

# 國立交通大學

管理學院(資訊管理學程)碩士班

## 碩士論文

台灣光電產業經營績效評估

- 結合 DEA 與 DB-SCAN 群聚分析

**The evaluation of management performance of**

**Taiwan optronics industry:**

**a Data Envelopment Analysis approach through**

**DB-SCAN clustering analysis**

研究生：蕭博文

指導教授：劉敦仁 博士

中華民國九十五年六月

台灣光電產業經營績效分析

- 結合 DEA 與 DB-SCAN 群聚分析

**The evaluation of management performance of  
Taiwan optronics industry:  
a Data Envelopment Analysis approach through DB-SCAN  
clustering analysis**

研究生：蕭博文

Student : Bryan Hsiao

指導教授：劉敦仁 博士

Advisor : Dr. Duen-Ren Liu



A Thesis

Submitted to Institute of Information Management

College of Management

National Chiao Tung University

in Partial Fulfillment of the Requirements

for the Degree of

Master of Science

in

Information Management

June 2006

Hsinchu, Taiwan, the Republic of China

中華民國九十五年六月

# 台灣光電產業經營績效分析

## — 結合 DEA 與 DB-SCAN 分析

研究生：蕭博文

指導教授：劉敦仁 博士

國立交通大學資訊管理研究所

### 摘要

資料包絡分析模式(DEA)被廣泛應用於各行各業之「經營績效」分析，對受評公司作排名。群聚分析法(Clustering)廣泛應用於找出相似性質的群組，並進一步分析群組之共同特性。

本論文根據企業經營的評比條件，以 DEA 對光電產業公司的「經營績效」作排名(ranking)，並以 DB-SCAN 群聚分析法，區分公司經營績效等級，並進一步分析各個群組等級的特性。本論文所提出之產業競爭力分析模式，可協助台灣光電產業公司，了解企業在產業群聚的相對位置與優勢。

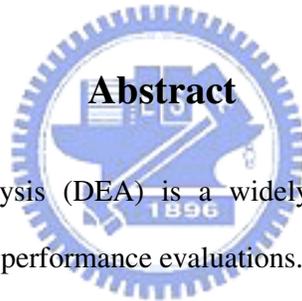
**關鍵字：**包絡分析法(DEA), DBSCAN, 群聚法, 光電產業, 績效評估

**The evaluation of management performance of  
Taiwan optronics industry:  
a Data Envelopment Analysis approach through  
DB-SCAN clustering analysis**

Student : Bryan Hsiao

Advisor : Duen-Ren Liu

Institute of Information Management  
National Chiao Tung University



Data envelopment analysis (DEA) is a widely used technique to rank the performance of businesses in performance evaluations. Clustering is widely utilized to find clusters with similar features and analyze their common characteristics.

This thesis uses DEA to rank the performance of optronics companies based on the evaluation criteria of business performance. Then, DB-SCAN clustering is applied to cluster optronics companies into several performance groups. The common features of each performance group is derived and analyzed. The proposed competence analysis approach can help businesses understand their strengths and positions in the industry.

**Keywords: DEA, DBSCAN, Clustering, Optronics Industry, performance evaluation**

# 誌謝

論文的付梓，首先感謝的是指導教授劉敦仁博士，在劉老師的開放的心胸，與悉心指導下，讓我各種各樣的想法得以具體化成有用的論述。並在我困惑的時候，指引明路，讓我得以無畏的前進。另外，感謝資管所羅濟群教授，資工所長曾文貴教授，在口試時的不吝指正與寶貴意見。特別要感謝的是在廣輝電子(即將成為新友達)的陳君銘部經理，陳曉窗資深處長，以及 Array team 在我碩士班學程期間，給我支持及鼓勵。

其次要感謝交大資管所的老師和同學們的指導與鼓勵。其中，熱心相助的育如，淑婷學姐，零俊傑，曾錦瑞，翁嘉宏，蔡佳蓉，陳英裕等學長，以過來人的經驗，使我的論文得以開展。還有容榕，吉隆，雅菁，美君，寶麒，火志，大同等同學的打氣，讓我能在各方面有所成長。

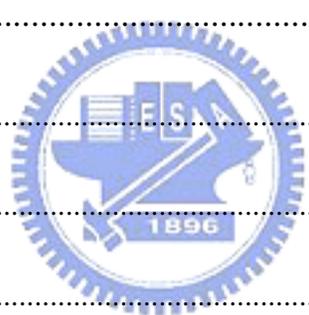
還有，給我們專班最美的助理--欣欣，稚農學弟，總是在最緊要的關頭提醒進度。

最後要感謝我最親愛的家人，尤其是雅文的一路相陪，總是在我最沮喪的時候，給我信心，有你真好。因為家人無私的支持，我才得以安心的投注在課業上。

給所有曾經幫助過我的人，以及供我學習成長的交大：謹以此論文，獻給你們。

# 目錄

國立交通大學資訊管理研究所 .....	III
摘要 .....	III
圖目錄 .....	XIII
表目錄 .....	XIV
表目錄 .....	XIV
1. 簡介 .....	1
1.1.研究動機 .....	1
1.2.研究目的 .....	2
1.3.論文架構 .....	3
2. 文獻探討 .....	4
2.1.經營績效分析的方法 .....	4
2.1.1.財務比率分析法 .....	4
2.1.2.參數分析法(Parametric approach) .....	5
2.1.3.非參數分析法(Non-parametric approach) .....	5
2.2.DEA(Data Envelopment Analysis 資料包絡分析法) .....	7
2.2.1.DMUs (Decision Making Units , 一群決策單位) .....	8



2.2.2.標竿分析(Benchmarking).....	9
2.2.3.效率前緣(Efficiency frontier).....	10
2.2.4.線性分數規劃(Linear Normalization).....	12
2.2.5.投入與產出因子分析(Inputs/outputs analysis).....	13
2.2.6.投入效率之最大化(Input maximization).....	16
2.2.7.投入效率之正規化(Input normalization).....	17
2.2.8.產出效率之最大化(Output maximization).....	18
2.2.9.產出效率之正規化(Output normalization).....	19
2.2.10.DEA 模式(DEA model).....	19
2.3.群聚(clustering).....	20
2.3.1.資料群聚(Data Clustering).....	20
2.3.2.群聚分析(clustering analysis).....	20
2.3.3.群聚分析中相似性的衡量.....	21
2.3.4.群聚分析運算的方法.....	23
2.3.5.以密度為基礎的群聚(Density-based clustering).....	27
2.3.6.DB-SCAN 群聚法 (Density-Based SCAN clustering).....	31
3. 經營績效評估的問題分析.....	33
3.1.DEA 的優缺點與限制(DEA perspective).....	33
3.1.1.DEA 的優點(Strength of DEA).....	33

3.1.2.DEA 的限制:投入與產出項目不宜過多 .....	34
3.1.3.DEA 的限制:投入與產出項目互補性或替代性不可過高 .....	34
3.1.4.DEA 的缺點:可能無法得出最佳化.....	34
3.1.5.DEA 的缺點:資料來源的正確性無法驗證 .....	34
3.1.6.DEA 的缺點:缺乏對 DMUs 的原因分析 .....	35
3.2.Data Clustering 的考量(Data clustering perspeptive).....	36
3.2.1.Criteria 的選擇(Criteria option) .....	36
3.2.2.離群份子的處理(Outliers handling) .....	36
3.2.3.距離式的衡量.....	37
3.3.找出有價值資訊(Finding valuable information).....	38
3.3.1.DEA for 標竿分析(DEA for Benchmarking).....	38
3.3.2.Clustering for 競爭力分析(Clustering for competence analysis) .....	39
3.3.3.產出效率之正規化(Output normalization) .....	40
3.3.4.保證區域限制(Assurance region , AR) .....	40
3.3.5.座標的正規化(Co-ordinate normalization) .....	43
3.3.6.剔除 outliers(Eliminate outliers after clustering) .....	43
3.3.7.對 output criteria 做分析 .....	44
3.3.8.Summary:DEA+DB-SCAN clustering.....	44
4. DEA+DB-SCAN 運作流程及系統架構.....	45

4.1.DEA 的使用程序(DEA steps).....	45
4.1.1.設定研究對象(Objective setup).....	46
4.1.2.決策單位的選定(DMUs selection).....	46
4.1.3.設定研究目的(Purpose setup).....	47
4.1.4.基本假設(Assumption).....	47
4.1.5.限制條件(Constraint).....	47
4.1.6.資料來源(Data Sets).....	47
4.1.7.DEA 模式選定(DEA model).....	50
4.1.8.DEA 績效分數(DEA score).....	50
4.1.9.結果分析(Score analysis).....	50
4.2.實際 DEA 分析程序(DEA evaluation).....	51
4.2.1.選定 DEA model.....	51
4.2.2.對 criteria 做 Normalization 算出各 criteria 的 Score.....	51
4.2.3.算出各 criteria 的 weight.....	53
4.2.4.算出各 DMU <sub>i</sub> 的 Score <sub>i</sub> .....	54
4.2.5.算出包絡面上的座標.....	55
4.2.6.Spherical DEA:畫出具體的圖形.....	55
4.3.以 DEA 來算經營績效.....	56
4.3.1.Raw Data: 產業一千大的 output criteria.....	56

4.3.2.Score of Optronics.....	57
4.3.3.LINGO code .....	59
4.3.4.用 LINGO 算出各個 $DMU_i$ 在 Sphere 半球面的座標.....	61
4.3.5.將 LINGO 的座標，用 Sphere 畫在半球面上 .....	62
4.4.DB-SCAN-以不同的點距(Eps)來 clustering .....	63
4.4.1.Clustering Steps .....	63
4.4.2.第一次 clustering(Eps=0.37，MinPts=4).....	65
4.4.3.第二次 clustering(Eps=0.19，MinPts=1).....	67
4.4.4.第三次 clustering(Eps=0.12，MinPts=1).....	69
4.4.5.第四次 clustering(Eps=0.09，MinPts=1).....	71
5. 成果分析 .....	73
5.1.將 DEA 分等級(Grading to DEA result):.....	73
5.1.1.六個收斂的群組(6 convergent clusters).....	73
5.1.2.TFT-LCD 與非 TFT-LCD 族群 .....	75
5.1.3.個別 cluster 分析 .....	76
5.1.4.區分等級的 criteria 分析 .....	77
5.1.5 保證區域的選擇 (Assurance Region，AR) .....	78
5.2.Raw Data 的限制 .....	79
5.2.1.DMUs 的個數.....	79

5.2.2.Data sets 的選擇 .....	79
5.2.3.Outliers 的剔除.....	79
6. 結論與未來展望.....	80
6.1.結論(Conclusion) .....	80
6.1.1.優點:區分出等級.....	80
6.1.2.優點:Outliers 的剔除 .....	81
6.1.3.限制:DMU 與 criteria 的數目不宜太多 .....	82
6.1.4.限制:DEA 的 constraint 不宜太多(Bound on relative factors).....	83
6.1.5.提高毛利率是提升經營績效的關鍵.....	83
6.2.未來展望(Future work) .....	85
6.2.1.Criteria 的選擇(Criteria issues).....	85
6.2.2.單一公司跨年度績效比較(Windows analysis).....	87
6.2.3.離群份子的分析(Outliers analysis) .....	87
6.2.4.個別產業的群聚(Industry area clustering).....	87
6.2.5.Clustering 的正規化方法與收斂條件(Convergence condition of clustering).....	88
6.2.6.提升台灣光電產業競爭力 .....	88
參考文獻.....	90
附錄(一)TFT-LCD 簡介 .....	94

附錄(二)光電相關產業公司一覽表 .....95



## 圖目錄

圖 1-1 論文流程圖 .....	3
圖 2-1 DMU 的相對效率示意圖 .....	10
圖 2-2 Raw Data before hierarchical clustering .....	25
圖 2-3 Traditional representation of hierarchical clustering .....	26
圖 2-4 Density-based clustering 表示圖 .....	28
圖 2-5 Density-based clustering reachable 表示圖 .....	29
圖 2-6 Density-based clustering connected 表示圖 .....	30
圖 2-7 DB-SCAN clustering 表示圖 .....	31
圖 3-1 保證區域限制下所建構之效率前緣圖解 .....	42
圖 4-1 LONGO code .....	60
圖 4-2 Sphere 畫出來的圖 .....	62

## 表目錄

表格 2-1 五個 DMU 之 1 input/2 output data .....	10
表格 2-2 Clustering 的相似性衡量，屬性對照表.....	22
表格 4-1 2003 相對績效分數.....	53
表格 4-2 取 1000 大的 output criteria 為 Raw Data.....	56
表格 4-3 DEA 算出來的 Score.....	57
表格 4-4 LINGO code 得出的各 output criteria 的權重.....	58
表格 4-5 LINGO code 得出的各 DMU 的座標.....	61
表格 4-6 17 家 DMUs 原始的距離矩陣.....	64
表格 4-7 第一次 Clustering 的結果.....	66
表格 4-8 第二次 Clustering 的結果.....	68
表格 4-9 第三次 Clustering 的結果.....	70
表格 4-10 第四次 Clustering 的結果.....	72
表格 6-1 台灣光電產業 SWOT 分析 .....	89
表格 0-1 光電相關產業分布 .....	95

# 1. 簡介

## 1.1. 研究動機

世界競爭力年鑑：台灣排名退居第十八

瑞士洛桑國際管理學院(IMD)「2006 年全球競爭力排名」出爐，台灣的名次一口氣下降 7 名、掉到第 18 名。台灣一向引以為傲的競爭力亮起紅燈，瑞士「洛桑管理學院」的世界競爭力年鑑顯示，台灣競爭力排名從第十一名降為第十八名，在四大評比要素與二十個次項目中，除了技術及科學基礎建設外，台灣的排名全面退步。

台灣仍維持科技發展的優勢與競爭力，如專利權生產力居世界第一，寬頻成本第三，高科技產品佔出口比例與高等教育成果分居第五。

光電產業是政府重點輔助的產業，從 2004 年起，台灣的光電產業，逐漸站上國際的舞臺，根據 2005 年的統計，總產值超過新台幣一兆元。在激烈的產業競爭中，有什麼關鍵性的因素，是台灣廠商成功的原因，有哪些優勢可供應用？有沒有一種方法，可以避免主觀因素，可以群組的方式衡量光電公司的經營績效？有沒有什麼方法，能對一千大的評比結果做分析？不管是 criteria 的再加工，或是對選取的公司作相對性評量(evaluation)，都是可行的方向。

DEA 方法不需要預先預估參數，在避免主觀因素和簡化運算，減化誤差等方面有著不可低估的優越性，故近年來 DEA 被廣泛的運用在各個產業裡，用來評估管理績效。

Data mining 的方法中，DB-SCAN 的 clustering 方式，跟 DEA 都是以距離來衡量相似性，是否可改善 DEA 單純排名的缺點。

## 1.2.研究目的

因為光電產業有某種程度的相似性，本研究的目的即嘗試找到一種改良的快速方式，能利用 data mining 中的 clustering analysis 的方式，結合 DEA 的客觀性，兩者以距離來衡量的相似性，對光電公司的經營績效作排序與群聚。

本研究採用 output criteria 的分析方式，亦即：台灣 1000 大企業的績效排名，來分析公司的經營績效。對現有的經營績效，經由 DEA 的方式，得出排名，再藉由 DBSCAN clustering 的方式，找出績效相近的公司，便於對 criteria 做分析，找出群組的共同特性，並以產業內標竿公司為目標，找出改善的方向。



### 1.3.論文架構

本論文架構如圖 1-1 所示，共有六個章節。第一章是簡介，分別說明本研究的研究動機與目的以及論文的撰寫架構。第二章是文獻探討，針對企業經營績效分析、DEA 績效分析，Data mining 中的 clustering 方法、DBSCAN 等的現狀與研究做文獻分析與探討的工作。第三章根據第二章的討論結果，對 DEA 現有的限制提出探討，嘗試用 DBSCAN 的方法提出解決分析之道。第四章提出解決問題的架構，也是本研究的核心—DEA+DBSCAN 的架構。該章節會分別從系統面與數據面，對 DBSCAN 在 DEA 分析上的群聚方法與效用，做詳盡介紹。第五章則是程式驗證的結果，先對實際程式設計作說明，包括了 LINGO、Sphere 等工具。之後針對程式分析結果，做一簡單分析與驗證。最後則在第六章提出結論與未來可行之研究方向。

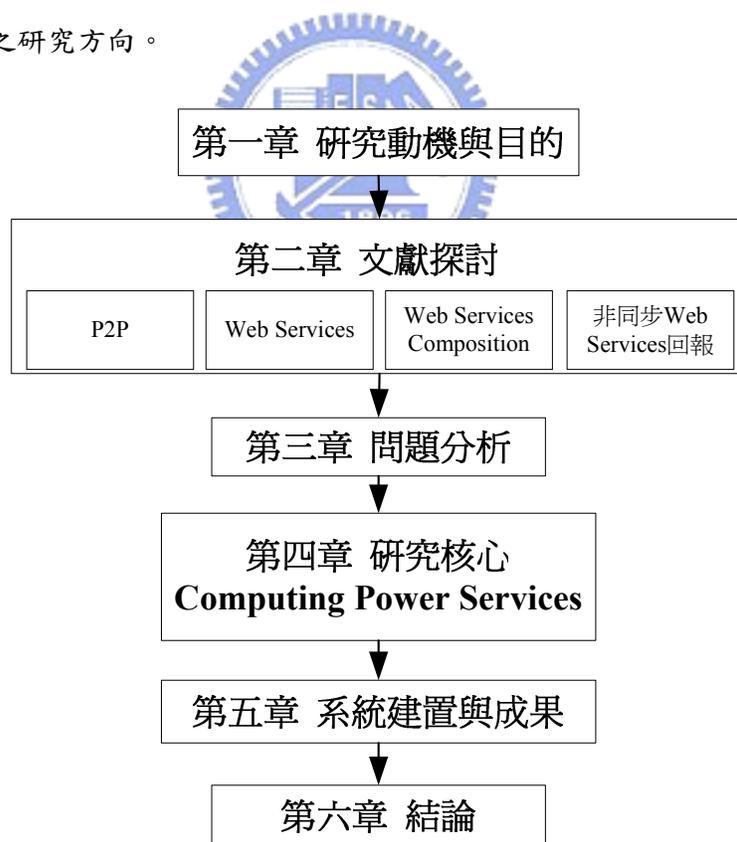


圖 1-1 論文流程圖

## 2. 文獻探討

### 2.1.經營績效分析的方法

公司經營的基本理念，即是希望以較少之投入獲得較大之產出，衡量此投入與產出間相對表現之過程，統稱為經營績效評估[3]。

回顧國內外學者對於經營效率文獻之探討，常用之方法有：

- (1) 財務比率分析法(Financial Ratio Analysis)；
- (2) 參數分析法(Parametric Approach)及
- (3) 非參數分析法(Non-Parametric Approach)。

以上三種方法，其方法使用上都有限制，且亦各有其優點。茲將分述各方法之優點、及限制[14]。



#### 2.1.1.財務比率分析法

財務比率分析法(Financial Ratio Analysis)，財務比率分析法應用於經營效率之文獻有 Caves(1980)[16]、Megginson, Nash and Matthias(1994)[30]、林玉華、張玉山和王毓香(1998)[2]，其應用上之缺點為

- 1、 缺少一個每個人皆同意的比率選擇標準，例如選擇指標 A 時，甲好，選擇指標 B 時，乙好，沒有客觀之選擇標準，易呈現不穩定的現象。
- 2、 財務報表上之數字，係經過彙總和簡化所產生，致常無法滿足所有使用者之需要。
- 3、 財務比率分析法無法表達非數量化之資訊，如能力、士氣、潛力、信任等。

### 2.1.2.參數分析法(Parametric approach)

參數分析法(Parametric Approach)，又稱做母數法，主要在透過統計方法估計前緣函數，其特徵在於預先設定生產函數或成本函數之型式，以及對殘差項預設若干假設，故其結果會因函數型態及殘差項之假設不同而互異。

參數分析法應用於經營效率之文獻可參考 Banker and Maindiratla (1988)[14]，其應用上通常只能衡量生產及成本方面之變數，這是此方法之最大限制。

### 2.1.3.非參數分析法(Non-parametric approach)

非參數分析法(Non-Parametric Approach)，又稱做無母數法，該方法是用利用實際樣本觀測值構成效率前緣(efficiency frontier)，以線性規劃模式求生產前緣，並以個別樣本觀測值與效率前緣做比較，以決定無效率的程度[14]。

