

應用 ICA 與 DEA 方法評估半導體 產業封測領域公司經營績效 —以台灣中型半導體封測廠為例

Applying Independent Component Analysis and DEA to Measure Efficiencies of the Medium-size Semiconductor Packaging and Testing Companies in Taiwan

呂正欽 *Cheng-Chin Lu*

國立台北科技大學經營管理系

National Taipei University of Technology,
Department of Business Management

高凌菁 *Ling-Jing Kao*

國立台北科技大學經營管理系

National Taipei University of Technology,
Department of Business Management

傅新彬* *Hsin-Pin Fu*

國立高雄第一科技大學行銷與流通管理系

National Kaohsiung First University of Science and Technology,
Department of Marketing & Distribution Management

本文引用格式建議：呂正欽、高凌菁、傅新彬，2016，「應用ICA與DEA方法評估半導體產業封測領域公司經營績效—以台灣中型半導體封測廠為例」，中山管理評論，24卷3期：503~530。

Suggested Citation: Lu, C. C., Kao, L. J., and Fu, H. P., 2016, “Applying Independent Component Analysis and DEA to Measure Efficiencies of the Medium-size Semiconductor Packaging and Testing Companies in Taiwan,” **Sun Yat-sen Management Review**, Vol. 24, No. 3, 503-530.

* 通訊作者：傅新彬

摘要

台灣半導體產業在國家經濟發展過程中，扮演著極重要角色，如何有效運用有限資源達到最大的效率，已成為各家廠商極力追求的目標。本文旨在以半導體產業中型封測領域廠商為例，運用獨立成份分析法(independent component analysis, ICA)與資料包絡分析法(data envelopment analysis, DEA)，探討其在 2007 至 2010 年間之經營效率。為了驗證所提方法的有效性，我們除了使用蒙地卡羅模擬法進行模擬分析外，也使用傳統的 DEA 技術進行比較。此外，我們也針對台灣半導體產業上市櫃封測領域廠商在 2007 年至 2010 年的財務相關資料進行實證研究，更以麥氏生產力指數探討封測領域廠商在 2007 年至 2010 年間生產力及跨期效率的平均變動情形，希望能藉此瞭解各廠商在各年度效率與生產力的成長及衰退。本文主要貢獻：(1)利用模擬方式驗證 ICA 方法可以有效解決 DEA 模式中變項資料間存在高度相關性的問題；(2)根據實際之台灣半導體產業上市櫃公司財務資料，有效分析出各公司的專業技術能力與生產效率，藉以協助效率較低的企業找出應調整之投入量。實證結果發現，部分廠商無效率的主要原因為技術效率的退步及規模報酬遞減，這樣的結果顯示廠商在經營上應更注意市場的實際情況與企業內部資源的配適性。

關鍵詞：半導體產業、經營績效、績效評估、獨立成份分析、資料包絡法

Abstract

In the development of Taiwan's economy, the semiconductor industry plays a very important role. To keep the competitive advantage, almost all the semiconductor companies are dedicating in efficiency improvement. That is, how to achieve maximum efficiency based on limited resources has become their primary target. In this study, the dataset provided by several medium-size semiconductor packaging and testing companies in Taiwan is used for analysis. In

additions, two approaches, independent component analysis (ICA) and data envelopment analysis (DEA) are proposed to evaluate the efficiency of each Decision Making Unit (DMU) from 2007 to 2010. To demonstrate the performance of the proposed method, we are not only comparing the discrimination capability of ICA-DEA with traditional DEA approach but also applying Malmquist productivity index (MPI) to investigate the productivity change over time. This study contributes to the DEA literature and the semiconductor industry in two aspects. First, independent component analysis (ICA) can be applied to eliminate multicollinearity between explanatory variables in DEA model. Second, this study provides the practical contribution that the selected medium-size semiconductor packaging and testing companies will have their optimal input and output resources setups so that they can enhance their competitive advantage. The result shows that the causes of inefficiency for some companies are the reduction of their technical efficiencies and the decreasing of their returns to scale, which means that their resource allocation problems should be considered more carefully.

Keywords: Semiconductor Industry, Business Performance, Efficiency Evaluation, Independent Component Analysis, Data Envelopment Analysis

壹、緒論

近年來，全球消費性電子產品及各種智慧手持行動裝置(如智慧型手機、平板電腦等)的不斷推陳出新，不但推升資通訊產業之蓬勃發展，更成為帶動全球半導體市場成長之主要動能。作為領先全球的半導體產業生產重鎮，台灣已成功的建立起全球獨一無二的半導體生產垂直分工體系，包括半導體設計、製造、封裝及測試廠之完整上中下游供應鏈。其中在半導體製造部分，晶圓代工年產值占全球之 70%，穩居世界第一；封裝產業占全球 44%、測試產業則占全球 64% (陳玲君，2012)。然而因消費性電子產品朝向多元化、輕薄短小且功能強大等趨勢發展，資通訊產業及半導體產業，皆面臨同業競爭、產品生命週期短、產量下滑及良率偏低等挑戰與困難。是故，提升相關

廠商的專業技術能力與生產效率，已成為廠商永續經營的重要課題之一。

有關生產或執行效率的探討，文獻已成功提出許多成熟的量化分析工具。這些量化的分析方法大致可分為參數估計法(parametric approach)及非參數估計法(nonparametric approach)。其中參數估計法又以需事先假定函數型態及其隨機干擾項的隨機邊界分析法(Stochastic Frontier Approach, SFA) 最具代表性。而非參數估計法則以不需事先假定生產函數型態的資料包絡分析法(Data Envelopment Analysis, DEA)最被大家熟知。由於 DEA 方法具有可處理多投入、多產出的特性，因此文獻上已有許多運用 DEA 技術針對半導體產業進行效率分析之相關研究。例如，李明德 (2008) 曾以營業成本、營業費用、員工人數、資產總額為投入項，總收入、營業淨利、本期淨利為產出項，運用 DEA 方法衡量 2007 年 19 家半導體封測廠商前 3 季之經營績效，並利用差額變數分析探討無效率公司應改善之方向與幅度。其研究結果顯示，台灣封測產業的規模報酬已呈遞減現象，因此需針對關鍵變數(如營業成本及營業收入)進行管控，以提高產業競爭力。Chen et al. (2008) 曾針對半導體製造廠商以兩階段 DEA 法衡量在不同場地下的整體績效。結果顯示，兩階段的模型可清楚看出 Fab(即 fabrication plant)之間的產出效能且較能夠解釋其績效的差異。

