

逢 甲 大 學
工 業 工 程 與 系 統 管 理 學 系
碩 士 論 文

晶圓批生產週期時間預測:結合主成份
分析、模糊分群與倒傳遞網路

Forecasting job cycle time in a wafer fabrication factory by incorporating principal components analysis, fuzzy c-means and back propagation network

指導教授:陳亭志

研 究 生:邱姘旋

中 華 民 國 一 百 零 一 年 七 月

致謝

韶光荏苒，轉瞬已是鳳凰花開時，碩士生涯即將邁入尾聲，兩年的學校課業與生活感到相當的充實，不管是專業知識或是交際應對進退都有相當大的成長，不枉當初選擇繼續升學的決定。

求學期間，非常感謝指導教授陳亭志老師的指導，碩士過程的修課予以高度彈性，以致於我能參與多樣的學習，從事其他領域的探討(包含學習英文、日文、財經相關課程以及赴美短期修習課程)，因此汲取專業知識以及多樣學習之下，深感這兩年受益良多，在此真的由衷的感謝陳教授。另外，感謝王逸琦老師，總是很熱心且關照學生，同時在修課上給予指導以及生活之外的關心。此外，感謝位於朝陽的吳欣潔老師口試時期的往返奔波，對於論文的細心校閱，使論文能有更進一步的改善與調整。

求學之餘，感謝家人爸爸、媽媽和弟弟，謝謝父母的支持，我才得以無後顧之憂地完成學業，你們的陪伴是強而有力的後盾，諄諄教誨我會謹記在心。

感謝求學過程的陪伴與照顧，工 407 學長阿賀與小潘潘，給我許多指導與關照；感謝學長理傑的關照與協助；感謝升華這兩年來的幫忙與照顧，感謝政豪的協助與關心；感謝 407 的夥伴，興爺、富鈞、老季；還有陪伴兩年的夥伴們：景誌、孟斌、惟翔、佳芬、小賴、榕真、小胖、衍璟、麒坤、政錡；感謝 407 的學弟妹，最可愛的貝兒、牙籤、照棠、阿搞。還有重要的朋友們：羊順、小美、張禎、佩莛、宗彥，謝謝你們的陪伴與關心。

最後，本文獻給陪伴與照顧我的大家，有你們才能如此順利完成此人生階段。

邱姘旋 謹誌於

逢甲大學 工業程與系統管理研究所

中華民國一百零一年七月

晶圓批生產週期時間預測:結合主成份分析、模糊分群與倒傳遞網路

學生：邱紹旋

指導教授：陳亭志

逢甲大學工業工程與系統管理學系

摘要

考量半導體廠的複雜性與不確定性，本研究提出結合主成分分析(principal components analysis, PCA)、模糊分群與倒傳遞類神經網絡(back-propagation neural network, BPN)之方法，以提升預測的準確度。

晶圓批數據先經過主成份分析的篩選，再予以模糊分群(fuzzy c-means)。已有許多文獻證實分群對於預測有良好的效果。接著將分群後的晶圓批數據分別投入倒傳遞類神經網路(BPN)做訓練與學習，並以測試組做為對照，以評估預測的準確度。

為了評估所提出的方法的有效性，本研究主要以均分根誤差(RMSE)作為評估的績效指標，輔以模擬半導體晶圓廠的數值做相互比較及驗證。實驗結果顯示結合主成份分析、模糊分群與倒傳遞類神經網絡之方法的績效優於一些現存的方法。相較於 BPN、PCA 以及 FCM-BPN 所提出的方法分別改善了 48.58%、48.17% 以及 21.21% 的預測準確度，證明所提出的研究方法具備良好的預測能力。

關鍵字:預測、主成份分析、模糊分群、倒傳遞類神經網路、生產週期時間

Forecasting job cycle time in a wafer fabrication factory by incorporating principal components analysis, fuzzy c-means and back propagation network

Student: Ming-Hsuan Chiu

Advisor: Dr. T. C. Chen

Department of Industrial Engineering and Systems Management

Feng Chia University

ABSTRACT

Forecasting the job cycle time in a wafer fabrication factory is an important task. To further enhance the accuracy of prediction. A hybrid back propagation network (BPN), fuzzy c-means (FCM) and principle component analysis (PCA) approach is proposed in this study.

First, PCA is used to find out the independent factors that are influential to the job cycle time. Jobs are classified into different clusters by using FCM approach, then the examples of each clusters is fed into a BPN to train until the goal is reached.

To validate the effectiveness of the proposed approach, the data from a simulated semiconductor fabrication factory was used. According to the experimental results, the PCA-FCM-BPN approach has a better prediction performance than BPN, PCA and FCM-BPN.

Keywords: forecast、principal components analysis、fuzzy c-means、back propagation network、cycle time

目錄

摘要.....	ii
ABSTRACT.....	iii
目錄.....	iv
圖目錄.....	vi
表目錄.....	vii
第一章、緒論.....	1
1.1 研究背景.....	1
1.2 研究動機.....	3
1.3 研究目的.....	3
1.4 研究方法.....	3
第二章、文獻探討.....	6
2.2 主成份分析.....	9
2.2.1 定義.....	9
2.2.1 應用.....	9
2.3 群集分析.....	10
2.3.1 K-means 分群法.....	11
2.3.2 Fuzzy c-means (FCM)分群法.....	11
2.4 類神經網路.....	12
2.4.1 類神經網路基本架構.....	12
2.4.2 類神經網路-數學模式.....	14
2.5 倒傳遞類神經網路分析法.....	15
2.5.1 網路架構及演算法.....	15
2.5.2 BPN 運算參數之選擇與設定.....	16
第三章、研究方法.....	19
3.2 主成份分析.....	20
3.2.1 概念.....	20
3.2.2 步驟.....	21
3.2.3 分析.....	22
3.3 資料正規化.....	23
3.4 分群法則.....	24
3.4.1 模糊聚類演算法.....	24
3.4.2 模糊聚類演算法步驟.....	25
3.5 倒傳遞網路.....	26
3.5.1 倒傳遞網路建構.....	27

3.6 評估預測績效.....	30
第四章 實驗結果分析.....	30
4.1 數據整理.....	32
4.1.1 輸入變數.....	33
4.2 主成份分析.....	33
4.2.1 PCA 處理.....	33
4.2.2 主成份輸出.....	34
4.3 模糊分群.....	36
4.3.1 數據前置處理.....	36
4.3.2 FCM 分群.....	38
4.4 倒傳遞類神經網路.....	39
4.4.1 參數的設定.....	40
4.4.2 倒傳遞網路訓練.....	42
4.5 績效評估.....	42
4.5.1 訓練組及測試組.....	43
4.5.2 各群集預測績效值.....	43
4.5.3 整體預測績效值.....	44
4.6 分析結果.....	45
第五章 結論與未來研究方向.....	47
5.1 結論.....	47
5.2 未來研究方向.....	47
參考文獻.....	49
附錄.....	54

圖目錄

圖 1-1、研究架構圖	5
圖 2- 1、Little's Law ($L=\lambda W$)示意圖[24]	15
圖 2- 2、非線性雙彎曲函數	16
圖 2- 3、雙曲正切函數	16
圖 2- 4、線性傳遞函數	16
圖 3- 1、PCA-FCM-BPN 流程架構圖	19
圖 3- 2、原始資料圖形示意圖	21
圖 3- 3、線性轉換示意圖	21
圖 3- 4、模糊分群演算法流程圖	26
圖 3- 5、單層前饋式神經網路	27
圖 4- 1、輸入變數之 Box plot	34
圖 4- 2、第一主成分與第二主成份	35
圖 4- 3、主成份 Pareto Chart	36
圖 4- 4、學習速率及訓練次數對應之 RMSE 值	40
圖 4- 5、神經元數對應之 RMSE 值	41
圖 4- 6、不同演算法對應之 RMSE 值	42

表目錄

表 1-1、2011 年全球半導體供應商排行	1
表 1-2、2011~2012 年各季國內半導體相關產業概況	2
表 2-1、類神經網路架構分類模式	14
表 3-1、MAPE 預測能力等級表	30
表 4-1、晶圓批原始歷史數據	32
表 4-2、正規化後之數據(FCM)	36
表 4-3、PCA 篩選後之數值	37
表 4-4、PCA 篩選+正規化後之數值	37
表 4-5、晶圓批各群聚之隸屬程度值	38
表 4-6、BPN 法中訓練組及測試組之數目	39
表 4-7、PCA -BPN 法中訓練組及測試組之數目	39
表 4-8、FCM-BPN 法中訓練組及測試組之數目	40
表 4-9、PCA-FCM-BPN 法中訓練組及測試組之數目	40
表 4-10、不同方法下之訓練組 RMSE 值	43
表 4-11、不同方法下之測試組 RMSE 值	43
表 4-12、FCM-BPN 法各群集之預測績效值	43
表 4-13、PCA- FCM -BPN 各群集預測績效值	44
表 4-14、整體預測績效值	45

第一章、緒論

1.1 研究背景

(1) 全球產業概況

2011 年全球半導體銷售額的年增率由 2010 年的 35.46% 減緩至 1.80%，各區域的半導體銷售額也呈現成長趨緩的態勢。美洲地區、亞太地區、歐洲地區、日本地區的年增率各為 5.16%、3.42%、-0.13% 及 -6.02%。其中，日本半導體因 3 月 11 日的強震導致銷售額的衰退。歐洲則受到歐債所影響。至於各區域佔的半導體銷售額的比重，2011 年的榜首為亞太地區，比重高達 54.66%，主因是中國市場的經濟成長率達到 9.0% 以上。

2011 年全球前二十大半導體供應商仍以 Intel 穩居龍頭，與位居第二名的 Samsung 拉開差距。2011 年 Intel 及 Samsung 的營收年增率各為 26% 及 6%，而台積電則穩居全球第三大半導體供應商的地位，營收成長了 10%，主要是國際 IDM 廠委外釋單，以及日本強震後台積電獲得包括 Renesas、Freescale、TI 等 IDM 廠的轉單。此外，許多處理器的廠商其合作的晶圓代工廠皆為台積電，而台積電在 28 奈米的量產腳步上更領先其他晶圓代工業者。

表 1-1、2011 年全球半導體供應商排行[46]

2011 年排	2010 年排	公司 名稱	所屬 國籍	2010 年營收	2011 年各季營收				2011 年 營收	年 增 率
					Q1	Q2	Q3	Q4		
1	1	Intel	美國	40,154	11,819	11,990	13,098	13,685	50,592	26
2	2	Samsung	南韓	32,455	8,215	8,466	8,786	9,000	34,467	6
3	3	台積電	台灣	13,307	3,600	3,831	3,677	3,590	14,698	10
4	5	Toshiba	日本	13,028	3,554	2,790	3,533	3,600	13,477	3

(2) 台灣產業概況

2012 年, 1 月僅有半導體封裝及測試業者的合計營收月增率呈現負數, 跌幅為 5.11%。2 月 DRAM 現貨價與合約價略微回升, DRAM 製造業的營收月增率為 0.47%。但因晶圓代工、半導體封裝及測試業的營收成長率為-2.39%、-0.89%, 影響了整個半導體製造業。3 月, 國內半導體製造業包括晶圓代工、DRAM 製造業、半導體封裝及測試等廠商的營收皆呈現成長, 月增率分別為 9.05%、11.17% 及 9.65%, 創下 3 個月以來的新高。此外, 通訊產品、消費性電子等各應用類別的訂單全面回流, 客戶端對於 28 奈米製程的需求成長, 讓晶圓代工業者的產能利用率明顯回升。預期國內半導體業 2012 年第二季將可出現 2011 年第三季以來的首次成長, 預估季增率將達到兩位數。

表 1-2、2011~2012 年各季國內半導體相關產業概況

單位:億元、%

行業	2011 年第二季			2011 年第三季			2011 年第四季			2012 年第一季		
	金 額	季 增 率	年 增 率	金 額	季 增 率	年 增 率	金 額	季 增 率	年 增 率	金 額	季 增 率	年 增 率
IC 產業	4,092	4.41	-10.88	3,847	-5.98	-19.53	3,700	-3.82	-11.07	3,583	-3.116	-8.57
IC 設計	995	6.3	-16.8	979	-1.6	-18.6	946	-3.37	-8.95	894	-5.49	-4.48
IC 製造	2,101	4.3	-9.1	1,879	-10.6	-22.6	1,803	-4.04	-13.89	1,799	-0.22	-10.71
晶圓代工	1,498	4.3	4.8	1,423	-5.0	-7.5	1,378	-3.16	-7.14	1,356	-1.59	-5.57
記憶體及 IDM	603	4.1	-31.6	456	-24.4	-48.8	425	-6.79	-30.32	443	4.23	-23.48
IC 封裝業	688	2.99	-8.26	683	-0.72	-14.08	657	-3.80	-7.46	615	-6.39	-7.93
IC 測試業	308	2.66	-8.05	306	-0.64	-13.80	294	-3.92	-7.54	275	-6.46	-8.33

資料來源：工研院 IEK(2012 年 2 月)

由以上資訊顯示, 近年台灣半導體業者除了來自國內廠商的壓力之外, 國際間的競爭也相當激烈。如何在累積本身的優勢以及強化不可取代性, 一直是企業界相當熱門的議題。考量對後續作業的影響、良率、交期以及諸多管理的指標, 準確的晶圓批生產週期時間預測成為一項關鍵的因素。

1.2 研究動機

對半導體晶圓製造廠而言，在製品(work in process, WIP)的存貨高，會造成浪費與管理上的困難，由 Little's Law[24]得知，在製品以及產出率皆與生產週期時間(cycle time)有相當的比例關係，因此對於製造計畫的擬定以及系統的管理而言，生產週期時間有著重要的意義。適切地管理控制生產週期時間，可以達成較水平且穩定之在製品狀態，免除不必要的成本浪費。此外，對於交期短的訂單及突發的交期調整也較有適應能力。有鑑於此，本研究提出結合主成份分析(PCA)、模糊分群演算法(fuzzy c-means, FCM)與倒傳遞網路(BPN)之預測方法，以預測半導體晶圓批之生產週期時間。

1.3 研究目的

隨著科技的快速汰換，市場的多元發展，晶圓廠的製程方法及產品的複雜度持續地增加，導致許多管理上的困難。生產週期時間在晶圓廠內是一項重要的生產指標[13]，同時也是評估企業的整體性指標，因此許多晶圓廠將縮短生產週期時間視為重要的改善目標。有效地控制生產週期時間可以達成許多管理上的目標，包括良率的提昇、急單或插單的容許能力、減少在製品浪費以降低成本，與縮短產品開發所需之時間，進而增加企業本身的競爭力。

在顧客關係管理層面，良好的晶圓生產週期時間預測，可以達到許多管理目標，例如維持顧客關係(enhancing customer relationship)、內部交期指派作業(internal due-date assignment)、內部專案計畫執行、訂單決策支援(ordering decision support) 以及產出投射(output projection)[6]，因此本研究以提升晶圓批量生產週期時間預測之準確度為目標，並提出一有效的預測方法。

1.4 研究方法

為了增加預測的有效性，許多學者提出一些預測方法並實際運用於半導體晶

圓廠中。Chen[8]指出主要的預測方法為以下幾項:模擬法(production simulation)、倒傳遞網路、案例推論法(CBR)、模糊模型(fuzzy modeling methods)、及混合法(hybrid approaches)。不同特性之方法在不同的研究文獻中的績效值各有優劣[5, 8, 9, 13, 33]。而資料分群方面,預先分群(pre-classifying)法有 k-means、FCM、self-organization map (SOM)等,被認為對於預測的準確度是有幫助的。本研究結合主成份分析與模糊分群以進行預測的前置作業。其中,主成份分析是以較少的變數來呈現原始的資料型態,但能保存原始資料的主要資訊。

為了提升預測的準度,將晶圓批數據以主成份分析篩選之後,進行模糊分群,最後投入倒傳遞類神經網路(back propagation network, BPN)。FCM-BPN 是相當好的預測工具,可以將預測值與實際值之間的誤差降到最低。而相關文獻實驗證實 FCM-BPN 方法相較於其他預測方法有更顯著的預測能力[9 - 11]。後續的程序方面,將投入倒傳遞類神經網路之數值與實際值做相互比較,並以績效值(RMSE 值)來評估方法的準確度以達成預測作業的完整性考量。

本論文主要分為 5 大部分,分別為:研究背景與目的、文獻整理與探討、研究方法、評估效益以及結論與建議。首先在第一章研究背景與動機的部分,闡述目前台灣半導體產業的現況以及研究主要目的;第二章為文獻整理與探討,蒐集本研究所相關的理論架構以及使用的分析方法;第三章研究方法,探討研究的方法,包括模型的建置及參數定義的部分。第四章效益評估,主要呈現實驗結果以及數據整體性分析。第五章結論與建議,總體評估實驗結果並予以建議,同時探討研究未來發展方向。其架構如圖 1-1 所示。

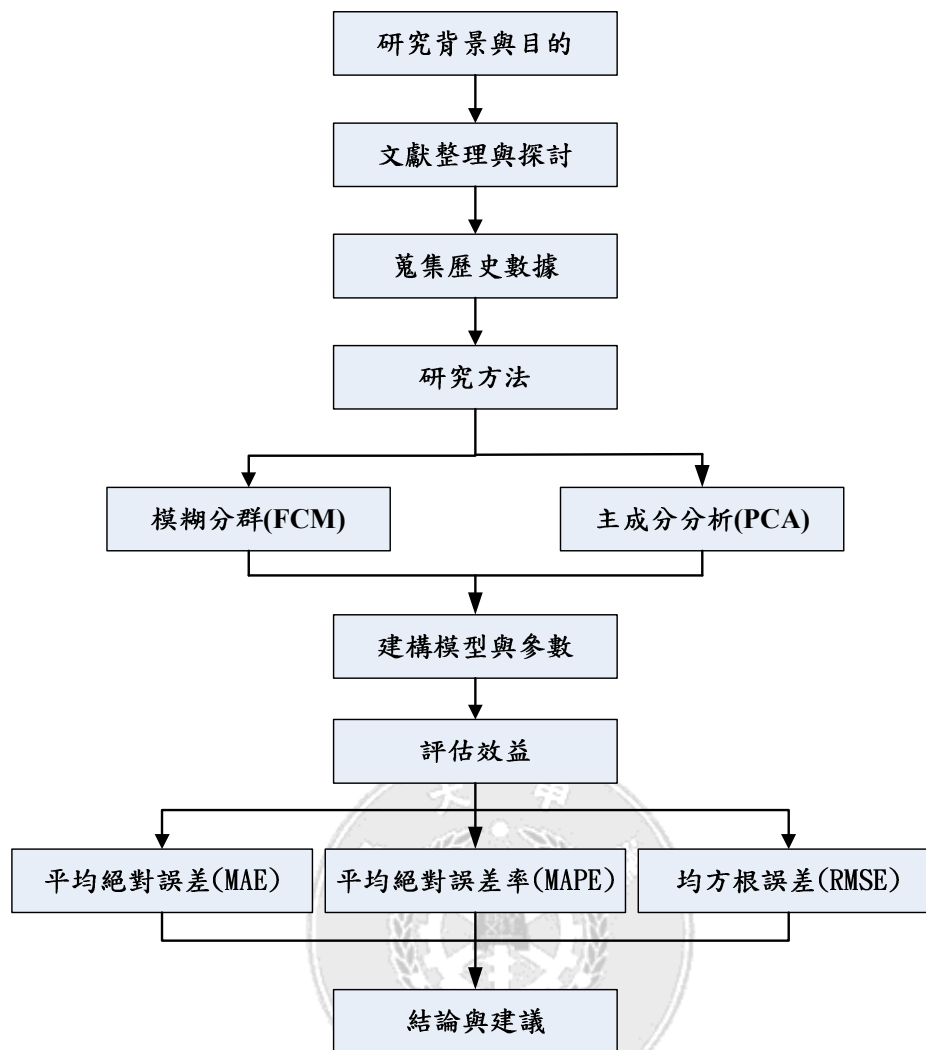


圖 1-1、研究架構圖

第二章、文獻探討

半導體(semiconductor)是介於導體(conductor)與絕緣體(insulator)之間的材料，目前的積體電路(integrated circuit, IC)的原料主要以矽(Si)元素為主。矽晶圓有 6 吋、8 吋或 12 吋晶圓，通常以 25 片置入一晶舟(cassette)，稱為一批(lot)。IC 製造技術最重要的是增加晶片的性能(performance)、可靠度(reliability)、生產良率(yield)以及降低成本[40]。