該方法因不受設定函數型態與大樣本之限制，實證應用上相當方便。DEA 即為 non-parametric approach。相對於 parametric approach，DEA 之優點為無需預設生產函數的型式，亦無需估計函數之 parameters。

屬於非參數分析法中應用最普遍之模型就是資料包絡分析法(Data Envelopment Analysis，以下簡稱 DEA)，其觀念是利用經濟學中伯瑞圖最適境界(Pareto Optimality)來衡量效率。

DEA 模型是 Charnes、Cooper 與 Rhodes 三位學者於 1978 年提出[8]，其主要是利用經濟學上「包絡線」(Envelopment)的觀念，將所有決策單位(Decision Making Units；以下簡稱 DMUs)的投入、產出項投射於幾何圖型中，並尋找其邊界[3]，凡是投入與產出的組合落於效率前緣上，則視其 DMU 為最有效率之 DMU；反之，若投入與產出的組合落於效率前緣內，則視該 DMU 為無效率之 DMU。

DEA 模式最常用的有 CCR 模式及 BCC 模式兩種，前者是由 Charnes、Cooper 與 Rhode 三位學者於 1978 年所提出[8]，其模型是根據 Farrell(1957)[26]所提出「兩投入一產出」之概念，三位學者將其推廣至「多投入多產出」，以符合現代複雜的生產程序，其基本原理係在固定規模報酬的假設下，衡量 DMU 的整體技術效率(Overall Technical Efficiency)；後者是由 Banker、Charnes 及 Cooper 於 1984 年所提出[18]，主要是擴充 CCR 模式之觀念及使用範圍，其基本原理係假設規模報酬可以變動的情況下，將 CCR 模式中之整體技術效率分解成純粹技術效率(Pure Technical Efficiency)及規模效率(Scale Efficiency)兩種。

Lewin and Minton(1986)認為 DEA 模式是一良好的評估模式[7]。因傳統上對於績效評估之研究多偏重於多元績效指標之建立，再藉由個別績效指標比較出同業間績效優劣。這類衡量方法不可避免的將遭遇指標權重值的決定以及多元指標難以整合的問題。DEA 法能以一個比值(最大為 1)表示一個 DMU 投入與產出間的關係，且不需預設各投入、產出項的加權值即可整合各類績效因素，是使用 DEA 方法之優點。



## 2.2.DEA(Data Envelopment Analysis 資料包絡分析法)

DEA(Data Envelopment Analysis)是相當新的績效評估方法，係以資料導向(data oriented)的方法，DEA 係作業研究跟經濟學上對多變數的效率前緣(frontier)分析與排行(ranking)的一種非參數解(Non-Parametric Approach)。對多個投入/產出值(multiple inputs/outputs)的生產流程來說[17]，DEA 是一種線性規劃分析方法，用來量測多個決策單元(Decision Maker Units，DMUs)的生產效率[9]。

1978 年，Charnes，Cooper 與 Rhodes 三人發表了 DEA(Data Envelopment Analysis，資料包絡分析法)[8]，DEA 的 CCR 模型提出以來，被認為是一種關於效率評價的新方法，到了 2004 年(26 年後)，DEA 已形成了一個跨越數學，經濟學，管理科學研究的新領域[6]。

CCR 把 DEA 以數學的 programming model 套用在 data sets 上，提供一個全新的方法，根據經驗來預測關係。

應用 DEA 只要給很少的 assumption 或 constraint，即可算出 DMUs 間的相對效率，因為彈性很大，所以應用的範圍很廣。

DEA 可針對組織的投入(inputs)與產出(outputs)間表現，評估出組織經營的相對績效。本文擬採用此方法來衡量光電產業之經營效率及股票市場性[1]。

### 2.2.1.DMUs (Decision Making Units，一群決策單位)

DMUs(Decision Making Units)，係指 DEA 分析時的受評單位，DMUs 的定義相當具有彈性，可以 apply 到很多產業，例如：醫院，國防，銀行，學校，以及不同的效率評估問題上[25]，這裡的 DMUs，即用來表示各家受評鑑的公司。

DEA 將伯瑞圖最佳境界(Pareto optimality)的觀念，運用在決策問題上，常用來評估一群決策單位，或稱 DMUs(Decision Making Units，簡稱 DMUs)之相對效率，所評估出來的效率值，是在客觀環境下對受評單位最有利之結果，因此廣為一般所接受，更重要的是，這種分析方法在使用上極具彈性，可以將專家，決策者之主觀意識融入評估之中，使得一方面可以客觀評估各衡量單位(measurement unit)之績效，一方面又可主觀的引導各單位依決策者所強調的方向前進[8]。

資料包絡分析法(DEA)之最大功能在能實際評估一群決策單位之經營績效，特別是相對效率。



## 2.2.2.標竿分析(Benchmarking)

義大利經濟學家伯瑞圖(Pareto)在二十世紀初(1927年)提出‘非凌駕解’(non-dominance solution)的概念，基本上認為橘子和蘋果是無法相比的，但若某甲擁有兩個橘子與三個蘋果，則優於某乙的一個橘子與兩個蘋果，雖然橘子與蘋果不能相比，但是某甲的橘子數與蘋果數均多於乙，所以某甲優於某乙。

對於這種‘非凌駕解’的觀念，也常稱為伯瑞圖最佳境界(Pareto optimality)，此種觀念是對受評者最有利的評比方式，因此，DEA就在這樣的觀念下發展出來[3]。

經濟學中，將‘不同投入組合下所能獲得之最大產出’稱為生產函數(production function)，所有生產單位再現有技術下，以任一投入組合所能獲得之產量均由於經營效率難達百分之百的原因，而不可能超過生產函數所定義的最大產量。

由於生產函數所定義的是最大產量，因此有人稱之為生產前緣(Production Frontier)[3]。

效率評估的根本在生產前緣(production frontier)，只要求得生產前緣即可將實際產出與生產前緣所代表的理論產出做比較，而衡量其生產效率。有關生產前緣的估計方法主要有兩類，即參數分析法(parametric approach)(詳見 2.1.2)與非參數分析法(non-parametric approach)(詳見 2.1.3)。參數分析法乃指生產函數可以單一明確之函數型式表示，而非參數分析法指生產函數無法以單一明確之函數表示，必須以分斷方式描述，本書所探討的包絡分析法(DEA)乃屬此類。

由於在建構生產函數的過程中，所有 data 均被包絡於生產函數之下，因此稱此種方法為包絡分析法(Data envelopment analysis，簡稱 DEA)

### 2.2.3.效率前緣(Efficiency frontier)

基於伯瑞圖最佳境界(Pareto optimality)的觀念，只要求的生產前緣，即可將實際產量與生產前緣所代表的理論產量比較，而得效率值。生產前緣上的效率為1，也可稱為效率前緣[3]。

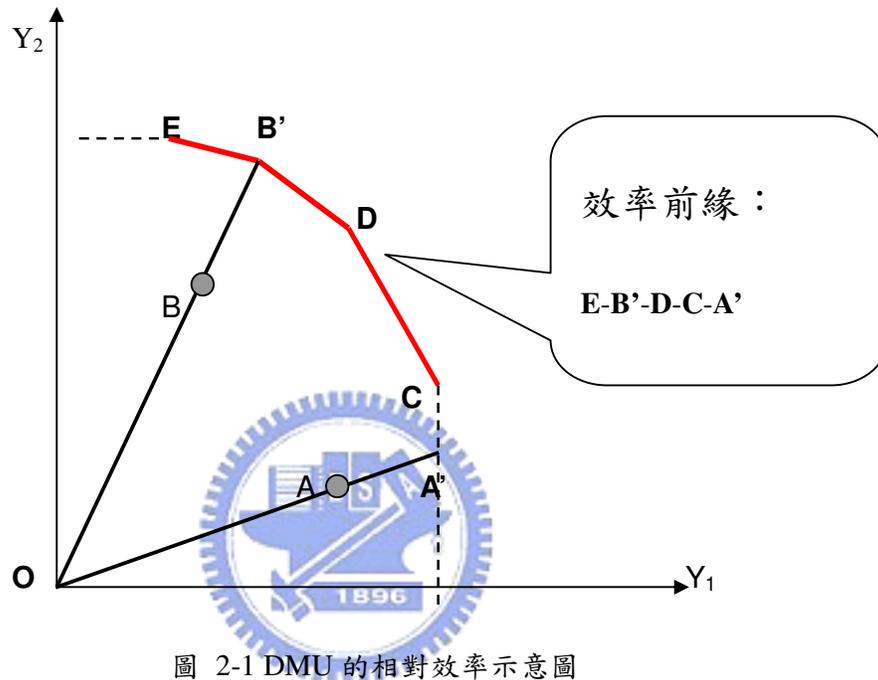


圖 2-1 DMU 的相對效率示意圖

假設有 A, B, C, D, E 五個受評單位--在 DEA 領域常稱為決策單位(Decision Making Units, DMU)，以一單位之投入 X，生產不同量之產出  $Y_1$  與  $Y_2$ ，其數值如下表 2.1 所示，此五個 DMU 在  $Y_1$ - $Y_2$  平面之相對位置則如上圖 2.1 所示。

表格 2-1 五個 DMU 之 1 input/2 output data

DMU	Input X	Output	
		$Y_1$	$Y_2$
A	1	4	0.8
B	1	2	3
C	1	5	2
D	1	4	4
E	1	2	5

由上述有限資料所推導出來的經驗圖形，凡是位於等產量線上的單位，如 C，D，E，其相對效率值為 1，而被視為有效率的單位。

在等產量線左下方者，如 A，B，其效率值皆小於 1。

此時，相對無效率的 A 與 B 兩單位的效率值計算，為決策單位(A，B)到原點之距離與效率前緣(Efficiency Frontier)到原點之距離的比值。

例如：

決策單位(DMU) A 的相對效率值為  $OA / OA^* = 0.8$

決策單位(DMU) B 的相對效率值為  $OB / OB^* = 2/3$

其中，

A 之座標為(4，0.8)，

B 之座標為(2，3)



此兩點均位於等產量線上，分別為單位 A 與 B 的評比對象

值得注意的是，等產量線在 E 以上的部份為一垂直線，在 C 以右部份為一水平線，主要是因為產量不隨投入增加而減少的關係。

## 2.2.4.線性分數規劃(Linear Normalization)

根據伯瑞圖最佳境界(Pareto optimality)的理念，各單位在計算其效率值時，可選擇對其最有利之因子權重，唯一的限制是，所選擇的權重用於計算任一單位之效率值時，其效率值不得超過 1[3]。

根據 BCC 模式，。

令  $X_{ij}$ ， $Y_{ij}$  分別為

第  $j$  個單位( $j=1, 2, \dots, n$ )之

第  $i$  項投入( $i=1, 2, \dots, m$ )與

第  $r$  項產出( $r=1, 2, \dots, s$ )之數量，評估任一單位  $k$ (DMU <sub>$k$</sub> )之效率  $E_k$  時，此單位可選擇對其最有利之

outputs 權重： $u_r$ ( $r=1, 2, \dots, s$ )，與

inputs 權重： $v_i$ ( $i=1, 2, \dots, m$ )，

以使其效率值最大，而效率值之定義為

### 產出項目加權組合/投入因子加權組合

限制條件是，所選擇的權重與  $u_r$  與  $v_i$  必須是正值，且用於 DMU 的效率所得數值不得超過 1.0。



## 2.2.5.投入與產出因子分析(Inputs/outputs analysis)

長久以來，經濟學者與管理科學學者一直努力發展各種模式，希望能客觀合理的評估經營績效，在此評估過程中，最關鍵的就是投入(inputs)與產出(outputs)因子之相對重要性，藉由相對重要性將各因子整合為單一指標[17]。

在 2.2.5~2.2.8 的投入，產出導向分析看來，在規模報酬固定的條件下，

$$h_k = g_k, (\text{投入效率} = \text{產出效率})$$

因此，在同一年度的產出效率，採用投入導向，產出導向皆可，在投入因素無法得知的時候，就可用 [2.2.9](#) 正規化後的產出導向來分析。

若在相同投入水準之下比較產出之達成狀況，則稱為產出導向效率(Output-based efficiency)，其中，比率型式，最為常用。

比率式是一般生產力衡量較直觀的型式，依定義，效率應該是(實際產出)除以(理論產出)，在相對比較時，則是(實際產出)除以(各單位之最大產出)。

此觀念在 Charns 等人(1978 年)[8]在單一投入與單一產出的情形下，推導出

**效率=k(產出/投入)，其中 k 為一常數**

如果在多項產出(multiple input)與多項投入(multiple output)的情況下，則可以導入權重(weight)的概念。

**效率=產出之加權組合/投入的加權組合**

一般的一千大製造業，五百大服務業排名，都是由多項產出(multiple output)的加權組合來排名，而運用 DEA 的方式，可以將投入的加權組合考慮進來。

決定因子重要性的方法，可分為事前主觀與事後客觀兩種方式。

事前主觀方式，乃由專家或決策者依經驗或希望達成的目標，主觀決定各因子之相對權重，無須蒐集資料加以分析。

事後客觀方式，乃根據所觀察到受評單位之資料，以數量方法決定各因子所隱含之權重，統計上常用的迴歸分析(Regression)，即是一種代表性的方法，一般而言，受評單位總希望採用一組對其最有利之權重，若根據此觀點，則由資料客觀決定權重的方法較為適當。

迴歸分析的限制：

- 只適用於單一產出：迴歸分析雖以事後客觀方式決定權重，然而卻只適用於單一產出，無法處理多產出之狀況。
- 對個人之特殊情況不公平：迴歸分析是以多數受評單位的平均數為評估基礎，是採‘多數決’的精神，而忽略個人之特殊情況，因此，有其限制。
- 參與者建立在互助互惠的環境之下。

如果，想對現有的一千大製造業中的排名中的各種 input/output 加以分析，就需要夠合理的定義出各個衡量單位的權重(weight)才能解決。然而，權重難以定義，尤其要找出一組符合各種組織的權重更不容易。Farrell(1957)[26]首創以多項投入(multiple input)與多項產出(multiple output)評估相對效率的方法，此方法由 Charnes，Cooper 與 Rhodes 三人於 1978 年加以改良，藉由線性規劃的技巧，可求出受評估單位的生產前緣(production frontier)，並以此計算各個受評估單位的相對效率[8]。

以 DEA 衡量效率係建立在伯瑞圖最佳境界(Pareto optimality)的觀念上[3]。伯瑞圖最佳境界(Pareto optimality)意指無人可在不損及他人的情況下增加個人的利益，依此觀念，一決策單位(DMU)在下列情況下處於有效率的境界：

1. 除非增加投入資源，或減少某些其他產出項之產量，否則一產出項之產量無法再增加。
2. 除非減少產量，或增加某些其他投入項之資源，否則一投入項之產量無法再減少。

基於伯瑞圖最佳境界(Pareto optimality)的觀念，只要求得生產前緣，即可將實際產量與生產前緣所代表的理論產量比較，而得效率值。

從這個觀念看來，weight 是根據 DEA 中 DMU 的各個 criterion 的相對效率來算的，不同的 DMUs/criteria 組合，相對效率亦不同。



## 2.2.6.投入效率之最大化(Input maximization)

BCC 之模式整理如下

$$E_k = \text{Max} [\text{Sum}(u_r X_{rk}) / \text{Sum}(v_i Y_{ik})]$$

產出項目加權組合/投入因子加權組合[3]

$$\text{令 } [\text{Sum}(u_r Y_{rj}) / \text{Sum}(v_i X_{ij})] \leq 1, j=1, 2, \dots, n$$

其效率值不得超過 1.0

其中，constraint 為

$$u_r, v_i \geq 0,$$

$$r=1, 2, \dots, s,$$

$$i=1, 2, \dots, m$$



所得  $h_k$  為投入效率，

此模式為一線性分數規劃，可利用 LINGO 等工具求解

## 2.2.7.投入效率之正規化(Input normalization)

因分布在線性規劃上的點皆為解，此模式明顯的為多解，因為如果 $(u^*, v^*)$ 是最佳解，則同乘以一個常數 $c$ 之後，得到的 $(cu^*, cv^*)$ 仍為最佳解，因此可令分母為1，直接求分子之最大值，始投入效率為最大，得以下之模式[3]：

$$\text{Max } h_k [\text{Sum}(u_r Y_{rk})]$$

目標為，求分子之最大值

令分母為1

$$\text{s.t. } [\text{Sum}(v_i X_{ik})]=1$$

則

$$[\text{Sum}(u_r Y_{rj})] - [\text{Sum}(v_i X_{ij})] \leq 0, j=1, 2, \dots, n$$

設定 constraint

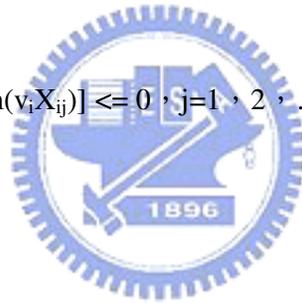
$$u_r, v_i \geq 0,$$

$$r=1, 2, \dots, s,$$

$$i=1, 2, \dots, m$$

所得  $h_k$  為投入效率，

例：DMU<sub>A</sub> 的投入效率為  $h_A = OI_A^* / OI_A$



## 2.2.8.產出效率之最大化(Output maximization)

2.2.5 的分析，亦可從倒數無效率的角度，建構效率評估模式如下[3]：

$$\text{Min } 1/g_k = [\text{Sum}(v_i X_{ik}) / \text{Sum}(u_r Y_{rk})]$$

目標為，求無效率之最小值

$$\text{令 } [\text{Sum}(v_i X_{ij}) / \text{Sum}(u_r Y_{rj})] \geq 1,$$

$$j=1, 2, \dots, n$$

Constraint 為

$$u_r, v_i \geq 0,$$

$$r=1, 2, \dots, s,$$

$$i=1, 2, \dots, m$$



所得  $g_k$  為產出效率，

例：DMU<sub>A</sub> 的投入效率為  $g_A = I_A A / I_A A^0$

### 2.2.9.產出效率之正規化(Output normalization)

參照 2.2.6 的方式，另目標函數之分母為 1，正規化求解[3]：

$$\text{Min } 1/g_k = [\text{Sum}(v_i X_{ik})]$$

$$\text{s.t. } [\text{Sum}(u_r Y_{rk})]=1$$

令分母為 1，目標為，求分子之最大值

$$- \text{Sum}(u_r Y_{rj}) + \text{Sum}(v_i X_{ij}) \geq 0, j=1, 2, \dots, n$$

$$u_r, v_i \geq 0, r=1, 2, \dots, s, i=1, 2, \dots, m$$

設定 constraint

所得  $g_k$  為產出效率，

例：DMU<sub>A</sub> 的投入效率為  $h_A = OI_A^* / OI_A$



### 2.2.10.DEA 模式(DEA model)

從以上的分析來看，不管是事前主觀，事後客觀，差異僅在於 normalization 時，把分子或分母設為 1 的差異罷了。

## 2.3.群聚(clustering)

群聚(clustering)是一種簡單的分類法,把相似的個體(objects)分類成不同的群(groups),或者更精確的說,群聚是把 data sets 分割(partitioning)成數個 subsets(clusters),每個 subset 中的 data 有一些共通的特性—比如,在一定的距離範圍內。

### 2.3.1.資料群聚(Data Clustering)

資料群聚(data clustering)是一種很普遍的統計資料分析法,應用的範圍很廣,包括 data mining, pattern recognition, machine learning, image analysis 等[18]。

### 2.3.2.群聚分析(clustering analysis)

在許多的多變數分析方法中,群聚分析法(clustering analysis)是比較簡單的一種。利用群聚分析法來對資料作簡化的工作與分類,也就是把相似的個體(DMUs)歸於一群。由於群聚分析是把相似性大的物體歸為一群,所以對於相似性的探討也就格外重要[8]。

群聚分析(clustering analysis)是一種邏輯程序,探討如何將預測對象分為類似的群體。其最主要的目的,乃是利用客觀的計量方法,將事物根據某些屬性歸集在各個群體之中,使得在同一個集群內的事物都具有相同的特性(homogeneity),而在不同的集群(clusters)之間卻有顯著的差異性。如果以幾何圖形來看,同一集群內的分子應聚集在一起,而不同集群的分子應該彼此遠離。