Liu & Wang (2008) 則曾運用 DEA 法及麥氏指數(Malmquist Productivity Index, MPI)衡量台灣 15 家封測廠商 2000 到 2003 年之生產力。Shen et al. (2009) 也曾運用 DEA 法與麥氏指數評估 10 家半導體封裝廠商之生產績效，所使用的投入變項為員工人數、平均工時與銷貨成本，產出變項則為產量、平均設備整體效能及生產週期時間與生產比率。其實證結果顯示，廠商的技術無效率大多可歸因於資源的不當分配。Huang & Huang (2010) 則是參考 Fried et al. (1999, 2002) 的想法提出三階段麥氏生產力指數來衡量台灣 2002 年至 2007 年上市櫃半導體廠商之生產力。Chueh & Jheng (2012) 更以兩階段 DEA 模型評估 2010 年與 2011 年台灣 16 家太陽能廠商之技術效率。其中，第一階段所使用之投入變項包括了員工人數、營業費用及固定資產，產出變項則包含營業收入淨額；第二階段所使用的投入變項有營業收入淨額與利潤總額，產出變項則為股東權益總額。其結果顯示，兩階段 DEA 模型似乎較能辨識出廠商之效率。

而在上述文獻所提及的 DEA 模型中，又以原始的 CCR 模式最常被大家所應用 (Charnes & Cooper, 1962; Dyson & Thanassoulis, 1988; Beasley, 1990;

Roll & Golany, 1991; Andersen & Petersen, 1993; Thrall, 1996; Dulá & Hickman, 1997; Zhu, 2001)。事實上，CCR 模式可概分為非線性與線性兩種，原始的 CCR 模式屬非線性型態，而線性的 CCR 模式則是後續研究者為解決原始 CCR 模式中目標函數與限制式(均為分數規劃型式)，會造成模式求解不易的問題而發展出來的。雖然改良後的 CCR 模式，可以確保求得線性模式的最佳解，但由於模式中變項資料間常存在著高度相關性，因此常導致傳統 CCR 模式產生無法有效區別有效率決策單位與無效率決策單位的問題 (Adler & Yazhemsky, 2010)。

事實上，為了解決變項資料間存在高度相關性的問題，文獻上已有越來越多的統計學家嘗試採用無母數或半母數的統計方法來降低變項資料間的相關性。例如 Farrar & Glauber (1967) 和 Silvey (1969) 曾建議在可控制的情境下收集額外的資料以降低相關性。然而，由於經費與時間上的限制，收集額外資料的做法在實務上並非可行。Adler & Yazhemsky (2010) 則是建議使用主成份分析法(principal component analysis, PCA)萃取主成份來取代原始的變項。他們認為在主成份互相直交的條件下，所萃取出的主成份將可以有效的提升傳統 CCR 模式的區別能力。只是，雖然 PCA 方法可以成功的降低變項間的相關性，但是它卻也因著缺乏真正有效刪減變項的方法，常造成估計結果的不準確。除了 PCA 方法外，文獻也使用其他方法，如 Slacks-Based Measure (Tone, 2001, 2002) 及 Directional Distance Function (Silva & Stefanou, 2003; Silva & Lansink, 2013) 解決 DEA 的效率辨識問題。其中，Slacks-Based Measure 方法的主要特點在於其可直接將各項投入與產出比率資料加以計算，不需經過任何資料轉換程序；並可依據比率之實際狀況決定各項權重，將不同屬性的投入與產出比率彙整成單一指標，以有效區分決策單位 (Decision Making Unit, DMU) 在績效表現上之差異。而 Directional Distance Function 的特點則在於可自由設定衡量績效的方向，讓無效率決策單位 (Decision Making Unit, DMU) 可以同時採用增加產出與減少投入的策略來達到生產有效率，並解決導向設定與現實不相符的問題。

獨立成份分析(independent component analysis, ICA)是由 Hyvärinen & Oja (2000) 發展出來的一個訊號處理技術，它主要是用來處理未知來源訊號的分離(Blind Source Separation, BSS)問題 (Lee, 1998; Hyvärinen & Oja, 2000)，其目的是在沒有任何有關訊號混合機制的情形下，根據觀察到的混合訊號 (mixture signals) 尋找出潛在的來源訊號(latent source signals) (Hyvärinen et al.,

2001)。從發展至今，ICA 模式已被廣泛的應用在醫學訊號處理、語音訊號處理、特徵萃取及人臉辨識的問題中 (Vigario et al., 2000; Bartlett et al., 2002; Cichocki & Amari, 2002; Déniz et al., 2003; Beckmann & Smith, 2004; Guo, 2011; Beckmann, 2012; Eloyan & Ghosh, 2013)。由於 DEA 模式中高度相關性的變項資料集，可以被視為一個包含了許多相同資訊的混合資料(mixture data)，因此我們嘗試先應用 ICA 方法進行獨立變數萃取，希望透過 ICA 的技術將個別獨立資訊由原始變項中分離出來，以解決投入變項間或產出變項間存在高度相關性的問題。之後，我們再根據分離出來的個別獨立資訊，以 DEA 模式估算各決策單位(DMU)的效率值。而 ICA 方法的應用與現有文獻提出之方法(如 Slacks-Based Measure 及 Directional Distance Function)的最大差異在於，ICA 方法直接針對原始資料進行資訊的獨立萃取與分離作業，以避免變項資料間存在高度相關性所引起的效率辨識困難。

為了驗證所提整合 ICA 與 DEA 方法的有效性，我們除了使用蒙地卡羅模擬法(Monte Carlo Simulation)來進行模擬分析外，也使用傳統的 DEA 技術來進行分析結果的比較。此外，我們也針對台灣半導體產業上市櫃封測領域廠商在 2007 年至 2010 年的財務相關資料進行實證研究，更以麥氏生產力指數探討各封測領域廠商跨期效率的平均變動情形，希望能藉此瞭解各廠商在各年度效率與生產力的成長及衰退。本研究的主要貢獻有兩點：第一，利用模擬方式驗證 ICA 方法可以有效解決 DEA 模型中，具高度相關性變項資料所引起的問題；第二，根據實際之台灣半導體產業上市櫃封測領域廠商財務相關資料，有效分析各廠商的專業技術能力與生產效率，藉以協助效率較低的企業找出應調整之投入量(亦即建議之投入改善數值)。本研究共分為五部分：第一部份為緒論，說明本文的研究動機、目的；第二部分則介紹資料包絡法和獨立成份分析法；第三部分則是說明研究設計及模擬分析的結果；第四部分則為實證研究；最後，第五部分則為本研究的結論。

貳、研究方法

一、資料包絡法

DEA 的概念是由 Farrell (1957) 所提出的，它是一種屬於不預設函數類型的非參數邊界分析效率前緣(non-parametric efficiency frontier)方法。DEA