林聰明與吳水丕(1981)將預測方法分為定性分析法(qualitative methods)、時間序列分析及投射法(time series analysis & projection)以及因果分析法(causal models)，相關說明如下[44]:

(1)定性方法(Qualitative Methods)

定性預測方法通常使用直覺式的判斷，不需要參考過去的數據資料，在不用或少量應用計算的情況下，預測其趨勢的分析方法。常見的定性分析法有：草根式預測、Delphi 預測法、市場調查法(market research)、專家意見法(panel consensus)、想像預測法(visionary forecast)和歷史類比法(historical analogy)等。

(2)定量分析法(quantitative analysis method)

應用計算型工具與數學邏輯以建構預測的模型，再針對預測部分進行研究與分析，其相較於定性方法涵蓋較多數學的運算。

(a)時間序列分析法(time series analysis)

時間序列為一段連續時間點的數值集合，利用序列的歷史資訊對未知數值及未來的趨勢提供良好的預測。例如：移動平均法(moving average)、指數平滑法(exponential smoothing)、中心移動平均法(centered moving averages)、加權移動平均(weighted moving averages)

(b) 因果分析法(cause and effect analysis)

如果涉及歷史資料的時間序列，其資訊可用來解釋及分析所預測的時間序列的相關性，則選擇使用因果分析法。例如：多元迴歸分析(regression analysis)、計量經濟模式(econometric model)、投入產出模式(input-output model)。

2.1 晶圓批生產週期時間之預測方法

生產週期時間在晶圓廠內是一項重要的生產指標[13]，有效地控制生產週期時間可以達成許多管理上的目標，包括良率的提昇、急單或插單的容許能力、減少在製品浪費以降低成本與縮短產品開發所需之時間，進而增加企業本身的競爭力。有鑑於生產週期時間的重要性，許多相關的預測方法相衍而生。

Chen (2003) 提出在晶圓批生產週期時間預測方面，分為以下方法：多因子線性組合(multiple factor linear combination)，生產模擬(production simulation)，倒傳遞網路(back propagation networks)，案例推論法(case based reasoning)，模糊模型法(fuzzy modeling methods)，混合法(hybrid approaches)，相關說明如下[6,37]:

(1) 多因子線性組合(multiple factor linear combination)

關於 MFLC 進行預測的相關參數包含以下:

(a) 工作站優先權(job properties): 總流程時間(processing time)、再迴流產品(reentrances)數量、以及晶圓加工數量

(b) 週期時間及等候時間序列(waiting time series): 實際週期時間、總流程時間、再迴流產品數量、部分(通常為三個)最新加工完成的晶圓批數量

(c) 工作量乘載資訊(workload information): 工作站數量(WIP 之數目)、主要等待的瓶頸(bottleneck)機台、晶圓批的流程途徑(route)及平均使用率(utilization)。

(2) 生產模擬法(production simulation)

為了獲得較可靠的預測，機率性質的模擬必須考量到許多不確定性及隨機性質事件(人機操作的不一致性、未預期的機器故障等)。總體來說，PS 法具有以下缺點: (1)需要持有大量的資料(2)模擬時間較為冗長，然而，在相關資料持續性的更新並具有有效性的情況下，PS 法對於預測方面是相當精準的，常作為其他方法評估有效性的基準。除此之外，PS 法值得推薦的原因是在於不需要實際執行(execution)的情況下，可以允許數值的計算實驗及部分分析。(Chang et al.,2001)

(3)倒傳遞網路 BPN(back propagation networks)

許多研究證實 ANN(artificial neural networks)對於預測有相當優良的表現。Chang and Hsieh(2003)以及 Chang et al.(2005)皆使用單層隱藏層(single hidden layer)對於晶圓批的週期或產出時間進行預測，而結果與 MFLC 比較，平均的預測準確度(以 RMSE 值為指標)大幅度地改善。除此之外，BPN 相較於 PS 法，僅需要較少的資訊量並且花費較少的時間。

(4)案例推論法(case based reasoning)

K 最近鄰法(K-Nearest Neighbor)為一種案例式學習方法，計算採用歐幾里得(Euclidean)距離。Chang et al.(2001)提出基於 K 最近鄰法(k-nearest-neighbors)的案例推論法(CBR)，並且使用動態因子權重以及非線性相似函數(nonlinear similarity function)來建立交期的指派作業(權重因子的計算是參考之前案例的相似比例之新晶圓批)，而所提出的 CBR 法在預測準確性上較優於倒傳遞網路方法。

(5)模糊模型法(fuzzy modeling methods)

Chang et al.(2005)修正 W&M 法第一步驟，將每個輸入變數的範圍分割成數個模糊區間，並結合基因演算法以及演進模糊規則(evolutionary fuzzy rule, EFR)來進行晶圓批週期時間的預測，而 EFR 方法相較於 CBR 和 BPN 法，有較佳的預測能力。其中，基因演算法顯示具有優勢的最佳化參數。

(6)混合法(hybrid approaches)

Chen (2006) 建構模糊倒傳遞網路(FBPN, fuzzy back propagation network, FBPN), 並且根據專家意見來評定輸入項目, Chen's FBPN 為混合方法, 結合 fuzzy modeling 以及 BPN。結果顯示, 其 FBPN 相較於明確數值的 BPN 更有效率, 而準確度方面則是以 FBPN 略勝於 BPN(績效指標為最小值之 RSE 值)。

2.2 主成份分析

2.2.1 定義

主成份分析(principal component analysis, PCA)對於變數的處理是相當普遍的工具, 是由 Pearson 所提出[29], 再由 Hotelling [21]發展形成的一種統計分析方法, 目標是降低多變量資料的維度, 並且使相依的變數之間能彼此獨立。PCA 探討如何透過較少的主成份(principal components)來解釋共變異數結構(covariance structure), 也就是藉用較少的變數來解釋原來資料中的變異。調整後的代表性新變數(主成份)相互獨立, 因此可做為一組變數的綜合性指標。

2.2.1 應用

結合主成份分析與倒傳遞類神經網路的預測模式在諸多文獻的實驗結果中顯示良好的預測能力。主成份分析法應用於影像辨識的研究相當多, 概念為從初始空間尋找代表性的子空間, 而轉換後的子空間是由主成份組成, 並且以主成份為總體指標, 目的是為了降低初始資料的維度並使新變數彼此獨立。

Sebzalli 與 Wang[31]將主成份分析應用在製造方面, 現代的化學製造產業生產多樣性的產品以符合顧客及市場需求。該研究結合主成份分析與模糊分群, 用以模擬快速產品更換(product changeover)的運作策略, 所收集的資料為精煉廠製程之數據, 最初使用前饋式類神經網路 feed-forward neural networks(FFNN)做為

偵測品質之工具，但是由於輸入項目可能不是完全獨立的，導致重要的製程參數無法得知，因此提出結合 PCA 與模糊分群的方法。

Yang et al.[33]利用 PCA 與倒傳遞傳遞網路分析歷史之數據，以控制害蟲損壞的程度。為了精準地預測族群之動態，以找出害蟲事件與氣象相關因素之間的非線性關係，其建立了一套預測模式。研究結果顯示在害蟲消長事件與氣候相關因素之間存在非線性的關係。結合 PCA 與 BPN 的新預測模式，相較於其他方法改善了準確度。在光譜群集的相關辨識上，相較於 two pattern recognition(PR)而言，PCA-BPN 具備有著較好的預測能力[4]。對於半導體產業而言，預測晶圓之流程時間(flow time)方面，使用 PCA-BPN 方法也有著相當的績效[7]。

2.3 群集分析

群集分析為資料分類的方法，目的在於將性質相似的集合於同類，而分類完成的資料群則稱為「叢聚」(cluster)。群集分析主要應用在多變量的資料以辨別其群聚之現象，歸屬於相同的群集則具備有高度同質性，不同的群集則具差異性。在傳統的統計中，分群及預測很常見，但是資料探勘(data mining)技術需要高度的拓展才得以實際地應用。這些技術包含決策樹歸納(decision tree induction)、擬合的直線或曲線的關係、Bayesian 分類和人工神經網路(artificial neural networks)[39,23]。

群集演算法將資料分群，使群內之差異變小而群間之差異變大。常用的演算法分成階層式分群演算法(hierarchical clustering algorithms)與非階層式分群演算法(non-hierarchical clustering algorithms)，又稱為「分割式分群法」(partitional clustering)，如 k-means、SOM，兩者的主要差別在於處理資料的方式不同[17,45]。群集分析技術的應用範圍相當廣泛，涵蓋生物資訊(bioinformatics)[12]、資料挖掘(data mining)[15]、人工智慧(artificial intelligence)[32]等。

2.3.1 K-means 分群法

分割演算法(partitioning algorithms)或稱為非階層式演算法(nonhierarchical algorithms)，主要將數個項目分類至不同的群集中，讓每一群集中的資料點與該群集之群集中心(clustering center)相似程度高於與其它群集中心，而最廣為人所用的量測是歐基理德距離(euclidean distance)，目的為減少資料群與群集中心的距離偏移，每次迭代便搜尋更佳之群聚中心值，直到偏移距離數值無法改變為止。[27 35, 38, 45]

2.3.2 Fuzzy c-means (FCM)分群法

實際環境中常會遇到具有模糊特性的問題，傳統的聚類必須於明確資訊情況下才能獲得良好聚類。但是在處理現實生活中資料上，諸多的隨機與不確定性導致無法具備完整訊息，因此運用模糊聚類分析將資料劃分為不同的程度及類別，使資訊得以合適的歸類並適切的描述聚類之狀態。

模糊 C 平均分類法，簡稱 FCM。Dunn 利用 Ruspini 提出的模糊劃分概念，將聚類應用至模糊聚類[2,22]，Bezdek 在 1981 年首度提出 FCM 演算法，對 Dunn(1974)的硬 C 平均分類法(hard c mean clustering method)加以推廣[2,16]。主要以 k-means 為基礎延伸出的模糊分群法，相較於 k-means 分群，fuzzy c-means 含有模糊分群概念，資料不再是絕對的屬於某個群集，而是以 membership function 來呈現群集的程度及狀態，而這種非確定型態的分群概念更符合實際需求。概念是將 n 筆資料分成 k 類，並選取 k 個群集中心，在每個迭代(iteration)中重新搜尋群集中心點，直到符合停止條件，達到最佳化的目的 [2, 14, 32]。

2.4 類神經網路

2.4.1 類神經網路基本架構

最初始的發展為 McCulloch 與 Pitts 所提出神經元的數學模型(MP 模型)，而後 Rosenblatt 於 1957 年提出的感知機(perceptron)模式為類神經網路(artificial neural network)發展始祖，其基本原理為仿造人腦與神經系統之運作。近幾十年類神經網路的發展，藉由學習演算能力，使受限的傳統演算法有了更進一步的改善，而多樣的類神經網路被廣泛研究並應用於不同類型的問題，例如半導體晶圓廠之生產週期時間(cycle time)的預測[13]，適用於複雜的問題，包括圖形辨識(pattern recognition)、模式分類(pattern classification)以及預測(prediction)[1]。

葉怡成(2003)[45]將類神經網路的組成基本單位以及類神經網路架構分為三個部份：(1)處理單元(processing element, PE) (2)層(layer) (3)網路(network)

I. 處理單元(processing element, PE)

- (1) 集成函數(summation function):處理單元輸出，藉由網路連結整合傳遞訊息。
- (2) 作用函數(activity function):一般類神經網路模式的作用函數使用集成函數為輸出，功能為整合處理單元與集成函數。
- (3) 轉換函數(transfer function):作用函數輸出值轉換成處理單元之輸出。

II. 層(layer)

- (1)輸入層(input layer):接受外來訊號並將此訊號傳入類神經網路以進行訊號處理
- (2)隱藏層(hidden layer):接受輸入層訊號，針對處理單元間訊號交互影響，而隱藏層數目可以為多層，使用者可自行決定
- (4) 輸出層(output layer): 對於變數呈現輸出作用，接受網路處理後的訊號

III. 網路(network)

一、學習策略

(1) 監督式學習(supervised learning network)

從問題領域中取得訓練範例(有輸入變數及輸出變數)，並從中學習輸入變數與輸出變數的內在對應規則以應用於新案例(只有輸入變數值，須推論輸出變數值)。

(2) 無監督式學習(unsupervised learning network)

從問題領域中取得訓練範例(只有輸入變數)，學習範例的內在集群規則以應用於新案例(有輸入變數值，須推論所屬訓練範例同一集群的應用)，無監督式應用可做為監督式應用的前端處理。

(3) 聯想式學習(associate learning network)

從問題領域中取得訓練範例(狀態變數值)，學習範例的內在記憶規則以應用於新的案例(不完整的狀態變數值，須推論完整狀態變數值的應用)，資料擷取應用與雜訊過濾應用屬之。

二、連結架構

依連結架構分類可分為以下：

(1) 前饋式架構(feed-forward network)

前饋式類神經網路是最簡單的類神經網路，由多層神經元所組成(輸出層、隱藏層以及輸入層)，訊息傳遞方式是從輸入層經由隱藏層往輸出層方向傳送，每一層神經元只會接受上層神經元所傳送的輸出值，稱為前饋式架構。

(2) 回饋式架構(recurrent network)

此架構之運作方式如下:輸出層回饋到輸入層、層內各處理單元間有連結者以及神經元只有一層(不分層排列而各神經元均可相互連結者),以上各神經元均可相互連結者稱回饋式架構,此架構對於神經元間的相互連接較無限制,允許神經元間的相互回饋。

葉怡成[43]將具代表性的各類型態類神經網路模式予以分類,架構如表 2.1 所示:

表 2-1、類神經網路架構分類模式[43]

網路架構 學習策略	前饋式架構	回饋式架構
監督式學習	認知機 倒傳遞網路(BPN) 機率神經網路(PNN) 學習向量量化網路(LVQ) 反傳遞網路(CPN)	波茲曼機(BM) 時空樣本識別網路(STPR) 新認知機(也可做無監督式學習)
無監督式學習	自組織映射圖(SOM)	自適應共振理論(ART)
聯想式學習		霍普菲爾網路(HNN) 雙向聯想記憶網路(BAM)
最適化應用		霍普菲爾-坦克網路(HTM) 退火神經網路(ANN)

2.4.2 類神經網路-數學模式

羅華強[42]說明數學模式能正確反應實際系統的輸入(input)、輸出(output)、和狀態變數之間的定量關係。隨著問題特性不同,程序有不同含義,建立其數學模式的方法,稱為程序建模(process modeling)。程序建模困難程度差別大,兩種常見的數學模式為基本模式(fundamental model)與經驗模式(empirical model)。

基本模式是根據程序的基本物理、化學定律為基礎而得的模式,因程序內部機構複雜而實用價值偏低。經驗模式則是對於研究程序機構一無所知情況下,將程序系統視為黑盒子(black box),藉由程序的輸入及輸出數據,透過數學技巧來決定程序模式。類神經網路為經驗建模工具,其優良於其他古典經驗統計之處:

- (1) 類神經網路具有更強的過濾能力(filtering capacity)。
- (2) 類神經網路具有適應性學習能力。
- (3) 類神經網路是真正的多輸入多輸出系統(MIMO)。

羅華強[42]說明傳統程式的學習需要詳盡的步驟及變數，而類神經網路的自我學習功能省去許多繁雜過程。類神經網路模式常被比喻成黑盒子，而此黑盒子只需要物件之輸入與輸出，避免掉許多中間的資訊程序，因此被廣泛地應用於不同領域，像是製造程序規劃以及通訊網路。

對於系統而言，Kumar[24]說明物件平均於系統的抵達率為 λ ，平均在系統的時間為 W ，平均在系統的物件數為 L ，所呈現的相關式稱為 Little's Law:

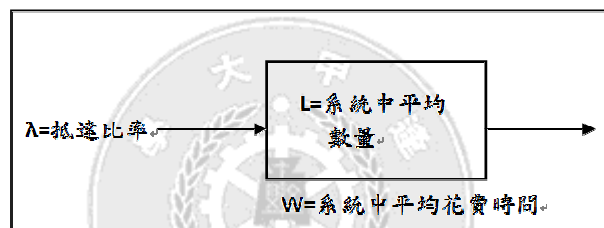


圖 2-1、Little's Law ($L = \lambda W$)示意圖[24]

由此公式可推論，物件到達速率(λ)固定之下，在製品數量下降則會縮短平均生產週期時間(mean cycle-time)，因此平均生產週期時間同時影響產出速率(λ)與在製品數量(L)。

2.5 倒傳遞類神經網路分析法

2.5.1 網路架構及演算法

倒傳遞類神經網路(BPN)模式為監督式學習網路，是類神經網路學習模式中具代表性的模式，適合用於預測及偵辨。傳統感知機為單層，學習能力受到多重限制導致較難以處理複雜問題。倒傳遞類神經網路包含輸入層、隱藏層以及輸出層，每層含有數個處理單元，而增加的隱藏層提供處理單元間的交互作用，使訓練學習過程不斷修正以最小化誤差函數。

2.5.2 BPN 運算參數之選擇與設定

建置 BPN 模型時必須決定許多相關參數，而參數選擇合適與否，直接影響模型的績效值的表現。針對 BPN 相關參數設定選擇簡述如下[18,19,26,36]：

(一) 隱藏層層數與神經元數量選擇

目的在決定處理問題時非線性映射的維度

(二) 傳遞函數選擇：BPN 中隱藏層神經元常用之傳遞函數分為以下三類，其數值區間範圍各不相同(曲線之示意圖形如圖 2-4、圖 2-5 以及圖 2-6):

1. 非線性雙彎曲函數(log-sigmoid function)：數值調整至 1 與 0 之間
2. 雙曲正切函數(tan-sigmoid function)：數值調整至 1 與-1 之間
3. 線性傳遞函數(purelin function)：任意數值

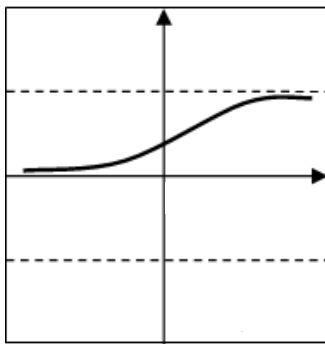


圖 2-2、非線性雙彎曲函數

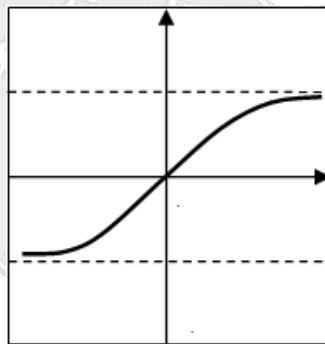


圖 2-3、雙曲正切函數

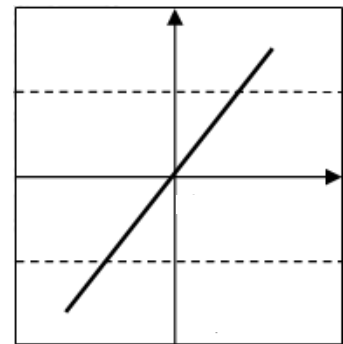


圖 2-4、線性傳遞函數

(三) 學習速率

決定學習速度與收斂狀況，學習速率越小，收斂時間則會增加，學習速率越大，調整步伐越大，但學習速率過大則易趨向不穩定。

(四) 連結權重與偏權值的初始值設定。

(五) 訓練函數

標準的 BPN 訓練函數是梯度下降法，其權值之更新是沿著誤差性能函

數的負梯度方向進行。隨著處理問題的多項性與複雜性以及 BPN 本身存在的缺點(例如:學習慢、易陷入局部最小值等),已陸續發展出許多更好的訓練函數,以下介紹 7 種改良過的訓練函數[41]:

1. 最陡坡降 BP 演算法(steepest descent back-propagation, SDBP)

此訓練函數透過坡度下降與學習計算下一迭代之更新值 $x(k+1)$, 如公式(3):

$$x(k+1) = x(k) - \alpha \cdot g(k) \quad (3)$$

其中 $x(k)$ 代表第 k 次迭代各網路層間的連結向量, $g(k)$ 為第 k 次迭代神經網路輸出誤差對各權值或閾值的修正,負號表示呈現反方向的修正,而 α 為學習速率常數。

2. 動量 BP 演算法(momentum back propagation, MOBP)

主要以梯度下降法為基礎,引入動量因子以計算誤差修正之幅度。概念為以前一次的修正結果來影響當次修正量,當前一次修正量過大則進行減小修正量以減小震盪,若修正量過小則增大以達成加速修正。

3. 變動學習率 BP 演算法(variable learning rate back-propagation, VLBP)

在最陡坡降 BP 演算法及動量 BP 演算法中,學習率為一常數,因此訓練過程中保持不變,而學習率過大狀態容易不穩定,學習率過小則收斂速度太慢。變動學習率 BP 算法不同於前兩者,差別在訓練過程會根據誤差進行相對應修正並不斷調整學習率。

4. 彈性 BP 演算法 (resilient back propagation, RPROP)

當訓練績效距離目標數值甚遠,而梯度幅度非常小時,會導致權值及閾值修正量較小,訓練時間則會變長。此訓練函數則可以消除梯度幅度對權值調整的影響,因此幅度不影響權值的修正。

5. 共軛梯度 BP 演算法 (conjugate gradient back-propagation, CGBP)

最陡坡降 BP 算法是沿著梯度最陡的下降方向去修正權值，誤差減小速度快，但收斂速度不一定為最快。而共軛梯度 BP 算法為沿著共軛方向變化進行網路權重之調整，使收斂速度比最陡坡降 BP 算法的收斂更為快速，若連結權值數量較多時則可考慮此演算法。

6. 擬牛頓法 (quasi-newton algorithms)

牛頓法以二階泰勒(Taylor)級數為基礎之快速最佳化訓練函數，如式(4)。

$$x(k+1) = x(k) - A^{-1}(k) \cdot g(k) \quad (4)$$

其中 $A(k)$ 為海森(Hessian)矩陣，是誤差性能函數於目前權重值及閾值之二次微分。其中應用較成功的為 BFGS(broyden, fletcher, goldfarb, and shanno)修正法，此方法不需求算二階導數，海森(Hessian)矩陣用其近似值進行修正，修正值被視為梯度的函數。

7. Levenberg-marquardt (LM)演算法

LM 演算法與擬牛頓法概念相近，避免計算繁雜且費時的海森(Hessian)矩陣而設計，將海森矩陣逼近來使用。LM 演算法是為了訓練中等規模的前饋式類神經網路(feed-forward network)所提出的最快速演算法，在 MATLAB 的應用上相當頻繁。

第三章、研究方法

為了提升晶圓批生產週期時間預測之效能(effectiveness)以及效率(efficiency)，本研究使用倒傳遞類神經網路(BPN)來做為生產週期時間的預測方法。晶圓批生產週期時間的預測上，Chen[13]提出以預先分群方法(pre-classifying)提升預測的準度，預測結果以RMSE(root mean squared error)值作為評估之基準，結果顯示預先分群的BPN法優於其他的預測方法。

有鑑於此，本研究方法先利用主成份分析進行篩選，再以模糊分群進行預先分群，將晶圓批分為不同群集，最後將訓練資料投入倒傳遞網路進行學習，以輸出值為預測生產週期時間之依據。研究方法分為四大階段，分別為數據篩選、數據分群、倒傳遞網路訓練及評估預測結果，如圖3.1所示。

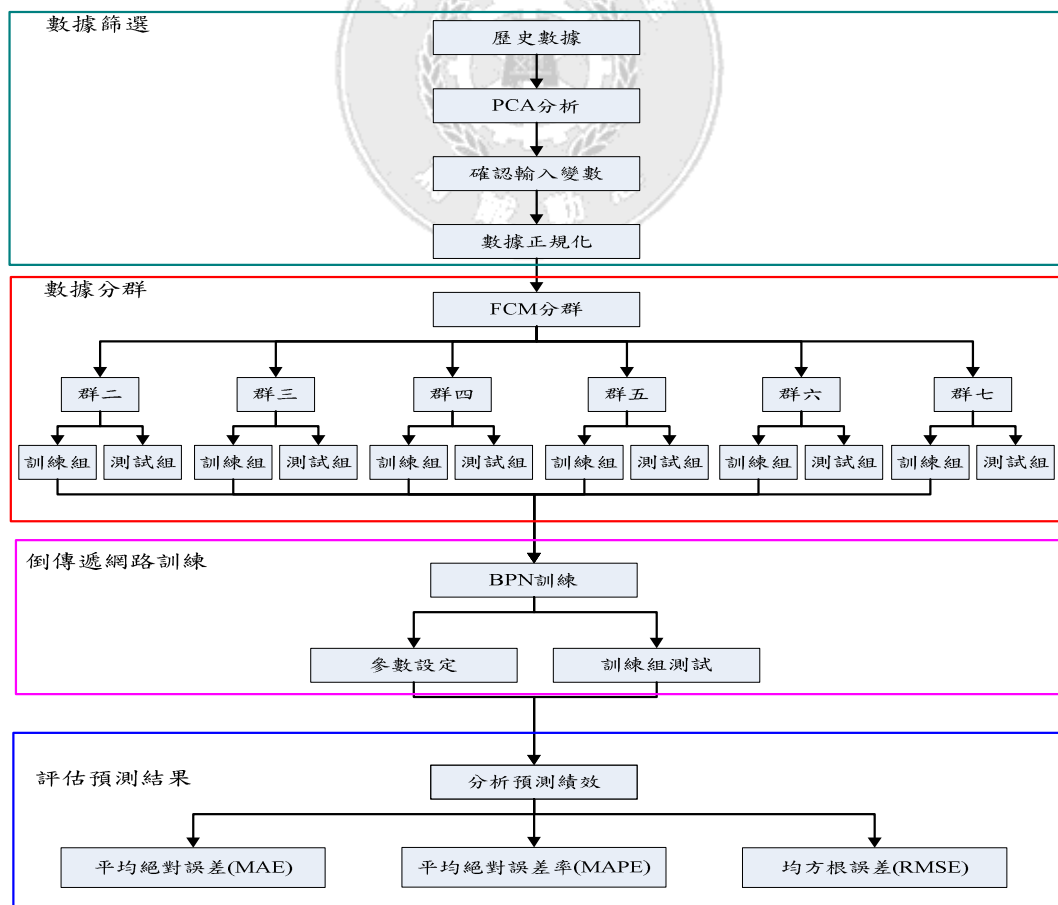


圖 3-1、PCA-FCM-BPN 流程架構圖

3.1 輸入變數

選擇合適的輸入變數對於預測的成效相當重要，而選擇具有高度影響的變數用以預測生產週期時間是首要的考量。本研究根據相關文獻，篩選對於生產週期時間具有高度相關性且影響顯著的輸入變數，以下為本研究所採用之輸入變數[8]:

- (1) Q_n : 晶圓廠中第 n 個晶圓批的晶圓片數
- (2) D_n : R_n 時晶圓批的平均等候時間
- (3) WIP_{bn} : 瓶頸站(bottleneck)前的在製品(WIP)個數
- (4) WIP_{pr} : 途程之在製品(WIP)個數
- (5) R_n : 第 n 個晶圓批的到達時間(release time)

3.2 主成份分析

3.2.1 概念

資料項目或變數之間存在許多關聯性，而這些相依的關聯性使資料含有多餘的資訊(redundant information)，造成分析識別的困難。主成份分析可對變數間的相關性進行評估，以達成減少變數的目的。產生的新變數彼此之間是獨立的並能保留原始變數的最大變異量(variance)。

主成份分析之示意圖如圖 3.2 及圖 3.3 所示，主要概念是利用 PCA 將群聚資料由原始空間轉換至主成份空間。圖形中的變數 X_1 以及 X_2 所呈現的資料分佈不一致，導致屬性辨別上較為困難，因此在計算新變數 V_1 及 V_2 (主成份)之後，將資料線性轉換至此基底(basis vectors)，而轉換後的圖形相較於原始圖形，群集可以明顯地辨識與區別。可以由圖 3-2 得知，未經處理的 X_1 及 X_2 座標呈現分散狀態，無法呈現明顯群聚狀態；經過 PCA 計算後，可以求得主軸(如圖 3-3 所示)，將

資料投影至 V_1 ，圖形轉換後可以區分明顯的群聚現象，資料辨識也較為容易。

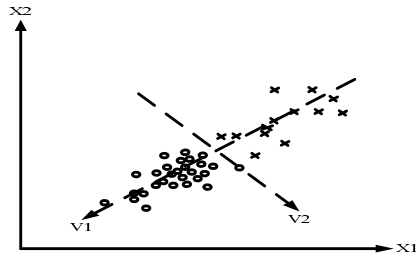


圖 3-4、原始資料圖形示意圖

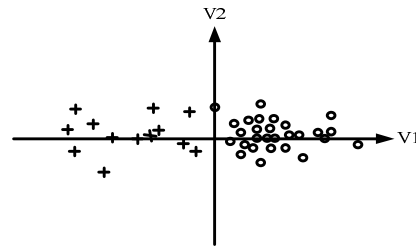


圖 3-5、線性轉換示意圖

3.2.2 步驟

運算程序主要先計算輸入資料的共變異數矩陣(covariance matrix)，並求取特徵值 λ (eigenvalue)，特徵值依數值大小排序並求算相對應的特徵向量(eigenvector)，最後特徵向量再經過轉換求得主成份(principal component)。轉換後所產生的主成份為彼此獨立的新變數，詳細步驟如以下所示：

Step 1：考慮 p 個變數的 x_1, x_2, \dots, x_p 線性組合，可以求得 m 個主成份。假設 $y(1), y(2), \dots, y(m)$ 為 m 個主成分， w_{ij} 為第 j 個變數於第 i 個主成分的特徵向量，其通式如下，如以下式(3)：

$$y_{(m)} = w_{m1}x_1 + w_{m2}x_2 + \dots + w_{mp}x_p \quad (5)$$

Step 2：計算共變異數矩陣(covariance matrix)

$$\Sigma = \begin{bmatrix} S_{11}^2 & S_{12} & \dots & S_{1p} \\ S_{21} & S_{22}^2 & \dots & S_{2p} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ S_{p1} & S_{p2} & \dots & S_{pp}^2 \end{bmatrix} \quad (6)$$

$$S_{ij} = \frac{\sum (x_i - \bar{x}_i)(x_j - \bar{x}_j)}{n-1} \quad (7)$$

X_{ij} : 第 i 個主成分與第 j 個主成份所組成之共變異數

Step 3: 求取特徵值 λ

$$\begin{vmatrix} S_1^2 - \lambda & S_{12} & \dots & S_{1p} \\ S_{21} & S_2^2 - \lambda & \dots & S_{2p} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ S_{p1} & S_{p2} & \dots & S_p^2 - \lambda \end{vmatrix} = 0 \Rightarrow \det |S - \lambda I| = 0 \quad (8)$$

λ 為矩陣之特徵值(eigenvalue)，也就是 $\det |S - \lambda I| = 0$ 的根

Step 4:特徵值為非負的實數值，表示為: $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_p \geq 0$

Step 5 :對應於特徵值 λ 的特徵向量 $(w_{i1}, w_{i2}, \dots, w_{ip})$

$$\begin{bmatrix} S_1^2 & S_{12} & \dots & S_{1p} \\ S_{12} & S_2^2 & \dots & S_{2p} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ S_{1p} & S_{2p} & \dots & S_p^2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} w_{i1} \\ w_{i2} \\ \vdots \\ w_{ip} \end{bmatrix} = \lambda \begin{bmatrix} w_{i1} \\ w_{i2} \\ \vdots \\ w_{ip} \end{bmatrix} \quad (9)$$

如果可以找到 λ 滿足上式(9): $S\overline{W} = \lambda\overline{W}$ ，則 \overline{W} 為對應於 λ 的特徵向量。

(限制條件: $w_{i1} + w_{i2} + \dots + w_{ip} = 1$)

Step 6: 特徵值 λ 依照大小順序排列分別為 $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_p$ ，第一大的特

徵值 λ_1 的特徵向量為 $(w_{11}, w_{12}, \dots, w_{1p})$ ，第一主成份則為

$y(1) = w_{11}x_1 + w_{12}x_2 + \dots + w_{1p}x_p$ 。第二大的特徵值 λ_2 的特徵向量為

$(w_{21}, w_{22}, \dots, w_{2p})$ ，則第二主成份為 $y(2) = w_{21}x_1 + w_{22}x_2 + \dots + w_{2p}x_p$ ，第 m 大

的特徵值 λ_m ，其特徵向量為 $(w_{m1}, w_{m2}, \dots, w_{mp})$ ，則第 m 主成份為

$y(m) = w_{m1}x_1 + w_{m2}x_2 + \dots + w_{mp}x_p$ 。

3.2.3 分析

在主成份分析中，究竟選取多少個主成份較為合適？選取較多則解釋能力較高，但變數較不簡化；選取太少則解釋能力較低。一般來說，若第 k 個主成份的累積總解釋變異量達80%以上，則選取前 k 個主成份來解釋問題。所選取之主成份有其特質，也就是第 i 個主成份的變異數等於其對應的特徵值，如下式(10)所示：

$$Var(y_i) = \lambda_i \quad i = 1, 2, \dots, p \quad (10)$$

第 i 個主成份 y_i 的解釋變異量，亦即該主成份對資料總變異的貢獻程度，如公式(11)所示。以此類推，第一與第二主成份的總解釋變異量如公式(12)所示：

$$\frac{Var(y_i)}{\sum_{i=1}^p Var(y_i)} = \frac{\lambda_i}{\sum_{i=1}^p \lambda_i} \quad (11)$$

$$\frac{Var(y_1) + Var(y_2)}{\sum_{i=1}^p Var(y_i)} = \frac{\lambda_1 + \lambda_2}{\sum_{i=1}^p \lambda_i} \quad (12)$$

如欲選取前 m 個主成份來解釋問題，則必須考量這 m 個主成份能解釋資料總變異量之比例，呈現的方式又稱為累積總解釋變異量，如下式(13)表示。一般而言，選擇以第 k 個主成份的累積總解釋變異量達80%以上作為基準。

$$\frac{\sum_{i=1}^m Var(y_i)}{\sum_{i=1}^p Var(y_i)} = \frac{\lambda_1 + \lambda_2 + \dots + \lambda_m}{\lambda_1 + \lambda_2 + \dots + \lambda_p} \quad (13)$$

3.3 資料正規化

為維持資料的一致性，避免不同的資料維度及單位造成判別的誤差，在投入 BPN 訓練之前，晶圓批的原始資料先進行正規化(normalization)，將數值轉換至介於[0.1, 0.9]之間，其轉換公式如下式(14):

$$x'' = \left(\frac{x' - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \right) \times (0.9 - 0.1) + 0.1 \quad (14)$$

x'' : 正規化後之數值

x' : 原始實際之數值

x_{\max} : 原始實際數值之最大值

x_{\min} : 原始實際數值之最小值

3.4 分群法則

3.4.1 模糊聚類演算法

模糊聚類演算法以最小化目標函數 J 為目標，假設預期的分群數目為 k ，晶圓批數為 n ，並以一個 $k \times n$ 的矩陣 $[\mu_{ij}]$ 來表示每個資料點隸屬於每個群聚的程度：

$$J(\mu_{ij}, c_i) = \sum_{i=1}^k J_i = \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^n (\mu_{ij})^m \|x_j - c_i\|^2 \quad (15)$$

$\|x_j - c_i\|^2$ 是 x_j 與 c_i 之間的距離函數，稱為「歐幾里得距離」。各變數之定義如下：

- (1) x_j : 資料點集合
- (2) c_i : 中心點集合
- (3) n : 晶圓批數
- (4) k : 群聚數
- (5) m : 權重指數，介於 $[1, \infty)$ 之間的任何數
- (6) 一個點隸屬於各個群聚的程度總和等於 1，如下式(16):

$$\sum_{i=1}^k \mu_{ij} = 1, \forall j = 1, 2, \dots, n \quad (16)$$

為滿足上式(16)之條件，本研究制定新的目標函數(為 lagrange multipliers)，如下式(17):

$$\begin{aligned}
 L(\mu_{ij}, c_i, \lambda_j) &= \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^n (\mu_{ij})^m \|x_j - c_i\|^2 + \sum_{j=1}^n \lambda_j (\sum_{i=1}^k \mu_{ij} - 1) \\
 &= \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^n (\mu_{ij})^m \|x_j - c_i\|^2 + \sum_{j=1}^n (\sum_{i=1}^k \lambda_j \mu_{ij} - \lambda_j)
 \end{aligned} \tag{17}$$

其中， λ_j ， $j=1, 2, \dots, n$

為了求得最佳目標函數值 \bar{J} ，令其偏微分為零，如下式(18)、(19):

$$\frac{\partial L}{\partial \mu_{ij}} = m \mu_{ij}^{m-1} \|x_j - c_i\|^2 + \lambda_j = 0 \tag{18}$$

$$\frac{\partial \bar{J}}{\partial c_i} = \sum_{j=1}^n \mu_{ij}^m (x_j - c_i) = 0 \tag{19}$$

因此，可以求得下列結果，包含隸屬函數值與群集中心的計算公式:

$$\mu_{ij} = \frac{1}{\sum_{s=1}^k \left[\frac{\|x_j - c_i\|^2}{\|x_j - c_s\|^2} \right]^{\frac{2}{m-1}}} \tag{20}$$

$$c_i = \frac{\sum_{j=1}^n (\mu_{ij})^m x_j}{\sum_{j=1}^n (\mu_{ij})^m} \tag{21}$$

3.4.2 模糊聚類演算法步驟

Step 1：進行初始分割，預先設定群聚數為 k ，並滿足公式(16)，如下:

$$\sum_{i=1}^k \mu_{ij} = 1, \forall j=1, 2, \dots, n$$

Step 2：利用公式(21)，計算各群之群聚中心，如下：

$$c_i = \frac{\sum_{j=1}^n (\mu_{ij})^m x_j}{\sum_{j=1}^n (\mu_{ij})^m}$$

Step 3：計算新的目標函數值，根據目標函數值的變化比例，檢測是否滿足

停止條件。若滿足公式(22)，則可以停止演算步驟；否則進行 Step 4 以繼續迭代運算之過程。

$$\frac{|J_{t+1} - J_t|}{J_{t+1}} < \rho \quad (22)$$

J_t 指第 t 代迭代的目標函數值， ρ 為設定之門檻值(threshold value)，當變化比例小於 ρ 時，則迭代停止運算。

Step 4：重新計算隸屬函數值 μ_{ij} 如公式(20)，以修正權重並回到 Step 2。

$$\mu_{ij} = \frac{1}{\sum_{s=1}^k \left[\frac{\|x_j - c_i\|}{\|x_j - c_k\|} \right]^{\frac{2}{m-1}}}$$

