cyber Physical Production Systems CPPS），以一個 5C 架構（Connection 連接，conversion 轉換，cyber 網絡，cognition 認知，和 configuration 配置）為基礎設備，可以被設計成具有自我連接和自檢測行為而自我連接的設備和感應器數據。一旦測量有不良問題跡象時，具有自我意識功能的設備會感知信息來預測其潛在的問題再經由網絡比對已儲存在 Time Machine 稱為「Twin」的備份資料進行 Reset 更新，這 Twin 備份必須紀錄這台設備過去所有經儀器量測的資料提供下一階段認知（cognition）驗證自我評價用。

自我評價的結果將放在「信息圖表 info graphic」裡顯示潛在的問題及內容。最後「配置 configuration」的階段時，機台或生產系統可以根據優先順序和風險級數重新配置達到彈性生產的功能。

從 industry 4.0 概念裡可以發現未來生產製造模式有以下特徵：

- 每個機器、機台、設備都是獨立的節點都有自己的網路地址
- 所有資料都有完整備份在雲端可供自我偵錯及決策
- 電腦整合製造（Computer-Integrated Manufacturing；CIM）系統的主機也移到雲端形成更開放平台
- 可運用全球產線資源彈性生產滿足國際客戶要求

雖然整體 industry 4.0 計劃施行放在 2025 年加上目前物聯網不同規格信息也尚未標準化但如何使電腦整合生產設備外學習更活用所有產線訊息即時傳遞分享成為企業文化才有機會融入全球化智能工廠行列！



第三節、研究限制

本次研究利用機台維修紀錄進行建模缺乏即時性使得預估價值大打折扣主要受以下因素影響：

- 基於商業機密工廠產線資料不願公開：此案應用數據資料原始用途是為監控機台運作狀態用，累積太多反而是件負擔，加上有些機台良率紀錄關係產線效能及製造成本有洩漏商業機密疑慮廠方非必要不願提供。
- 機台保留資料量有限常被更新限制大數據資料庫規模；目前由 SEMI 制定的 SECS（SEMI 設備通信標準）/ GEM（通用設備模型）通訊協定只負責定義設備間與控制中心的垂直性溝通，因其原始目標是協助半導體廠的自動化設備可以集中或遠端控制使產能利用最佳化，並未進一步思考設備與設備間平行水平溝通平台，造成單一機台無法保留太多紀錄資料。



第四節、結論

1. 雖然這次研究僅抽取特定機台的特定時段之檢測資料做為巨量資料分析之示意。分析出來的 pattern 可能未必適用於所有的情況。然而，本研究更重要的 是著重於針對生產線上，在過去往往忽略的資料，可以如何進一步應用，並使其產生商業價值的構想上。
2. 未來研究建議：大數據時代是未來的趨勢，生產線上有許多過去被忽略的資料，應該重新思考如何來創新應用特別是低成本情況下的運用才能吸引更多客戶接受。
3. 未來研究方向：過去大數據思考的多是針對企業內部的價值提升(如：提升決策)，未來大數據的商業模式將是更有潛力與商機的，這些將是針對製造業顧客如何提出新的價值主張擴大 MES 系統架構加上預測性生產設備狀態資訊和其他製造資訊系統結合形成更完整製造體系。
4. 邁向智能工廠：大數據與雲端運算的結合，這些生產線上所產生的資料，可以透過雲端即時傳回設備商，建構智慧型的生產線，不只能夠「監視」產品狀況，還可以「控制」產品狀況。大數據與物聯網的結合，如何讓生產線上不同設備之間能夠互相聯網，交換這些有價值的大資料資訊並借助 CPS 融合系統(Cyber-Physical System)提升人、機、物三者融合進入智能製造時代。



參考文獻

中文文獻:

1. 張國政. (2006). CMOS Sensor 自動光學檢測機台之設計與開發. 國立交通大學工業工程與管理系所碩士論文.
2. 張元碩. (2009). 晶粒表面缺陷自動視覺檢測系統之設計與開發. 國立交通大學工業工程與管理系所碩士論文.

英文文獻:

1. Barton, D., & Court, D. (2012). Making advanced analytics work for you (營運的三大能力). Harvard business review, 90(10), 78-83.
2. Brown, B., Chui, M., & Manyika, J. (2011). Are you ready for the era of ‘big data’. McKinsey Quarterly, 4, 24-35.
3. Brynjolfsson, E., & McAfee, A. (2014). The second machine age: work, progress, and prosperity in a time of brilliant technologies (第二次機器時代：智慧科技如何改變人類的工作、經濟與未來？). WW Norton & Company.
4. Chen, H., Chiang, R. H., & Storey, V. C. (2012). Business Intelligence and Analytics: From Big Data to Big Impact. MIS quarterly, 36(4), 1165-1188.
5. Chui, M., Bughin, J., Dobbs, R., Bisson, P., & Marrs, A. (2013). Disruptive technologies: Advances that will transform life, business, and the global economy (Vol. 180). San Francisco, CA: McKinsey Global Institute.
6. Davenport, T. H. (2013). Analytics 3.0 (巨量資料分析 3.0 版). Harvard Business Review, 91(12), 64-72.
7. Ferguson, R. B. (2013). How eBay uses data and analytics to get closer to its (massive) customer base. MIT Sloan Management Review, 55, 1-3.
8. Fitzgerald, M., Kruschwitz, N., Bonnet, D., & Welch, M. (2013). Embracing Digital Technology. A New Strategic Imperative. MIT Sloan Management Review, Research Report.
9. Goes, P. B. (2014). Editor's comments: big data and IS research. MIS Quarterly, 38(3), iii-viii.
10. Hayashi, A. M. (2014). Thriving in a Big Data World. MIT Sloan Management Review, 55(2), 35-39.
11. Hey, T. (2010). The next scientific revolution (撼動未來的科學革命 數位資料改變世

- 界). Harvard Business Review, 88(11), 56-63.
12. Johnson, M. W., Christensen, C. M., & Kagermann, H. (2008). Reinventing your business model (商業模式再創新). Harvard business review, 86(12), 57-68.
13. Manyika, J., Chui, M., Brown, B., Bughin, J., Dobbs, R., Roxburgh, C., & Byers, A. H. (2011). Big data: The next frontier for innovation, competition, and productivity. McKinsey Report.
14. Mayer-Schönberger, V., & Cukier, K. (2013). Big data: A revolution that will transform how we live, work, and think (大數據). Houghton Mifflin Harcourt.
15. McAfee, A., & Brynjolfsson, E. (2012). Big Data: The Management Revolution (管理的資訊革命). Harvard Business Review, 90(10), 61-67.
16. Parmar, R., Mackenzie, I., Cohn, D., & Gann, D. (2014). The New Patterns of Innovation (啟動新式創新). Harvard Business Review, 92, 86-95.