主要用來評估使用多重投入與多重產出決策單位(decision making unit, DMU)之相對效率。而在 DEA 的概念中，生產效率(productive efficiency)被定義為技術效率(technical efficiency)及價格效率(price efficiency)的乘積。其中，技術效率是指在現有技術下，有效運用生產要素求得最大產出。而價格效率則是指在既有技術及價格下，藉由生產要素的適當分配求得最低的投入成本。在 Farrell 提出了 DEA 的想法後，Charnes et al. (1978) 根據其單一產出多種投入之概念，提出了運用線性規劃(Linear Programming)技巧，來評估多項投入與產出的相對效率方法，即為 CCR 模型。之後，Banker et al. (1984) 則將 CCR 模型中的固定報酬限制取消，並將技術效率分解成純技術效率與規模效率，進一步發展出了所謂的 BCC 模型。有關 DEA 中的 CCR 模型可簡述如下。

假設單位 $j(j=1, \dots, n)$ 使用第 $i(i=1, \dots, m)$ 項投入量為 X_{ij} ，其第 $r(r=1, \dots, s)$ 項產出量為 Y_{rj} ，則單位 k 之效率可由方程式(1)求得

$$\begin{aligned}
 E_k = \text{Max} \quad & \frac{\sum_{r=1}^s u_r Y_{rk}}{\sum_{i=1}^m v_i X_{ik}} \\
 \text{s.t.} \quad & \frac{\sum_{r=1}^s u_r Y_{rj}}{\sum_{i=1}^m v_i X_{ij}} \leq 1, \\
 & u_r, v_i \geq \varepsilon > 0, r = 1 \dots s, i = 1 \dots m, j = 1 \dots n
 \end{aligned} \tag{1}$$

其中 u_r 、 v_i 分別代表第 r 個產出項與第 i 個投入項之權重， n 為受評單位之個數， m 為投入因子之個數， s 為產出項之個數， ε 為一個極小之正值，Charnes et al. (1978) 稱之為非阿基米德數(non-Archimedean small number)。方程式(1)之效率值是在相同產出水準下，比較投入資源之使用效率，因而稱為投入導向效率(input-based efficiency)，此模式將產出及投入之比限制在 1 以內，而其特徵就是將權重 u_r 、 v_i 視為未知，當計算目標決策單位 k 時，權重會被選定為特定的數值，以使效率值 E_k 為最大；由於決策單位均選擇對其最有利的權重 u_r 、 v_i ，所以其分析結果也相對的客觀。

由於方程式(1)的目標函數為分數線性規劃(fractional linear programming)，其除了運算不易外，且有無窮解之虞，因此我們可以將方程式轉換成線性規劃之型式(方程式(2))，也就是將分母設限為 1，形成投入導向(input-based)之

原問題(primal problem)。這樣的線性轉換，主要的目的是要避免多重解的狀況的發生。

$$\begin{aligned}
 E_k &= \text{Max} \sum_{r=1}^s u_r Y_{rk} \\
 \text{s.t.} \quad & \sum_{i=1}^m v_i X_{ik} = 1 \\
 & \sum_{r=1}^s u_r Y_{rj} - \sum_{i=1}^m v_i X_{ij} \leq 0 \\
 & u_r, v_i \geq \varepsilon \geq 0, r = 1, \dots, s, i = 1, \dots, m, j = 1, \dots, n.
 \end{aligned} \tag{2}$$

而為了得到更多的資訊，我們可將方程式(2)的線性問題，轉換成對偶問題(方程式(3))，其中 s_i^- , s_r^+ 分別代表第 i 個投入變數的差額變數與第 r 個輸出變數的超額變數，是線性規劃中將不等式轉化為等式所常用的變數；變數 θ_k 代表第 k 家 DMU 之射線效率值，且對於第 k 個 DMU 而言， θ_k 值會界於 0~1 之間； h_k 代表第 k 家 DMU 的相對效率。

$$\begin{aligned}
 \text{Min } h_k &= \theta_k - \varepsilon \left(\sum_{i=1}^m s_i^- + \sum_{r=1}^s s_r^+ \right) \\
 \text{s.t.} \quad & \sum_{j=1}^n \lambda_j X_{ij} - \theta_k X_{ik} + s_i^- = 0 \\
 & \sum_{j=1}^n \lambda_j Y_{rj} - s_r^- = Y_{rk} \\
 & \lambda_j, s_i^+, s_r^- \geq 0, i = 1, \dots, m, r = 1, \dots, s, j = 1, \dots, n.
 \end{aligned} \tag{3}$$

二、獨立成分分析法

獨立成份分析(independent component analysis, ICA)是一種用來尋找隨機變數中隱藏因子的統計方法 (Comon, 1994; Lee, 1998; Hyvärinen & Oja, 2000)。ICA 假設觀察到的隨機變數是由未知的潛在變數(latent variables)以線性方式組合而成，而組合的機制未知。這些潛在變數在假設互為獨立的情況下，被稱為觀察資料的潛在來源(latent sources)。ICA 就是在只有觀察到隨機變數資料，而未知其混合機制與來源的情況下，找出獨立成份以估計潛在來源的方法。

若令 $\mathbf{X} = [\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_M]^T$ 為由 \mathbf{x}_i 所組成維度為 $M \times N$ ， $M \leq N$ ，的混合訊號矩陣，其中 \mathbf{x}_i 為維度 $1 \times N$ 的時間序列訊號，一個基本的 ICA 模式可

以被表示為 (Hyvärinen & Oja, 2000)

$$\mathbf{X} = \mathbf{A}\mathbf{S} = \sum_{i=1}^M \mathbf{a}_i \mathbf{s}_i \quad (4)$$

其中 \mathbf{a}_i 是維度 $M \times M$ 未知混合矩陣(mixing matrix) \mathbf{A} 的第 i 個行向量(column vector)，向量 \mathbf{s}_i 是維度 $M \times N$ 未知來源矩陣(source matrix) \mathbf{S} 的第 i 個列向量(row vector)。亦即 \mathbf{s}_i 就是無法由混合訊號矩陣 \mathbf{X} 所直接觀測的潛在來源訊號。在假設來源訊號 \mathbf{s}_i 互為統計獨立的情況下，ICA 為了尋找出適當的 \mathbf{s}_i ，需要先找到一個維度 $M \times M$ 的解混合矩陣(de-mixing matrix) \mathbf{W} ，將所觀察到的混合訊號矩陣 \mathbf{X} 進行轉換，以產生維度為 $M \times N$ 的矩陣 \mathbf{Y} ，亦即

$$\mathbf{Y} = [\mathbf{y}_i] = \mathbf{W}\mathbf{X} \quad (5)$$

其中， \mathbf{y}_i 是矩陣 \mathbf{Y} 的第 i 個列向量。向量 \mathbf{y}_i 之間必須盡可能的互為統計獨立，因此被稱為獨立成份(independent component, IC)。當解混合矩陣 \mathbf{W} 為混合矩陣 \mathbf{A} 的反矩陣時，即 $\mathbf{W} = \mathbf{A}^{-1}$ ，這些獨立成份將可被用來估計潛在來源訊號 \mathbf{s}_i ，其中第 i 個獨立成分 \mathbf{y}_i 可由解混合矩陣中相對應的第 i 個列向量 \mathbf{w}_i 乘上混合矩陣得到，亦即 $\mathbf{y}_i = \mathbf{w}_i \mathbf{X}$ ， $i = 1, 2, \dots, M$ 。