群聚分析(clustering analysis)與傳統分類法不同之處,在於傳統分類法較為主觀,因其分類準則乃事先決定的,而群集分析是一種數值分類法,依照自然分組將分佈於某一測量空間的點予以歸類,使歸類後的集群具有最大的相似性[19]。

### 2.3.3. 群聚分析中相似性的衡量

群聚分析的計算，通常需要利用決策單位(Decision Maker Units, DMUs, 以下以 DMUs 表示之)間的距離資料或相似性資料為依據。兩者的距離量數越小則兩個 DMUs 在某方面就越類似，相似性的量數也就越大，所以利用計算出來的‘距離矩陣’或‘矩陣係數矩陣’，便可根據某些標準將 N 個 DMUs 依次加以歸併，最後可以聚集成幾個代表性的群聚體。

#### A. 距離式的衡量

距離式的衡量係以點與點之間的距離為測度，較常採用的方法為歐幾里得距離(Euclidean Distance)；意即：若有 N 個 DMUs，每個 DMUs 有 M 個屬性，則另 X 是 N\*M 的資料矩陣，點與點的歐幾里得距離為

$$d_{ij} = \left[ \sum_{p=1}^m (x_{ip} - x_{jp})^2 \right]^{\frac{1}{2}}$$


如果各屬性的衡量單位不同，則在計算歐幾里得距離前宜將各變數之數值予以標準化。使其平均數為 0，而標準差為 1。

#### B. 相似性的衡量

相似性越大，表示兩種 DMUs 之相似性越小，因而在相似性矩陣運算中，要將相似性數值越大的群組先加以合併。

兩個 DMUs 之間的相似性可用下述配合係數(matching coefficient)來衡量。

$$M_{ij} = \frac{a+b}{m}$$

上式中，a 為觀察 i 與 j 共同具有的屬性項目；

b 為觀察 i 與 j 共同不具有的屬性項目；

m 為屬性的總數

表格 2-2 Clustering 的相似性衡量，屬性對照表

	A	B	C	D	E	F
i	1	0	0	1	1	1
j	0	0	1	1	0	0

設 i 與 j 具備的屬性如下(1 代表具備該屬性，0 代表不具備該屬性)

得出：

a=1，(屬性 D，兩者皆為 1)

b=1，(屬性 B，兩者皆為 0)

則，配合係數(matching coefficient)為：

$$M_{ij} = \frac{a+b}{m} = \frac{1+1}{6} = \frac{2}{6} = \frac{1}{3}$$

### 2.3.4. 群聚分析運算的方法

有了上述的 DMU 間的相似性衡量方式，就要可以開始群聚了，群聚分析運算的方法種類繁多，歸納較有代表性的方法，大致分類如下：

#### A. 非階層式(non-hierarchical)的群聚分析

直接由距離或相似性矩陣開始運算，可分為下列幾種：

- a. 連續關鍵值法(sequential threshold): 使用本法時，事先要挑選一個群組核心，並訂定一個關鍵值，所有與此一中心點之距離在某一預定關鍵值內的各觀察點即形成一組；然後再選擇另一新的群聚核心，對尚未歸入群組之各觀察點則歸入第二群組，如此依次連續進行。
- b. 平行關鍵值法(paralleled threshold): 此法一開始就同時將幾個群組核心選定並訂定關鍵值，然後根據關鍵值，將各個觀察點歸入最近的群聚中心，形成各群組。同時關鍵值亦可加以調整，以允許較多(或較少)的觀察點進入各群組中。
- c. 最適劃分法(optimizing partitioning): 此法是以某一效標(如平均之群內距離為最小)為基礎，不斷嘗試各種分類，直到效標值(criterion measure)達到最佳值為止。
- d. 平均數法(K-means method): 此法是上述方法的一種整合應用[15]，其步驟是

(1) 將各觀察值分割為 K 個群組，然後計算 DMUs(DMU)到各群組重心(cluster centers)的距離。

(2) 並將各 DMUs 分派到 K 個群組中，群組重心距離最近的群組內，重新計算得到新 DMUs 與喪失該 DMUs 的群組重心。

(3)再依次計算各 DMUs 到各群組重心的距離。

(4)如此反覆計算，直到各群組沒有需重新分配的 DMUs 為止。

例如：Data set 分佈在三維空間上，群組(cluster)有兩個點

$$X=(x_1, x_2, x_3),$$

$$Y=(y_1, y_2, y_3)。$$

則，群組的重心(centroid) $Z=(z_1, z_2, z_3)$ ，

其中，

$$z_1=(x_1+ y_1)/2$$

$$z_2=(x_2+ y_2)/2$$

$$z_3=(x_3+ y_3)/2$$



## B. 階層式(hierarchical)的群聚分析

階層式的群聚分析，其特性是每一個新的群組，都是由前一階層所形成的群組而集結或分裂而成，因此群聚分析後可行成一個樹狀結構。

在階層式分裂法中，常見的方法為平均距離分裂法，其分析步驟是先找一個與其他 DMUs 平均距離最遠者，將此 DMUs 稱為分裂群，其餘的 DMUs 稱之為主要群，然後計算分裂群與主要群間，以及主要群之內各 DMUs 的距離，大於此 DMUs 與分裂群的距離，則將之歸入分裂群，反之則留在主要群中。

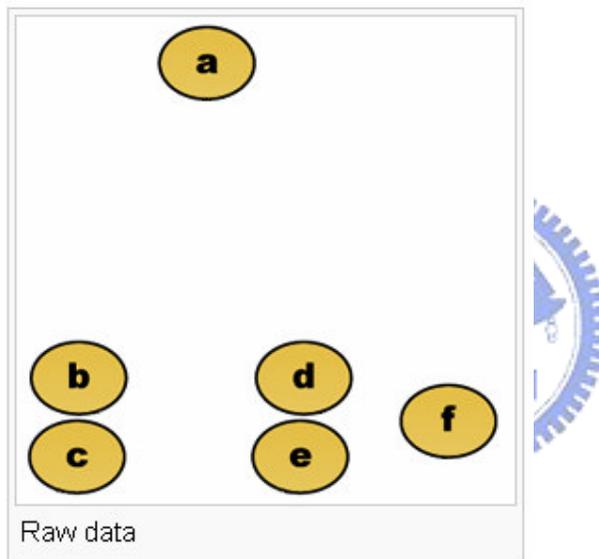


圖 2-2 Raw Data before hierarchical clustering

圖 2-2，表示階層式群聚前的 Raw Data，

圖 2-3，表示階層式群聚的過程與結果。

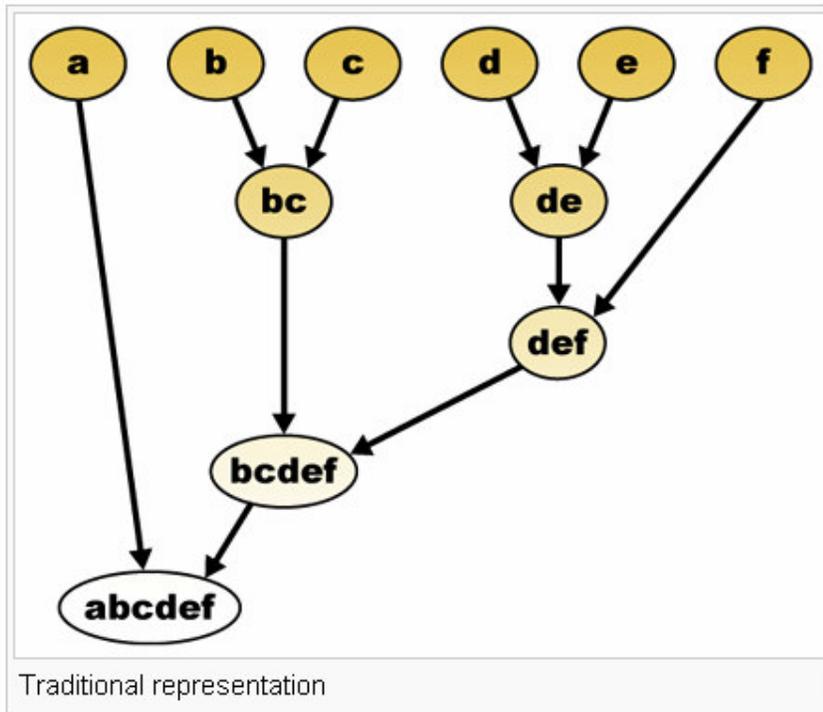


圖 2-3 Traditional representation of hierarchical clustering

從個別的 DMU，透過階層式的群聚 (clustering)，逐步合併群組 (clusters) 的過程詳述如下：

Step1 :

剛開始，有  $\{a\}\{b\}\{c\}\{d\}\{e\}\{f\}$  六個 clusters

然後，訂定組成同一 cluster 相鄰兩個點之間，最長的距離  $d(DMU_1, DMU_2)$

最後，找出相鄰距離符合  $d(DMU_i, DMU_j)$  的任兩個點，組合成一個群組 (cluster)

$\{a\}\{b, c\}\{d, e\}\{f\}$

Step2 :

然後，再逐步將 clusters 再結合成更大的 clusters。

其中，定義形成一個 cluster 的原則有三種：

兩個 clusters A 與 B 中間的任兩點的最長距離

$$\max\{d(x, y) : x \in \mathcal{A}, y \in \mathcal{B}\}$$

兩個 clusters A 與 B 中間的任兩點的最短距離

$$\min\{d(x, y) : x \in \mathcal{A}, y \in \mathcal{B}\}$$

兩個 clusters A 與 B 中間的任兩點的平均距離

$$\frac{1}{\text{card}(\mathcal{A})\text{card}(\mathcal{B})} \sum_{x \in \mathcal{A}} \sum_{y \in \mathcal{B}} d(x, y)$$

### 2.3.5. 以密度為基礎的群聚 (Density-based clustering)

以 density (密度) 為基礎的 clustering，係以兩個 clusters A 與 B 中間的任兩點的最長距離為基礎，將相近的點的連接成 cluster。主要有以下的特色[19]：

- A. Discover clusters of arbitrary shape 從雜亂的點圖形中找出群組。
- B. Handle noise 處理雜訊。
- C. One scan 一次掃描。
- D. Need density parameters as termination condition 需要一些參數來定調。

以下就逐一說明 density-based clustering 的過程：

A. 狹義的密度可及(Directly density reachable):

考量以下兩個參數在 DEA 半球面體上

- **Eps**: 所有關鍵點  $p$  對所相鄰區域( $N_{Eps}$ )的最大半徑(radius)
- **MinPts**: 對所有關鍵點  $p$  的集合  $P$ ，滿足  $Eps$  條件的相鄰點中，形成群聚  $D$ (clusters)的最少點(points)數

$$N_{Eps}(P): \{q \text{ belongs to } D \mid \text{dist}(p, q) \leq Eps\}$$

如果，對關鍵點  $p$  到已形成的 cluster  $D$  上的一點  $q$  而言，滿足以下條件，則稱  $p$  是是直接密度可及(directly density-reachable)。

(1)  $p$  在  $q$  的相鄰區域  $N_{Eps}(q)$  範圍內

(2) 其中  $N_{Eps}(q)$  的點數大於鄰近區域最少所需之點數 **MinPts**

$$|N_{Eps}(q)| \geq \text{MinPts}$$

例如：以下的兩點  $p$  和  $q$  分佈在二維的空間裡

$$\text{MinPts}=5, Eps=1(\text{cm})$$

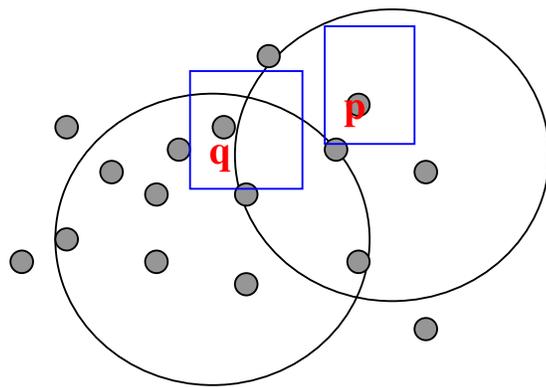


圖 2-4 Density-based clustering 表示圖

B.廣義的密度可及(Transit density reachable):

如果，對關鍵點  $q$  到另一點  $p$  而言，滿足以下條件，則稱  $q \rightarrow p$  是廣義的密度可及(transitive density-reachable)。

(1) 從  $p$  到  $q$  之間有一連串的点， $P_1, P_2, \dots, P_n, P_1=q, P_n=p$ ，其中，  
從任一  $P_i$  到  $P_{i+1}$  都是狹義的密度可及(directly density-reachable)

(2) 則，稱此兩點  $p$  及  $q$ ，為廣義的密度可及(transit reachable within distance)

根據狹義的密度可及(directly density-reachable)再往下推演，逐步找到可及的点，以圖 2-5 為例：點  $q$  可經由點  $r$  到達點  $p$ ，即是廣義的密度可及。

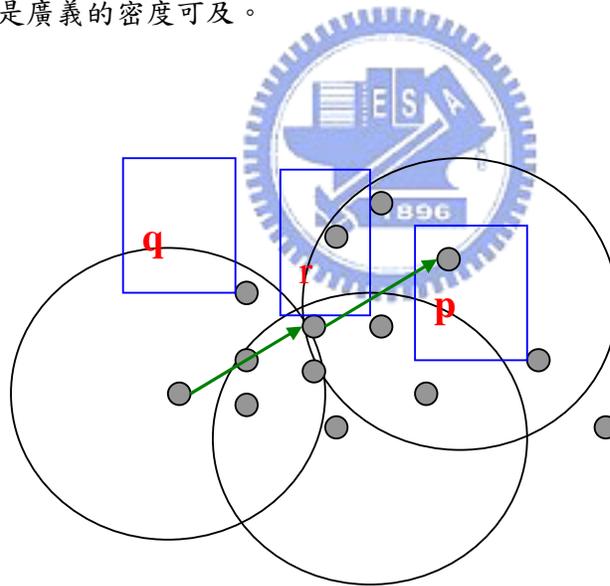


圖 2-5 Density-based clustering reachable 表示圖

C. 透過密度的可連結 (Density connected):

如果，對關鍵點  $q$  到另一點  $p$  而言，滿足以下條件，則稱  $q \rightarrow p$  是廣義的密度可及(transitive density-reachable)。

(1) 從  $p$  到  $q$  之間有一連串的点， $P_1, P_2, \dots, P_n, P_1=q, P_n=p$ ，其中，從任一  $P_i$  到  $P_{i+1}$  都是狹義的密度可及(directly density-reachable)，而且， $P_i$  到  $P_{i+1}$  都的在一定的距離  $\epsilon$  內

(2) 則，稱此兩點  $p$  及  $q$ ，為廣義的密度可及(transit reachable within distance)

以圖 2-6 為例，點  $p$  可經由點  $o$  到達，點  $q$  亦可經由點  $o$  到達，且在一定的距離內，則可說，點  $p$  與點  $q$  是密度的可連結(density connected)。

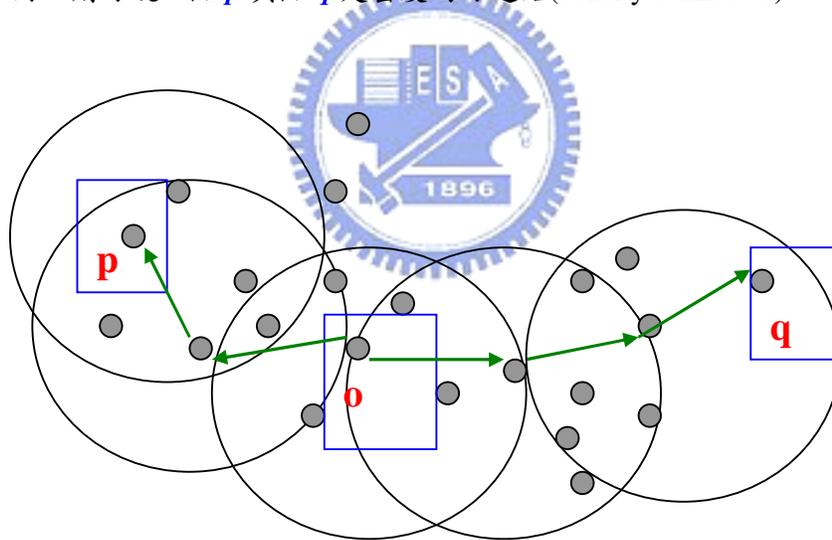


圖 2-6 Density-based clustering connected 表示圖

### 2.3.6.DB-SCAN 群聚法 (Density-Based SCAN clustering)

DB-SCAN 的方式，即利用 [2.4.5](#) 的密度的可連結(density-connected)為基礎，再延伸，對空間內每一個點的 distance 作 SCAN，說明如下[20]：

#### A. DBSCAN-Density based spatial clustering

- 同一群聚(cluster)內的密度可及的點，滿足群組內最小點數 (MinPts) 的最大集合(maximal set)
- 找出此 cluster 的 outliers 與 border.

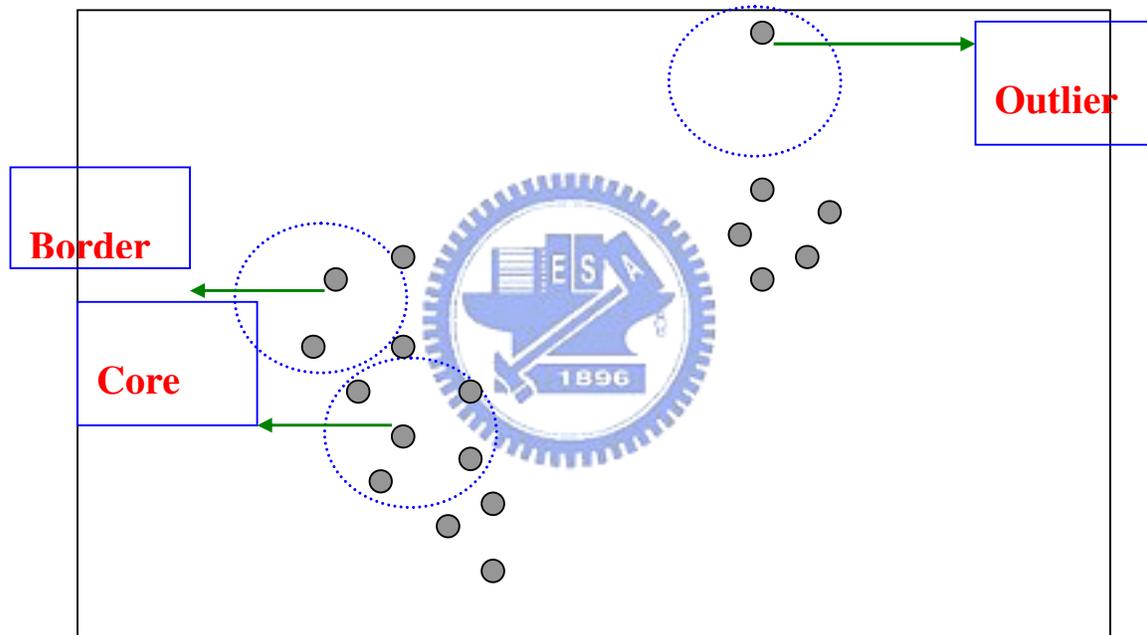


圖 2-7 DB-SCAN clustering 表示圖

## B. DBSCAN 的演算法

- Arbitrary select a point  $p$
- Retrieve all points density-reachable from  $p$  wrt  $Eps$  and  $MinPts$ .
- If  $p$  is a core point, a cluster is formed!!
- If  $p$  is a border point, no points are density-reachable from  $p$  and DBSCAN visits the next point of the database with noise.
- Continue the process until all of the points have been processed.
- Where distance.....