模糊聚類分群之步驟如圖 3-4 所示：

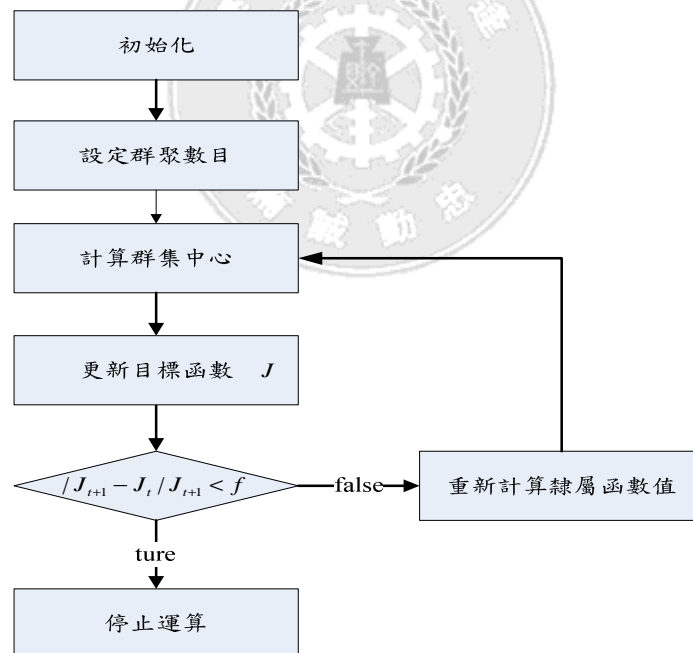


圖 3-6、模糊分群演算法流程圖

3.5 倒傳遞網路

倒傳遞類神經網路又稱為前饋式神經網路(圖 3-5)包含輸入層、隱藏層以及輸出層。每層含有數個處理單元，處理單元間交互作用，並於學習過程不斷地修

正改善以達成最小化誤差函數，並降低預測數值與實際值之間的差距。

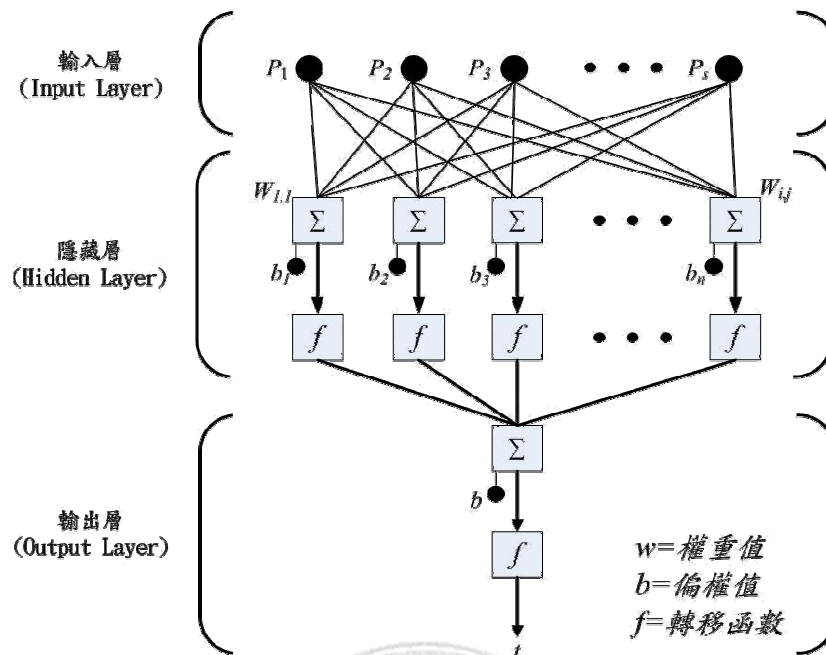


圖 3-7、單層前饋式神經網路 [42]

3.5.1 倒傳遞網路建構

為了增加生產週期時間預測的準確度，本研究先將晶圓批數據正規化，正規化是為了避免離群值(outlier)影響整體資料的一致性。接著藉由模糊分群將晶圓批數據分類至合適群集，之後將各群集的訓練組投入倒傳遞網路訓練，BPN之建置流程如下[18, 19, 26, 36]:

(1) BPN的建置

Step1：篩選合適的數據

Step2：為維持資料的一致性，避免不同的資料維度及單位造成預測的誤差，在投入 BPN 之前，先進行正規化作業，將數值轉換至[0.1, 0.9]之間。

Step3：參數設定如下：

(A)設定輸入、輸出層及隱藏層之層數與神經元之數量

包含輸入層、輸出層之設定，而隱藏層之層數可依狀態做調整。其中，過多的隱藏層會導致網路在學習過程中過度訓練，數目太少則難以反映輸入變數間的交互作用。因此，一般隱藏層之層數設定以一至兩層為主。Hornik et al. [20]指出在設定類神經網路模式時通常只需要一層隱藏層即足夠處理複雜的系統診斷問題，且具有優良的準確率。

(B)轉換函數

常用的轉換函數包括雙曲正切函數、非線性雙彎曲函數以及線性傳遞函數。本研究使用的轉換函數為非線性雙彎曲函數，如下式(23)所示：

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad f(x) \in (0, 1) \quad X \in R \quad (23)$$

(C) 學習速率(η)

學習速率關係著網路的收斂狀況，學習速率越小則運算的收斂時間增加，而學習速率越大則迭代所調整的步伐越大，但是學習速率過大則收斂過程易趨向不穩定。

(D)訓練演算法

BPN 的訓練演算法一般多數採用最陡坡降演算法，然而此訓練函數的缺點為收斂速度緩慢，易陷入局部最小值，因此本研究選用 LM 演算法。

Step4：設定最終停止條件：

(A) MSE 值收斂 (converge)：當數值到達最小均方誤差(MSE)之預設目標，則類神經網路不再進行訓練且誤差值不再改善。

(B) 訓練次數(epochs)：當到達預設的訓練次數，即使 MSE 值未達成設定的目標(未收斂)，類神經網路依舊停止訓練。

(2) BPN 訓練過程

BPN 運算過程藉由傳遞計算誤差來進行數值的調整，直到滿足收斂停止條件。BPN 之運算流程說明如下[18, 19, 26, 36]：

(A)輸入層每個神經元的輸出(x_i) 乘上權重(v_{ji})，加總後透過傳遞函數(f)計算得到每一個隱藏層神經元輸出(y_i)

$$y_i = f(net_j = \sum_{i=1}^M v_{ji} x_i) \quad (24)$$

(B)每一個隱藏層神經元輸出(y_i) 乘上權重(w_{kj})，加總後透過傳遞函數(f)計算得到每一個輸出層神經元輸出(y_k)

$$O_k = f(net_k = \sum_{j=1}^N w_{kj} y_j) \quad (25)$$

(C)BPN演算法的目的在使誤差函數(E)最小化，如下式(26)。計算網路輸出值(O_k) 與期望值(d_k) 之間的誤差，若未滿足終止條件，則會進行誤差調整

$$E = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^L (d_k - O_k)^2 \quad (26)$$

(D)利用最陡坡降法調整隱藏層至輸出層連結之權重(w_{kj})

$$w_{kj} = w_{kj} + \Delta w_{kj} = w_{kj} - \eta \frac{\partial E}{\partial w_{kj}} \quad (27)$$

(E)更新輸出層至隱藏層連結之權重(v_{ji})

$$v_{ji} = v_{ji} + \Delta v_{ji} = v_{ji} - \eta \frac{\partial E}{\partial v_{ji}} \quad (28)$$

(F)不斷重複計算，直到誤差函數小化或滿足停止條件。

3.6 評估預測績效

晶圓批資料經由主成份分析處理之後，再以FCM分群，最後將各群集資料投入到BPN學習。接著，比較輸出的預測值與實際值之績效值以驗證預測之準確度。本研究以下列三種指標作為評估之基準，數值較小則表示與實際值間的誤差較低，愈接近實際值，顯示預測能力越精準。因不同預測方法及群數所呈現的績效結果皆不相同，為了評估不同預測方法下對於三個績效指標的影響，本研究以預測績效值中最佳者為選擇的依據。以下為三個預測績效的評估指標：

(1) 平均絕對誤差率(Mean Absolute Percentage Error, MAPE)

平均絕對誤差率主要用以衡量誤差之百分比，不易受預測及實際值單位的影響，因此較為客觀。Lewis (1982)認為MAPE為有效的評估指標，並訂定評估之標準：當MAPE值接近0，表示預測準確度愈高，而MAPE值在10%以內被視為具有高準確度的預測能力。[26]

$$MAPE = \left(\frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \left| \frac{e_i}{Y_i} \right| \right) \times 100\% \quad (29)$$

M=晶圓批數

e_i =實際值與預測值之差

Y_i =實際值

Lewis依據MAPE大小將模式之預測能力分為四種等級，如表3-1所示：

表 3-1、MAPE 預測能力等級表[26]

MAPE值	預測能力
MAPE < 10%	高精確度

$10\% < \text{MAPE} < 20\%$	良好
$20\% < \text{MAPE} < 50\%$	合理
$\text{MAPE} > 50\%$	不正確

(2) 平均絕對誤差(Mean Absolute Error, MAE)

平均絕對誤差為預測誤差絕對值的平均，用以衡量預測誤差之程度：

$$MAE = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M e_i^2 \quad (30)$$

M=晶圓批數

e_i =實際值與預測值之差

Y_i =實際值

(3)均方根誤差(Root Mean Square Error, RMSE)

均方根誤差值越小，表示模式預測的準確度越高；反之，則表示模式預測的準確度較差

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^M e_i^2}{M}} \quad (31)$$

M=晶圓批數

e_i =實際值與預測值之差

Y_i =實際值

第四章 實驗結果分析

為了提升晶圓批生產週期時間預測之效能(effectiveness)以及效率(efficiency)，本研究利用主成份分析與模糊分群進行數據的前置作業，再將處理過後的群集資料投入倒傳遞類神經網路以進行預測。為了評估研究方法的預測能力，實驗結果將與其他預測方法做相互比較，而其他對照的預測方法分別為未進行分群作業的 BPN、PCA-BPN 法，以及預先分群的 FCM-BPN 法。

4.1 數據整理

數據來自於模擬之半導體晶圓廠的晶圓批(wafer lot)數據，本研究隨機抽取 168 批晶圓批之數據進行分析(表 4-1)，其完整的原始歷史數據如附件一所示。

表 4-1、晶圓批原始歷史數據

arrival_time	release_time	lot_no	Q _n	WIP _{bn}	Wip _{pr}	D _n	cycle_time
2011.401869	497.7593553	P101	24	9	34	36.5871	1513.643
2030.611011	503.3901245	P106	24	8	34	69.1091	1527.221
2037.018824	509.0208938	P111	24	8	33	69.1091	1527.998
2046.505387	516.4550448	P118	24	9	34	69.1091	1530.05
2049.176224	520.2824322	P122	24	9	33	69.1091	1528.894
2155.222075	525.9132015	P127	24	9	38	183.571	1629.309
2252.338164	533.3473525	P136	24	9	35	183.571	1718.991
2172.570895	538.9781217	P140	24	9	35	183.571	1633.593
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
1175.018489	2758.602825	P362	24	9	37	105.749	1583.584
1180.649258	2767.511279	P364	24	8	35	111.032	1586.862
1191.910796	2779.201873	P366	24	8	39	155.131	1587.291
1197.541565	2802.802408	P367	24	9	38	116.805	1605.261
1203.172335	2799.608022	P368	24	9	38	116.805	1596.436
1208.803104	2761.023399	P369	24	9	38	116.805	1552.22

4.1.1 輸入變數

綜合晶圓批生產週期預測之相關資料及文獻，下列四種為主要的輸入參數 $\{Q_n, WIP_{bn}, WIP_{pr}, D_n\}$ ，其中：

- (1) Q_n ：晶圓廠中第 n 個晶圓批的晶圓片數
- (2) D_n ： R_n 時晶圓批的平均等候時間
- (3) WIP_{bn} ： R_n 時瓶頸站前的在製品個數
- (4) WIP_{pr} ： R_n 時在途程之在製品個數
- (5) R_n ：第 n 個晶圓批的到達時間(release time)

4.2 主成份分析

主成份分析的目標為使用較少的變數來解釋原始數據中大部份的變異。若選定的變數之間具有相關性，則實際影響結果的關鍵變數較難以辨別。因此，在進行預測動作之前，先藉由主成份分析將許多高度相關的變數轉換成彼此相互獨立的變數以提升預測精準度。將篩選後的主成份做為資料的綜合性指標，目的為僅用較少的主成份來解釋大部份資料之變異。

4.2.1 PCA 處理

(1)數據前置處理

首先，繪製輸入變數之 box plot (如圖 4.1 所示)，四個輸入變數分別為 quantity、bottleneck WIP、route WIP 以及 average waiting time。此圖形有助於分析判斷輸入的變數，包括數據差距大小及散佈狀態。若項目之間差異較大，為了避免影響主成份分析之結果，會先以標準化方式改善資料的統一性。

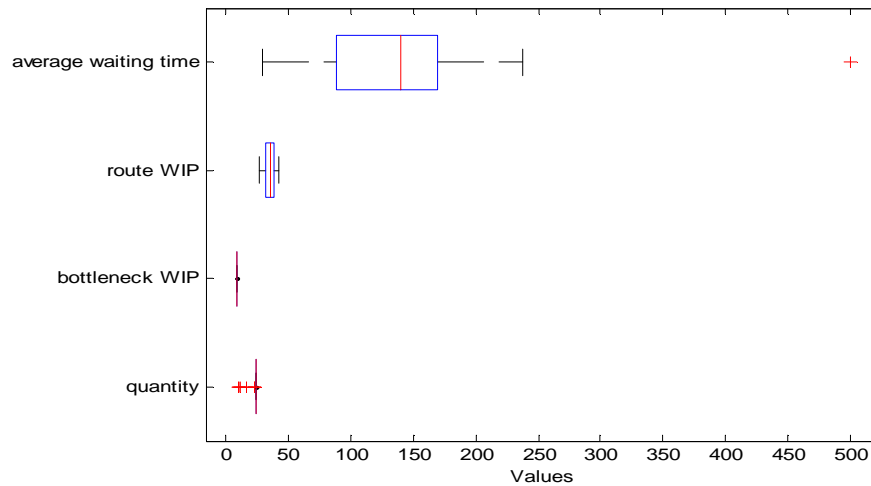


圖 4- 1、輸入變數之 Box plot

(2)數值標準化

計算方式為將資料減掉平均值之後，再除以標準差，公式如下式(32)所示:

$$Z_{ij} = \frac{(X_{ij} - \mu_i)}{S_i} \quad (i = 1, 2, \dots, m; j = 1, 2, \dots, n) \quad (32)$$

式中， X_{ij} ：為第*i*個變數，第*j*批晶圓的數值

μ_i ：為第*i*個變數之平均值

S_i ：為第*i*個變數之標準差

4.2.2 主成份輸出

主成份分析的流程先計算輸入資料的共變異數矩陣(covariance matrix)，並求取特徵值 λ ，特徵值依數值大小排序為 $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_p$ 以求算相對應的特徵向量，最後特徵向量再經過轉換求得主成份。運用 PCA 所得到之主成份，可以將資料由原始空間轉換到主成份空間，而主成份空間具備各軸之間相互獨立之特性。分析後的主成份狀態如圖 4-2 所示。

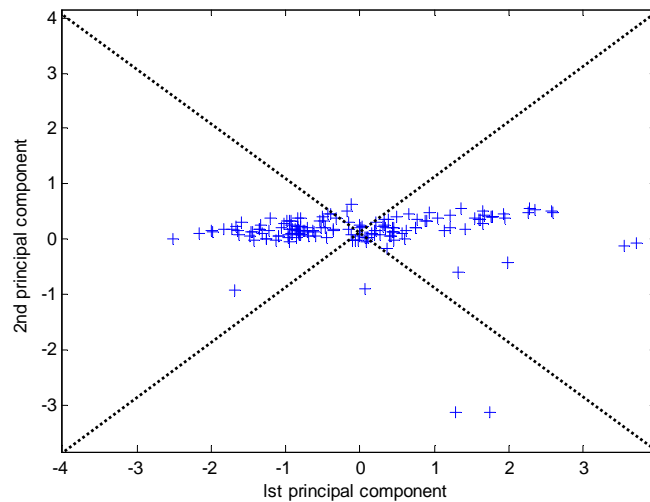


圖 4-2、第一主成分與第二主成份

計算出主成分之後，再予以標準化(standardized)，所得到的 score 用以繪製數值散佈的狀態。由上圖所呈現的數據狀態，資料主要散佈於水平方向，顯示第一主成份與第二主成份之間大致為非相依的狀態。此結果說明 PCA 已將原始變數轉換為新變數，且新變數之間保持相互獨立。

接著，以繪製柏拉圖(Pareto Chart)的方式來解釋總變異百分比(percent of the total variability)，藉此呈現主成份的變異數。柏拉圖為長條圖的一種，可以呈現遞減的比例，用以突顯占有重大影響的因素，以便決策者著重於少數但影響力最大的因素 [28]。

假設欲選取前 m 個主成份來解釋問題，則必須考量 m 個主成份能解釋資料總變異量之比例，又稱為累積總解釋變異量。一般而言，若前 m 個主成份累積總解釋變異量到達 80% 以上，則選取前 m 個主成份作為資料之投入變數。由下圖 4-3 可以得知，第一主成份至第四主成份的解釋變異量百分比分別為 39.4411%、25.2368%、19.6195% 及 15.7026%，而第一至第三主成份的累積解釋變異量為 84.2974%，已超過設定之基準值 80%，因此選擇前三個主成份做為新的投入變數。

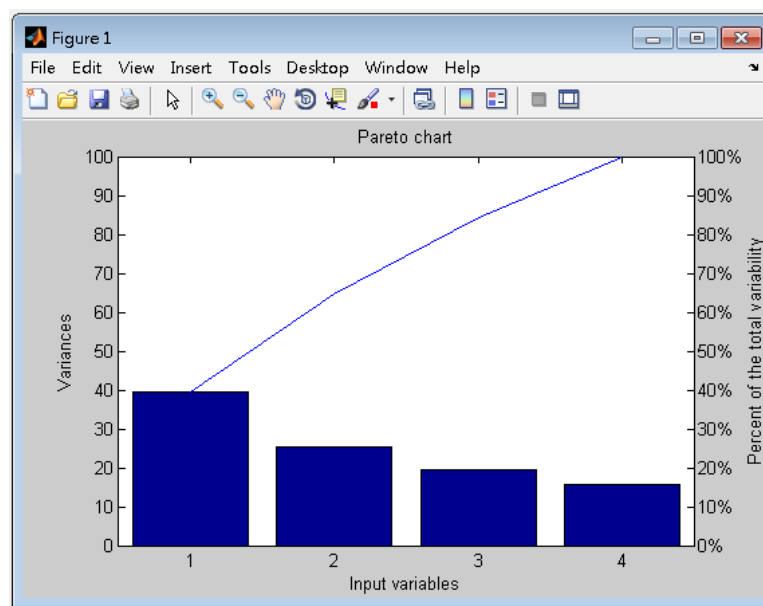


圖 4-3、主成份 Pareto Chart

4.3 模糊分群

4.3.1 數據前置處理

進行模糊分群之前，為達成數據的一致性，先將數據正規化(normalization)至[0.1, 0.9]之間。

(1) FCM-BPN

此方法的資料未經過 PCA，而是將數據正規化之後直接進行分群作業，其正規化之結果如表 4.2 所示。

表 4-2、正規化後之數據(FCM)

Q_n	WIP_{bn}	Wip_{pr}	D_n	cycle_time
0.9	0.9	0.5235294	0.1112726	0.20648
0.9	0.1	0.5235294	0.163123	0.2259902
0.9	0.1	0.4764706	0.163123	0.2271067
0.9	0.9	0.5235294	0.163123	0.2300557
0.9	0.9	0.4764706	0.163123	0.2283939
0.9	0.9	0.7117647	0.3456125	0.3726763
0.9	0.9	0.5705882	0.3456125	0.5015366