由於 ICA 模型限制各獨立成份間必須統計獨立 (Hyvärinen & Oja, 2000)，因此 ICA 可以被描述成是一個欲使獨立成份間之獨立性越高越好的最佳化問題，亦即可將各獨立成份間的獨立性量測當成目標函數，並使用一最佳化的技術尋找出一適當的解混合矩陣 \mathbf{W} 。此外，由於非高斯分配(non-Gaussian distribution)可以被用來解釋獨立成份間的統計獨立性 (Hyvärinen & Oja, 2000; Hyvärinen et al., 2001)，因此 IC 的非高斯性(non-Gaussianity)常被用來作為 ICA 演算法的目標函數。事實上，用來量測獨立成份的非高斯性有很多種方法，常見的有高階統計量法(high order cumulants)，共同資訊法(mutual information)及負熵法(negentropy)，其中又以負熵法最常被討論與使用 (Hyvärinen et al., 2001; David & Sanchez, 2002)。

負熵法是延伸資訊理論中的熵(entropy)所提出來的一種方法，在資訊理論中熵為一資訊量的測量單位，用來表示隨機觀察值的資訊程度。通常，當隨機變數的結構性越差越亂(即越無法預測)時，其熵會越大。若我們令隨機向量 \mathbf{y} 之機率密度函數為 $p(\mathbf{y})$ ，則 \mathbf{y} 的熵 H 可定義為 $H(\mathbf{y}) = -\int p(\mathbf{y}) \log p(\mathbf{y}) d\mathbf{y}$ (Cover & Thomas, 1991)。根據資訊理論，在所有具有相同變異數的隨機分佈中，呈現高斯分佈的變數會具有最大的熵，因此

若變數具非高斯分佈，則其熵值會較其具有高斯分佈時來的小 (Hyvärinen et al., 2001)。由此延伸，我們可以針對熵 H 的原始定義做一修正以作為非高斯性的測量值。修改後的熵可稱為負熵 J (negentropy)，其定義如下 (Hyvärinen et al., 2001)：

$$J(\mathbf{y}) = H(\mathbf{y}_{gauss}) - H(\mathbf{y}) \quad (6)$$

其中 \mathbf{y}_{gauss} 表示和 \mathbf{y} 具有相同變異數的高斯變數向量。由於負熵的值永不為負值，即 $J(\mathbf{y}) \geq 0$ （只有當 \mathbf{y} 為高斯分佈時 $J(\mathbf{y})$ 才會為零），所以 ICA 的目標函數就變成最大化隨機向量 \mathbf{y} 的負熵，即 *Maximize* $J(\mathbf{y})$ 。

然而，由於負熵的計算必須先估計 \mathbf{y} 的機率密度函數 $f(\mathbf{y})$ ，因此常造成計算太過複雜的問題。而為了要解決這個問題，Hyvärinen (1999) 提出了計算負熵值的近似函數

$$J(y) \propto [E\{G(y)\} - E\{G(v)\}]^2 \quad (7)$$

其中 v 是平均值為零且變異數為 1 的高斯分佈隨機變數； G 可為一任何非二次方的函數(non-quadratic function)。由於本研究之應用著重在社會科學中公司企業管理決策資料的分析，而管理決策資料大多會被假設為是屬於 Gaussian 分布的，因此我們將 G 函數定義為 $G(y) = \exp(-y^2/2)$ 。此外，在眾多用來求解 ICA 模式的演算法中，由於 Hyvärinen (1999) 所提出的 FastICA 演算法具有良好的運算效率，因此常被研究者所使用 (Hyvärinen et al., 2001; David & Sanchez, 2002)，在本研究中，我們也使用 FastICA 演算法進行解混合矩陣的估計工作。

參、研究設計及模擬分析

一、研究設計

誠如前言，為解決變項資料間存在高度相關性的問題，本研究將先利用 ICA 方法來進行資料的轉換，即透過 ICA 的技術將個別獨立訊號由觀測資料中分離出來；之後再將分離出來的個別獨立訊號，整合至第二階段的 DEA 模式，以確實了解各決策單位的相對效率值。圖 1 為本研究之研究架構。其

中，由於 DEA 模式是使用 ICA 所萃取出之獨立成份(IC)做為變項資料，因此所估計出的差額分析值必須經由轉換始能確實了解效率低落單位的需改善空間。在本研究中，我們根據方程式(4)裏 X (即本研究中之原始變數) 與 S (即本研究中所萃取出之 IC 變數)的關係，將 DEA 模式所估計出之差額分析值 r_i ，以 $\hat{\beta}_i = r_i A_i^{-1}$ 轉進行轉換，並以 $\hat{\beta}_i$ 作為效率低落單位需改善的確實差額。

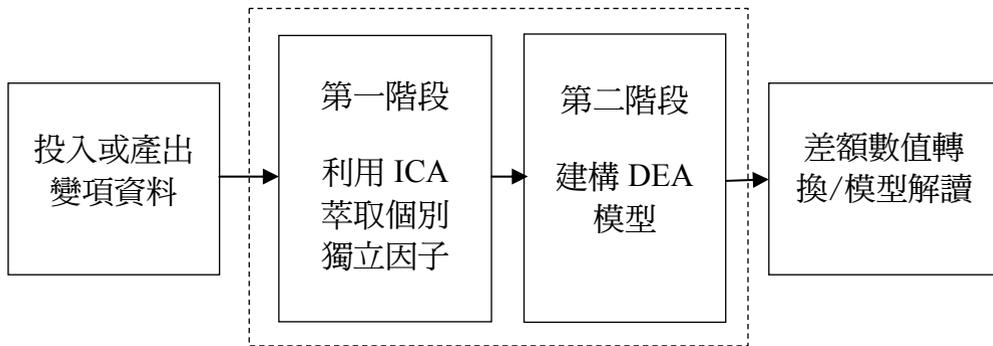


圖1 研究架構

資料來源：本研究整理

二、模擬分析

在這一節中我們使用模擬實驗，衡量本研究所提出 ICA-DEA 方法的有效性。在實驗中，我們除了模擬具有不同相關程度的變數數值外，也將 ICA-DEA 方法所估計出之係數與其他方法(如 DEA)所估計出之結果進行比較。其中，DEA 所代表的是忽略變數間的相關性，直接以 DEA 模式進行估計。而 ICA-DEA 則代表以獨立成分分析法處理投入變項間之相關性後，再將萃取出之獨立成分代入 DEA 模式中，成為新的投入變項，並運用 DEA 模式進行效率值的估計。