簡單的說，就是任選幾個目標點  $p$ ，根據'最小距離'(Eps)，'最少點'(MinPts)的原則，找出這些目標點  $p$  附近(符合'最小距離'的條件)的相近點，得出以目標點  $p$  為中心的點群組。

上述的最小距離，為一假設值，DBSCAN 的方法，就在重複此方式，滿足各個群組間的條件(Eps, MinPts)，求出相近的群組。



### 3. 經營績效評估的問題分析

#### 3.1.DEA 的優缺點與限制(DEA perspective)

DEA(Data Envelopment Analysis, 資料包絡分析法)是以相對效率為基礎,用於評價相同類型的多項投入(multiple inputs)、多項產出(multiple outputs)的決策單元(DMUs),是否技術有效的一種非參數統計方法用多項投入、多項產出(multiple inputs/outputs)的 model 來處理最佳化的問題。

包絡不僅僅是把效率分析的結果包起來,也分佈在包絡面上。對經營績效的分析,在討論上可分為投入導向與產出導向兩個角度,藉由衡量企業的各種決策單元(DMU, Decision Making Unit),來衡量與競爭者之間的關係。

##### 3.1.1.DEA 的優點(Strength of DEA)

DEA 方法不僅可以處理比率尺度資料,亦可處理順序尺度資料,使其在資料處理上較具彈性。有以下的優點:

1. DEA 極易處理多項投入、多項產出的問題。
2. 不受不同計量單位之影響。
3. DEA 評估效率的結果係一綜合指標,此綜合指標適可描述經濟學上總生產要素生產力之概念。
4. DEA 模式中的權重係由數學規劃所產出,無人為主觀的成分在內,因而能滿足立足點的公平原則。
5. DEA 方法不僅可以處理比率尺度資料,亦可處理順序尺度資料,使其在資料處理上較具彈性。

6. 評估結果對資源使用狀況可得到較多的訊息，以提供決策者從事政策擬定時之參考。

### **3.1.2.DEA 的限制:投入與產出項目不宜過多**

投入與產出項目不宜過多，否則將使得大多數的 DMU 之效率值皆為 1，如此將喪失效率衡量的用意。所以，本研究從一千大中，挑出性質相近的光電產業，並選出四項代表性的 output criteria：期末股本，營業收入(revenue)，稅前盈餘(profit)，毛利率。

### **3.1.3.DEA 的限制:投入與產出項目互補性或替代性不可過高**

若選擇出來的投入或產出項目間高度互補性或替代性，可能使得評估結果產出偏頗。所以，本研究僅選出四個代表性的 output criteria：期末股本，營業收入(revenue)，稅前盈餘(profit)，毛利率來做分析

### **3.1.4.DEA 的缺點:可能無法得出最佳化**

DEA 基本上是以 Pareto 方法的客觀的比較為主，而伯瑞圖 Pareto‘非凌駕解’(non-dominance solution)的概念，需要有足夠的 information 對各個 criteria 做排列，

例如：兩個橘子+三個蘋果 > 一個橘子+兩個蘋果

才有辦法找出相對應的前後順序，在資料不足的情況下，可能無法藉由相對的比較式得出相對應的排列。

### **3.1.5.DEA 的缺點:資料來源的正確性無法驗證**

另外，取得的資訊正確性也有待商榷。在這樣的情況之下，就從 output 分析來著手，在效率前緣(Production Frontier)的分析下，找出可能的產出結果，對經

營績效的影響，想找出一種分析 output 的方式，

而若把這些 output criteria 視為是 data warehouse 中的資料來分析，則可用 clustering 的方式，歸納出一些領先群組的可能性關鍵因素。

### 3.1.6.DEA 的缺點:缺乏對 DMUs 的原因分析

DEA 僅對受評單位(DMUs)做分數與排名，無法看出如何改善，比如，無法顯現出 DMU 的 output criteria 中的關鍵原因→毛利率過低，加以分析，或是考量多家公司的經營績效分析，找出共同的問題所在，改善 input criteria，提升經營績效與排名。



## 3.2.Data Clustering 的考量(Data clustering perspective)

資料的群聚，可從以下兩個方向來考量：

一個是該採用哪些資料來產生 DEA，

另一個是對離群份子(outliers)的處理。

### 3.2.1.Criteria 的選擇(Criteria option)

Criteria 的選擇，在 [2.2.9](#) 針對 multiple inputs/multiple outputs 的討論中，即提及，criteria 的選擇分為事前主觀方式與事後客觀方式。

不管是事前主觀，事後客觀，差異僅在於 normalization 時，把分子或分母設為 1 的差異罷了！

大部分的論文，重點在討論藉由 DMUs 的 input criteria 的 clustering 分析，來找出最佳的投入。本研究選擇事後以 DMUs 的 outputs 資料的數量方法，以維持客觀性。

從一千大的 output criteria 中，選取跟公司市值，獲利能力兩個面向有關的四個 criteria：期末股本，營業收入(revenue)，稅前盈餘(profit)，毛利率。

### 3.2.2.離群份子的處理(Outliers handling)

在 DEA 分析中，DMUs 群中的 Outliers 須妥善處理，甚至從 evaluation clusters 中移除，以避免離群的 DMUs 對 evaluation 結果產生干擾。

在 Data clustering 的過程中，outliers 會逐漸顯現出來，若能在每次 clustering 之後，剔除 outliers，再進入下一階段的 clustering，如此逐一 clustering，則可較無誤差找出領先群組的分子。

### 3.2.3.距離式的衡量

若想對在半球體的 DEA sphere 半球面上的 DMU 的總合四個 output criteria 的經營績效(幾何座標)考評結果做分析，針對 [2.4.3](#) 之兩種衡量法，

A：距離式衡量，

B：相似性衡量來比較，

似乎以 A 之距離式衡量，即以歐幾里得距離(Euclidean Distance)來衡量兩個點(DMUs)之間的經營績效較為適合。

綜合 3.2.1 與 3.2.2 的考量，以 [2.4.5](#) 的 density-based 對 DEA 的 DMUs 最為恰當。可以逐步快速的找出相似的點，形成較大的 cluster，既可針對 output criteria 做分析，也可將 outliers 逐一區隔出來，淨化分析的對象，十分的簡單好用。



### 3.3.找出有價值資訊(Finding valuable information)

傳統的績效衡量工具，從成本會計，到產出控制，由成本主導價格到價格主導成本，看不出顯而易見的結論，使企業經營者能了解，眾多影響的因素中，企業成功的要素有哪些，哪些部分本來做得好，現在競爭力稍弱？哪些部份是公司的優勢，可以再加強？這些資訊，才是主管們每天需要了解的，輔助決策的有價值資訊。

首先，我們需要協助主管找出公司的競爭力，從 [3.1](#) 的分析，可看出 DEA 的優點在標竿分析(benchmarking)，從 [3.2](#) 的分析，可藉由 density-based clustering 的方式，找出領先群組的成功關鍵因素，如果公司不在 benchmark 所在的領先群組內，則可與標竿公司(benchmark)做比較，找出本身的核心競爭力。

因此，首先要對 DEA model 做某種程度的正規化，以達到分析的目的，並對 clustering 後的群組，做某種程度的篩檢，使分析更為正確。

#### 3.3.1.DEA for 標竿分析(DEA for Benchmarking)

DEA 係對 frontier 而非如迴歸分析等中央趨勢，以 benchmarking 的方式，對經營現況做診斷，即資源的生產力，亦即‘全因素生產力’(total-factor productivity) 的資訊。透過衡量‘所有’成本，經濟附加價值分析(EVA，economic value-added analysis)，亦即衡量與生產力有關的‘所有’因素，找出哪些產品，服務，作業或活動展現出極高的生產力，從而為公司創造不尋常的價值[27]。

DEA 是極佳的 benchmarking 工具，以同業中表現最傑出業者的績效，作為自己的績效標準，根據標竿分析的假設(benchmarking assumption)，只要有任何組織做得到，其他組織也做得到。運用 DEA 中 frontier 的分析，即可劃分出經營績效的相對分數，並對 DMU 排序。

### 3.3.2. Clustering for 競爭力分析(Clustering for competence analysis)

但是，光有績效的劃分，還不夠表達出企業的競爭力資訊，也就是同業根本做不來，或是就算要模仿也會事倍功半的核心競爭力，該企業將因此登上產業領袖的寶座，這個階段的重點，在找出非預期的成功領域，以及本來應有傑出表現最後卻出現非預期失敗的領域。

非預期的成功領域，顯示該領域為市場所肯定，顧客也願意支付公司開出的價格，同時顯示公司在此處想有領導者的優勢地位。非預期失敗的領域，傳達的訊息可能是市場已改變，或公司的競爭力已減弱，上述的分析，可作為掌握市場的初期確認工作。

Clustering 的方式，可用來區分等級，以便於對同一等級的公司作分析，找出共同點或共同的優勢，在 density-based clustering 的方法中，DB-SCAN 方法，利用對每一個點 scan 是否 distance connected 的方式，針對 DEA 上各點之間的關係，形成許多相近的群組(Clusters)。如果，可以用 DB-SCAN 的方式，將 DEA 的經營效率結果做 clustering，是可嘗試的方向。

### 3.3.3.產出效率之正規化(Output normalization)

參考 2.2.8，對 output criteria 做 normalization。

$$\text{Min } 1/g_k = [\text{Sum}(v_i X_{ik})]$$

$$\text{s.t. } [\text{Sum}(u_r Y_{rk})]=1$$

令分母為 1，目標為，求分子之最大值

$$- \text{Sum}(u_r Y_{rj}) + \text{Sum}(v_i X_{ij}) \geq 0, j=1, 2, \dots, n$$

$$u_r, v_i \geq 0, r=1, 2, \dots, s, i=1, 2, \dots, m$$

設定 constraint

所得  $g_k$  為產出效率，

### 3.3.4.保證區域限制(Assurance region, AR)

根據伯瑞圖最佳境界(Pareto optimality)的理念，各單位在計算其效率值時，可選擇對其最有利之因子權重，唯一的限制是，所選擇的權重用於計算任一單位之效率值時，其效率值不得超過 1。

DEA 方法的最大特點在於各 DMU 均是採對其最有利之權重計算效率值，也就是在伯瑞圖最佳境界(Pareto optimality)之概念下評估效率。在此概念下，一個 DMU 不論各個 criteria 表現有多差，只要有一個 criteria 下表現比其他 DMU 好一些，即會被評為有效率，因此一組 DMU<sub>i</sub> 常會有許多單位被評為有效率。

因此，若要對所有的 DMU<sub>i</sub> 做排序，有兩種方法：一類是對權重加以限制，減少有效率的單位以利排序，例如：保證區域的觀念。另一類是直接由效率值本身著手，計算一些效率指標，再根據此效率指標排序。

當各 DMU<sub>i</sub> 可自由選擇 weight 時，所建構的 production frontier 常由不同的前緣面 (frontier facet) 所組成，各 DMU 用以衡量效率值之前緣面不盡相同，此即不同 criteria 之比較基準不盡相同。為求此基準儘量一致，最常用的方法就是對 weight 加以限制，以適當減少前緣面的個數。當此限制達於限制時，各 DMU 將採用同一組 weight。此時，生產前緣變成單一的超平面，各單位的比較基準將完全一致。

鑑於 DEA 的方式過於彈性，DEA 所使用的資訊主要為 inputs/outputs 資料，若能將專家或經營者已知之先驗資訊 (prior information，即 data sets) 納入 evaluation 過程，其評估結果將更為實際，此時可採用 DEA 保證區域法 (assurance region) (Thompson 等，1986) [29]。此方法是對 inputs/outputs 之權重 ( $u_r, v_i$ ) 決定其上下限，將 data sets 納入 DEA 之計算過程，對 weight 設定相對範圍，用以減少有效率的 DMU 數，使 DEA 之排序結果更為實際。

以本研究採用的 [2.2.8](#) 與 [3.3.1](#) 的 CCR 模式產出效率正規化 (output normalization) 而言，

加入保證區域觀念 (assurance region) 之後，分析模式如下：

$$\text{Min } 1/g_k = [\text{Sum}(v_i X_{ik})]$$

$$\text{s.t. } [\text{Sum}(u_r Y_{rk})] = 1$$

令分母為 1，目標為，求分子之最大值

$$- \text{Sum}(u_r Y_{rj}) + \text{Sum}(v_i X_{ij}) \geq 0, j=1, 2, \dots, n$$

$$0 \leq u_r / u_1 \leq 1, r=1, 2, \dots, s$$

$$0 \leq v_i / v_1 \leq 1, i=1, 2, \dots, m$$

所得  $g_k$  為產出效率，

保證區域之幾何意義即是以減少前緣面(frontier facet)的方式，減少有效率之 DMU 數。為圖形表示方便，假設有 A, B, C 三個 DMU，各以一單位 X 生產 (2, 5), (4, 4), (5, 2)，單位之  $(Y_1, Y_2)$  產出，此三個 DMU 所建構出的效率前緣為 SABCS' 之拗折線，如圖 3.1 所示[3]：

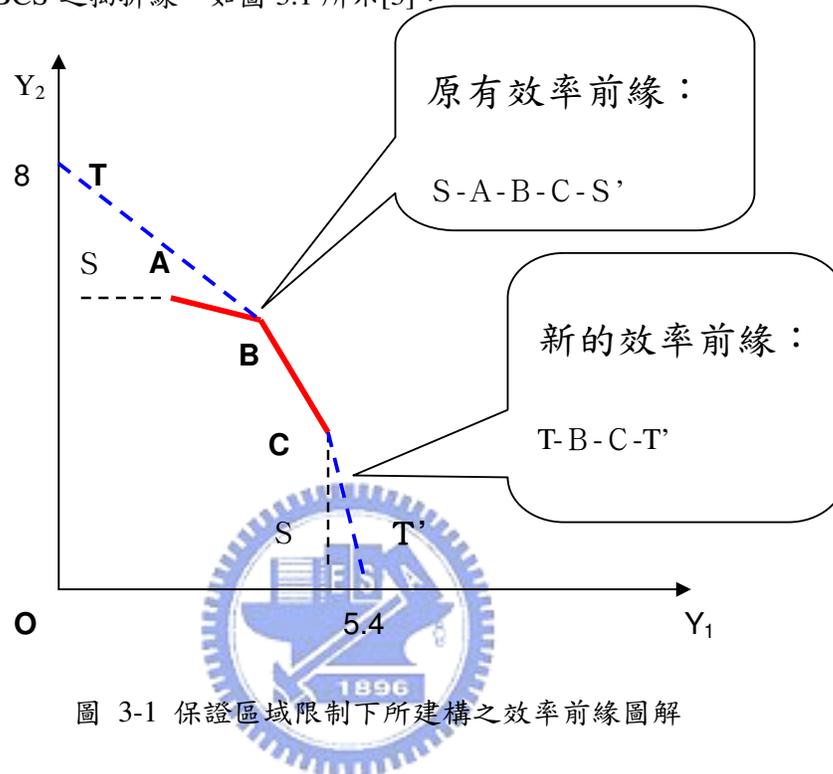


圖 3-1 保證區域限制下所建構之效率前緣圖解

其中 SA, AB, BC, CS' 四線段之斜率分別為 0, -0.5, -2,  $-\infty$ 。由於每一前緣面之函數型式為： $u_1 Y_{1j} + u_2 Y_{2j} = 1$ ，其斜率為  $-u_1/u_2$ ，因此，如果加入  $1 < u_1/u_2 < 5$  之限制，則效率前緣變為 TBCT' 之拗折線，TB 之斜率為 -1，CT' 之協率為 -5，B 與 C 仍是有效率單位，A 則由有效綠便為有效率。生產可能集合，也由原來 SABCS' 左下方之區域擴大為 TBCT' 左下方之區域。

在保證區域的限制下，使各 criteria 的 weight 更易對 DMU 做排序，clustering 之前的準備工作就此完成。

### 3.3.5.座標的正規化(Co-ordinate normalization)

把 3.3.1 與 3.3.2 的 normalization constraint，加入 LINGO code 中，即可得出所要的 DEA 分析結果，包含各個 DMU 的 score 與  $(X, Y, Z)$  三維座標。

其中，對  $Y$  做正規化，使企業最高標竿的座標在  $(0, 1, 0)$ ，也就是半圓球面的包絡面上的頂點。藉由  $Y$  的值，或是包絡面上的相對位置，可看出所選出的 DMUs 其績效評估的相對位置。

為了讓 clustering 更容易，令  $X=0.05$ ，則計算出來的點都在  $Y-Z$  的平面上，更易於以 clustering 方法對 DMU 排序。

如果想更具象化，可用 sphere 工具，把各個 DMU 在 DEA 包絡面的三維座標  $(X, Y, Z)$  表示出來。

### 3.3.6.剔除 outliers(Eliminate outliers after clustering)

Outliers 對 DEA 的結果影響很大，DEA 對 outliers 的作法是，把對該 outliers 有關的 criteria 的影響力降低，因為 weight 大於 0，因此，將之該 criteria 的 weight 設的很小很小，來達到目的。

相對的，每次 clustering 之後，都會產生顯而易見的 outliers，不管是相對有效率者，還是相對無效率者，可將之剔除，對剩下的 DMU 加以 clustering，使更容易將相對效率排序出來。

方法是，在每次 clustering 的過程中，分出等級後，若有 outlier(s)，則將此區別出來的 outlier(s) 剔除，再進行下一次更細的 clustering，以便對該 cluster 排序。

### 3.3.7.對 output criteria 做分析

DEA(Data Envelopment Analysis, 資料包絡分析法)的方法僅就受評單位(DMUs)的經營績效作評分,無法針對受評單位(DMUs)的 output criteria 做分析,利用 data clustering 的方法,可對受評單位(DMUs)做分類,便於逐一分析同一 cluster 內的 criteria,加以改善。

### 3.3.8.Summary:DEA+DB-SCAN clustering

經由 DEA 的要協助主管找出公司的競爭力,從 [3.1](#) 的分析,可看出 DEA 的優點在標竿分析(benchmarking),從 [3.2](#) 的分析,可藉由 density-based clustering 的方式,找出領先群組的成功關鍵因素,如果公司不在 benchmark 所在的領先群組內,則可與標竿公司(benchmark)做比較,找出本身的核心競爭力。

另外 DB-SCAN 的 clustering,可於每次 clustering 之後,剔除 outliers,減少分析的誤差。

利用 DEA 的相對性效率衡量方式,做 benchmarking,求出相對的分數,再利用 DB-SCAN 距離式向量群聚的方式分群,同時區分出等級,可以找出各家光電企業(DMUs)的相關性,再對同一等級的 cluster 內部 criteria 及 DMU 做分析,如果要更具象化,有一個很不錯的工具 sphere,可以將包絡法的半球面圖形畫在平面上,運用 DEA spherical,將各光電公司的 performance 用圖像化的方式表示出來,就是這個簡單的想法,找出簡單的經營績效評比的分析結果。

## 4. DEA+DB-SCAN 運作流程及系統架構

綜合上述的改進方案，本研究提出了 DEA+DBSCAN 的方式，簡易步驟如下：

- (1) 選取 Normalized 後的 DEA model，
- (2) 以各家公司的 output criteria 為 raw data，
- (3) 利用 LINGO code，來計算選出的 2003 年 17 家光電公司(DMUs)的經營績效(分數)，
- (4) 再將之轉換成 DEA 半球面上的點(X, Y, Z)，
- (5) 以 DB-SCAN 的 clustering 方式加以分群，
- (6) 最後，再對 clustering 的結果，對 criteria 做分析

[4.1](#) 係 DEA 的使用程序，[4.2](#) 與 [4.3](#) 係將 DEA + sphere 實際運用在光電的經營績效分析上，[4.4](#) 係將 DEA 評比的結果做 DB-SCAN clustering，茲說明如下：

### 4.1.DEA 的使用程序(DEA steps)

DEA 的使用，涉及 DMUs(決策單位)的界定，投入產出項之選擇，資料之搜集與整理，評估模式之選擇，模式之執行，結果之呈現與解釋等，概述如下：

1. 決定研究對象
2. 設定研究目的
3. 篩選受評估單位
4. 選擇投入產出相關變項

5. 以相關分析檢視投入產出項目
6. 以 DEA 試算檢視投入產出項目
7. 確認 DEA 模式
8. 結果分析與解釋
9. 產出項目的分析
10. 個別 DMU 的分析
11. 特定的分析

#### 4.1.1. 設定研究對象(Objective setup)

17 家台灣地區名列 1000 大的光電廠商

17 Taiwan optronics companies within top 1000 list..



#### 4.1.2. 決策單位的選定(DMUs selection)

DEA 係比較各單位之相對效率，因而受評的決策單位(DMUs)必須有比較上的意義，此隱含一假設，即相似的單位，存在不同的效率，且可被衡量，為避免‘西瓜比鳳梨’(西瓜甜，鳳梨甜中帶酸，俗語以此隱喻不適當的比較)，各決策單位(DMUs)需具以下特性：