晶圓批生產週期時間預測:結合主成份分析、模糊分群與倒傳遞網路

0.9	0.9	0.5705882	0.3456125	0.3788316
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
0.9	0.9	0.6647059	0.2215381	0.3069766
0.9	0.1	0.5705882	0.2299611	0.3116861
0.9	0.1	0.7588235	0.3002688	0.3123026
0.9	0.9	0.7117647	0.2391655	0.3381226
0.9	0.9	0.7117647	0.2391655	0.3254421
0.9	0.9	0.7117647	0.2391655	0.2619108

(2) PCA-FCM-BPN

此方法中的資料會先經過 PCA 篩選變數，而後才進行正規化(如表 4-4)，接著再進行分群作業。

表 4-3、PCA 篩選後之數值

quantity	bn_WIP	route_wip
-1.19776	0.377692	0.690193
0.221045	0.309687	1.231851
0.390126	0.354908	1.306185
-0.97279	0.338015	0.32637
-0.80371	0.383235	0.400705
-0.85732	0.017486	-1.25146
-0.35008	0.153148	-1.02845
-0.35008	0.153148	-1.02845
⋮	⋮	⋮
-1.22658	0.157652	-0.30652
0.341965	0.21332	0.688528
-0.02931	-0.02136	-0.10214
-1.31918	0.098942	-0.50454
-1.31918	0.098942	-0.50454
-1.31918	0.098942	-0.50454

表 4-4、PCA 篩選+正規化後之數值

quantity	bn_WIP	route_wip
0.255735	0.869202	0.759843
0.42438	0.861161	0.846173
0.444478	0.866508	0.85802

0.282476	0.86451	0.701857
0.302574	0.869857	0.713704
0.296201	0.826611	0.450382
0.356494	0.842651	0.485925
0.356494	0.842651	0.485925
⋮	⋮	⋮
0.25231	0.843184	0.600987
0.438753	0.849766	0.759578
0.394623	0.822017	0.63356
0.241303	0.836242	0.569426
0.241303	0.836242	0.569426
0.241303	0.836242	0.569426

4.3.2 FCM 分群

正規化後之數據進行 FCM 分群，目的是將相似較高的晶圓批分至同一群集，如表 4-5 所示。

表 4-5、晶圓批各群聚之隸屬程度值

2Cluster										
Wafer Lot	1	2	3	4	5	...	165	166	167	168
Cluster 1	0.345248	0.788707	0.806737	0.23029	0.300014		0.349426	0.040597	0.040597	0.040597
Cluster 2	0.654752	0.211293	0.193263	0.76971	0.699986	...	0.650574	0.959403	0.959403	0.959403
3Cluster										
Wafer Lot	1	2	3	4	5	...	165	166	167	168
Cluster 1	0.599561	0.6436	0.582463	0.580507	0.684266		0.614578	0.056731	0.056731	0.056731
Cluster 2	0.114009	0.246248	0.303394	0.083182	0.078756	...	0.109958	0.018717	0.018717	0.018717
Cluster 3	0.28643	0.110152	0.114142	0.336311	0.236977		0.275464	0.924552	0.924552	0.924552
4Cluster										
Wafer Lot	1	2	3	4	5	...	165	166	167	168
Cluster 1	0.650763	0.163722	0.155466	0.845829	0.700034		0.233736	0.417443	0.417443	0.417443
Cluster 2	0.054047	0.195425	0.23744	0.019146	0.036921		0.084799	0.026966	0.026966	0.026966
Cluster 3	0.100634	0.077908	0.079886	0.051911	0.079127	...	0.201371	0.486541	0.486541	0.486541
Cluster 4	0.194556	0.562946	0.527208	0.083114	0.183917		0.480094	0.069049	0.069049	0.069049
5Cluster										
Wafer Lot	1	2	3	4	5	...	165	166	167	168
Cluster 1	0.226291	0.929077	0.846245	0.103323	0.172654	...	0.043527	0.032652	0.032652	0.032652

晶圓批生產週期時間預測:結合主成份分析、模糊分群與倒傳遞網路

Cluster 2	0.097773	0.008117	0.017191	0.081831	0.094243		0.065684	0.351048	0.351048	0.351048
Cluster 3	0.051489	0.019235	0.048213	0.030013	0.043553		0.028301	0.019237	0.019237	0.019237
Cluster 4	0.158052	0.028987	0.059322	0.130237	0.197955		0.791314	0.068694	0.068694	0.068694
Cluster 5	0.466395	0.014584	0.02903	0.654596	0.491596		0.071174	0.528369	0.528369	0.528369
6Cluster										
Wafer Lot	1	2	3	4	5	...	165	166	167	168
Cluster 1	0.146654	0.028624	0.056846	0.149416	0.199852		0.917488	0.075722	0.075722	0.075722
Cluster 2	0.084723	0.00933	0.019286	0.080349	0.083951		0.013469	0.322318	0.322318	0.322318
Cluster 3	0.043917	0.02248	0.055373	0.028846	0.038155		0.005756	0.016192	0.016192	0.016192
Cluster 4	0.234798	0.879231	0.746205	0.109211	0.166039	...	0.008223	0.028402	0.028402	0.028402
Cluster 5	0.115272	0.044305	0.091014	0.092967	0.131669		0.041146	0.040727	0.040727	0.040727
Cluster 6	0.374637	0.01603	0.031276	0.539211	0.380335		0.013918	0.516639	0.516639	0.516639
7Cluster										
Wafer Lot	1	2	3	4	5	...	165	166	167	168
Cluster 1	0.276896	0.631258	0.504103	0.125077	0.180396		0.010181	0.028226	0.028226	0.028226
Cluster 2	0.040919	0.029963	0.043865	0.03426	0.041413		0.014998	0.023902	0.023902	0.023902
Cluster 3	0.074816	0.019365	0.026132	0.079474	0.078468		0.017423	0.330154	0.330154	0.330154
Cluster 4	0.122967	0.176115	0.225151	0.100472	0.14292	...	0.031349	0.033722	0.033722	0.033722
Cluster 5	0.132482	0.062395	0.080592	0.151574	0.195469		0.901415	0.069356	0.069356	0.069356
Cluster 6	0.038176	0.048613	0.078911	0.027722	0.034912		0.007298	0.014747	0.014747	0.014747
Cluster 7	0.313744	0.032291	0.041245	0.48142	0.326422		0.017336	0.499892	0.499892	0.499892

4.4 倒傳遞類神經網路

本研究所收集的晶圓批生產週期時間數據，總共有 168 批，經過分群後投入倒傳遞類神經網路學習。其中 75% 作為訓練數據，剩下的 25% 為測試數據:

表 4- 6、BPN 法中訓練組及測試組之數目

BPN	
訓練組	126
測試組	42

表 4- 7、PCA -BPN 法中訓練組及測試組之數目

PCA -BPN	
訓練組	126
測試組	42

表 4-8、FCM-BPN 法中訓練組及測試組之數目

FCM-BPN	2.1	2.2	3.1	3.2	3.3	4.1	4.2	4.3	4.4	5.1	5.2	5.3	5.4	5.5	6.1	6.2	6.3	6.4	6.5	6.6	7.1	7.2	7.3	7.4	7.5	7.6	7.7
訓練組	66	60	30	36	60	30	36	40	21	39	19	26	21	22	39	13	18	18	21	18	39	10	7	21	18	16	17
測試組	22	20	10	12	20	10	12	13	6	13	6	8	7	7	13	4	6	5	7	6	13	3	2	7	5	5	5

表 4-9、PCA-FCM-BPN 法中訓練組及測試組之數目

PCA-FCM-BPN	2.1	2.2	3.1	3.2	3.3	4.1	4.2	4.3	4.4	5.1	5.2	5.3	5.4	5.5	6.1	6.2	6.3	6.4	6.5	6.6	7.1	7.2	7.3	7.4	7.5	7.6	7.7
訓練組	62	65	47	29	51	27	26	33	42	21	28	23	27	29	19	27	21	16	18	27	13	9	27	15	21	18	27
測試組	20	21	15	9	17	8	8	11	13	7	9	7	8	9	6	9	7	5	5	8	4	2	9	4	6	5	8

4.4.1 參數的設定

對於類神經網路而言，參數的設定扮演重要的角色。不同的參數設定對於績效值(MAPE、MAE 及 RMSE)有不同程度的影響。類神經網路的參數包含學習速率、隱藏層層數、神經元個數等設定，詳細說明如以下：

(1)學習速率之決定

觀察輸出值的變化及收斂之情形，以設定神經元數並觀察相對應的 MSE 數值。本研究觀察不同的訓練次數，分別為 5000 次、10000 次、20000 次、25000 次、30000 次和不同的學習速率(0.01、0.05、0.1、0.5、0.8、1.0)的組合變化，結果顯示當學習率(η)為 0.8，訓練次數為 30,000 次時，達到最小的 RMSE 值 0.08037，如圖 4-4 所示。

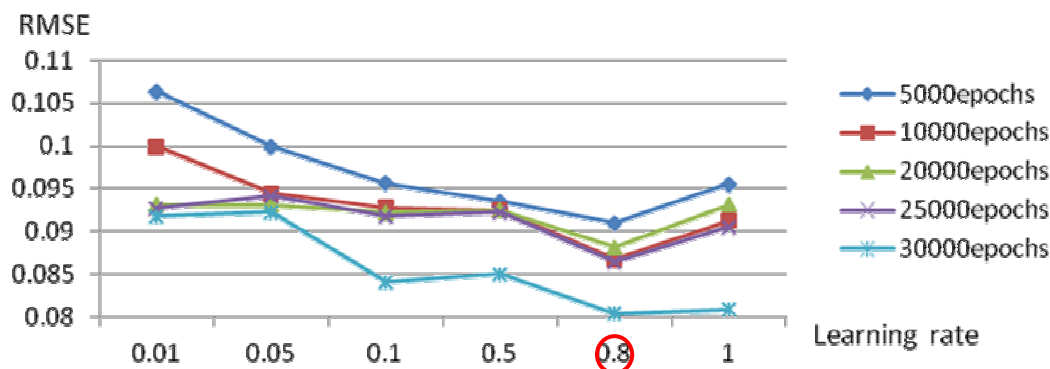


圖 4-4、學習速率及訓練次數對應之 RMSE 值

(2)決定隱藏層之神經元個數

觀察輸出值的變化及收斂之情形，以設定不同的隱藏層神經元數並觀察相對應的 RMSE 值，達到最小化 RMSE 值之目的。結果如圖 4-5 所示，當隱藏層神經元數個數為 14 時，可以達到最小的 RMSE 值，因此選定隱藏層神經元個數 14 為倒傳遞類神經網路之參數設定。

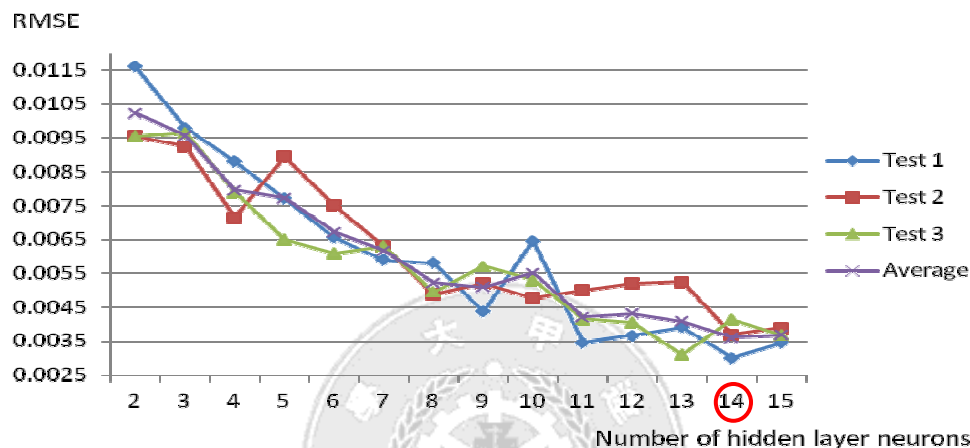


圖 4-5、神經元數對應之 RMSE 值

(3)訓練演算法

一般 BPN 之訓練大多採用最陡坡降演算法，其缺點為收斂速度緩慢，易陷入局部最小值。為達成較佳之預測效果，本研究測試不同的訓練演算法下所呈現的誤差情形做為參考之依據。其中，參數設定為學習速率等於 0.8 以及隱藏層神經元數為 14，訓練次數分別為 1000 次、3000 次、5000 次、10000 次、20000 次、25000 次及 30000 次，然後紀錄不同次數下對於 RMSE 值的影響。由圖 4-6 可以得知，比較最陡坡降演算法與 LM 演算法，LM 的平均 RMSE 值為 0.068276，遠低於最陡坡降法的 RMSE 值 0.140519。平均而言，LM 算法可以得到較低的 RMSE 值，因此本研究採用 LM 算法做為訓練的演算法。

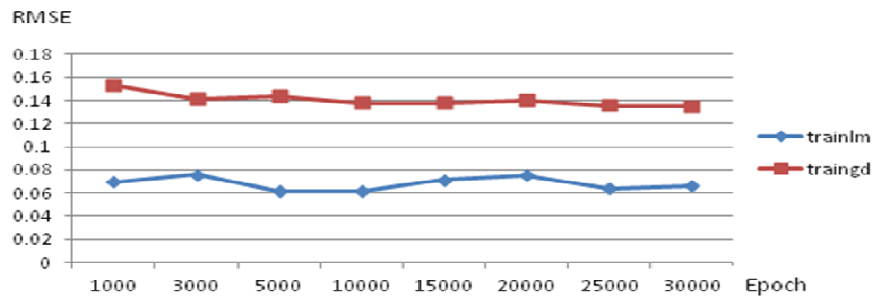


圖 4-6、不同演算法對應之 RMSE 值

4.4.2 倒傳遞網路訓練

參數設定經過試誤法的測試之後，選擇以 RMSE 數值最低者為參數之設定：訓練函數為 LM、隱藏層之神經元個數=14 個、訓練次數=30000 次及學習速率(η)=0.8。參數設定完成之後，根據分群結果將各群集的資料分別投入其對應之倒傳遞網路學習。倒傳遞網路之 Matlab 語法如下：

p = [正規化後之訓練組輸入值]

q = [正規化後之測試組輸入值]

t = [正規化後之訓練組輸出值]

net = netff([輸入值],[神經元個數,隱藏層層數]{‘隱藏層轉換函數’,‘輸出層轉換函數’},‘BPN 訓練函數’)

net=init(net)

net.trainParam.show = 1000

隔 1000 次循環即顯示訓練狀態

net.trainParam.lr = 0.8

設定學習速率 0.8

net.trainParam.epochs = 30000

設定最多的訓練次數為 30000 次

net.trainParam.goal = 0.001

設定 MSE 目標值為 0.001

[net, tr] = train(net, p, t)

以輸入值(p)與訓練組輸出值(t)來訓練網路

a = sim(net, p)

以訓練組的輸入值(p)產生預測值(a)

b = sim(net, q)

以測試組的輸入值(q)產生預測值(b)

4.5 績效評估

4.5.1 訓練組及測試組

數據以 75% 及 25% 的比例切成訓練組及測試組之後，投入四種方法進行預測，其 訓練組及測試組的績效結果如下表 4-10 及表 4-11 所示：

表 4-10、不同方法下之訓練組 RMSE 值

RMSE	BPN	PCA-BPN	FCM-BPN	PCA-FCM-BPN
訓練組	119.696	119.091	34.984	34.014
	-	(-1%)	(-71%)	(-72%)
	-	-	(-71%)	(-71%)
	-	-	-	(-3%)

表 4-11、不同方法下之測試組 RMSE 值

RMSE	BPN	PCA-BPN	FCM-BPN	PCA-FCM-BPN
測試組	212.731	210.503	185.951	144.211
	-	(-1%)	(-13%)	(-32%)
	-	-	(-12%)	(-31%)
	-	-	-	(-22%)

由表 4-10 及表 4-11 可得知，不管哪一種預測方法，訓練組及測試組所達到的 RMSE 值有著明顯的差異。唯一共同點是，無論訓練組或測試組，皆以 PCA-FCM-BPN 方法的 RMSE 值為最小，而相較於 BPN 法，其優勢分別可以達到 72% 及 32%。

4.5.2 各群集預測績效值

(1) 在 FCM-BPN 方法中(實驗數值結果如表 4-12)，為達成資料的一致性，

數據先經過正規化，再藉由模糊分群將 168 筆晶圓批分成數個群集，而各個群集再以 75% 及 25% 的比例分成訓練組及測試組，最後投入倒傳遞類神經網路做學習，各群集的預測績效有所不同，預測結果如表 4.11 所

示。

表 4-12、FCM-BPN 法各群集之預測績效值

FCM-BPN	2cluster	3cluster	4cluster	5cluster	6cluster	7cluster	Total
訓練組個數	126	126	127	127	127	128	
測試組個數	42	42	41	41	41	40	
MAE	52.80192	62.9153	55.56079	58.17572	52.485	52.73576	55.7791
MAPE	3.095%	3.635%	3.246%	3.412%	3.040%	3.041%	3.245%
RMSE	90.85794	109.6477	98.28481	104.62	88.95144	87.0979	96.9376

(2) 在 PCA-FCM-BPN 方法中(實驗數值結果如表 4-13)，數據先進行主成份分析以篩選出主成份。接著，因預測數值參差不齊，先進行正規化作業，再藉由模糊分群將 168 筆晶圓批劃分群集，各群集再以 75% 及 25% 比例分成訓練組及測試組，最後投入倒傳遞類神經網路做學習。PCA-FCM-BPN 不同於 FCM-BPN 的差別在於進行模糊分群之前先執行主成份分析，此項作業有利於整體數據中投入項目的篩選，且投入 BPN 訓練之前的前置作業也較為完善，其預測結果如表 4.13 所示：

表 4-13、PCA-FCM-BPN 各群集預測績效值

PCA-FCM-BPN	2cluster	3cluster	4cluster	5cluster	6cluster	7cluster	Total
訓練組個數	127	127	128	128	128	130	
測試組個數	41	41	40	40	40	38	
MAE	48.91019	46.6336	45.95936	49.11254	44.3415	46.66363	46.9368
MAPE	2.868%	2.727%	2.710%	2.826%	2.598%	2.763%	2.749%
RMSE	78.58608	72.2756	75.84959	76.84568	73.30063	81.04108	76.3747

4.5.3 整體預測績效值

本研究主要以四種不同方法做為預測工具，分別為 BPN、PCA-BPN、FCM-BPN 以及 PCA-FCM-BPN。不同方法的程序各不相同，BPN 為未分群之方法，數據正規化以後，以 75% 與 25% 的比例分成訓練組及測試組，之後便投入 BPN 進行測試；PCA 則是利用主成份分析先篩選變數，經過正規化後分成訓練組及測試組，再投入 BPN；而 FCM-BPN 和 PCA-FCM-BPN 兩種方法都以模糊

分群分類各群集，最後才投入 BPN 求得輸出值。整體預測績效方面，將投入 BPN 之後所輸出的預測值與實際值相互比較，並進一步分析不同方法之下的預測能力，其整體的績效值如表 4-14 所示。

表 4-14、整體預測績效值

Approach	BPN	PCA- BPN	FCM-BPN	PCA- FCM -BPN
2cluster	148.523	147.359	90.858	78.586
3cluster			109.648	72.276
4cluster			98.285	75.850
5cluster			104.620	76.846
6cluster			88.951	73.301
7cluster			87.098	81.041
Minimal RMSE	148.523	147.359	96.938	76.375
	-	(-0.783%)	(-34.732%)	(-48.577%)
	-	-	(-34.217%)	(-48.171%)
	-	-	-	(-21.213%)

4.6 分析結果

不同方法的實驗結果亦不相同，本研究以四種預測方法(BPN、PCA-BPN、FCM-BPN以及PCA-FCM-BPN)所得到的績效值進行以下的探討：

一、各群集之預測績效:

BPN 法與 PCA-BPN 法因未進行分群，因此不在此討論。整體而言，PCA-FCM-BPN 法在三個預測績效指標上皆優良於其他的預測方法，而各群集之績效值分析如下：

- (1) 應用 FCM-BPN 時，MAE 及 MAPE 以第六群(cluster 6)的績效值為最佳，其分別為 52.485(總平均為 55.7791)以及 3.040%(總平均為 3.245%)。若以 RMSE 為評估指標，則以第七群(cluster 7)的績效值為最佳，其績效值為 87.0979(總平均為 96.9376)。

- (2) 當應用 PCA-FCM-BPN 時，績效指標 MAE 及 MAPE 以第六群(cluster 6)

的績效值為最佳，分別為 44.3415(平均為 46.9368)及 2.598%(平均為 2.749%)；若以 RMSE 為評估指標，則以第七群(cluster 7)的績效值為最佳，其值為 72.2756(平均為 76.3747)。

二、探討有進行分群的方法:

- (1) BPN與PCA-BPN，此兩種方法皆未包含分群概念，由預測績效值可以得知PCA-BPN方法相較於BPN法改善了0.783%(如上表4-14)。此顯示經由PCA篩選之後的新變數來進行預測有較佳的預測能力。
- (2) FCM-BPN法與PCA-FCM-BPN法皆為預先分群之預測方法。在進行模糊分群之前，PCA-FCM-BPN先進行PCA篩選，產生之主成份可以降低維度，且變數之間也從相依關係轉變為相互獨立。由於加入此項前置作業，PCA-FCM-BPN法的預測績效相較於FCM-BPN法改善了21.213%(如上表4-14)。
- (3) 相較於未分群的 BPN 法而言，FCM-BPN 與 PCA-FCM-BPN 因為含有分群之概念，經由實驗結果所呈現之績效值相對較佳(RMSE 值較低)，且 PCA-FCM-BPN 方法相較於 BPN 法，其預測準確度提升了 48.577%(如上表 4-14)。

三、訓練組及測試組之績效:

訓練組及測試組於四種不同的預測方法中，所呈現的 RMSE 值皆不相同。其共同點是，無論訓練組或測試組，PCA-FCM-BPN 方法的績效值皆優於其他的方法，且相較於 BPN 法其績效值的差異分別可以達到 72%及 32%(如表 4-10、4-11)。

整體結果顯示，訓練組所呈現的績效值遠較測試組優異，且改善幅度相當大，意謂所使用的類神經網路的一般化(generalization)能力尚有待加強。

第五章 結論與未來研究方向

5.1 結論

晶圓批生產週期時間的預測對於半導體工廠是一項重要的生產指標[7]，如何提升預測的準度一直是產業的重要議題。為了提升預測晶圓批生產週期時間的準確性，本研究結合主成份分析(PCA)與模糊分群(FCM)來進行數據篩選之前置作業，接著利用倒傳遞網路(BPN)來進行預測。為驗證所提之方法的預測能力，將實驗結果與其他預測方法的績效做互相比較。由績效評估結果顯示，所提出之預測方法PCA-FCM-BPN相較於其他方法，具有較佳的預測精準度。

相較於未分群的 BPN，FCM-BPN 與 PCA-FCM-BPN 因為含有分群之概念，所得到的績效值皆較為優良。且相較於僅以 BPN 方法進行預測，RMSE 值分別改善了 48.6% 以及 34.7%，故可驗證具分群概念的方法具備較良好的預測能力。

對於晶圓批生產週期時間預測，藉由主成份分析來篩選合適的預測變數，並結合分群作業，可增加資料前置作業的完整性。實驗結果顯示，本研究採用之方法所產生的預測值較接近實際數值，且能有效地提升整體預測的準確度。

5.2 未來研究方向

經過實驗及驗證，本研究的方法相較於其他方法有較佳的績效值，但關於晶圓批生產週期時間的預測上，仍有許多可以改善的空間：

- (1) 目前研究主要以四個變數作為評估晶圓批生產週期時間的主要影響因素，其他因素則未納入研究範疇，因此未來的研究可以針對變數部份之增減做進一步考量，以提升預測的準度。
- (2) 主成份分析大部分應用於圖像或影像顯示相關之議題及領域，鮮少有應

用於週期時間預測的相關文獻。經由本研究實驗結果顯示，未來主成份分析的應用可以朝週期時間的預測發展，或者其他半導體產業相關的領域進行預測研究。



參考文獻

1. Bandyopadhyay, G. and Chattopadhyay, S.(2007). Single hidden layer artificial neural network models versus multiple linear regression model in forecasting the time series of total ozone. *International journal of Environmental Science and Technology*, 4 (1), 141-150.
2. Bezdek, J.C.(1981). Pattern recognition with fuzzy objective function algorithms. New York: Plenum.
3. Bezdek, J. C., Ehrlich, R., and Full, W.(1984). FCM: the fuzzy c-means clustering algorithm. *Computers and Geoscience*, 10(2-3), 191-203.
4. Cao, X., Liu, H., and Chen, N.(1997). Classification of Cm I energy levels using PCA-BPN and PCA-NLM. *Chemical Physics*, 220(3), 289-297.
5. Chen, T.(2008). A SOM-FBPN-ensemble approach with error feedback to adjust classification for wafer-lot completion time prediction. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 37(7-8), 782-792.
6. Chen, T.(2008). An intelligent mechanism for lot output time prediction and achievability evaluation in a wafer fab. *Computers & Industrial Engineering*, 54(1), 77-94.
7. Chen, T.(2011). Hybridising PCA and BPN for job flow time forecasting in a wafer fabrication factory. *International Journal of Technology Intelligence and Planning*, 7(4), 1740-2832.
8. Chen, T.(2007). Incorporating fuzzy c-means and a back-propagation network ensemble to job completion time prediction in a semiconductor fabrication fac-

- tory. *Fuzzy Sets and Systems*, 158, 2153-2168.
9. Chen, T.(2007). Predicting Wafer-Lot Output Time With a Hybrid FCM–FBPN Approach. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics*, 37(4), 784-793
 10. Chen, T., and Wang, Y.C.(2007). A fuzzy-neural system with error feedback to adjust classification for forecasting wafer lot flow time: a simulation. *Proc. IMechE Part I: Journal of Systems and Control Engineering*, 21(15), 807-817
 11. Chen, T., and Wang, Y.C.(2010). Incorporating the FCM–BPN approach with nonlinear programming for internal due date assignment in a wafer fabrication plant. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 26, 83-91.
 12. Chen, T.S., Chen, Y.T., Lin, C.C., and Chen, R.C.(2005). A combined k-means and hierarchical clustering method for improving the clustering efficiency of microarray. *Proc. 2005 International Symposium on Intelligent Signal Processing and Communications Systems*, 405-408.
 13. Chen, T., Wang, Y.C., Lin, Y.C., and Yang, K.H.(2008). Estimating job cycle time in semiconductor manufacturing with an ANN approach equally dividing and post-classifying jobs. *Materials Science Forum*, 594, 469-474
 14. De Carvalho, F. A. T.(2007). Fuzzy c-means clustering methods for symbolic interval data. *Pattern Recognition Letters*, 28(4), 423-437.
 15. Dunham, M.H.(2003). Data mining: introductory and advanced topics, Prentice Hall.
 16. Dunn, J.C.(1973). A fuzzy relative of the ISODATA process and its use in detecting compact well-separated clusters. *Journal of Cybernetics*, 3(3), 32-57.

17. Gautam, G., and Chaudhuri, B.B.(2004). A novel genetic algorithm for automatic clustering, *Pattern Recognition Letters*. 25(2), 173-187.
18. Hagan, M.T., Demuth, H., and Beale, M.(1996). Neural network design. PWS Publishing Company, Chap. 11, 1-26.
19. Haykin, S.(1999). Neural networks: a comprehensive foundation. 2nd Edition. Prentice Hall, Englewood Cliffs, Chap. 4, 178-274.
20. Hornik, K., Stinchcombe, M., White, H.(1989). Multilayer feedforward networks are universal approximations. *Neural Networks*, 2, 336-359.
21. Hotelling, H.(1933). Analysis of a complex of statistical variables into principal components. *Journal of Educational Psychology*, 24, 417-441 and 498-520.
22. İnan, Z.H., and Kuntalp, M.(2007). A study on fuzzy c-means clustering based systems in automatic spike detection. *Computers in Biology and Medicine*, 37(7), 1160-1166.
23. Jiawei, H., and Micheline, K.(2001). Data mining, concepts and techniques. Morgan Kaufmann Publishers.
24. Kumar, P.R.(1994). Scheduling semiconductor manufacturing plants. *IEEE Control Systems Magazine*, 14(6), 33-40.
25. Lewis, C.D.(1982). International and business forecasting methods. London: Butterworths.
26. Lippmann, R.P.(1987). An introduction to computing with neural nets. *IEEE ASSP Magazine*, 4-22.
27. MacQueen, J. (1967). Some methods for classification and analysis of multivari-

- ate observations. *Proc. 5th Berkeley Symposium on Mathematical Statistics and Probability*, 1, 281-297.
28. Mizunoa, T., Toriyamab, M., Teranob, T., and Takayasub, M.(). Pareto law of the expenditure of a person in convenience stores. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 387(15), 3931-3935.
29. Pearson, K.(1901). On lines and planes of closest fit to systems of points in spaces, *Philosophical Magazine*, 2, 559-572.
30. Roiger, R.J., and Geatz, M.W.(2003). Data mining: a tutorial-based primer. *Addison Wesley*.
31. Sebzalli, Y.M., and Wang , X.Z.(2001). Knowledge discovery from process operational data using PCA and fuzzy clustering. *Engineering Applications of Artificial intelligence*, 14, 607-616.
32. Xu, Z., and Wu, J.(2009). Intuitionistic fuzzy c-means clustering algorithms. *Journal of Systems Engineering and Electronics*, 20(1), 90-97.
33. Yang, L.N., Peng, L., Zhang, L.M., Zang, L.L., and Yang, S.S.(2009). A prediction model for population occurrence of paddy stem borer (*Scirpophaga incertulas*), based on back propagation artificial neural network and principal components analysis. *Computers and Electronics in Agriculture*, 68, 200-206.
34. 林群賀(2011)，結合最佳化分群與倒傳遞網路於晶圓批生產週期時間之預測，逢甲大學工業工程與系統管理碩士論文。
35. 康家榕(2010)，運用 Fuzzy C-means 與均勻化法解決半導體化學機械研磨平坦化問題，國立清華大學，工業工程與工程管理學系碩士學位論文。
36. 鄧世剛、林聖義(2010)，倒傳遞類神經網路用於裝備故障診斷-以某防空火砲

為例，中正嶺學報第三十九卷第二期。

37. 林道忠(2007)，結合後分群法和倒傳遞網路來預測晶圓批產出時間，逢甲大學工業工程與系統管理碩士論文。
38. 李諺泯(2003)，修改 K-means 演算法應用在距離矩陣為基礎的分類，中原大學，資訊工程學系碩士學位論文。
39. 林惠娟(1998)，分群法之概述與實作，國立清華大學，工業工程與工程管理學系碩士學位論文。
40. 楊子明、鍾昌貴、沈志彥、李美儀、吳鴻佑、詹家瑋(2011)，半導體製程設備技術，五南出版社。
41. 周開利、康耀紅(2006)，神經網路模型及其 MATLAB 仿真程序設計，北京清華大學出版社，第 5 章，第 70-83 頁。
42. 羅華強(2005)，類神經網路-MATLAB 的應用，高立圖書有限公司。
43. 葉怡成(2003)，類神經網路模式應用與實作，儒林圖書公司。
44. 林聰明，吳水丕(1981)，指數平滑法選擇與應用，華泰書局，台北。
45. 陳同孝、陳雨霖、劉明山、許文綬、林志強、邱永興(2006)，結合 K-means 及階層式分群法之二階段分群演算法，電腦學刊，第十七卷，第一期，第 65-76 頁。
46. 台灣經濟研究院產經資料庫，「半導體業景氣動態報告」，2012。

附錄

附件一 表 原始數據之晶圓批

arrival time	release time	lot no	product type	priority	quantity	bn wip	route wip	average waiting time	cycle time
2011.401869	497.7593553	P101	A	1	24	9	34	36.58713336	1513.642513
2030.611011	503.3901245	P106	A	1	24	8	34	69.1090926	1527.220886
2037.018824	509.0208938	P111	A	1	24	8	33	69.1090926	1527.99793
2046.505387	516.4550448	P118	A	1	24	9	34	69.1090926	1530.050342
2049.176224	520.2824322	P122	A	1	24	9	33	69.1090926	1528.893792
2155.222075	525.9132015	P127	A	1	24	9	38	183.5714889	1629.308873
2252.338164	533.3473525	P136	A	1	24	9	35	183.5714889	1718.990812
2172.570895	538.9781217	P140	A	1	24	9	35	183.5714889	1633.592773
2174.807908	544.608891	P144	A	1	24	9	37	183.5714889	1630.199017
2404.80818	550.2396602	P148	A	1	24	9	33	183.5714889	1854.56852
2317.036081	561.5011987	P154	A	1	24	9	31	78.52142705	1755.534882
2470.244506	567.1319679	P157	A	1	24	9	34	75.17978572	1903.112538
2302.685039	578.3935064	P161	A	1	24	9	28	45.48521463	1724.291532
2443.289195	584.0242756	P163	A	1	24	9	31	75.40848506	1859.26492
2373.289508	589.6550448	P165	A	1	24	8	32	118.9677079	1783.634463
2298.187055	595.285814	P167	A	1	22	8	28	172.7630593	1702.901241
2584.711925	613.2597321	P172	A	1	24	8	30	74.87359658	1971.452193
2388.460667	635.782809	P180	A	1	24	8	26	215.7728258	1752.677858
2518.433202	647.0443475	P184	A	1	24	8	26	182.4107622	1871.388855
2495.835455	652.6751167	P186	A	1	24	8	27	192.2048172	1843.160338
2634.878225	669.5674244	P189	A	1	24	8	26	170.4658278	1965.310801
2273.197914	675.1981937	P190	A	1	16	8	30	170.4658278	1597.99972
2507.322531	676.691268	P191	A	1	24	8	28	170.4658278	1830.631263
2470.659688	682.3220372	P192	A	1	24	8	29	170.4658278	1788.337651
2557.964512	687.9528064	P193	A	1	24	8	30	170.4658278	1870.011705
2614.947205	710.4758833	P197	A	1	24	8	30	115.7999009	1904.471322
2490.590709	716.1066526	P198	A	1	24	8	31	201.8349799	1774.484056
2512.431847	721.7374218	P199	A	1	24	8	31	201.8349799	1790.694425
2618.347705	727.368191	P200	A	1	24	8	34	201.8349799	1890.979514
2593.392102	732.9989603	P201	A	1	24	8	35	150.5036033	1860.393142
2250.181918	738.6297295	P203	A	1	11	8	35	161.840288	1511.552188
2571.520071	760.0016272	P209	A	1	24	9	36	140.2459806	1811.518443
2632.700207	776.8939349	P218	A	1	24	9	42	42.72482211	1855.806272
2671.59629	782.5247042	P221	A	1	24	8	37	42.72482211	1889.071586
2561.621339	788.1554734	P225	A	1	24	8	39	42.72482211	1773.465866
2685.441739	792.3233116	P229	A	1	24	9	40	42.72482211	1893.118428

晶圓批生產週期時間預測:結合主成份分析、模糊分群與倒傳遞網路

2676.235452	793.7862426	P230	A	1	24	8	39	42.72482211	1882.44921
2651.66527	799.4170118	P235	A	1	24	8	38	42.72482211	1852.248258
2651.223223	802.9337038	P239	A	1	24	9	38	42.72482211	1848.289519
2609.382111	803.5848501	P240	A	1	24	9	38	42.72482211	1805.797261
2654.832304	805.0477811	P241	A	1	24	9	39	42.72482211	1849.784523
2660.965816	809.2156193	P246	A	1	24	9	37	42.72482211	1851.750197
2657.276439	814.8463885	P252	A	1	24	8	39	150.6741221	1842.430051
2694.694344	820.4771578	P258	A	1	24	8	38	150.6741221	1874.217186
2671.154243	821.9400888	P259	A	1	24	9	40	150.6741221	1849.214154
2551.218171	827.570858	P265	A	1	10	9	39	150.6741221	1723.647313
2717.266707	831.7386962	P270	A	1	24	9	37	150.6741221	1885.52801
2691.085263	836.7183192	P273	A	1	24	9	36	150.6741221	1854.366944
2635.128225	837.3694654	P274	A	1	24	8	36	150.6741221	1797.75876
2714.625364	864.6055361	P289	A	1	24	8	38	118.6646731	1850.019828
2666.974222	870.2363053	P290	A	1	24	8	36	118.6646731	1796.737917
2674.763324	875.8670746	P291	A	1	24	9	35	118.6646731	1798.896249
2710.209842	892.7593823	P294	A	1	24	9	36	126.3911597	1817.45046
2705.372759	898.3901515	P295	A	1	24	8	35	126.3911597	1806.982608
2743.545373	904.0209207	P296	A	1	24	9	36	121.898256	1839.524452
2710.459842	915.2824592	P298	A	1	24	9	35	113.8558742	1795.177383
2637.345419	920.9132284	P299	A	1	24	8	36	113.8558742	1716.432191
2689.010367	937.8055361	P305	A	1	22	8	39	164.5282611	1751.204831
2715.0695	954.737616	P312	A	1	24	9	37	164.5282611	1760.331884
2695.13848	960.3683852	P314	A	1	24	9	38	70.16762393	1734.770094
2737.197727	965.9991545	P316	A	1	24	9	39	119.0089854	1771.198572
2732.918797	971.6299237	P318	A	1	24	9	36	141.7122355	1761.288873
2794.12176	1023.360044	P327	A	1	24	9	32	208.7836926	1770.761716
2735.00052	1028.990813	P328	A	1	24	8	29	156.2678057	1706.009707
2711.823183	1034.621582	P329	A	1	24	8	31	115.8998663	1677.201601
2750.04392	1040.252351	P330	A	1	24	8	32	115.8998663	1709.791569
2696.166472	1045.88312	P331	A	1	24	8	32	100.7101289	1650.283352
2757.128747	1062.775428	P334	A	1	24	8	28	500.8945133	1694.353319
2723.614353	1068.406197	P335	A	1	24	8	31	500.8945133	1655.208155
2763.673206	1074.036967	P336	A	1	24	8	32	500.8945133	1689.63624
2798.803395	1079.667736	P338	A	1	24	8	32	500.8945133	1719.135659
2764.524154	1085.298505	P340	A	1	24	8	35	125.1905924	1679.225648
2776.051472	1103.538187	P345	A	1	24	8	37	172.1056327	1672.513286
2743.795373	1114.799725	P349	A	1	24	8	39	172.1056327	1628.995648
2773.030837	1120.430494	P351	A	1	24	8	37	58.58523212	1652.600342
2731.364356	1126.061264	P353	A	1	24	8	37	58.58523212	1605.303092
2734.556384	1159.845879	P359	A	1	24	9	36	65.18860543	1574.710505
2753.727035	1171.107417	P361	A	1	24	9	37	88.73297147	1582.619618