為了能與文獻之結果相比較，我們參考了 Adler & Yazhemsy (2010) 論文中模擬 Cobb–Douglas 生產函數的機制：先根據生產函數形式 $\ln Y_i = X_i \beta + \varepsilon_i$ ，在 $\beta = \{0.25, 0.2, 0.09, 0.09, 0.09, 0.09, 0.09, 0.09, 0.09\}$ 的情形下，使用九個隨機變數 $x_1, x_2, x_3, x_4, x_5, x_6, x_7, x_8, x_9$ 產生出其對應之生產函數值。其中 Y_i 為產出， X_i 為投入變數， $\varepsilon_i \sim \text{iid } N(0,1)$ 是用來解釋決策單位生產未達效率前緣的部份。有關九個隨機變數的邊際機率分配，我們將其假設為 $\text{uniform}[-1,1]$ 。此外，變數間相關性情境(scenario) 的模擬，我們是以三個

三個變數為一組來進行資料的產生，例如當 x_1, x_2, x_3 變數間具有高度相關性情境時，我們假設其 Kendall Rank Correlation 符合 $r(x_1, x_2)=-0.8, r(x_1, x_3)=-0.8, r(x_2, x_3)=-0.8$ 之關係。亦即，三個隨機變數的共變異為 $cov(x_1, x_2)=0.3, cov(x_1, x_3)=-0.3, cov(x_2, x_3)=-0.3$ 。而當其具有低度相關性之情境時，我們則是假設三個變數的 Kendall Rank Correlation 符合 $r(x_1, x_2)=0.15, r(x_1, x_3)=-0.15, r(x_2, x_3)=-0.15$ 之關係。同理可產生 x_4, x_5, x_6 變數及 x_7, x_8, x_9 變數之數值。而同組間三個變數的相依性是根據 Kurowicka & Cooke (2006) 所提出的 D-vine 方法來加以控制。

每一組模擬資料，我們都在 50 個決策單位的情況下，產生 200 組模擬數據。此外，我們也參考了 Adler & Yazhensky (2010) 控制模擬資料中包含資訊比例的方法，根據使用獨立成份或變數個數的多寡，將資料依資訊比例分成 100%, 96%, 92%, 88%, 84% 及 80% 等六種。而針對每一種資料下的每一組的模擬數據，我們都利用兩種不同方法 (DEA 和 ICA-DEA)，在係數 $\beta = \{0.25, 0.2, 0.09, 0.09, 0.09, 0.09, 0.09, 0.09, 0.09\}$ 的情形下，進行各決策單位的效率值估計。相關的估計結果，分別整理如表 1 與表 2。

根據表 1 的數據我們可以發現，當 DEA 模型中投入變數相關性高時，ICA-DEA 方法的錯誤辨別率較單純使用 DEA 方法的錯誤辨別率為低。而當 DEA 模型中投入變數相關性低時 (表 2 之數據)，由於 ICA-DEA 方法將選擇所有的變數，因此兩種方法 (DEA 和 ICA-DEA) 所估計的誤判率並無顯著差異。換言之，本研究所提出的 ICA-DEA 估計方法，在模型解釋變數相關性低時，其估計結果可以與傳統的 DEA 估計方法相抗衡。

表 1 高相關投入變項下，不同資訊包含比例的 DMU 誤判結果

方法		無效率 DMU 的誤判率		有效率 DMU 的誤判率	
		ICA-DEA*	DEA*	ICA-DEA*	DEA*
資訊包含 比例 ≥	100	9.384	11.973	0	0
	96	5.983	8.057	0	0
	92	4.382	6.193	0	0
	88	4.001	5.820	1.412	1.725
	84	3.295	4.717	1.001	1.401
	80	2.810	3.979	0.721	1.005

*DEA 模式是假設為固定規模報酬的基準(constant return-to-scale, CRS)

資料來源：本研究整理

表2 低相關投入變項下，不同資訊包含比例的DMU誤判結果

方法		無效率 DMU 的誤判率		有效率 DMU 的誤判率	
		ICA- DEA *	DEA *	ICA- DEA *	DEA *
資訊包含 比例 ≥	100	7.623	7.621	0	0
	96	5.012	5.252	0	0
	92	3.897	4.116	0	0
	88	3.768	3.953	0	0
	84	3.139	3.272	0.218	0.225
	80	2.715	2.763	0.155	0.123

*DEA 模式是假設為固定規模報酬的基準(constant return-to-scale, CRS)

資料來源：本研究整理

肆、實證結果

一、資料說明

台灣地區半導體產業的分工體系十分完整，從上游至下游分別是設計、光罩製造、晶圓處理、封裝、測試、導線架。而基於上市、上櫃公司財務資料具公信力且易於取得的考量下，本研究之研究對象以台經院產經資料庫中半導體封測類別之半導體公司為取樣範圍。之後，我們再根據資料的完整性，並考量在應用 DEA 模式進行分析時，決策單位資料必須具有「同質性」關係的條件，在取樣資料中，篩選出 2007 年至 2010 年平均資本額在 40.3 億~67.3 億間的 12 家公司作為本研究的研究標的。本研究在選取半導體產業績效評估之投入產出項目時，主要是透過國內外研究半導體績效之文獻資料 (Leach & Hodges, 1996; Carbone & Semicond, 2000; Weber, 2004; Wena et al., 2012)，將以往對於電子業績效相關文獻中所提出可作為績效考核之項目，加以歸納及整理後決定以營業費用、固定資產、研發費用、員工人數等變數作為投入項目；以營業收入淨額及股東權益總額做為產出項目；且所有資料皆為該年度下的期末資料。有關各變數之定義及解釋整理如表 3。

此外，為了驗證投入與產出項間的相關性是否符合等幅擴張性(isotonicity)的假設，我們針對原始投入與產出資料進行pearson相關係數計算(如表4所示)。表4的結果顯示，投入與產出變數間呈現高度相關，且具等幅擴張性。這表示當投入變數值增加時，產出變數值應隨之增加。此外，從表4