1. DMUs 有相同的目標，執行相似的工作。
2. DMUs 在相同的市場條件下運作。
3. 影響 DMUs 的績效之投入產出項目相同。

這裡的 17 家光電廠商，符合上述三個條件，故被選來比較

### 4.1.3.設定研究目的(Purpose setup)

2003 年 Optronics 光電產業公司的相對經營績效，對一千大的評比結果的再分析，不管是 criteria 的再加工，或是對選取的公司作評量(evaluation)，都是可行的方向。目的，就在找出顯而易見的資訊，幫各公司找出問題。

### 4.1.4.基本假設(Assumption)

Unit : 100 million NT dollars 一億台幣為單位。

### 4.1.5.限制條件(Constraint)

Score :  $0 \leq s \leq 1$ ，分數介於0與1之間

weight  $\geq 0.005$ ，權重至少為0.005

對三維座標(X, Y, Z)限制：

$x^2 + y^2 + z^2 = r^2 = 1$ ，使(x, y, z)的座標落在半徑為1的半球面上

$0 < y < 1$ ，使 y 落在零與壹之間

$x=0.05$

free(x, z)，x, z 座標不設限

### 4.1.6.資料來源(Data Sets)

Based on financial result of top Taiwan 1000 stock reports in 2003。

以 2003 年度台灣地區 top 1000 的股票現值為基礎。

從1000大中，隨機選取17個DMUs(17家被評比的光電公司)，包含：

5家 TFT-LCD(面板廠)公司

- (1) 友達(2409) ,
- (2) 奇美(3009) ,
- (3) 廣輝(3012) ,
- (4) 彩晶(6116) ,
- (5) 華映(2475)

2家 Color Filter(彩色濾光片)公司

- (6) 展茂(8017)
- (7) 和鑫(3049)

6家 LED(發光二極體)公司

- (8) 國聯光電(2422)
- (9) 晶元電子(2448)
- (10) 光磊科技(2340)
- (11) 鼎元(2426)
- (12) 元太(8069)
- (13) 億光(2393)



2家 Back Light(背光板)公司

- (14) 輔祥(6120)
- (15) 瑞儀(6176)

2家Polarizer(偏光板)公司

(16) 力特(3051)

(17) 亞洲光學(3019)

4個output criteria，包含：

期末股本，營業收入，稅前盈餘，毛利率

定義如下：

期末股本：

該公司在會計年度結算時，已發行的股本總額，以當時的收盤價算公司的總市值，代表該公司本身擁有的財產，也是股東們在公司中的權益。



營業收入：

收入從日常生活中產生，而不是以偶發的交易或事項中產生。

即本業收入。

稅前盈餘：

稅前盈餘為損益表中的一項會計科目。是用以衡量公司獲利情況的重要科目。

計算方式為：銷貨收入－銷貨成本－營業費用＋其他收入及利得－其他費用及損失＝稅前盈餘（或稱稅前純益）。

毛利率：

毛利率：即是毛利佔營業收入的百分比。

計算公式：毛利率 = (營業收入 - 營業成本) / 營業收入 \* 100%，  
比率越高，表示公司獲利能力越高。

#### 4.1.7. DEA 模式選定( DEA model)

參照 [3.3.3](#) 的方式，對 output criteria 做 normalization。

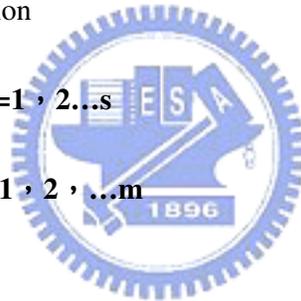
並參照 [3.3.4](#) 的方式，加入保證區域觀念(assurance region)，對 weight 做 normalization。

加入 assurance region

$$0 \leq u_r/u_1 \leq 1, r=1, 2, \dots, s$$

$$0 \leq v_i/v_1 \leq 1, i=1, 2, \dots, m$$

所得  $g_k$  為產出效率



#### 4.1.8. DEA 績效分數( DEA score)

把上述的資料，投入 DEA 軟體(IDEAS，LINGO 等)，算出分數。

#### 4.1.9. 結果分析(Score analysis)

算出 DEA 之後的分析，實際結果，請參照 [5.1](#)。

## 4.2. 實際 DEA 分析程序(DEA evaluation)

### 4.2.1. 選定 DEA model

為了讓之後的 clustering 更方便，選用的 Model 如下：

加入了相對的觀念，使兩兩公司的 link 為最小

$$\text{Min} = \text{Sum}(\text{link}(i, j) \# \text{NE} \# j : T(i, j));$$

$$\text{@sum}(\text{criteria}(k): W(k) * F(i, k)) + 17 * T(i, j) \geq \text{@sum}(\text{criteria}(k): W(k) * F(j, k));$$

### 4.2.2. 對 criteria 做 Normalization 算出各 criteria 的 Score

根據以上的 DEA Model 與 training data，最佳化的條件下，得出各個 criteria 的 weight 與 Score：

$X_{i \cdot j}$  means the value of  $i$ -th company in  $j$ -th criteria ,

$$\text{where } 0 \leq X_{i \cdot j} \leq 1$$

$0 < i \leq 17$ ，代表 17 家受評的光電公司(DMU)

$0 < j \leq 4$ ，代表 4 個選定的 criteria

$X_{i \cdot j}$  表示第  $i$  個公司在第  $j$  個 criteria 的值，介於 0 和 1 之間

$$\text{MAX}_j = \text{Max}(X_{1 \cdot j}, X_{2 \cdot j}, X_{3 \cdot j}, \dots, X_{i \cdot j}, \dots, X_{17 \cdot j})$$

$\text{MAX}_{i \cdot j}$  表示  $i$  個公司中，在第  $j$  個 criteria 的最大值

$$\text{MIN}_j = \text{Min}(X_{1 \cdot j}, X_{2 \cdot j}, X_{3 \cdot j}, \dots, X_{i \cdot j}, \dots, X_{17 \cdot j})$$

$MIN_{i,j}$  表示  $i$  個公司中，在第  $j$  個 **criteria** 的最小值

$$RANGE_j = MAX_j - MIN_j$$

$MIN_{i,j}$  表示  $i$  個公司中，在第  $j$  個 **criteria** 的範圍

$$Score_{i,j} = (X_{i,j} - MIN_j) / RANGE_j$$

*Score<sub>i,j</sub> means the score of i-th company in j-th criteria ,*

$Score_{ij}$  表示第  $i$  個公司在第  $j$  個 **criterion** 的分數

藉由這樣的方式，可以算出

第  $i$  個公司(也就是 DMU)，相對於第  $j$  個 **criteria** 的分數。



### 4.2.3.算出各 criteria 的 weight

算有了 Raw Data，再給 survey data，算出 weight。

給定 survey data：

以2003年的相對績效分數為 survey data：

表格 4-1 2003 相對績效分數

Ave. Score	DMU No.						
	5-3	1	2	5			
3.9-3.5	4	3					
2.9-2	6	7	8	9	13	16	
1.9-1	10	11	12	14	15	17	

算有了 Raw Data，再給 survey data，算出 weight。

以Pareto Optimal的方式，得出相對大小關係，：

$s(1) > s(4)$ ， $s(1) > s(3)$ ，

$s(2) > s(4)$ ， $s(2) > s(3)$ ，

$s(5) > s(4)$ ， $s(5) > s(3)$ ，

$s(4) > s(6)$ ， $s(4) > s(7)$ ， $s(4) > s(8)$ ， $s(4) > s(9)$ ， $s(4) > s(13)$ ， $s(4) > s(16)$ ，

$s(3) > s(6)$ ， $s(3) > s(7)$ ， $s(3) > s(8)$ ， $s(3) > s(9)$ ， $s(3) > s(13)$ ， $s(3) > s(16)$ ，

$s(6) > s(10)$  ,  $s(6) > s(11)$  ,  $s(6) > s(12)$  ,  $s(6) > s(14)$  ,  $s(6) > s(15)$  ,  $s(6) > s(17)$  ,  
 $s(7) > s(10)$  ,  $s(7) > s(11)$  ,  $s(7) > s(12)$  ,  $s(7) > s(14)$  ,  $s(7) > s(15)$  ,  $s(7) > s(17)$  ,  
 $s(8) > s(10)$  ,  $s(8) > s(11)$  ,  $s(8) > s(12)$  ,  $s(8) > s(14)$  ,  $s(8) > s(15)$  ,  $s(8) > s(17)$  ,  
 $s(9) > s(10)$  ,  $s(9) > s(11)$  ,  $s(9) > s(12)$  ,  $s(9) > s(14)$  ,  $s(9) > s(15)$  ,  $s(9) > s(17)$  ,  
 $s(13) > s(10)$  ,  $s(13) > s(11)$  ,  $s(13) > s(12)$  ,  $s(13) > s(14)$  ,  $s(13) > s(15)$  ,  $s(13) > s(17)$  ,  
 $s(16) > s(10)$  ,  $s(16) > s(11)$  ,  $s(16) > s(12)$  ,  $s(16) > s(14)$  ,  $s(16) > s(15)$  ,  $s(16) > s(17)$  ,

#### 4.2.4. 算出各 DMU<sub>i</sub> 的 Score<sub>i</sub>

有了上述的分數，套入此 DEA model

算出最佳化的 weight 與各個 DMU<sub>i</sub> 的 Score<sub>i</sub>

$W_j$  = for  $X_{i \cdot j}$  , the weight on  $j$ -th criteria of each company .

$W_j$  表示這  $i$  個公司在第  $j$  個 criteria 的權重.

$$\text{Score}_i = \text{Score}_{i \cdot 1} * W_1 + \text{Score}_{i \cdot 2} * W_2 + \text{Score}_{i \cdot 3} * W_3 + \text{Score}_{i \cdot 4} * W_4$$

Score<sub>i</sub> 表示第  $i$  個公司的分數

*Score<sub>i</sub> means the score of i-th company in DEA analysis*

其中  $i$  是指第  $i$  家公司，也就是 DMU<sub>i</sub>

$j$  是指衡量的 criteria，也就是各單項 output 衡量標準。

#### 4.2.5.算出包絡面上的座標

有了  $i$  個 DMU 的  $\text{Score}_i$ ，就可算出 DEA 的另一面

方法是：

根據  $\text{Score}$ ，對向量  $Y$  做正規化

$$1 - Y_i = (1 - \text{Score}_i)^2$$

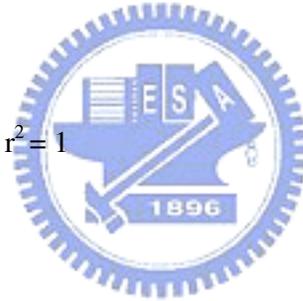
$$\text{得出 } Y_i = 1 - (1 - \text{Score}_i)^2$$

其中：

為了後面DB-SCAN容易Clustering，固定 $X_i=0.05$ ，且不對 $Z$ 座標設bound

$$\text{滿足 } X_i^2 + Y_i^2 + Z_i^2 = r^2 = 1$$

$$r=1$$



$(X, Y, Z)$ 的座標符合上述 DEA model的最佳化原則

參考[4.2.3](#)的LINGO code，[4.2.4](#)算出[表4-4](#)中，

有了各DMUs在DEA半球面上的三維座標 $(X, Y, Z)$ 。

#### 4.2.6.Spherical DEA:畫出具體的圖形

基本假設  $\text{Score}_i : 0 \leq s(i) \leq 1$ ，將 score 以 bound function 正規化

運用 Sphere 工具，將 [4.2.4](#)節算出之各個  $\text{DMU}_i$  的三維座標 $(X, Y, Z)$ ，畫在 DEA 具體可呈現的半球體表面上。

### 4.3.以 DEA 來算經營績效

運用 4.2 的假設與步驟，將實際的 Raw Data 套入做 DEA 分析。

#### 4.3.1.Raw Data: 產業一千大的 output criteria

表格 4-2 取 1000 大的 output criteria 為 Raw Data

N0	產業別	Raw	期	末	營	業	收	稅	前	毛	利
1	TFT-LCD	友 達	429	976.1	155.7	35.51					
2		奇 美	260	620.3	71.1	33.74					
3		廣 輝	245	275.8	3	25.73					
4		彩 晶	353	329.5	8.5	26.8					
5		華 映	524	474.9	11.7	25.71					
6	Color	展 茂	78	43.8	-0.7	26.64					
7	Filter	和 鑫	55	69.1	9.8	36.3					
8	LED	國 聯	30	28.5	3.7	28.83					
9		晶 元	12	22.5	5.7	46.78					
10		光 磊	44	46.7	-9.4	9.73					
11		晶 元	16	18.8	1.4	15.61					
12		元 大	35	77.9	5.4	19.16					
13		億 光	25	50.6	11.1	31.77					
14	Back	輔 祥	10	30	0.9	10.04					
15	Light	瑞 儀	15	75.3	9	15.59					
16	Polarizer	力 特	25	100.2	15.5	28.46					
17		亞 洲	15	52.1	19.2	12.02					
	Max		524	976.1	155.7	46.78					
	Min		10	18.8	-9.4	9.73					

Range	514	957.3	165.1	37.05
-------	-----	-------	-------	-------

### 4.3.2.Score of Optronics

將上述 4.3.1 的 Raw Data 套入 4.2.1 的 DEA model

根據之前 4.2.2 與 4.2.3 的方法，算出 Score<sub>i</sub>

表格 4-3 DEA 算出來的 Score

2003 光電相關產業經營績效 (management performance)								
	No	Company	New_Rank	New_Score	期末股本	營業收入	稅前盈	毛利率
	1	友達(2409)	1	0.8867	0.815175097	1	1	0.69582
	2	奇美(3009)	3	0.541	0.486381323	0.62833	0.48758	0.64804
TFT-LCD	3	廣輝(3012)	5	0.3159	0.457198444	0.268463	0.07511	0.43185
	4	彩晶(6116)	4	0.4224	0.667315175	0.324559	0.10842	0.46073
	5	華映(2475)	2	0.5866	1	0.476444	0.1278	0.43131
Color Filter	6	展茂(8017)	9	0.1327	0.13229572	0.026115	0.0527	0.45641
	7	和鑫(3049)	6	0.1728	0.087548638	0.052544	0.11629	0.71714
LED	8	國聯(2422)	13	0.0632	0.009727626	0.034785	0.17323	0.06181
	9	晶元(2448)	10	0.1076	0.038910506	0.010133	0.07935	0.51552
	10	光磊(2340)	7	0.1618	0.003891051	0.003865	0.09146	1
	11	鼎元(2426)	16	0.0323	0.06614786	0.029144	0	0
	12	元太(8069)	15	0.0425	0.01673152	0	0.06541	0.1587
	13	億光(2393)	11	0.09	0.048638132	0.061736	0.08964	0.25452
Back Light	14	輔祥(6120)	17	0.0193	0	0.0117	0.06239	0.00837
	15	瑞儀(6176)	12	0.0665	0.009727626	0.05902	0.11145	0.15816
Polarizer	16	力特(3051)	8	0.1372	0.029182879	0.085031	0.15082	0.50553
	17	亞洲光學(3019)	13	0.0632	0.009727626	0.034785	0.17323	0.06181

依據 4.2.3 的基本假設，

$$\text{Score}_i : 0 \leq s(i) \leq 1$$

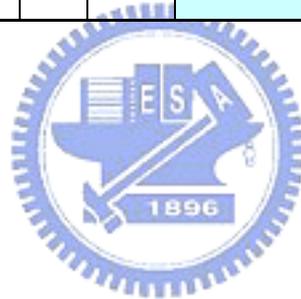
$$\text{weight} \geq 0.005,$$

得出以下 4 個 criteria 的權重

期末股本，營業收入，稅前盈餘，毛利率

表格 4-4 LINGO code 得出的各 output criteria 的權重

Company	New Rank	New Score	期末股本	營業收入	稅前盈餘	毛利率
	Weight		0.38778	0.2269	0.249	0.137



### 4.3.3.LINGO code

Model:

Sets:

```
DMU/1..17/:R;
criteria/1..4/:W;
value(DMU , criteria):F;
link(DMU , DMU):T;
axis /1..3/;
place(DMU , axis):P;
```

Endsets

Data:

```
F=@OLE(C:\NCTU\Thesis\Proposal_9264525_20060604.xls);
@OLE(C:\NCTU\Thesis\Proposal_9264525_20060604.xls)=W;
@OLE(C:\NCTU\Thesis\Proposal_9264525_20060604.xls)=T;
M=17;
```

Enddata

```
Min=@sum(link(i , j) | i #NE#j :T(i , j));

@for(DMU(i):@for(DMU(j) | i #NE#j :@sum(criteria(k):W(k)*F(i , k))+M*T(i ,
j) >= @sum(criteria(k):W(k)*F(j , k))));
@for(DMU(i):
    p(i , 2)=1-(1-s(i))^2;
);

@for(link(i , j):@BIN(T(i , j)));
@for(link(i , j):(T(i , j)+T(j , i))<=1);

@for(criteria(k):W(k)>=0.005);

@sum(criteria(k):w(k))=1;

@for(DMU(i):@sum(axis(j):P(i , j)^2)=radius^2);
```

```
@for(Place(i , j) | j #EQ# 1 :p(i , j)=0.05);  
@for(Place(i , j) | j #EQ# 2 :p(i , j)<=radius);  
@for(Place(i , j) | j #EQ# 3 :@free(p(i , j)));  
  
end
```

圖 4-1 LONGO code



#### 4.3.4.用 LINGO 算出各個 DMU<sub>i</sub> 在 Sphere 半球面的座標

根據 4.2.5 的方法算出(X， Y， Z)座標

表格 4-5 LINGO code 得出的各 DMU 的座標

2003 光電相關產業經營績效 (management performance)										
No	Nation	New_Rank	New_Score	期末 股本 (gross stock scale)	營業 收入 (Revenue)	稅前 盈餘 (Profit)	毛利 率(%) (ROI)	x	y	z
1	友達(2409)	1	0.88674	0.81521	1	0.6958	0.05	0.9872	0.1516	
2	奇美(3009)	3	0.54099	0.4864	0.6283	0.4876	0.648	0.05	0.7893	0.612
3	廣輝(3012)	5	0.31592	0.4572	0.2685	0.0751	0.4318	0.05	0.532	0.8452
4	彩晶(6116)	4	0.42235	0.6673	0.3246	0.1084	0.4607	0.05	0.6663	0.744
5	華映(2475)	2	0.58662	1	0.4764	0.1278	0.4313	0.05	0.8291	0.5568
6	展茂(8017)	9	0.13273	0.1323	0.0261	0.0527	0.4564	0.05	0.2478	0.9675
7	和鑫(3049)	6	0.17283	0.0875	0.0525	0.1163	0.7171	0.05	0.3158	0.9475
8	國聯(2422)	11	0.1076	0.0389	0.0101	0.0793	0.5155	0.05	0.2036	0.9778
9	晶元(2448)	7	0.16185	0.0039	0.0039	0.0915	1	0.05	0.2975	0.9534
10	光磊(2340)	16	0.03226	0.0661	0.0291	0	0	0.05	0.0635	0.9967
11	鼎元(2426)	15	0.04249	0.0117	0	0.0654	0.1587	0.05	0.0832	0.9953
12	元太(8069)	12	0.08995	0.0486	0.0617	0.0896	0.2545	0.05	0.1718	0.9839
13	億光(2393)	10	0.13106	0.0292	0.0332	0.1242	0.5949	0.05	0.2449	0.9682
14	輔祥(6120)	17	0.01931	0	0.0117	0.0624	0.0084	0.05	0.0382	0.998
15	瑞儀(6176)	13	0.0665	0.0097	0.059	0.1114	0.1582	0.05	0.1286	0.9904
16	力特(3051)	8	0.13722	0.0292	0.085	0.1508	0.5055	0.05	0.2556	0.9655
17	亞洲光學(3019)	14	0.06318	0.0097	0.0348	0.1732	0.0618	0.05	0.1224	0.9912