晶圓批生產週期時間預測:結合主成份分析、模糊分群與倒傳遞網路

2784.596325	1175.018489	P362	A	1	24	9	36	136.2897837	1609.577837
2792.711857	1180.649258	P364	A	1	24	9	36	157.325676	1612.062599
2772.780837	1191.910796	P366	A	1	24	8	36	87.07443887	1580.870041
2803.576175	1197.541565	P367	A	1	24	9	37	87.07443887	1606.03461
2782.877517	1203.172335	P368	A	1	24	9	37	195.8502641	1579.705183
2795.982492	1208.803104	P369	A	1	24	8	39	144.6392621	1587.179388
497.7593553	2051.945937	P101	A	1	24	9	36	29.51665192	1554.186582
503.3901245	2078.184628	P106	A	1	24	9	35	101.1192364	1574.794504
509.0208938	2037.964952	P111	A	1	24	8	37	33.93560678	1528.944059
516.4550448	2099.36022	P118	A	1	24	9	34	73.40994941	1582.905175
520.2824322	2119.090852	P122	A	1	24	9	35	87.10083566	1598.80842
525.9132015	2125.383581	P127	A	1	24	9	30	87.29251312	1599.470379
533.3473525	2323.405421	P136	A	1	24	9	32	87.29251312	1790.058068
538.9781217	2323.655421	P140	A	1	24	9	33	114.6600354	1784.677299
544.608891	2430.32744	P144	A	1	24	9	32	114.6600354	1885.718549
550.2396602	2328.225931	P148	A	1	24	9	35	114.6600354	1777.986271
561.5011987	2377.406397	P154	A	1	24	8	31	58.85380366	1815.905199
567.1319679	2249.335803	P157	A	1	24	9	38	58.85380366	1682.203836
578.3935064	2445.171095	P161	A	1	24	9	33	65.93461366	1866.777589
584.0242756	2347.621788	P163	A	1	24	9	33	190.2818149	1763.597513
589.6550448	2447.871483	P165	A	1	24	8	29	172.9746679	1858.216439
595.285814	2485.620999	P167	A	1	22	8	32	172.9746679	1890.335185
613.2597321	2470.193609	P172	A	1	24	8	29	173.0957414	1856.933877
635.782809	2540.50435	P180	A	1	24	8	26	214.1190769	1904.721541
647.0443475	2494.221712	P184	A	1	24	8	28	87.71593663	1847.177365
652.6751167	2387.928365	P186	A	1	24	8	28	87.71593663	1735.253249
669.5674244	2466.967842	P189	A	1	24	8	28	128.5655965	1797.400418
675.1981937	2226.149501	P190	A	1	16	8	31	128.5655965	1550.951308
676.691268	2560.43537	P191	A	1	24	8	30	162.3352877	1883.744102
682.3220372	2516.460785	P192	A	1	24	8	30	162.3352877	1834.138748
687.9528064	2649.80942	P193	A	1	24	8	29	196.8078815	1961.856613
710.4758833	2600.827221	P197	A	1	24	8	29	173.8133793	1890.351338
716.1066526	2554.592755	P198	A	1	24	8	30	173.8133793	1838.486102
721.7374218	2620.758241	P199	A	1	24	8	34	145.3691927	1899.020819
727.368191	2632.036711	P200	A	1	24	8	38	145.3691927	1904.66852
732.9989603	2539.244355	P201	A	1	24	8	34	145.3691927	1806.245395
738.6297295	2399.614873	P203	A	1	11	8	35	145.3691927	1660.985143
760.0016272	2573.579709	P209	A	1	24	8	37	133.1336176	1813.578082
776.8939349	2640.689261	P218	A	1	24	8	38	133.1336176	1863.795326
782.5247042	2557.576194	P221	A	1	24	8	38	200.7580504	1775.05149
788.1554734	2579.9987	P225	A	1	24	9	39	195.4860658	1791.843226
792.3233116	2657.441503	P229	A	1	24	9	39	168.9055169	1865.118191

晶圓批生產週期時間預測:結合主成份分析、模糊分群與倒傳遞網路

793.7862426	2692.868618	P230	A	1	24	9	38	168.9055169	1899.082375
799.4170118	2697.481807	P235	A	1	24	8	36	168.9055169	1898.064795
802.9337038	2690.792431	P239	A	1	24	9	36	168.9055169	1887.858728
803.5848501	2698.809765	P240	A	1	24	9	37	168.9055169	1895.224915
805.0477811	2605.778518	P241	A	1	24	8	37	168.9055169	1800.730737
809.2156193	2681.319495	P246	A	1	24	8	40	237.1899938	1872.103876
814.8463885	2652.930391	P252	A	1	24	9	38	148.8161023	1838.084003
820.4771578	2678.111673	P258	A	1	24	9	39	148.8161023	1857.634515
821.9400888	2672.937598	P259	A	1	24	9	37	148.8161023	1850.997509
827.570858	2524.486916	P265	A	1	10	9	38	148.8161023	1696.916058
831.7386962	2697.006179	P270	A	1	24	9	39	148.8161023	1865.267483
836.7183192	2718.740785	P273	A	1	24	8	38	148.8161023	1882.022466
837.3694654	2708.382817	P274	A	1	24	9	38	148.8161023	1871.013352
864.6055361	2719.883475	P289	A	1	24	8	40	45.2035534	1855.277939
870.2363053	2699.952455	P290	A	1	24	9	39	45.2035534	1829.716149
875.8670746	2738.195884	P291	A	1	24	9	36	148.1091129	1862.32881
892.7593823	2738.671805	P294	A	1	24	9	33	107.2731052	1845.912423
898.3901515	2677.075159	P295	A	1	24	9	36	107.2731052	1778.685007
904.0209207	2710.723452	P296	A	1	24	9	36	105.1185726	1806.702531
915.2824592	2689.559264	P298	A	1	24	9	36	132.2223371	1774.276805
920.9132284	2688.451797	P299	A	1	24	9	35	132.2223371	1767.538569
937.8055361	2677.84168	P305	A	1	22	9	41	133.3294217	1740.036144
954.737616	2677.550787	P312	A	1	24	8	33	188.624056	1722.813171
960.3683852	2729.807685	P314	A	1	24	9	34	188.624056	1769.439299
965.9991545	2716.937199	P316	A	1	24	9	38	95.8176249	1750.938045
971.6299237	2772.346939	P318	A	1	24	9	39	95.8176249	1800.717016
1023.360044	2800.019226	P327	A	1	24	8	32	58.86432175	1776.659182
1028.990813	2739.814495	P328	A	1	24	8	33	58.86432175	1710.823682
1034.621582	2758.126904	P329	A	1	24	8	33	218.4664056	1723.505322
1040.252351	2736.868219	P330	A	1	24	8	33	218.4664056	1696.615868
1045.88312	2729.119428	P331	A	1	24	9	37	218.4664056	1683.236307
1062.775428	2717.412827	P334	A	1	24	8	35	105.6106225	1654.637399
1068.406197	2792.277959	P335	A	1	24	8	36	149.2411323	1723.871762
1074.036967	2781.115447	P336	A	1	24	8	37	149.2411323	1707.078481
1079.667736	2780.865447	P338	A	1	24	8	36	149.2411323	1701.197712
1085.298505	2791.137094	P340	A	1	24	8	38	149.2411323	1705.838589
1103.538187	2782.871388	P345	A	1	24	9	36	140.7980025	1679.333201
1114.799725	2797.850192	P349	A	1	24	8	35	40.86872936	1683.050467
1120.430494	2779.677002	P351	A	1	24	8	37	138.2869194	1659.246508
1126.061264	2771.206074	P353	A	1	24	8	37	198.8148658	1645.14481
1159.845879	2756.799239	P359	A	1	24	9	38	99.28716928	1596.95336
1171.107417	2762.940368	P361	A	1	24	9	36	137.7670483	1591.83295

晶圓批生產週期時間預測:結合主成份分析、模糊分群與倒傳遞網路

1175.018489	2758.602825	P362	A	1	24	9	37	105.7486411	1583.584337
1180.649258	2767.511279	P364	A	1	24	8	35	111.0317957	1586.862021
1191.910796	2779.201873	P366	A	1	24	8	39	155.1306716	1587.291077
1197.541565	2802.802408	P367	A	1	24	9	38	116.805046	1605.260842
1203.172335	2799.608022	P368	A	1	24	9	38	116.805046	1596.435688
1208.803104	2761.023399	P369	A	1	24	9	38	116.805046	1552.220295

附件二 表 正規化後之晶圓批

arrival time	release time	lot no	product type	priority	quantity	bn wip	route wip	average waiting time	cycle time
2011.401869	497.7593553	P101	A	1	0.9	0.9	0.523529	0.1112726	0.20647999
2030.611011	503.3901245	P106	A	1	0.9	0.1	0.523529	0.163122963	0.225990202
2037.018824	509.0208938	P111	A	1	0.9	0.1	0.476471	0.163122963	0.227106705
2046.505387	516.4550448	P118	A	1	0.9	0.9	0.523529	0.163122963	0.230055732
2049.176224	520.2824322	P122	A	1	0.9	0.9	0.476471	0.163122963	0.228393932
2155.222075	525.9132015	P127	A	1	0.9	0.9	0.711765	0.345612484	0.37267628
2252.338164	533.3473525	P136	A	1	0.9	0.9	0.570588	0.345612484	0.50153661
2172.570895	538.9781217	P140	A	1	0.9	0.9	0.570588	0.345612484	0.378831641
2174.807908	544.608891	P144	A	1	0.9	0.9	0.664706	0.345612484	0.373955291
2404.80818	550.2396602	P148	A	1	0.9	0.9	0.476471	0.345612484	0.696342706
2317.036081	561.5011987	P154	A	1	0.9	0.9	0.382353	0.178129222	0.5540453
2470.244506	567.1319679	P157	A	1	0.9	0.9	0.523529	0.172801581	0.766093632
2302.685039	578.3935064	P161	A	1	0.9	0.9	0.241176	0.125458976	0.509153
2443.289195	584.0242756	P163	A	1	0.9	0.9	0.382353	0.173166201	0.703090772
2373.289508	589.6550448	P165	A	1	0.9	0.1	0.429412	0.242613478	0.594420445
2298.187055	595.285814	P167	A	1	0.78571	0.1	0.241176	0.328380404	0.478418161
2584.711925	613.2597321	P172	A	1	0.9	0.1	0.335294	0.172313418	0.864288104
2388.460667	635.782809	P180	A	1	0.9	0.1	0.147059	0.396951673	0.549940157
2518.433202	647.0443475	P184	A	1	0.9	0.1	0.147059	0.343761916	0.720511162
2495.835455	652.6751167	P186	A	1	0.9	0.1	0.194118	0.35937676	0.679950754
2634.878225	669.5674244	P189	A	1	0.9	0.1	0.147059	0.324717886	0.855463787
2273.197914	675.1981937	P190	A	1	0.44286	0.1	0.335294	0.324717886	0.32768943
2507.322531	676.691268	P191	A	1	0.9	0.1	0.241176	0.324717886	0.661948235
2470.659688	682.3220372	P192	A	1	0.9	0.1	0.288235	0.324717886	0.601178265
2557.964512	687.9528064	P193	A	1	0.9	0.1	0.335294	0.324717886	0.718532392
2614.947205	710.4758833	P197	A	1	0.9	0.1	0.335294	0.237562984	0.768046014
2490.590709	716.1066526	P198	A	1	0.9	0.1	0.382353	0.374730307	0.581272597
2512.431847	721.7374218	P199	A	1	0.9	0.1	0.382353	0.374730307	0.604564617
2618.347705	727.368191	P200	A	1	0.9	0.1	0.523529	0.374730307	0.748660183

晶圓批生產週期時間預測:結合主成份分析、模糊分群與倒傳遞網路

2593.392102	732.9989603	P201	A	1	0.9	0.1	0.570588	0.292891741	0.70471187
2250.181918	738.6297295	P203	A	1	0.15714	0.1	0.570588	0.310966028	0.203476487
2571.520071	760.0016272	P209	A	1	0.9	0.9	0.617647	0.276537823	0.634485802
2632.700207	776.8939349	P218	A	1	0.9	0.9	0.9	0.121058031	0.698121183
2671.59629	782.5247042	P221	A	1	0.9	0.1	0.664706	0.121058031	0.745918759
2561.621339	788.1554734	P225	A	1	0.9	0.1	0.758824	0.121058031	0.579809601
2685.441739	792.3233116	P229	A	1	0.9	0.9	0.805882	0.121058031	0.751733501
2676.235452	793.7862426	P230	A	1	0.9	0.1	0.758824	0.121058031	0.736403336
2651.66527	799.4170118	P235	A	1	0.9	0.1	0.711765	0.121058031	0.693008817
2651.223223	802.9337038	P239	A	1	0.9	0.9	0.711765	0.121058031	0.687320666
2609.382111	803.5848501	P240	A	1	0.9	0.9	0.711765	0.121058031	0.626265267
2654.832304	805.0477811	P241	A	1	0.9	0.9	0.758824	0.121058031	0.689468776
2660.965816	809.2156193	P246	A	1	0.9	0.9	0.664706	0.121058031	0.692293173
2657.276439	814.8463885	P252	A	1	0.9	0.1	0.758824	0.293163602	0.678901434
2694.694344	820.4771578	P258	A	1	0.9	0.1	0.711765	0.293163602	0.724575077
2671.154243	821.9400888	P259	A	1	0.9	0.9	0.805882	0.293163602	0.688649237
2551.218171	827.570858	P265	A	1	0.1	0.9	0.758824	0.293163602	0.508227348
2717.266707	831.7386962	P270	A	1	0.9	0.9	0.664706	0.293163602	0.74082714
2691.085263	836.7183192	P273	A	1	0.9	0.9	0.617647	0.293163602	0.696053071
2635.128225	837.3694654	P274	A	1	0.9	0.1	0.617647	0.293163602	0.614715072
2714.625364	864.6055361	P289	A	1	0.9	0.1	0.711765	0.242130344	0.689806876
2666.974222	870.2363053	P290	A	1	0.9	0.1	0.617647	0.242130344	0.613248265
2674.763324	875.8670746	P291	A	1	0.9	0.9	0.570588	0.242130344	0.616349485
2710.209842	892.7593823	P294	A	1	0.9	0.9	0.617647	0.254448825	0.643009276
2705.372759	898.3901515	P295	A	1	0.9	0.1	0.570588	0.254448825	0.627968444
2743.545373	904.0209207	P296	A	1	0.9	0.9	0.617647	0.247285705	0.674726497
2710.459842	915.2824592	P298	A	1	0.9	0.9	0.570588	0.234463587	0.611005997
2637.345419	920.9132284	P299	A	1	0.9	0.1	0.617647	0.234463587	0.497860232
2689.010367	937.8055361	P305	A	1	0.78571	0.1	0.758824	0.315251513	0.547823625
2715.0695	954.737616	P312	A	1	0.9	0.9	0.664706	0.315251513	0.560937916
2695.13848	960.3683852	P314	A	1	0.9	0.9	0.711765	0.164810599	0.52420922
2737.197727	965.9991545	P316	A	1	0.9	0.9	0.758824	0.242679287	0.576551819
2732.918797	971.6299237	P318	A	1	0.9	0.9	0.617647	0.2788755	0.562312975
2794.12176	1023.360044	P327	A	1	0.9	0.9	0.429412	0.385808768	0.575924118
2735.00052	1028.990813	P328	A	1	0.9	0.1	0.288235	0.302081716	0.482884589
2711.823183	1034.621582	P329	A	1	0.9	0.1	0.382353	0.237722361	0.441491393
2750.04392	1040.252351	P330	A	1	0.9	0.1	0.429412	0.237722361	0.488318592
2696.166472	1045.88312	P331	A	1	0.9	0.1	0.429412	0.213505081	0.402813655

晶圓批生產週期時間預測:結合主成份分析、模糊分群與倒傳遞網路

2757.128747	1062.775428	P334	A	1	0.9	0.1	0.241176	0.851526468	0.466135998
2723.614353	1068.406197	P335	A	1	0.9	0.1	0.382353	0.851526468	0.409889905
2763.673206	1074.036967	P336	A	1	0.9	0.1	0.429412	0.851526468	0.459358219
2798.803395	1079.667736	P338	A	1	0.9	0.1	0.429412	0.851526468	0.501744736
2764.524154	1085.298505	P340	A	1	0.9	0.1	0.570588	0.252534738	0.444399664
2776.051472	1103.538187	P345	A	1	0.9	0.1	0.664706	0.327332257	0.434754943
2743.795373	1114.799725	P349	A	1	0.9	0.1	0.758824	0.327332257	0.372226218
2773.030837	1120.430494	P351	A	1	0.9	0.1	0.664706	0.146344577	0.406142845
2731.364356	1126.061264	P353	A	1	0.9	0.1	0.664706	0.146344577	0.338183349
2734.556384	1159.845879	P359	A	1	0.9	0.9	0.617647	0.156872457	0.294226105
2753.727035	1171.107417	P361	A	1	0.9	0.9	0.664706	0.194409677	0.305590387
2784.596325	1175.018489	P362	A	1	0.9	0.9	0.617647	0.270230385	0.344325555
2792.711857	1180.649258	P364	A	1	0.9	0.9	0.617647	0.303768298	0.34789581
2772.780837	1191.910796	P366	A	1	0.9	0.1	0.617647	0.191765447	0.303076491
2803.576175	1197.541565	P367	A	1	0.9	0.9	0.664706	0.191765447	0.339234437
2782.877517	1203.172335	P368	A	1	0.9	0.9	0.664706	0.365188763	0.301402754
2795.982492	1208.803104	P369	A	1	0.9	0.1	0.758824	0.283542113	0.312142136
497.7593553	2051.945937	P101	A	1	0.9	0.9	0.617647	0.1	0.264736114
503.3901245	2078.184628	P106	A	1	0.9	0.9	0.570588	0.214157329	0.294346798
509.0208938	2037.964952	P111	A	1	0.9	0.1	0.664706	0.107045222	0.228466158
516.4550448	2099.36022	P118	A	1	0.9	0.9	0.523529	0.169979898	0.306000692
520.2824322	2119.090852	P122	A	1	0.9	0.9	0.570588	0.191807532	0.328851418
525.9132015	2125.383581	P127	A	1	0.9	0.9	0.335294	0.192113127	0.329802561
533.3473525	2323.405421	P136	A	1	0.9	0.9	0.429412	0.192113127	0.603650262
538.9781217	2323.655421	P140	A	1	0.9	0.9	0.476471	0.235745676	0.595918853
544.608891	2430.32744	P144	A	1	0.9	0.9	0.429412	0.235745676	0.741100917
550.2396602	2328.225931	P148	A	1	0.9	0.9	0.570588	0.235745676	0.586304786
561.5011987	2377.406397	P154	A	1	0.9	0.1	0.382353	0.146772765	0.640788953
567.1319679	2249.335803	P157	A	1	0.9	0.9	0.711765	0.146772765	0.4486789
578.3935064	2445.171095	P161	A	1	0.9	0.9	0.476471	0.158061832	0.713885421
584.0242756	2347.621788	P163	A	1	0.9	0.9	0.476471	0.356310881	0.565630166
589.6550448	2447.871483	P165	A	1	0.9	0.1	0.288235	0.328717776	0.701584253
595.285814	2485.620999	P167	A	1	0.78571	0.1	0.429412	0.328717776	0.747734373
613.2597321	2470.193609	P172	A	1	0.9	0.1	0.288235	0.328910806	0.699741392
635.782809	2540.50435	P180	A	1	0.9	0.1	0.147059	0.39431507	0.768405543
647.0443475	2494.221712	P184	A	1	0.9	0.1	0.241176	0.192788199	0.685722656
652.6751167	2387.928365	P186	A	1	0.9	0.1	0.241176	0.192788199	0.524903445
669.5674244	2466.967842	P189	A	1	0.9	0.1	0.241176	0.25791557	0.614200185