應用 ICA 與 DEA 方法評估半導體產業封測領域公司經營績效—以台灣中型半導體封測廠為例

的數據我們也發現投入變數間及產出變數間皆呈現高度相關的情形。由於 DMUs 投入項間之相關係數值大多大於或接近 0.8，而這樣的關係誠如文獻 (Adler & Yazhemsky, 2010) 所指出，是會造成傳統 DEA 模式在計算效率值上的偏差，因此我們先使用 ICA 方法針對原始投入項資料進行獨立變數的萃取作業。

表3 投入/產出項變數定義及解釋

變數名稱	投入/產出別	變數定義及解釋
營業費用	投入	銷售過程中所發生的費用，主要包含研發費用支出、推銷費用、管理費用與總務費用
固定資產	投入	根據公司資產負債表，為土地成本、房屋及建築成本、機器及儀器設備成本、其他設備成本、在建工程及預付款、資產重估增值、累計折舊等合計數
研發費用	投入	研發設計活動所產生的人事費、事務費、維護費、材料費及其他費用
員工人數	投入	公司員工人數的總和，包括管理人員、研發人員、營業人員和封測人員等
營業收入淨額	產出	本期內因經常營業活動而銷售貨品或提供勞務等所獲得的收入，扣除營業收入退回及折讓
股東權益總額	產出	本期內股東對企業淨資產的權利，為全部資產減全部負債後的淨資產

資料來源：本研究整理

表4 投入產出項之相關分析

	營業費用	固定資產	研發費用	員工人數	營業收入淨額	股東權益總額
營業費用	1.0000					
固定資產	0.7905	1.0000				
研發費用	0.9307	0.8397	1.0000			
員工人數	0.8217	0.7706	0.6867	1.0000		
營業收入淨額	0.8745	0.9459	0.9127	0.8395	1.0000	
股東權益總額	0.8249	0.8777	0.9184	0.7002	0.9449	1.0000

資料來源：本研究整理

二、效率分析結果比較

本研究分別以DEA和ICA-DEA兩種方法，估計12家半導體封測廠商在2007-2010年的效率值。其中，DEA代表單純以DEA模式進行效率值估計；而ICA-DEA則代表先以獨立成份分析法分別針對投入變數及產出變數進行資料的萃取，之後再將萃取出之獨立成份當作新的投入及產出變項，運用DEA模式進行效率值估計。在決定新的投入及產出變項個數部份(即決定獨立訊號個數)，文獻建議根據各獨立成份負熵值的高低來進行選擇。在本研究中，我們根據 Hyvärinen (1999) 所提出的負熵近似函數(方程式(7))在使用 $G(y) = \exp(-y^2/2)$ 的情況下，個別計算投入變項及產出變項的獨立成份負熵值。相關的結果顯示投入變項及產出變項資料集的負熵值陡坡(scree plot)跳躍量最大處分別為2與1，因此我們將其獨立成份個數(即新的投入及產出變項個數)分別設為2和1。

在DEA模式的選擇部分，使用者通常會考量兩個因素，一為分析之目的；二是投入、產出之屬性。就本研究之分析目的而言，我們除了希望可以分析比較出國內 12 家半導體封測廠商之整體效率值外，亦期望能瞭解造成廠商無效率之原因，因此我們將利用固定規模報酬模式 (Constant Returns to Scale, CRS) -- CCR 模式分析出總體效率值(若其值愈高，表示該廠商之效率愈高)，也將應用變動規模報酬模式 (Variable Return to Scale; VRS) -- BCC 模式分析出技術效率值(代表每家分析廠商，在實際產出規模下，其投入資源可否作最佳運用，以獲致投入極小而效率極大的結果)。此外，對封測廠商而言，由於營業費用等投入變項為封測廠商績效良窳之重點，例如，初步降低非必要的營業費用，比廠商分析出績效結果後再追求營業收入或股東權益的上升更容易實行，因此在本研究中我們採用投入導向的CCR與BCC模式來進行分析求解。

有關DEA和ICA-DEA兩種方法的相關分析結果整理如表5所示。根據表中之數據，我們發現無論是針對那一個年度的資料，使用ICA-DEA方法所估計出之有效率DMU個數皆小於使用DEA方法所估計者。其中2007-2010年使用DEA方法所估計出之有效率DMU個數為(8, 6, 7, 7)，而使用ICA-DEA方法所估計出之有效率DMU個數為(5, 4, 5, 4)。此外，根據DEA和ICA-DEA所估計出效率值的敘述統計結果，我們得知採用ICA-DEA方法所求得之各單位效率值標準差較使用單純使用DEA方法者大。且採用ICA-DEA方法所求得之各

單位效率值之平均數，也較單純使用DEA方法者來得小。這樣的結果都代表了採用ICA-DEA方法確實能解決變數資料間存在高度相關性所產生的問題，同時也能有效提昇DMU在效率值排序上的鑑別度。

三、ICA-DEA 方法下半導體封測業效率分析

在本節中，我們針對運用ICA-DEA方法所分析出之各單位總技術效率、技術效率及規模效率進行說明。相關的分析結果整理如表6所示。有關各廠商無效率之原因以及其規模報酬分別描述如下：

2007 年共有 5 間公司總技術效率值達到 1，其中DMU₇、DMU₈、DMU₉、DMU₁₀ 總技術效率未達1，主要是因為規模效率不佳，所以業者應根據市場的實際情況調整生產，切勿盲目擴大生產促使效率更趨下降；至於DMU₂、DMU₃、DMU₅ 總技術效率未達1的原因，則是其技術效率不佳所導致。這些廠商應強化內部稽核，以瞭解是否存在決策錯誤，及其發生原因。

2008 年共有 4 間公司總技術效率值達到 1，其中DMU₂、DMU₄、DMU₅、DMU₈、DMU₉、DMU₁₀、DMU₁₁ 總技術效率未達 1，主要也是因為規模效率不佳，所以業者應根據市場的實際情況調整生產；至於DMU₃ 總技術效率未達1的原因，則是其技術效率不佳所導致。這些廠商應強化內部稽核，以發掘是否存在決策錯誤的事情。

2009 年共有 5 間公司總技術效率值達到 1，剩餘七間公司 (DMU₂、DMU₃、DMU₅、DMU₈、DMU₉、DMU₁₀、DMU₁₁) 總技術效率未達1，主要是因為規模效率不佳，所以業者應根據市場的實際情況調整生產，切勿隨意擴大生產。最後 2010 年共有 4 間公司總技術效率值達到 1，其中剩餘的七間公司(DMU₂、DMU₃、DMU₄、DMU₈、DMU₉、DMU₁₀、DMU₁₁) 總技術效率未達1是因為規模效率不佳所導致；唯一一間因技術效率不佳導致總技術效率未達1的公司為DMU₅。