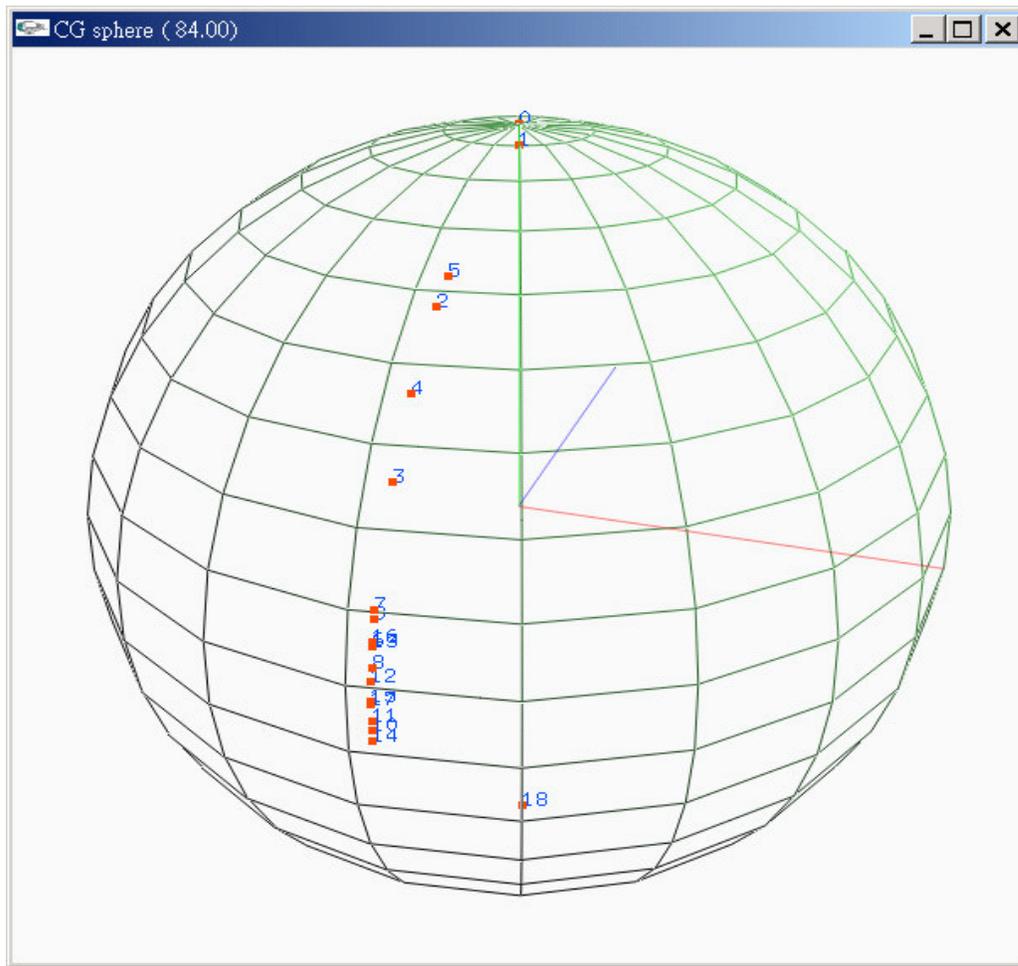


圖 4-2 Sphere 畫出來的圖

## 4.4.DB-SCAN-以不同的點距(Eps)來 clustering

在 4.2 中，用 LINGO code 算出中各家公司績效評比的分數，再根據各個 DMU 之間的點距，區分群組(clusters)，並做不同程度的 clustering analysis 群聚分析。

有了上述的 Data sets，根據 sphere 包絡圖上的座標，就能算出任兩點(三維座標，X，Y，Z)間的距離，得出任兩點中間的關係：

### 4.4.1.Clustering Steps

- 藉由以下條件的選擇，區分 cluster

A. Eps(distance of clustering points，單一群組的間距)

B. MinPts(Minimal points in 1 cluster，單一群組的最少點數，即單一群組(cluster)內最少需含的 DMU 的數目)

- 選擇一點 p(DMU)為中心點，以形成單一收斂群組。
- 以 DB-SCAN (density-based scan) 的方法，retrieves 所有點的來形成群聚(cluster)。
- 若兩點間的間距在 Eps 的標準內，則標示紅色以示區分。
- 各個 clustering steps 的原則為 MinPts=1，各個 Eps 如下
  - $D_a=0.37$ ， $D_a$ =distance average
  - $D_a/2=0.19$ ，
  - $D_a/3=0.12$ ，
  - $D_a/4=0.09$ ，

表格 4-6 17 家 DMUs 原始的距離矩陣

產業別	Original	Distance																	
	Data sets	No	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17
	友達(2409)	1	0.00	0.50	0.83	0.67	0.43	1.10	1.04	1.14	1.06	1.25	1.24	1.17	1.10	1.27	1.20	1.09	1.21
	奇美(3009)	2	0.50	0.00	0.35	0.18	0.07	0.65	0.58	0.69	0.60	0.82	0.80	0.72	0.65	0.84	0.76	0.64	0.77
TFT-LCD	廣輝(3012)	3	0.83	0.35	0.00	0.17	0.41	0.31	0.24	0.35	0.26	0.49	0.47	0.39	0.31	0.52	0.43	0.30	0.43
	彩晶(6116)	4	0.67	0.18	0.17	0.00	0.25	0.47	0.41	0.52	0.42	0.65	0.63	0.55	0.48	0.68	0.59	0.47	0.60
	華映(2475)	5	0.43	0.07	0.41	0.25	0.00	0.71	0.65	0.75	0.66	0.88	0.87	0.78	0.71	0.91	0.82	0.70	0.83
Color Filter	展茂(8017)	6	1.10	0.65	0.31	0.47	0.71	0.00	0.07	0.05	0.05	0.19	0.17	0.08	0.00	0.21	0.12	0.01	0.13
	和鑫(3049)	7	1.04	0.58	0.24	0.41	0.65	0.07	0.00	0.12	0.02	0.26	0.24	0.15	0.07	0.28	0.19	0.06	0.20
LED	國聯(2422)	8	1.14	0.69	0.35	0.52	0.75	0.05	0.12	0.00	0.10	0.14	0.12	0.03	0.04	0.17	0.08	0.05	0.08
	晶元(2448)	9	1.06	0.60	0.26	0.42	0.66	0.05	0.02	0.10	0.00	0.24	0.22	0.13	0.05	0.26	0.17	0.04	0.18
	光磊(2340)	10	1.25	0.82	0.49	0.65	0.88	0.19	0.26	0.14	0.24	0.00	0.02	0.11	0.18	0.03	0.07	0.19	0.06
	鼎元(2426)	11	1.24	0.80	0.47	0.63	0.87	0.17	0.24	0.12	0.22	0.02	0.00	0.09	0.16	0.05	0.05	0.17	0.04
	元太(8069)	12	1.17	0.72	0.39	0.55	0.78	0.08	0.15	0.03	0.13	0.11	0.09	0.00	0.07	0.13	0.04	0.09	0.05
	億光(2393)	13	1.10	0.65	0.31	0.48	0.71	0.00	0.07	0.04	0.05	0.18	0.16	0.07	0.00	0.21	0.12	0.01	0.12
	輔祥(6120)	14	1.27	0.84	0.52	0.68	0.91	0.21	0.28	0.17	0.26	0.03	0.05	0.13	0.21	0.00	0.09	0.22	0.08
Back Light	瑞儀(6176)	15	1.20	0.76	0.43	0.59	0.82	0.12	0.19	0.08	0.17	0.07	0.05	0.04	0.12	0.09	0.00	0.13	0.01
	力特(3051)	16	1.09	0.64	0.30	0.47	0.70	0.01	0.06	0.05	0.04	0.19	0.17	0.09	0.01	0.22	0.13	0.00	0.14
Polarizer	亞洲光學																		
	(3019)	17	1.21	0.77	0.43	0.60	0.83	0.13	0.20	0.08	0.18	0.06	0.04	0.05	0.12	0.08	0.01	0.14	0.00

#### 4.4.2. 第一次 clustering(Eps=0.37, MinPts=4)

平均距離  $D_a$  為 0.3739, 取 0.37

Subject to :

Eps = **0.37**, (distance of clustering points)

MinPts = **64**(minimal 6 points in 1 cluster)

從 DMU 點”1”延伸出來的 density-reachable DMU 點如下：{1, 5}, 以

此類推

Rank	Number	
1	1 友達	{1, 5}
2	5 華映	{1, 2, 4, 5}
3	2 奇美	{2, 3, 4, 5}
4	4 彩晶	{2, 3, 4, 5, 6, 7, 9, 13}
5	3 廣輝	{2, 3, 4, 6, 7, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 15, 16}
6	7 和鑫	{3, 4, 6, 7, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 14, 15, 16, 17}
7	9 晶元	{3, 4, 6, 7, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 14, 15, 16, 17}
8	16 力特	{3, 6, 7, 8, 9, 19, 11, 12, 13, 14, 15, 16, 17}
9	6 展茂	{3, 4, 6, 7, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 14, 15, 16, 17}
10	13 億光	{3, 4, 6, 7, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 14, 15, 16, 17}
11	8 國聯	{3, 6, 7, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 14, 15, 16, 17}
12	12 元太	{3, 6, 7, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 14, 15, 16, 17}
13	15 瑞儀	{3, 6, 7, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 14, 15, 16, 17}
14	17 亞洲光學	{6, 7, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 14, 15, 16, 17}
15	11 鼎元	{3, 6, 7, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 14, 15, 16, 17}
16	10 光磊	{3, 6, 7, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 14, 15, 16, 17}
17	14 輔祥	{6, 7, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 14, 15, 16, 17}

以{1}為核心：G1：{1, 2, 4, 5}，

因以標竿值{1}友達為核心有四點，故定義 MinPts=4

以{7}為核心：G2：{6, 7, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 14, 15, 16, 17}，

第二個 group 取{7}當核心，是因為跟 G1：{1, 2, 4, 5}之後僅次最高的點。

結果：

{3}跟這兩個 group 都太靠近，需另外再區隔一次

表格 4-7 第一次 Clustering 的結果

產業別	Original	Distance																	
	Data sets	No	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17
	友達(2409)	1	0.00	0.50	0.83	0.67	0.43	1.10	1.04	1.14	1.06	1.25	1.24	1.17	1.10	1.27	1.20	1.09	1.21
	奇美(3009)	2	0.50	0.00	0.35	0.18	0.07	0.65	0.58	0.69	0.60	0.82	0.80	0.72	0.65	0.84	0.76	0.64	0.77
TFT-LCD	廣輝(3012)	3	0.83	0.35	0.00	0.17	0.41	0.31	0.24	0.35	0.26	0.49	0.47	0.39	0.31	0.52	0.43	0.30	0.43
	彩晶(6116)	4	0.67	0.18	0.17	0.00	0.25	0.47	0.41	0.52	0.42	0.65	0.63	0.55	0.48	0.68	0.59	0.47	0.60
	華映(2475)	5	0.43	0.07	0.41	0.25	0.00	0.71	0.65	0.75	0.66	0.88	0.87	0.78	0.71	0.91	0.82	0.70	0.83
Color Filter	展茂(8017)	6	1.10	0.65	0.31	0.47	0.71	0.00	0.07	0.05	0.05	0.19	0.17	0.08	0.00	0.21	0.12	0.01	0.13
	和鑫(3049)	7	1.04	0.58	0.24	0.41	0.65	0.07	0.00	0.12	0.02	0.26	0.24	0.15	0.07	0.28	0.19	0.06	0.20
LED	國聯(2422)	8	1.14	0.69	0.35	0.52	0.75	0.05	0.12	0.00	0.10	0.14	0.12	0.03	0.04	0.17	0.08	0.05	0.08
	晶元(2448)	9	1.06	0.60	0.26	0.42	0.66	0.05	0.02	0.10	0.00	0.24	0.22	0.13	0.05	0.26	0.17	0.04	0.18
	光磊(2340)	10	1.25	0.82	0.49	0.65	0.88	0.19	0.26	0.14	0.24	0.00	0.02	0.11	0.18	0.03	0.07	0.19	0.06
	鼎元(2426)	11	1.24	0.80	0.47	0.63	0.87	0.17	0.24	0.12	0.22	0.02	0.00	0.09	0.16	0.05	0.05	0.17	0.04
	元太(8069)	12	1.17	0.72	0.39	0.55	0.78	0.08	0.15	0.03	0.13	0.11	0.09	0.00	0.07	0.13	0.04	0.09	0.05
	億光(2393)	13	1.10	0.65	0.31	0.48	0.71	0.00	0.07	0.04	0.05	0.18	0.16	0.07	0.00	0.21	0.12	0.01	0.12
Back Light	輔祥(6120)	14	1.27	0.84	0.52	0.68	0.91	0.21	0.28	0.17	0.26	0.03	0.05	0.13	0.21	0.00	0.09	0.22	0.08
	瑞儀(6176)	15	1.20	0.76	0.43	0.59	0.82	0.12	0.19	0.08	0.17	0.07	0.05	0.04	0.12	0.09	0.00	0.13	0.01
Polarizer	力特(3051)	16	1.09	0.64	0.30	0.47	0.70	0.01	0.06	0.05	0.04	0.19	0.17	0.09	0.01	0.22	0.13	0.00	0.14
	亞洲光學(3019)	17	1.21	0.77	0.43	0.60	0.83	0.13	0.20	0.08	0.18	0.06	0.04	0.05	0.12	0.08	0.01	0.14	0.00

#### 4.4.3. 第二次 clustering(Eps=0.19, MinPts=1)

第二次 Eps 為  $D_a/2=0.1869$ ，取 0.19

Subject to :

Eps = **0.19** , (distance of clustering points)

MinPts = **1** , (minimal 4 points in 1 cluster)

從 DMU 點”1”延伸出來的 density-reachable DMU 點如下：{1, 5}，以

此類推

Rank	Number	
1	1 友達	{1}
2	5 華映	{2, 5}
3	2 奇美	{2, 4, 5}
4	4 彩晶	{2, 3, 4}
5	3 廣輝	{3, 4}
6	7 和鑫	{6, 7, 8, 9, 10, 12, 13, 15, 16}
7	9 晶元	{6, 7, 8, 9, 10, 12, 13, 15, 16, 17}
8	16 力特	{6, 7, 8, 9, 10, 12, 13, 16, 17}
9	6 展茂	{6, 7, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 15, 16, 17}
10	13 億光	{6, 7, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 15, 16, 17}
11	8 國聯	{6, 7, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 14, 15, 16, 17}
12	12 元太	{6, 7, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 14, 15, 16, 17}
13	15 瑞儀	{6, 7, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 14, 15, 17}
14	17 亞洲光學	{6, 8, 10, 11, 12, 13, 14, 15, 16, 17}
15	11 鼎元	{6, 8, 10, 11, 12, 13, 14, 15, 17}
16	10 光磊	{6, 7, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 14, 15, 16, 17}
17	14 輔祥	{8, 10, 11, 12, 14, 15, 17}

以{1}為核心：G1：{1}

以{5}為核心：G2：{2, 3, 4, 5}

以{7}為核心：G3：{6, 7, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 14, 15, 16, 17}，

因以標竿值{1}友達為核心有一點，故定義 MinPts=1

第三個 group 取{7}當核心，是因為跟 G2：{2, 3, 4, 5}之後僅次最高的點

結果：

把{7}之前的 group 中，{1}與{2, 3, 4, 5}區隔開了，

G3：{6, 7, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 14, 15, 16, 17}，仍需另

外再區隔一次

表格 4-8 第二次 Clustering 的結果

產業別	Original	Distance																	
	Data sets	No	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17
	友達(2409)	1	0.00	0.50	0.83	0.67	0.43	1.10	1.04	1.14	1.06	1.25	1.24	1.17	1.10	1.27	1.20	1.09	1.21
	奇美(3009)	2	0.50	0.00	0.35	0.18	0.07	0.65	0.58	0.69	0.60	0.82	0.80	0.72	0.65	0.84	0.76	0.64	0.77
TFT-LCD	廣輝(3012)	3	0.83	0.35	0.00	0.17	0.41	0.31	0.24	0.35	0.26	0.49	0.47	0.39	0.31	0.52	0.43	0.30	0.43
	彩晶(6116)	4	0.67	0.18	0.17	0.00	0.25	0.47	0.41	0.52	0.42	0.65	0.63	0.55	0.48	0.68	0.59	0.47	0.60
	華映(2475)	5	0.43	0.07	0.41	0.25	0.00	0.71	0.65	0.75	0.66	0.88	0.87	0.78	0.71	0.91	0.82	0.70	0.83
Color Filter	展茂(8017)	6	1.10	0.65	0.31	0.47	0.71	0.00	0.07	0.05	0.05	0.19	0.17	0.08	0.00	0.21	0.12	0.01	0.13
	和鑫(3049)	7	1.04	0.58	0.24	0.41	0.65	0.07	0.00	0.12	0.02	0.26	0.24	0.15	0.07	0.28	0.19	0.06	0.20
LED	國聯(2422)	8	1.14	0.69	0.35	0.52	0.75	0.05	0.12	0.00	0.10	0.14	0.12	0.03	0.04	0.17	0.08	0.05	0.08
	晶元(2448)	9	1.06	0.60	0.26	0.42	0.66	0.05	0.02	0.10	0.00	0.24	0.22	0.13	0.05	0.26	0.17	0.04	0.18
	光磊(2340)	10	1.25	0.82	0.49	0.65	0.88	0.19	0.26	0.14	0.24	0.00	0.02	0.11	0.18	0.03	0.07	0.19	0.06
	鼎元(2426)	11	1.24	0.80	0.47	0.63	0.87	0.17	0.24	0.12	0.22	0.02	0.00	0.09	0.16	0.05	0.05	0.17	0.04
	元太(8069)	12	1.17	0.72	0.39	0.55	0.78	0.08	0.15	0.03	0.13	0.11	0.09	0.00	0.07	0.13	0.04	0.09	0.05
	億光(2393)	13	1.10	0.65	0.31	0.48	0.71	0.00	0.07	0.04	0.05	0.18	0.16	0.07	0.00	0.21	0.12	0.01	0.12
	輔祥(6120)	14	1.27	0.84	0.52	0.68	0.91	0.21	0.28	0.17	0.26	0.03	0.05	0.13	0.21	0.00	0.09	0.22	0.08
Back Light	瑞儀(6176)	15	1.20	0.76	0.43	0.59	0.82	0.12	0.19	0.08	0.17	0.07	0.05	0.04	0.12	0.09	0.00	0.13	0.01
Polarizer	力特(3051)	16	1.09	0.64	0.30	0.47	0.70	0.01	0.06	0.05	0.04	0.19	0.17	0.09	0.01	0.22	0.13	0.00	0.14
	亞洲光學(3019)	17	1.21	0.77	0.43	0.60	0.83	0.13	0.20	0.08	0.18	0.06	0.04	0.05	0.12	0.08	0.01	0.14	0.00

#### 4.4.4. 第三次 clustering(Eps=0.12 , MinPts=1)

第三次 Eps 為  $D_a/3=0.1246$  , 取 0.12

Subject to:

Eps = **0.12** , (distance of clustering points)

MinPts = **1** , (minimal 1 points in 1 cluster)

Rank	Number	
1	1 友達	{1}
2	5 華映	{2, 5}
3	2 奇美	{2, 5}
4	4 彩晶	{4}
5	3 廣輝	{3}
6	7 和鑫	{6, 7, 8, 9, 13, 16}
7	9 晶元	{6, 7, 8, 9, 13, 16}
8	16 力特	{6, 7, 8, 9, 12, 13, 16}
9	6 展茂	{6, 7, 8, 9, 12, 13, 15, 16}
10	13 億光	{6, 7, 8, 9, 12, 13, 15, 16, 17}
11	8 國聯	{6, 7, 8, 9, 11, 12, 13, 15, 16, 17}
12	12 元太	{6, 8, 10, 12, 13, 16, 17}
13	15 瑞儀	{6, 8, 10, 11, 13, 14, 15, 17}
14	17 亞洲光學	{8, 10, 11, 12, 13, 14, 15, 17}
15	11 鼎元	{8, 10, 11, 14, 15, 17}
16	10 光磊	{10, 11, 12, 14, 15, 17}
17	14 輔祥	{10, 11, 14, 15, 17}

以{1}為核心：G1：{1}

以{5}為核心：G2：{2, 5}

以{4}為核心：G3：{4}

以{3}為核心：G4：{3}

以{7}為核心，包到{8}：G5：{6, 7, 8, 9, 13, 16}

以{10}為核心，包到{14}，{12}：G6：{10, 11, 12, 14, 15, 17}

結果：

把{4}再區隔出來了，

4.4.3 第二次 clustering 中的 G3：{6, 7, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 14, 15, 16, 17}，也大致區隔出來成兩個 group，G5：{6, 7, 8, 9, 13, 16} 與 G6：{10, 11, 12, 14, 15, 17}