晶圓批生產週期時間預測:結合主成份分析、模糊分群與倒傳遞網路

675.1981937	2226.149501	P190	A	1	0.44286	0.1	0.382353	0.25791557	0.26008748
676.691268	2560.43537	P191	A	1	0.9	0.1	0.335294	0.311755215	0.738263914
682.3220372	2516.460785	P192	A	1	0.9	0.1	0.335294	0.311755215	0.666987999
687.9528064	2649.80942	P193	A	1	0.9	0.1	0.288235	0.366715511	0.850500606
710.4758833	2600.827221	P197	A	1	0.9	0.1	0.288235	0.330054949	0.747757582
716.1066526	2554.592755	P198	A	1	0.9	0.1	0.335294	0.330054949	0.673234535
721.7374218	2620.758241	P199	A	1	0.9	0.1	0.523529	0.284705855	0.760214408
727.368191	2632.036711	P200	A	1	0.9	0.1	0.711765	0.284705855	0.76832936
732.9989603	2539.244355	P201	A	1	0.9	0.1	0.523529	0.284705855	0.626909173
738.6297295	2399.614873	P203	A	1	0.15714	0.1	0.570588	0.284705855	0.418190624
760.0016272	2573.579709	P209	A	1	0.9	0.1	0.664706	0.26519845	0.637445213
776.8939349	2640.689261	P218	A	1	0.9	0.1	0.711765	0.26519845	0.709600329
782.5247042	2557.576194	P221	A	1	0.9	0.1	0.711765	0.373013338	0.582087919
788.1554734	2579.9987	P225	A	1	0.9	0.9	0.758824	0.364608115	0.606215283
792.3233116	2657.441503	P229	A	1	0.9	0.9	0.758824	0.322230253	0.711501101
793.7862426	2692.868618	P230	A	1	0.9	0.9	0.711765	0.322230253	0.760302856
799.4170118	2697.481807	P235	A	1	0.9	0.1	0.617647	0.322230253	0.758840736
802.9337038	2690.792431	P239	A	1	0.9	0.9	0.617647	0.322230253	0.744176053
803.5848501	2698.809765	P240	A	1	0.9	0.9	0.664706	0.322230253	0.754760228
805.0477811	2605.778518	P241	A	1	0.9	0.1	0.664706	0.322230253	0.618985386
809.2156193	2681.319495	P246	A	1	0.9	0.1	0.805882	0.431097461	0.721538547
814.8463885	2652.930391	P252	A	1	0.9	0.9	0.711765	0.290201327	0.672656774
820.4771578	2678.111673	P258	A	1	0.9	0.9	0.758824	0.290201327	0.700748111
821.9400888	2672.937598	P259	A	1	0.9	0.9	0.664706	0.290201327	0.691211666
827.570858	2524.486916	P265	A	1	0.1	0.9	0.711765	0.290201327	0.469818295
831.7386962	2697.006179	P270	A	1	0.9	0.9	0.758824	0.290201327	0.711715611
836.7183192	2718.740785	P273	A	1	0.9	0.1	0.711765	0.290201327	0.735790166
837.3694654	2708.382817	P274	A	1	0.9	0.9	0.711765	0.290201327	0.719971617
864.6055361	2719.883475	P289	A	1	0.9	0.1	0.805882	0.125009918	0.697362042
870.2363053	2699.952455	P290	A	1	0.9	0.9	0.758824	0.125009918	0.660633346
875.8670746	2738.195884	P291	A	1	0.9	0.9	0.617647	0.28907416	0.707493151
892.7593823	2738.671805	P294	A	1	0.9	0.9	0.476471	0.223968556	0.683905113
898.3901515	2677.075159	P295	A	1	0.9	0.9	0.617647	0.223968556	0.587308773
904.0209207	2710.723452	P296	A	1	0.9	0.9	0.617647	0.220533545	0.627566013
915.2824592	2689.559264	P298	A	1	0.9	0.9	0.617647	0.263745579	0.580974806
920.9132284	2688.451797	P299	A	1	0.9	0.9	0.570588	0.263745579	0.571292909
937.8055361	2677.84168	P305	A	1	0.78571	0.9	0.852941	0.265510625	0.531775793
954.737616	2677.550787	P312	A	1	0.9	0.1	0.476471	0.353667886	0.507028803

晶圓批生產週期時間預測:結合主成份分析、模糊分群與倒傳遞網路

960.3683852	2729.807685	P314	A	1	0.9	0.9	0.523529	0.353667886	0.574023991
965.9991545	2716.937199	P316	A	1	0.9	0.9	0.711765	0.205704871	0.54744029
971.6299237	2772.346939	P318	A	1	0.9	0.9	0.758824	0.205704871	0.61896567
1023.360044	2800.019226	P327	A	1	0.9	0.1	0.429412	0.146789534	0.584397947
1028.990813	2739.814495	P328	A	1	0.9	0.1	0.476471	0.146789534	0.489801594
1034.621582	2758.126904	P329	A	1	0.9	0.1	0.476471	0.401246097	0.508023327
1040.252351	2736.868219	P330	A	1	0.9	0.1	0.476471	0.401246097	0.469386963
1045.88312	2729.119428	P331	A	1	0.9	0.9	0.664706	0.401246097	0.450162417
1062.775428	2717.412827	P334	A	1	0.9	0.1	0.570588	0.221318029	0.409069808
1068.406197	2792.277959	P335	A	1	0.9	0.1	0.617647	0.29087896	0.508549849
1074.036967	2781.115447	P336	A	1	0.9	0.1	0.664706	0.29087896	0.484420266
1079.667736	2780.865447	P338	A	1	0.9	0.1	0.617647	0.29087896	0.475970428
1085.298505	2791.137094	P340	A	1	0.9	0.1	0.711765	0.29087896	0.482638716
1103.538187	2782.871388	P345	A	1	0.9	0.9	0.617647	0.277417922	0.444554202
1114.799725	2797.850192	P349	A	1	0.9	0.1	0.570588	0.118098828	0.44989539
1120.430494	2779.677002	P351	A	1	0.9	0.1	0.664706	0.273414455	0.41569245
1126.061264	2771.206074	P353	A	1	0.9	0.1	0.664706	0.369915283	0.395430293
1159.845879	2756.799239	P359	A	1	0.9	0.9	0.711765	0.21123643	0.326185958
1171.107417	2762.940368	P361	A	1	0.9	0.9	0.617647	0.272585615	0.318828649
1175.018489	2758.602825	P362	A	1	0.9	0.9	0.664706	0.221538074	0.306976552
1180.649258	2767.511279	P364	A	1	0.9	0.1	0.570588	0.229961106	0.311686124
1191.910796	2779.201873	P366	A	1	0.9	0.1	0.758824	0.300268762	0.312302616
1197.541565	2802.802408	P367	A	1	0.9	0.9	0.711765	0.239165506	0.338122642
1203.172335	2799.608022	P368	A	1	0.9	0.9	0.711765	0.239165506	0.325442136
1208.803104	2761.023399	P369	A	1	0.9	0.9	0.711765	0.239165506	0.261910836

附件三 表 PCA 篩選後之原始數值

quantity	bnwip	routewip
-1.19776	0.377692	0.690193
0.221045	0.309687	1.231851
0.390126	0.354908	1.306185
-0.97279	0.338015	0.32637
-0.80371	0.383235	0.400705
-0.85732	0.017486	-1.25146
-0.35008	0.153148	-1.02845
-0.35008	0.153148	-1.02845
-0.68824	0.062707	-1.17712
-0.01191	0.24359	-0.87978
-0.40044	0.462193	0.444078

晶圓批生產週期時間預測:結合主成份分析、模糊分群與倒傳遞網路

-0.9308	0.330608	0.258458
-0.12172	0.63816	1.036657
-0.42197	0.465991	0.478902
0.904106	0.3393	0.822752
1.991142	-0.4226	0.622219
0.937247	0.483537	1.464701
2.588246	0.492521	0.1858
2.357463	0.533223	0.559021
2.256133	0.476053	0.375121
2.274834	0.547796	0.692649
1.752827	-3.14169	0.811064
1.936671	0.457355	0.54398
1.76759	0.412134	0.469646
1.598508	0.366913	0.395312
1.220355	0.433607	1.006859
1.646424	0.283422	-0.02995
1.646424	0.283422	-0.02995
1.13918	0.14776	-0.25295
0.615012	0.165164	0.246957
0.944201	-5.55014	0.795731
-0.81886	0.160785	-0.61811
-2.50796	0.008439	0.026856
-0.46871	0.206215	1.304008
-0.80688	0.115773	1.155339
-2.16979	0.09888	0.175525
-0.80688	0.115773	1.155339
-0.63779	0.160994	1.229674
-1.83163	0.189321	0.324193
-1.83163	0.189321	0.324193
-2.00071	0.144101	0.249859
-1.66255	0.234542	0.398528
-0.06013	-0.01593	-0.05229
0.108948	0.029294	0.022046
-1.42305	-0.03282	-1.0321
-0.98391	-6.12765	-0.2302
-0.91581	0.102842	-0.8091
-0.74673	0.148063	-0.73477
0.447111	0.119735	0.170715
-0.11248	0.068346	0.380136
0.225684	0.158787	0.528804
-0.79907	0.232336	-0.30234
-0.9147	0.177688	-0.46311

晶圓批生產週期時間預測:結合主成份分析、模糊分群與倒傳遞網路

0.448214	0.194582	0.516703
-0.94578	0.18317	-0.41285
-0.83234	0.238202	-0.24855
0.192419	0.164654	0.5826
0.074282	-0.90998	-0.10334
-0.81997	0.08594	-0.96409
-1.64179	0.155841	0.017191
-1.47301	0.051033	-0.60353
-0.80872	0.158996	-0.63451
0.331574	0.258051	-1.0875
1.669375	0.429456	0.628479
1.051966	0.388264	0.931406
0.882884	0.343043	0.857072
0.777809	0.361575	1.026999
4.222421	0.054227	-3.15252
3.715177	-0.08144	-3.37552
3.546095	-0.12666	-3.44986
3.546095	-0.12666	-3.44986
0.439909	0.196046	0.530133
0.426282	0.048368	-0.14337
0.088119	-0.04207	-0.29204
-0.359	0.186865	1.126578
-0.359	0.186865	1.126578
-1.33807	0.252356	0.22156
-1.34429	0.178411	-0.11616
-0.84623	0.165612	-0.57385
-0.70071	0.139948	-0.80918
0.007158	0.197328	0.882204
-1.35576	0.180435	-0.09761
-0.6033	0.047727	-1.31448
-0.10188	-0.00856	0.015224
-1.58484	0.295877	0.620622
-0.92044	0.253741	-0.10606
-0.52951	0.216938	1.402333
-0.94304	0.332768	0.278257
-1.01741	0.270844	0.050763
-0.17068	0.496713	0.42029
-0.50884	0.406272	0.271621
-0.48861	0.327663	-0.10887
-0.31953	0.372883	-0.03454
-0.82677	0.237221	-0.25754
0.657348	0.457861	1.56958

晶圓批生產週期時間預測:結合主成份分析、模糊分群與倒傳遞網路

-1.72006	0.169644	0.143759
-0.82567	0.387108	0.436218
0.034505	0.235403	-0.95485
1.784945	0.409073	0.44158
1.31628	-0.60374	0.322515
1.785782	0.408925	0.440225
2.576807	0.494538	0.204301
1.364247	0.558311	1.469702
1.364247	0.558311	1.469702
1.646825	0.508474	1.012718
1.293899	-3.13579	1.205467
1.542265	0.376833	0.486268
1.542265	0.376833	0.486268
1.949812	0.379996	0.174958
1.790747	0.40805	0.432197
1.621665	0.362829	0.357862
0.748576	0.216649	0.37873
0.072251	0.035766	0.081392
0.748576	0.216649	0.37873
0.830262	-5.53005	0.979993
0.156692	0.095915	0.292606
-0.01239	0.050694	0.218272
0.455405	-0.03181	-0.53824
-0.94398	-0.04227	-1.45908
-1.12785	-0.00984	-1.16172
-0.95877	0.035379	-1.08739
0.573227	0.097493	-0.03324
-0.62061	0.12582	-0.93872
-0.78969	0.0806	-1.01305
0.404145	0.052272	-0.10757
0.369261	-0.1667	-1.09447
-1.09774	0.059888	-0.86265
-1.26682	0.014668	-0.93698
-0.92866	0.105109	-0.78831
-0.82769	-6.08016	-0.13508
-1.26682	0.014668	-0.93698
0.096095	0.031561	0.042832
-1.09774	0.059888	-0.86265
-0.95881	0.067528	1.053276
-1.98357	0.141076	0.22213
-0.76447	0.151192	-0.70607
-0.53971	0.336675	-0.02624



晶圓批生產週期時間預測:結合主成份分析、模糊分群與倒傳遞網路

-1.04695	0.201013	-0.24924
-1.06186	0.203641	-0.22514
-0.87437	0.170574	-0.52835
-0.70529	0.215795	-0.45401
-1.67354	-0.93403	-0.80846
1.216874	0.209098	-0.03083
-0.14604	0.192205	-1.01064
-1.46436	0.124547	-0.26976
-1.63344	0.079327	-0.34409
0.488339	0.412627	1.495128
0.319258	0.367407	1.420793
1.42331	0.17269	-0.36467
1.42331	0.17269	-0.36467
-0.44685	0.020135	-1.56749
0.304464	0.219934	0.749174
0.437198	0.121484	0.186746
0.268116	0.076263	0.112411
0.437198	0.121484	0.186746
0.099035	0.031042	0.038077
-0.81504	0.160112	-0.62428
-0.14339	0.29892	1.473441
0.19234	0.089627	0.234956
0.611044	0.015782	-0.44217
-1.44036	0.120314	-0.30857
-0.83601	0.16381	-0.59037
-1.22658	0.157652	-0.30652
0.341965	0.21332	0.688528
-0.02931	-0.02136	-0.10214
-1.31918	0.098942	-0.50454
-1.31918	0.098942	-0.50454
-1.31918	0.098942	-0.50454

附件四 表 PCA 正規劃後之原始數值

quantity	bn wip	route wip
0.255735	0.869202	0.759843
0.42438	0.861161	0.846173
0.444478	0.866508	0.85802
0.282476	0.86451	0.701857
0.302574	0.869857	0.713704
0.296201	0.826611	0.450382
0.356494	0.842651	0.485925

晶圓批生產週期時間預測:結合主成份分析、模糊分群與倒傳遞網路

0.356494	0.842651	0.485925
0.316299	0.831957	0.46223
0.39669	0.853345	0.509619
0.350508	0.879193	0.720617
0.287468	0.863635	0.691033
0.383638	0.9	0.815063
0.347949	0.879642	0.726167
0.505572	0.864662	0.78097
0.634781	0.774574	0.749009
0.509511	0.881717	0.883284
0.705755	0.882779	0.679453
0.678324	0.887592	0.738937
0.666279	0.880832	0.709627
0.668502	0.889315	0.760234
0.606454	0.453065	0.779107
0.628307	0.878621	0.73654
0.608209	0.873274	0.724692
0.588111	0.867927	0.712845
0.543162	0.875813	0.810313
0.593807	0.858055	0.645067
0.593807	0.858055	0.645067
0.533513	0.842014	0.609524
0.471209	0.844072	0.6892
0.510337	0.168285	0.776664
0.300773	0.843554	0.551326
0.1	0.825541	0.65412
0.342393	0.848926	0.857673
0.302197	0.838232	0.833978
0.140195	0.836235	0.677815
0.302197	0.838232	0.833978
0.322295	0.843579	0.845826
0.180391	0.846929	0.70151
0.180391	0.846929	0.70151
0.160293	0.841582	0.689662
0.200488	0.852276	0.713357
0.390958	0.82266	0.641506
0.411056	0.828007	0.653354
0.228956	0.820662	0.485343
0.281154	0.1	0.61315
0.289249	0.836703	0.520885
0.309347	0.84205	0.532733
0.451251	0.838701	0.677048

晶圓批生產週期時間預測:結合主成份分析、模糊分群與倒傳遞網路

0.384736	0.832624	0.710426
0.424932	0.843318	0.734121
0.303125	0.852015	0.601652
0.28938	0.845553	0.576029
0.451382	0.847551	0.732192
0.285686	0.846201	0.58404
0.299171	0.852708	0.610227
0.420978	0.844012	0.742695
0.406935	0.716946	0.63337
0.300641	0.834705	0.496183
0.202956	0.84297	0.65258
0.223017	0.830577	0.553649
0.301978	0.843343	0.548712
0.437518	0.855055	0.476514
0.596535	0.875322	0.750007
0.523147	0.870452	0.798288
0.503049	0.865105	0.78644
0.490559	0.867296	0.813523
0.9	0.830955	0.14739
0.839707	0.814914	0.111847
0.819609	0.809567	0.1
0.819609	0.809567	0.1
0.450395	0.847724	0.734333
0.448776	0.830262	0.626989
0.40858	0.819568	0.603294
0.355434	0.846638	0.829394
0.355434	0.846638	0.829394
0.239057	0.854382	0.685152
0.238318	0.845639	0.631325
0.29752	0.844125	0.55838
0.314816	0.841091	0.520873
0.398957	0.847875	0.790446
0.236955	0.845878	0.634283
0.326395	0.830186	0.440337
0.385996	0.82353	0.652266
0.209726	0.859528	0.748755
0.288698	0.854546	0.632936
0.335166	0.850194	0.873344
0.286012	0.86389	0.694188
0.277172	0.856568	0.65793
0.377818	0.883275	0.716826
0.337623	0.872581	0.693131

晶圓批生產週期時間預測:結合主成份分析、模糊分群與倒傳遞網路

0.340028	0.863286	0.632488
0.360125	0.868633	0.644335
0.299832	0.852592	0.608793
0.476241	0.878681	0.9
0.193653	0.844602	0.672752
0.299963	0.870315	0.719364
0.402207	0.852377	0.497655
0.610272	0.872912	0.720219
0.554564	0.753156	0.701242
0.610371	0.872895	0.720003
0.704396	0.883018	0.682401
0.560266	0.890558	0.884082
0.560266	0.890558	0.884082
0.593854	0.884666	0.811247
0.551904	0.453762	0.841968
0.581426	0.8691	0.727341
0.581426	0.8691	0.727341
0.629868	0.869474	0.677725
0.610961	0.872791	0.718724
0.590864	0.867444	0.706876
0.487085	0.85016	0.710202
0.406694	0.828772	0.662812
0.487085	0.85016	0.710202
0.496794	0.170661	0.806032
0.416731	0.835884	0.696475
0.396633	0.830537	0.684628
0.452237	0.820782	0.564055
0.2859	0.819545	0.417291
0.264045	0.823379	0.464684
0.284142	0.828726	0.476531
0.466242	0.836071	0.644542
0.324338	0.83942	0.500226
0.30424	0.834073	0.488379
0.446144	0.830724	0.632695
0.441998	0.804832	0.475402
0.267624	0.831624	0.512351
0.247526	0.826277	0.500503
0.287722	0.836971	0.524198
0.299724	0.105615	0.62831
0.247526	0.826277	0.500503
0.409528	0.828275	0.656666
0.267624	0.831624	0.512351

晶圓批生產週期時間預測:結合主成份分析、模糊分群與倒傳遞網路

0.284138	0.832528	0.817711
0.162331	0.841224	0.685243
0.307238	0.84242	0.537306
0.333954	0.864352	0.645658
0.273661	0.848311	0.610116
0.271889	0.848622	0.613958
0.294175	0.844712	0.565632
0.314273	0.850059	0.577479
0.199183	0.714102	0.520987
0.542749	0.849267	0.644927
0.380747	0.84727	0.488763
0.224046	0.83927	0.606846
0.203948	0.833923	0.594999
0.456152	0.873333	0.888134
0.436054	0.867986	0.876286
0.567286	0.844962	0.591718
0.567286	0.844962	0.591718
0.344991	0.826924	0.400012
0.434296	0.850548	0.769243
0.450073	0.838907	0.679603
0.429975	0.83356	0.667756
0.450073	0.838907	0.679603
0.409878	0.828213	0.655909
0.301226	0.843475	0.550342
0.381062	0.859888	0.884677
0.420968	0.835141	0.687287
0.470737	0.826409	0.579367
0.226899	0.838769	0.60066
0.298734	0.843912	0.555746
0.25231	0.843184	0.600987
0.438753	0.849766	0.759578
0.394623	0.822017	0.63356
0.241303	0.836242	0.569426
0.241303	0.836242	0.569426
0.241303	0.836242	0.569426

全文完