四、差額變數分析

本研究使用 CCR 模式分析出之差額變數及總效率值進行投影分析，以瞭解國內半導體產業封測領域廠商在2007年至2010年間之經營效率及其在投入資源上之改善空間。由公式 $X_{ik}^* = \theta^* X_{ik} - s_i^{-*}$ 我們可計算出各廠商管理控制之目標，即建議之投入量 X_{ik}^* 。其中 θ^* 為該DMU之總效率值，而 X_{ik} 為原投

入變數， s_i^{-*} 為差額變數。我們根據分析之結果配合各封測領域廠商之原始投入資料進行差額變數分析，其差額變數代表著相對無效率的封測領域廠商為提升相對效率時，所應減少的投入量。亦即，建議之投入改善 ΔX_{ik} ，可藉由公式 $\Delta X_{ik} = X_{ik} - X_{ik}^*$ 求得。

相關的分析結果整理如表7所示，以2007年之DMU₂而言，投入之營業費用及研發費用分別建議應減少195611千元及10801千元。經差額變數分析後，本研究將12家半導體封測類別公司之投入變數依建議值重新進行DEA 效率評估，以驗證此分析結果是否為最佳調整值。結果顯示總效率值皆呈現最佳效率值等於1，而差額變數也皆為0。在BCC 模式部份之技術效率、規模效率皆呈最佳效率值1，相對的規模報酬亦皆為固定規模報酬。

由於本研究假設前提與應用限制，論文中所提出之方法僅適用於同性質較高之研究樣本。換言之，本研究方法只提供「相對性」的效率分析而非「絕對性」的效率評鑑，因此被認定效率值為1（亦即最佳效率）的單位未必一定就是真的有效率的單位。求得無效率的DMU，則必須進一步利用差額變數分析調整其投入變數，始能將其效率值提升至相對有效率的結果。

表5 2007-2010 年度DEA與ICA-DEA效率值分析結果

	DEA					ICA-DEA						
	2007	2008	2009	2010	2007	2008	2009	2010	2007	2008	2009	2010
平均效率值	0.926	0.882	0.875	0.893	0.804	0.831	0.830	0.853	0.804	0.831	0.830	0.853
效率值標準差	0.153	0.114	0.116	0.101	0.201	0.166	0.176	0.130	0.201	0.166	0.176	0.130
最大效率值	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
最小效率值	0.762	0.815	0.837	0.839	0.562	0.615	0.553	0.657	0.562	0.615	0.553	0.657
有效率 DMU 個數	8	6	7	7	5	4	5	4	5	4	5	4
DMU 總數	12	12	12	12	12	12	12	12	12	12	12	12
有效率 DMU 百分比	66.7	50.0	58.3	58.3	41.7	33.3	41.7	33.3	41.7	33.3	41.7	33.3

資料來源：本研究整理

表6 2007-2010 年度各單位效率值

DMUs	總技術效率				技術效率				規模效率				規模報酬			
	2007	2008	2009	2010	2007	2008	2009	2010	2007	2008	2009	2010	2007	2008	2009	2010
1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	-	-	-	-
2	0.562	0.687	0.613	0.657	0.562	0.836	0.722	1	1	0.822	0.849	0.657	irs	drs	drs	drs
3	0.584	0.615	0.553	0.751	0.584	0.615	0.554	1	1	1	0.998	0.751	-	-	-	drs
4	1	0.969	1	0.940	1	1	1	1	1	0.969	1	0.940	-	drs	-	drs
5	0.863	0.793	0.901	0.769	0.863	0.909	0.902	0.769	1	0.872	0.999	1	-	drs	drs	-
6	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	-	-	-	-
7	0.863	1	1	1	0.988	1	1	1	0.874	1	1	1	drs	-	-	-
8	0.641	0.754	0.799	0.803	0.777	1	1	1	0.825	0.754	0.799	0.803	drs	drs	drs	drs
9	0.573	0.621	0.643	0.709	0.587	0.630	0.656	0.718	0.976	0.986	0.980	0.987	drs	drs	drs	drs
10	0.566	0.618	0.660	0.742	0.590	0.637	0.677	0.821	0.959	0.970	0.975	0.904	irs	drs	drs	drs
11	1	0.912	0.795	0.863	1	0.916	0.816	0.874	1	0.996	0.974	0.987	-	irs	irs	irs
12	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	-	-	-	-

drs:規模報酬遞減狀態、irs:規模報酬遞增 -:最適規模

資料來源：本研究整理

表7 無效率DMU差額變數分析結果

年度	DMU	營業費用 (千元)	固定資產 (千元)	研發費用 (千元)	員工人數 (人)
2007	2	195611	0	10801	0
2007	3	40166	0	0	0
2007	5	76256	0	0	0
2007	7	31734	51368	0	0
2007	8	107004	0	25630	375
2007	9	46060	0	40665	0
2007	10	0	0	24335	0
2008	2	169836	0	0	696
2008	3	43499	304189	0	0
2008	5	109763	0	0	355
2008	9	14921	115465	0	0
2008	10	0	0	18836	5
2008	11	156601	1718447	5036	0
2009	2	149009	0	0	429
2009	3	19023	0	0	0
2009	5	85810	19010	0	0
2009	9	59515	50507	0	0
2009	10	0	0	21041	54
2009	11	40844	1376152	11142	0
2010	5	152110	916364	0	0
2010	9	56933	0	1127	0
2010	10	0	0	23040	60
2010	11	43226	885781	15076	0

資料來源：本研究整理

五、生產力變動分析

在本節中，我們將針對半導體封測產業的12家公司，以麥氏生產力指數探討它們在2007年至2010年間生產力及跨期效率的平均變動情形，並藉以瞭解它們在各個年度效率與生產力的成長及衰退。通常，所謂的總要素生產力變動(total factor productivity change, TFPCH)可分解成效率變動(efficiency change, EFFCH)與技術變動(technical change, TECHCH)兩個部分，其中效率變動是指受評公司經營效率相較於產界效率之變動水準，表示業者經營效率之改善效果，若改善速度優於業界，則稱效率進步；若改善速度不及業界，

則稱效率衰退；而技術變動則指產業生產邊界的移動。此外，效率變動亦可分成純技術效率(pure technical efficiency change, PECH)與規模效率(scale efficiency change, SECH)兩部分，且效率變動為純技術效率與規模效率之乘積。研究者可根據上述效率間的關係分析出總要素生產力衰退之主要原因。有關本研究中各DMU在不同年度間各種效率指標的變動結果彙整如表8-10所示。詳細的描述分別整理如下。