表格 4-9 第三次 Clustering 的結果

產業別	Original	Distance																	
	Data sets	No	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17
	友達(2409)	1	0.00	0.50	0.83	0.67	0.43	1.10	1.04	1.14	1.06	1.25	1.24	1.17	1.10	1.27	1.20	1.09	1.21
	奇美(3009)	2	0.50	0.00	0.35	0.18	0.07	0.65	0.58	0.69	0.60	0.82	0.80	0.72	0.65	0.84	0.76	0.64	0.77
TFT-LCD	廣輝(3012)	3	0.83	0.35	0.00	0.17	0.41	0.31	0.24	0.35	0.26	0.49	0.47	0.39	0.31	0.52	0.43	0.30	0.43
	彩晶(6116)	4	0.67	0.18	0.17	0.00	0.25	0.47	0.41	0.52	0.42	0.65	0.63	0.55	0.48	0.68	0.59	0.47	0.60
	華映(2475)	5	0.43	0.07	0.41	0.25	0.00	0.71	0.65	0.75	0.66	0.88	0.87	0.78	0.71	0.91	0.82	0.70	0.83
Color Filter	展茂(8017)	6	1.10	0.65	0.31	0.47	0.71	0.00	0.07	0.05	0.05	0.19	0.17	0.08	0.00	0.21	0.12	0.01	0.13
	和鑫(3049)	7	1.04	0.58	0.24	0.41	0.65	0.07	0.00	0.12	0.02	0.26	0.24	0.15	0.07	0.28	0.19	0.06	0.20
LED	國聯(2422)	8	1.14	0.69	0.35	0.52	0.75	0.05	0.12	0.00	0.10	0.14	0.12	0.03	0.04	0.17	0.08	0.05	0.08
	晶元(2448)	9	1.06	0.60	0.26	0.42	0.66	0.05	0.02	0.10	0.00	0.24	0.22	0.13	0.05	0.26	0.17	0.04	0.18
	光磊(2340)	10	1.25	0.82	0.49	0.65	0.88	0.19	0.26	0.14	0.24	0.00	0.02	0.11	0.18	0.03	0.07	0.19	0.06
	鼎元(2426)	11	1.24	0.80	0.47	0.63	0.87	0.17	0.24	0.12	0.22	0.02	0.00	0.09	0.16	0.05	0.05	0.17	0.04
	元太(8069)	12	1.17	0.72	0.39	0.55	0.78	0.08	0.15	0.03	0.13	0.11	0.09	0.00	0.07	0.13	0.04	0.09	0.05
	億光(2393)	13	1.10	0.65	0.31	0.48	0.71	0.00	0.07	0.04	0.05	0.18	0.16	0.07	0.00	0.21	0.12	0.01	0.12
Back Light	輔祥(6120)	14	1.27	0.84	0.52	0.68	0.91	0.21	0.28	0.17	0.26	0.03	0.05	0.13	0.21	0.00	0.09	0.22	0.08
	瑞儀(6176)	15	1.20	0.76	0.43	0.59	0.82	0.12	0.19	0.08	0.17	0.07	0.05	0.04	0.12	0.09	0.00	0.13	0.01
Polarizer	力特(3051)	16	1.09	0.64	0.30	0.47	0.70	0.01	0.06	0.05	0.04	0.19	0.17	0.09	0.01	0.22	0.13	0.00	0.14
	亞洲光學(3019)	17	1.21	0.77	0.43	0.60	0.83	0.13	0.20	0.08	0.18	0.06	0.04	0.05	0.12	0.08	0.01	0.14	0.00

#### 4.4.5. 第四次 clustering(Eps=0.09, MinPts=1)

第四次 Eps 為  $D_a/4=0.0935$ ，取 0.09

Subject to:

Eps = **0.09**，(distance of clustering points)

MinPts = **1**，(minimal 1 points in 1 cluster)

從 DMU 點”1”延伸出來的 density-reachable DMU 點如下： $\{1, 5\}$ ，以

此類推

Rank	Number	
1	1 友達	{1}
2	5 華映	{2, 5}
3	2 奇美	{2, 5}
4	4 彩晶	{4}
5	3 廣輝	{3}
6	7 和鑫	{6, 7, 9, 13, 16}
7	9 晶元	{6, 7, 9, 13, 16}
8	16 力特	{6, 7, 9, 12, 13, 16}
9	6 展茂	{6, 7, 8, 9, 12, 13, 16}
10	13 億光	{6, 7, 8, 9, 12, 13, 16}
11	8 國聯	{6, 8, 12, 13, 15, 17}
12	12 元太	{6, 8, 12, 13, 15, 16, 17}
13	15 瑞儀	{8, 10, 11, 12, 14, 15}
14	17 亞洲光學	{8, 10, 11, 12, 13, 14, 17}
15	11 鼎元	{11, 14, 15, 17}
16	10 光磊	{10, 14, 15, 17}
17	14 輔祥	{10, 11, 14, 15, 17}

以{1}為核心：G1：{1}

以{5}為核心：G2：{2, 5}

以{4}為核心：G3：{4}

以{3}為核心：G4：{3}

以{7}為核心，包到{8}：G5：{6, 7, 8, 9, 13, 16}

以{14}為核心，包到{15}：G6：{10, 11, 12, 14, 15, 17}

結果：

與 4.4.4 第三次 clustering 的結果相同

表格 4-10 第四次 Clustering 的結果

產業別	Original	Distance																	
	Data sets	No	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17
	友達(2409)	1	0.00	0.50	0.83	0.67	0.43	1.10	1.04	1.14	1.06	1.25	1.24	1.17	1.10	1.27	1.20	1.09	1.21
	奇美(3009)	2	0.50	0.00	0.35	0.18	0.07	0.65	0.58	0.69	0.60	0.82	0.80	0.72	0.65	0.84	0.76	0.64	0.77
TFT-LCD	廣輝(3012)	3	0.83	0.35	0.00	0.17	0.41	0.31	0.24	0.35	0.26	0.49	0.47	0.39	0.31	0.52	0.43	0.30	0.43
	彩晶(6116)	4	0.67	0.18	0.17	0.00	0.25	0.47	0.41	0.52	0.42	0.65	0.63	0.55	0.48	0.68	0.59	0.47	0.60
	華映(2475)	5	0.43	0.07	0.41	0.25	0.00	0.71	0.65	0.75	0.66	0.88	0.87	0.78	0.71	0.91	0.82	0.70	0.83
Color Filter	展茂(8017)	6	1.10	0.65	0.31	0.47	0.71	0.00	0.07	0.05	0.05	0.19	0.17	0.08	0.00	0.21	0.12	0.01	0.13
	和鑫(3049)	7	1.04	0.58	0.24	0.41	0.65	0.07	0.00	0.12	0.02	0.26	0.24	0.15	0.07	0.28	0.19	0.06	0.20
LED	國聯(2422)	8	1.14	0.69	0.35	0.52	0.75	0.05	0.12	0.00	0.10	0.14	0.12	0.03	0.04	0.17	0.08	0.05	0.08
	晶元(2448)	9	1.06	0.60	0.26	0.42	0.66	0.05	0.02	0.10	0.00	0.24	0.22	0.13	0.05	0.26	0.17	0.04	0.18
	光磊(2340)	10	1.25	0.82	0.49	0.65	0.88	0.19	0.26	0.14	0.24	0.00	0.02	0.11	0.18	0.03	0.07	0.19	0.06
	鼎元(2426)	11	1.24	0.80	0.47	0.63	0.87	0.17	0.24	0.12	0.22	0.02	0.00	0.09	0.16	0.05	0.05	0.17	0.04
	元太(8069)	12	1.17	0.72	0.39	0.55	0.78	0.08	0.15	0.03	0.13	0.11	0.09	0.00	0.07	0.13	0.04	0.09	0.05
	億光(2393)	13	1.10	0.65	0.31	0.48	0.71	0.00	0.07	0.04	0.05	0.18	0.16	0.07	0.00	0.21	0.12	0.01	0.12
Back Light	輔祥(6120)	14	1.27	0.84	0.52	0.68	0.91	0.21	0.28	0.17	0.26	0.03	0.05	0.13	0.21	0.00	0.09	0.22	0.08
	瑞儀(6176)	15	1.20	0.76	0.43	0.59	0.82	0.12	0.19	0.08	0.17	0.07	0.05	0.04	0.12	0.09	0.00	0.13	0.01
Polarizer	力特(3051)	16	1.09	0.64	0.30	0.47	0.70	0.01	0.06	0.05	0.04	0.19	0.17	0.09	0.01	0.22	0.13	0.00	0.14
	亞洲光學(3019)	17	1.21	0.77	0.43	0.60	0.83	0.13	0.20	0.08	0.18	0.06	0.04	0.05	0.12	0.08	0.01	0.14	0.00

## 5. 成果分析

### 5.1.將 DEA 分等級(Grading to DEA result):

從 [4.2](#)DEA(Data Envelopment Analysis, 資料包絡分析法)以 Raw data 與 Survey data 的方式,算出各 criterion 的 weight,並得出各 DMU<sub>i</sub> 的 Score<sub>i</sub>,得出一個完整的標竿分析。包絡不僅僅是把效率分析的結果包起來,也分佈在包絡面上,藉由固定 X 座標,得到的是更單純的排名分析,也較容易 clustering[31]。

#### 5.1.1.六個收斂的群組(6 convergent clusters)

從 [表格 4-5](#) 為 base 來逐步減少點與點之間的 Eps (0.37→0.19→0.12→0.09) [18],

結果分別顯示在



[表格 4-6, 1st clustering, \(Eps=0.37\)](#) ( $D_a$ , Distance average)

[表格 4-7, 2nd clustering, \(Eps=0.19\)](#) ( $D_a/2$ , Distance average)

[表格 4-8, 3rd clustering, \(Eps=0.12\)](#) ( $D_a/3$ , Distance average)

[表格 4-9, 4th clustering, \(Eps=0.09\)](#) ( $D_a/4$ , Distance average)

其中,紅色底色,表示此兩點的距離在 Eps 範圍內,即可能成為一個群組內的點。

可由表格比較最後兩次群聚 clustering 的結果，趨近於收斂的群組。

表格 4-8，3rd clustering，(Eps=0.12)

Subject to:

Eps = **0.12**，(distance of clustering points)

MinPts = **2** (minimal 2 points in 1 cluster)

and

表格 4-9，4th clustering，(Eps=0.09)

Subject to:

Eps = **0.09**，(distance of clustering points)

MinPts = **1** (minimal 1 points in 1 cluster)

因為 3<sup>rd</sup> clustering 跟 4<sup>th</sup> clustering 的群組(clusters)結果幾乎一樣，所以我們可以假設說，4<sup>th</sup> clustering 的群組結果趨近於收斂，我們可以大膽的假設第四次 clustering 的結果找出的 group 是核心群組，可用來分析各群組的共同點。

### 5.1.2. TFT-LCD 與非 TFT-LCD 族群

從第四次 DB-SCAN 的結果看來：

Eps = **0.09**，(distance of clustering points)

MinPts = **1**，(minimal 1 points in 1 cluster)

有以下幾個核心 clusters

以{1}為核心：G1：{1}

以{5}為核心：G2：{2, 5}

以{4}為核心：G3：{4}

以{3}為核心：G4：{3}

以{7}為核心，包到{8}：G5：{6, 7, 8, 9, 13, 16}

以{14}為核心，包到{15}：G6：{10, 11, 12, 14, 15, 17}

從以上的 6 個 clusters，與 [4.1.6](#) 產業的分類，可大略區分出兩大群組

實驗組：領先的 4 個 clusters，期末股本大

以 TFT-LCD 產業公司為主

G1, G2, G3, G4

對照組：落後的 2 個 clusters，期末股本小

非 TFT-LCD 產業公司的光電產業

G5, G6

### 5.1.3. 個別 cluster 分析

除了 5.1.2 的分類之外，再對個別的 6 個 clusters 分析[22]：

G1 的友達{1}：期末股本，稅前盈餘，毛利率，掌握關鍵技術

表現一枝獨秀，在分析的四個 criteria 中，超越其他公司甚多，單獨在一個群組，並不意外。

G2 的華映{5}與奇美 {2}：期末股本，稅前盈餘

共同的特色是資本額大，獲利高。

G3 的彩晶{4}與 G4 的廣輝{3}：期末股本

資本額落後前面三家公司，仍遙遙領先 G5 與 G6 的公司，從 Survey Data 來看，也符合這個結果。

G5 的六家公司：資本額不高，但毛利率高。

因此，排名雖趕不上 G1~G4 的公司，但仍有一定水準。

展茂，和鑫：毛利率，掌握關鍵技術(彩色濾光片)

晶元，國聯：LED，改善專利，晶元從 LED 燈泡，國聯從 LED 磊晶片。  
因價格還太高，市場尚未成熟，尚未能取代 CCFL 成為背光源。

G6 的公司，屬利基型廠商，資本額，毛利率，營業額都不高，排名落

後 G5，算是合理的結果。

另外，border data sets{12， 13}是屬於白色發光二極體(White LED)公司，或許高額的專利付費，是導致此兩家公司位處邊緣的原因。

#### 5.1.4.區分等級的 criteria 分析

從 [5.1.3](#) 的分析看來，影響的 criteria 依序為

**期末股本 > 營業收入 >> 毛利率 > 稅前盈餘**

期末股本或營業收入的大小，先區分出 TFT-LCD 與非 TFT-LCD 兩大族群。

再由毛利率或稅前盈餘，區分出兩大族群內個別公司的差異。

期末股本的優勢，在 2006 年 4 月，友達合併廣輝後的新友達身上更是明顯，因為採購規模的提高，零組件商的獲利空間被壓縮，加上 TFT-LCD 大廠的零組件自製率，入主零組件廠的動作不斷，零組件商往 TFT-LCD 大廠靠攏的勢態更是明顯。

大者恆大的勢態，一方面透過產業的群聚效應，另一方面，新產品效應，規模經濟量的顯現，掌握關鍵技術，以及人才的聚集等，都是關鍵的因素。

小公司要突圍，就得從毛利率，利基市場來切入。



### 5.1.5 保證區域的選擇 (Assurance Region, AR)

根據 3.3 的正規化過程，加入了保證區域的觀念，使得 weight 合理化，及個別 criteria 的影響力降低，趨近於 DEA 的包絡面，快速區分出 clusters，找出同一 cluster 內潛在的無效率問題[3]。

比如：從 5.1.3 的 6 個 clusters 個別分析，

**期末股本 > 營業收入 >> 毛利率 > 稅前盈餘**

保證區域的選擇，在 4.2 收斂的過程，可以看出，投入資本額高的公司，照理說，應該有較高的排名，這個推斷，在 DEA spherical 包絡圖出來後，推翻了這一假說。

比如：



以資本額來說，以華映{5}最大，照理說，應該是理所當然的第一名，

但是，

G1 的友達{1}，G2 的奇美{2}，排名都在華映{5}之前，

G3 的彩晶{4}，G4 的廣輝{3}，也相距不遠。

可見得，資本額大是相對的，並不是絕對的，良好的核心競爭力，如技術研發能力，成本優勢，還是公司經營績效提升的關鍵性因素。

藉由每次 clustering 的過程，才能逐步分析出影響的 criteria，以俾找出改善的方向！

## 5.2.Raw Data 的限制

以投入的 Raw data 與得出的六個 clusters 來比較，本研究滿足以下的基本限制，所以，易於藉由 DEA+clustering 區分出等級。

### 5.2.1.DMUs 的個數

一般而言，DMUs 的個數越多越好，因為 DMUs 越多，高效率 DMUs 越易凸顯出來，形成效率前緣(efficiency frontier)的機會較大，同時 inputs/outputs 間之關係較易確認，依經驗法則(rule of thumb)，DMUs 的個數至少應為 inputs 與 outputs 項目和的兩倍，DMUs 的相似度越低[3]。

### 5.2.2.Data sets 的選擇

決定 DMUs 後，進入 evaluation 程序，一方面須綜合考量單位之組織特性，市場條件，地理區域等因素，另一方面須考量 evaluation 所涵蓋的活動時間，涵蓋的活動時間以自然對應季節循環，預算期間為宜。

涵蓋的時間太長，而模糊了組織績效的變動，以及涵蓋的時間太短無法完整的表現組織績效，就公司的經營績效評估而言，每年財報的分析，就是最完整的產業經營績效分析素材。

### 5.2.3.Outliers 的剔除

在 DEA 分析中，DMUs 群中的 outlier(s)須妥善處理，甚至從 evaluation clusters 中移除，以避免離群的 DMUs 對 evaluation 結果產生干擾。

在本研究中，每次 DB-SCAN clustering 的過程中，不管是相對有效率，或是相對無效率的 DMU<sub>i</sub>，outliers 都會被剔除，再對剩下的 DMUs 以更小的 distance 來分群，使區分出等級。

## 6. 結論與未來展望

本研究提出了 DEA 與 DB-SCAN 結合的方法，利用 DEA 的客觀性，DB-SCAN clustering 的非緊密結合，突破了現行 DEA 分析的不足；為嘗試為現有的產業競爭力分析，提供一個可用的分析方法，將 DEA 分析出來的 data sets 分為數個群組，並針對群組間的緊密程度，做一分析。

### 6.1. 結論(Conclusion)

本研究的優點有，DB-SCAN clustering 會逐步剔除 outliers，易於區分出同一群組內共同關鍵因素。

另外，DEA 對 DMU 的排名，易於區分出同一群組內的排名前後不同的因素，易於針對出各個 clusters 做特性與原因分析。

本研究有其限制與適用範圍，比如適用的 DMU 與 criteria 數目不宜太多，還有一些 DEA 的 constraint，茲詳述如下：

#### 6.1.1. 優點: 區分出等級

本研究的對現有的 17 家選取出來的公司，以 DEA 排序後，再以 DB-SCAN 的方式，區分出相近的等級，以俾能對個別的 clusters 分析其共通性[12]。請參考 [5.1](#) 的分析。

以{1}為核心：G1：{1}

以{5}為核心：G2：{2, 5}

以{4}為核心：G3：{4}

以{3}為核心：G4：{3}

以{7}為核心，包到{8}：G5：{6, 7, 8, 9, 13, 16}

以{14}為核心，包到{15}：G6：{10, 11, 12, 14, 15, 17}

### 6.1.2.優點:Outliers 的剔除

利用 DEA 的方法排序，並以 DB-SCAN clustering 的方法，區分出不同等級的群組，應在每次的 clustering 的過程中，逐步將 outliers 剔除，藉以分析個別群組內的共同關鍵因素[21]。

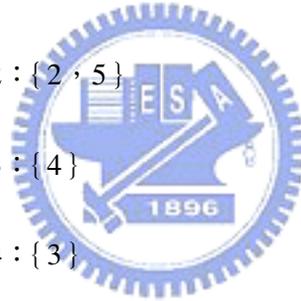
比如本研究中的{1, 友達}因為遙遙領先群雄，所以在區分等級的時候，就先行區分出來，以此類推，逐步區分出以下四個群組。

以{1}為核心：G1：{1}

以{5}為核心：G2：{2, 5}

以{4}為核心：G3：{4}

以{3}為核心：G4：{3}



最後區分出六個等級的 clusters。

以{7}為核心，包到{8}：G5：{6, 7, 8, 9, 13, 16}

以{14}為核心，包到{15}：G6：{10, 11, 12, 14, 15, 17}

以 G5 與 G6 來說，G1~G4 裡的點(DMU)就是離群資料。

### 6.1.3.限制:DMU 與 criteria 的數目不宜太多

以本研究為例，在四次群聚的過程中，逐步減少 distance，四次群聚的衡量 distance 分別為：

$D_a$ ， $D_a/2$ ， $D_a/3$ ， $D_a/4$  並逐步減少群組的最少點數 (MinPts)

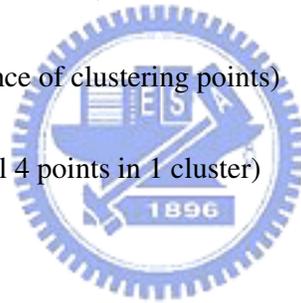
其中， $D_a$  為平均距離:0.3739

因為 DMU 與 criteria 的數目都不是很多，還算容易區分出來，如果是像 IMD 的國家競爭力那種動輒 100 多個國家，上百個 criteria 的競爭力分析，就不適合用此方法。

第一次 Eps 為  $D_a=0.3789$ ，取 0.37

Eps = **0.37**，(distance of clustering points)

MinPts = **4**(minimal 4 points in 1 cluster)



第二次 Eps 為  $D_a/2=0.1869$ ，取 0.19

Eps = **0.19**，(distance of clustering points)

MinPts = **1**，(minimal 1 point in 1 cluster)

第三次 Eps 為  $D_a/3=0.1246$ ，取 0.12

Eps = **0.12**，(distance of clustering points)

MinPts = **1**，(minimal 1 point in 1 cluster)

第四次 Eps 為  $D_a/3=0.1246$ ，取 0.12

Eps = **0.09**，(distance of clustering points)

MinPts = **1**，(minimal 1 point in 1 cluster)

#### 6.1.4.限制:DEA 的 constraint 不宜太多(Bound on relative factors)

對 DEA 的假設，設 bound，比如，將三維座標(X, Y, Z)中，X 與 Z 的範圍縮小，使產生的點之間的點距接近，使 clustering 容易區分出來，但是設限太多，DEA 可能無法產生解，對眾多點的 clustering 也不容易。

設 bound 的目的，在使資料的點落在可接受的範圍內。而本研究對 X, Z 設限，目的在 clustering 時，方便區分出 outliers，才能從 1<sup>st</sup> level clustering, 2<sup>nd</sup> lever clustering... 等的 clustering 中，逐步剔除 outliers，找出個別群組。

#### 6.1.5.提高毛利率是提升經營績效的關鍵

從 [5.1.3](#) 區分出來的 clusters 來看，跟 [4.2.3](#) survey data(2005 的毛利率排行) 比較，大略相仿，既然大者恆大，小公司要突圍，就須從毛利率著眼！

從毛利率本身的定義來看：

毛利率=(營業收入-營業成本)/營業收入\*100%，

比率越高，表示公司獲利能力越好。

毛利率為標準的公司產品獲利能力指標，享有高毛利率的公司通常表示公司在該領域具有獨特的能力(例如掌握技術，掌握客戶，產品創新，或具有規模經濟等等…)，因此具有高毛利率公司往往是該領域龍頭廠商或利基型廠商。

由於毛利率是一家公司獲利能力的最基本指標，因此觀察其變化，將可找出公司獲利變化的趨勢。當公司的毛利率往上提升時，常代表著公司的新產品效益出現，或是經濟規模量顯現，均為公司體質好轉的跡象。

提高毛利率不外兩個方向：

其一是往更上游的零組件整合，降低投入成本；

其二是在利基上著眼，掌握關鍵技術，提高利潤。

從毛利率的幾項要素：

掌握技術，掌握客戶，產品創新，具有規模經濟等等…，來對照 [4.4.5](#) 群聚的結果，可看出掌握越多要素的公司，排名越前面：

以{1}為核心：**G1**：{1} 掌握技術，掌握客戶，產品創新，具有規模經濟。

以{5}為核心：**G2**：{2, 5} 產品創新，具有規模經濟。

以{4}為核心：**G3**：{4} 產品創新(Hanspree)。

以{3}為核心：**G4**：{3} 掌握客戶(Sharp)。

以{7}為核心，包到{8}：**G5**：{6, 7, 8, 9, 13, 16} 產品創新，掌握關鍵技術。

以{14}為核心，包到{15}：**G6**：{10, 11, 12, 14, 15, 17} 產品創新，利基廠商。

## 6.2.未來展望(Future work)

對於 DB-SCAN clustering 根據點與點之間不同的緊密結合程度(Eps, distance of clustering points)，區分出的 clusters，本論文係根據，人為判斷的方式，找出收斂群組，若能找出一個更為系統化的分析方式，對各群組(clusters)間的緊密程度做判定，亦可做更全面的考量。

### 6.2.1.Criteria 的選擇(Criteria issues)

本研究係根據天下雜誌 2003 年台灣地區一千大公司所作的經營績效排名，其中，可供選擇的 criteria，互補性，替代性偏高。若可供選擇的 criteria 變多，可用差異性較大的 criteria 來做分析，則，評估結果應會更客觀，更接近事實。

這可分為幾個方向來做，

其一，是從 Raw Data 中，選取互補性，替代性低的 criteria，

其二，是對現有的 criteria 做加工。

其三，納入外在環境變化，增加彈性，以減少 model 的封閉性。

第一，選取互補性，替代性低的 criteria：

根據 [3.1.3](#) 中 DEA 的限制，若選擇出來的投入或產出項目間高度互補性或替代性，可能使得評估結果產生偏頗。

DEA，固然平衡了 4 個 criteria 的個別影響偏差，用 clustering，也可以略為調和一些 weight 的不平衡，但是，影響經營績效的根本原因，還是在於所選取的 4 個 criteria 有直接的相關。

而本研究的四個 criteria，在性質上有相似之處：

期末股本，營業收入(revenue)有某種程度的互補性。

稅前盈餘(profit)，毛利率有某種程度的替代性。

從根據 [5.1.4](#) 的 criteria 分析中，亦可看出各 criteria 的影響：

**期末股本 > 營業收入 >> 毛利率 > 稅前盈餘**

第二，對 criteria 的加工來看：

期末股本，僅能表示出該公司本身擁有的財產，並不能衡量出公司的投資價值，可對現有的 criteria 做加工，將‘期末股本’轉為‘每股淨資產’，可看出公司的體質是否強健。



每股淨資產 = 期末淨資產/期末股本總數 (或 股東權益/股本總額)

每股淨值，反映了每股股票代表公司的淨資產價值，每股淨值越大，表明公司每股股票所代表的財富越雄厚，通常創造利潤的能力和抵禦外來因素影響的能力越強。

第三，納入外在環境相關的 criteria 來看(增加 Model 的彈性)：

傳統的 DEA 模式，將過去確定的資訊納入 DEA 的運算架構，作為未來決策考量，從現實看來較不實際。將外在經濟或其他變動因子等，視為對未來績效預測的隨機變數，比單純使用過去資料來預估，來得適切。

### 6.2.2.單一公司跨年度績效比較(Windows analysis)

Windows analysis:對同一家公司(DMU)，不同年度的結果視為不同 entity 比較該家公司跨年度的績效，例如，單一公司跨年度 2003~2005 的績效評估結果，做一比較，觀察其變化，更能觀察出長期的趨勢。

例如：該公司的獲利與外在景氣循環的相關性，對個別公司有影響，還是對產業所有的相關公司都影響，如果是，原因是什麼?如果不是，原因是什麼?如何改善?增加生產，降低成本

在不同年度的生產前緣(Production frontier)亦可能隨生產效率的提高，而有所變更，則模式須適時作調整。

因為所需資料不可太少，十年以上的公司較為適用。

### 6.2.3.離群份子的分析(Outliers analysis)

本研究的目標在篩選出等級，對 17 家 DMU 區分等級並排序，對領先與落後的群組，個別分析其因素，尚未對相對高效率者與相對無效率者(outliers)做反證[13]，若能找出 outliers 的共通點，也能從相對高效率與無效率的兩個方向找出改善的方法。

### 6.2.4.個別產業的群聚(Industry area clustering)

本研究 [5.1.2](#) 分出的六個群組，可大略分為兩大類

實驗組：領先的 4 個 clusters，期末股本大

以 TFT-LCD 產業公司為主

G1，G2，G3，G4

對照組：落後的 2 個 clusters，期末股本小

非 TFT-LCD 產業公司的光電產業

G5, G6

可見，相同產業的共同性明顯，若能針對細項的產業別(面板廠，濾光片，偏光板，背光板為一類，LED 為一類)做 clustering，則是另一個收斂分析的方向。

### 6.2.5. Clustering 的正規化方法與收斂條件(Convergence condition of clustering)

在 4.3 的分析中，對於核心點是隨機選取(DB-SCAN 的 rule)，對 clustering 條件(Eps, MinPts)的選擇。其中，

Eps 的選擇，係採平均距離  $D_a$ ， $D_a/2$ ， $D_a/3$ ， $D_a/4$

MinPts 的選擇，係從最高等級的 cluster(例：本研究中的 G1:{1} 友達)的點數(point number)來定義，

最後，觀察群組的關係，找出收斂的核心群組。

是否有更為簡單，對 DB-SCAN 的 clustering 條件(Eps, MinPts)做分析，以及，收斂條件的正規化(normalization)，可於未來加以深入研究分析。

### 6.2.6. 提升台灣光電產業競爭力

從 6.1.5 看出，提高毛利率，是台灣光電產業公司提昇競爭力的關鍵。

最後，結合上述的分析，以台灣光電產業在國際上競爭力的 SWOT 分析來做總結[5]：

提升經營績效，大致不出「善用優勢」，「停止劣勢」，「成就機會」，「抵禦威脅」四個面向。經營團隊由此，快速決斷，凝聚共識，達成目標。

表格 6-1 台灣光電產業 SWOT 分析

優勢(Strengths)	劣勢(Weaknesses)
<p>企業應變能力強</p> <p>人才充沛,具量產能力</p> <p>完整上下游產業聚落</p> <p>政府政策性支持</p> <p>快速佈局大陸</p> <p>取得日本技轉與策略聯盟</p>	<p>生產原料,生產零組件無法掌握</p> <p>高階富豐富經驗人才不足</p> <p>研發投入時間與經費不足</p> <p>廠商資本實力,不如日韓廠商</p> <p>品質精緻度與廣度有待提升</p>
機會(Opportunities)	威脅(Threats)
<p>現有下游市場需求相對旺盛</p> <p>LCDTV 等新興市場需求頗具潛力</p> <p>日本廠商釋放技術</p>	<p>韓國擴產與量產速度</p> <p>日本累積之研發技術</p> <p>大陸廠商加入競爭</p> <p>潛在技術發展之威脅</p>

以本研究的標竿公司友達為例，彈性製造，快速決斷，垂直分工整合，每一分錢都花在刀口上，充分發揮台灣公司的優勢。在截稿的 2006 年 Q2 的營收規模，已追上韓國 LPL。可望將原有落後的量產規模上逐漸趕上，發揮影響力。

## 參考文獻

- [1] 何建達，台灣上市電子業營運效率及股票市場性之研究，ITIS 產業論壇，2003/08/01
- [2] 林玉華，張玉山，王毓香，”公營事業民營化前後經營績效的比較-以中石化，中工，中鋼，陽明為例”，公營事業評論，技術報告，1998 年六月
- [3] 高強，黃旭男，Toshiyuki Sueyoshi “管理績效評估-資料包絡分析法”，華泰文化事業公司，(2003)
- [4] 袁建中，張建清，邱泰平，科技管理-觀念與案例，聯經出版社，2004/04
- [5] 黃鋁，2003 年 LCD 產業現況與展望，拓璞產業研究所
- [6] 魏權齡，DEA 及其經濟背景，中國運籌學會文集，2004
- [7] Aries Y. Lewin and John W. Minton, “Determining Organizational Effectiveness: Another Look and an Agenda for Research”, *Management Science*, Vol. 32, No. 5, pp. 514-538, May 1986.
- [8] A. Charnes, C. Cooper, E. Rhodes. ”Measuring the efficiency of decision making units”. *European Journal of Operational Research*. 2:429-444, 1978
- [9] A. Charnes, Cooper WW, E. Rhodes. ”Short communicaiton: measuring the efficiency of decision-making units”. *European Journal of Operational Research* 1979;3:339.
- [10] A. Charnes, WW Cooper, Lewin AY, Seiford LM. “Data envelopment analysis. Dordrecht: Kluwer”, 1994
- [11] A. Kleine. A general model framework for DEA. University of Hohenheim, Institute of Business Administration. (510 B), Stuttgart D-70593, Germany

- [12] Andrea Tagarelli, Irina Trubitsyna, Sergio Greco. "Combining linear programming and clustering techniques for the classification of research centers", *AI communications/IOS Press Amsterdam*, Page 111-122, Volume 17, Number 3, July 2004.
- [13] Banker R D, Charnes A, Cooper WW. "Some models for estimating technical and scale inefficiencies in data envelopment analysis". *Management science* 1984;30:1078-92
- [14] Banker Rajiv D, Maindiratla, Ajay. "Nonparametric analysis of technical and allocative efficiencies in production", *Journal Econometrica/Econometric Society*, Pages 1315-32, 1988,
- [15] C.A.A. Lemos; M.P.E.Lins & N.F.F. Ebecken. "COPPE.DEA implementation and clustering analysis using the K-means algorithm". *Universidade Federal do Rio de Janeiro, Brazil. Data Mining. WIT Press, 2005.*
- [16] Caves, E. Rhodes and Patterson, B.C. "Cooperatives' Tax Advantages: Growth, Retained Earnings and Equity Rotation" *Amer. J. Agr. Econ.* 68: 207-13, (May 1986)
- [17] John Salerian, Chris Chan, "Restricting Multiple-Output Multiple-Input DEA Models by Disaggregating the Output-Input Vector". *Journal of Productivity Analysis*, Volume 24, Number 1, September 2005.
- [18] Gibbons, W.M.; Ranta, M.; Scott, T.M.; Mantyla, M, Helsinki. "Information management and process improvement using data mining techniques". 13<sup>th</sup> International Conference on Industrial and Engineering Applications of Artificial Intelligence and Expert Systems, IEA/AIE 2000, New Orleans, Louisiana, USA, 19-22 June 2000.

- [19] Jorg Sander , Martin Ester , Hans-Peter Kriegel , Xiaowei Xu.”Density-based clustering in Spatial Databases:The algorithm GDBSCAN and its applications”.Institute for Computer science , university of Munich Oettingenstr. Munchen,Germany.
- [20] Jiawei Han and Micheline Kambe.”Data Mining : Concepts and Techniques”
- [21] Karin Kailing,Hans-Peter Kriegel,Peer Kroger.”Subspace selection for Computer Science Database and Information Systems”,University of Munich Institute,Proc. 4<sup>th</sup> IEEE Int. Conf. on data mining, Brighton, UK, 2004.
- [22] Lea Friedman and Zilla Sinuany-Stern.”Combining ranking scales and selecting variables in the DEA context: The case of industrial branches”.Department of Industrial Engineering and Management,Ben-Gurion University.1996
- [23] Masako Hoshno,Hiroshige Inazumi,”Clustering Gene Expression Data with Stepwise Data Envelopment Analysis”,2005
- [24] Mehmed kantardzic.”Data Mining : Concepts , Models , Methods , and algorithms”,IEEE press , 2003
- [25] Meimand, M, Canana, RY, Laking, R,(2002), “Using DEA and survival analysis for measuring performance of branches in New Zealand's Accident Compensation Corporation”,Journal Of The Operational Research Society, Mar Vol 53:303-313
- [26] M.Farrell, “The Measurement of Productive Efficiency”,Journal of the Royal Sattistical Societ, Series A, 120(3):253-290, 1957.
- [27] Samuli Honkapuro,Jukka Lassila,Satu Viljainen,Kaisa Tahvanainen and Jarmo Partanen.”Effects of benchmarking of electricity distribution companies in Nordic

countries-comparison between different benchmarking methods”.2004

[28] Srinivas Talluri,“Data Envelopment Analysis:Models and Extensions”.

Silberman college of Business Administration,Fairleigh Dickinson University.

Decision Line,May 2000.

[29] Thompson, R. G, F. D. Singleton, Jr., R. M. Thrall, and B. A.Smith,

“Comparative Site Evaluation for Locating a High-Energy Physics Lab in Texas”,

Interfaces, 16, pp. 35-49

[30] William L. Megginson, Robert C. Nash, and Matthias van Randenborgh.”The

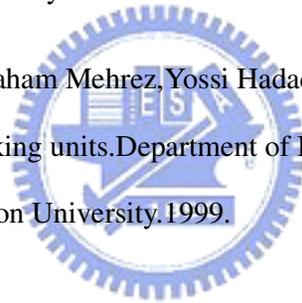
Financial and Operation Performance of Newly-Privatized Firms: An

International Empirical Analysis”.Journal of Finance, pages 403-452,1994

[31] Zilla Sinuany-Stern,Abraham Mehrez,Yossi Hadad.”A AHP/DEA methodology

for ranking decision making units.Department of Industrial Engineering and

Management”.Ben-Gurion University.1999.



## 附錄(一)TFT-LCD 簡介

TFT-LCD 就是 thin-film transistor liquid-crystal display 的縮寫(薄膜電晶體液晶顯示器)，至於 TFT-LCD 是如何點亮？簡單來說，TFT-LCD 面板可視為兩片玻璃基板中間夾著一層液晶，上層玻璃與彩色濾光片 (Color Filter)、下層玻璃則有電晶體鑲嵌在上面。當電流通過電晶體產生電場變化，造成液晶分子偏轉，藉以改變光線的偏極性，再利用偏光片決定畫素 (Pixel) 的明暗狀態。

此外，上層玻璃因為與彩色濾光片貼合，形成每個畫素 (Pixel) 各包含紅藍綠三原色，這些發出紅藍綠色彩的畫素，便構成了面板上的影像畫面。

TFT-LCD 的三段主要製程為：前段 Array、中段 Cell、後段 Module Assembly (模組組裝)。前段 Array 製程與半導體製程相似，但不同的是將薄膜電晶體製作於玻璃上，而非矽晶圓上；中段的 Cell 是以前段 Array 的玻璃為基板，與彩色濾光片的玻璃基板結合，並在兩片玻璃基板間灌入液晶 (LC: Liquid Crystal)；後段模組組裝製程是將 Cell 製程後的玻璃，與其他如背光板、電路、外框等多種零組件組裝的生產作業。

所謂大、中、小面板，一般是以最後 TFT-LCD 切割的尺寸區分，大面板泛指十吋以上的 TFT-LCD 面板，應用範圍通常為顯示器、液晶電視等產品；四吋以下泛指小尺寸面板，應用在手機、PDA、數位相機等消費性電子產品；介於四吋與十吋之間的面板就稱為中尺寸面板，比如 DVD 產品、七吋車用顯示器等。

TFT-LCD 產業商品化約有十餘年，是美國太空船使用的尖端科技產品，但是卻由日本進行商品化之使用，日商雖擁有最多的 TFT-LCD 面板專利技術，但在日本泡沫經濟後，日商在 TFT-LCD 產業並無太輝煌之成就，反而是向日本技術移轉的三星電子及 LG 是最大贏家。

## 附錄(二)光電相關產業公司一覽表

電視製造	TFT LCD	半導體			被動元件		LED	連接器
聲寶1604	友達2409	IC設計	IC封裝	IC通路	電阻器	鋁質電容器	磊晶片粒	鎰勝6115
歌林1606	華映2475	驅動IC	驅動IC封裝	大聯大3702	國巨2327	智寶2375	晶元2448	禾昌6158
三洋1614	彩晶6116	聯詠3034	頌邦6147	奇普仕3020	旺詮2437	立隆2472		瀚荃8103
大同2371	奇美3009	凌陽2401	飛信3063	振遠6178	大毅2478	凱美5317	封裝模組	良維6290
仁寶2324	廣輝3012					金山電8042	億光2393	樺晟3202
廣達2382	元太8069	控制IC	非驅動IC封裝			奧斯特8080	一詮2486	達方8163
神基3005	群創3481	凌陽2401	日月光2311		電容器		東貝2499	良維6290
緯創3231	背光模組	聯發科2454	矽品2325		華新科2492	其他元件	佰鴻3031	
明電2352	中光電5371	瑞昱2379	華泰2329		天揚5345	乾坤2452	李洲3066	PCB
	瑞儀6176		菱生2369				華興6164	台表科6278
億聲3024	輔祥6120	機上盒IC	超豐2441		電感器	代理商	宏齊6168	健鼎3044
	科橋6156	揚智3041	福雷電9101		奇力新2456	禾伸堂3026	立基8111	雅新2418
機上盒	福華8085	其樂達3271			千如3236	日電寶3090		
兆赫2485	和立2479				鈞寶6155	雷科6207		石英元件
百一6152			IC測試		美磊3068	蜜望實8043		晶技3042
啓碁6285	彩色濾光片	IC製造	晶圓測試		越峰8121			
	和鑫3049	台積電2330	欣詮3264					機殼/沖壓
	展茂8017	聯電2303			保護元件			晟銘3013
			驅動IC測試		興勤2428			
	偏光板		京元2449		聚鼎6224			媒體
	力特3051				佳邦6284			中視9928
	CCFL	擴散膜						
	威力盟3080	華宏8240						

表格 0-1 光電相關產業分布