表8 2007-2008 年度各DMU生產力變動表

DMU	效率變動	技術變動	純技術效率	規模效率	生產力指數
1	1.000	1.062	1.000	1.000	1.062
2	1.222	0.928	1.487	0.822	1.134
3	1.052	0.981	1.053	1.000	1.032
4	0.969	0.901	1.000	0.969	0.873
5	0.918	0.950	1.053	0.872	0.873
6	1.000	1.016	1.000	1.000	1.016
7	1.000	0.887	1.000	1.000	0.887
8	1.176	0.894	1.287	0.914	1.051
9	1.085	1.048	1.074	1.011	1.138
10	1.092	0.899	1.079	1.012	0.982
11	0.912	1.010	0.916	0.995	0.921
12	1.000	1.085	1.000	1.000	1.085

資料來源：本研究整理

表9 2008-2009 年度各DMU生產力變動表

DMU	效率變動	技術變動	純技術效率	規模效率	生產力指數
1	1.000	0.975	1.000	1.000	0.975
2	0.893	0.934	0.864	1.034	0.834
3	0.900	0.938	0.900	1.000	0.844
4	1.032	0.934	1.000	1.032	0.964
5	1.137	0.903	0.993	1.146	1.027
6	1.000	0.995	1.000	1.000	0.995
7	1.000	1.026	1.000	1.000	1.026
8	1.061	0.966	1.000	1.061	1.024
9	1.035	0.973	1.042	0.993	1.007
10	1.068	0.937	1.063	1.005	1.000
11	0.872	0.983	0.891	0.978	0.857
12	1.000	1.304	1.000	1.000	1.304

資料來源：本研究整理

表10 2009-2010 年度各DMU生產力變動表

DMU	效率變動	技術變動	純技術效率	規模效率	生產力指數
1	1.000	1.065	1.000	1.000	1.065
2	1.071	1.109	1.384	0.774	1.188
3	1.356	1.079	1.807	0.751	1.463
4	0.940	1.106	1.000	0.940	1.040
5	0.853	1.175	0.853	1.000	1.002
6	1.000	0.991	1.000	1.000	0.991
7	1.000	1.433	1.000	1.000	1.433
8	1.005	1.144	1.000	1.005	1.150
9	1.102	1.070	1.094	1.007	1.179
10	1.124	1.107	1.214	0.926	1.244
11	1.086	1.019	1.071	1.014	1.106
12	1.000	1.033	1.000	1.000	1.033

資料來源：本研究整理

(一) 2007 年至 2008 年之生產力變動

經核對表6及表8之分析結果顯示，2008年底止已有6家封測領域廠商達技術效率，表示半數封測領域廠商已無進步空間，惟DMU₁₁之純粹技術效率却呈現技術退步的情形，表示該公司應強化內部稽核，以瞭解是否存在決策錯誤，及其發生的原因。此外，DMU₉、DMU₁₀是2007年至2008年規模調整效益較佳的公司，其中除DMU₂、DMU₄、DMU₅、DMU₈、DMU₁₁ 仍未進步至最適狀態外，其餘DMU₁、DMU₆、DMU₇、DMU₁₂ 公司的純粹技術及規模均已具備效率。不過，整體而言，2007年至2008年封測領域業者普遍呈現規模效率退步的窘境，且2008年底已有6家封測領域廠商已呈現規模報酬遞減的現象，故封測市場逐漸步入成熟市場後，業者應轉而重視規模效率，並進一步根據市場的實際情況調整生產，盲目的擴大生產會使得效率下降。

(二) 2008 年至 2009 年之生產力變動

在2008年至2009年期間，有6家封測領域廠商達技術效率，但仍有半數封測領域廠商的技術效率無任何進步。此外，相較於2007年至2008年期間，2008年至2009年有更多廠商(如 DMU₂、DMU₅、DMU₁₁)的純粹技術效率呈現技術退步的情形，表示更多的公司應強化其內部查核的作業，以修正其公司決策。針對公司規模調整效益部份，分析結果顯示DMU₂、DMU₄、DMU₅、

應用 ICA 與 DEA 方法評估半導體產業封測領域公司經營績效—以台灣中型半導體封測廠為例

DMU₈、DMU₁₀已有顯著的進步(其主要原因可能在於這一些DMU在新的年度裡有致力於公司規模的調整)，DMU₁₁ 則尚未進步至最適狀態，而DMU₉則有衰退的情形。至於純粹技術及規模均達有效率的公司則與2007年至2008年期間相同，有DMU₁、DMU₆、DMU₇、DMU₁₂等四家公司。整體而言，封測領域業者在2008年至2009年仍持續呈現規模效率退步的窘境，截至2009年底仍有5家封測領域廠商呈現規模報酬遞減的現象，因此根據市場的實際情況調整生產更顯得是件刻不容緩的事。

(三) 2009 年至 2010 年之生產力變動

相對於2008年至2009年，2009年至2010年期間，有更多的封測領域廠商(8家)達到技術效率的水準，只剩下四家封測領域廠商的技術效率無進步。此外，於2009年至2010年期間，只剩下1家封測領域廠商(DMU₅)的純粹技術效率呈現技術退步的情形，這表示大多數的公司皆已適當的管控其內部作業，以至於在公司決策上有顯著進步。公司規模調整效益方面，則顯示DMU₂、DMU₃、DMU₁₀呈現退步的情形。其中，DMU₂與DMU₁₀顯然在2009年至2010年期間，又開始忽略掌控公司規模的重要性，僅有DMU₁₁在微幅進步。在純粹技術效率及規模效率部分，DMU₁、DMU₆、DMU₇、DMU₁₂等四家公司仍與前兩年相同，皆為有效率之公司。至於封測領域業者規模效率退步的窘境在2009年至2010年仍持續惡化中，截至2010年底有6家封測領域廠商呈現規模報酬遞減的現象，因此根據市場的實際情況調整生產已是該產業最重要也是最急於解決的問題之一。

伍、結論與建議

台灣半導體產業在國家經濟發展過程中，扮演著極重要的角色，其經營之良窳與資訊電子相關產業之發展，存在著密不可分的關係。而近年來，由於產業競爭及相關資源日趨有限的情況下，國內半導體業之經營也越來越加競爭，因此如何有效運用有限的資源以達到最大的效率，已成為各家廠商極力追求的目標。本研究以半導體產業封測領域之中型廠商為例，運用資料包絡分析法(DEA) 探討其在2007年至2010年間的經營效率。此外，由於在使用DEA方法時，變項資料間所存在的高度相關性，常導致傳統DEA模式產生無

法有效區別有效率決策單位與無效率決策單位的問題 (Adler & Yazhemsky, 2010)，因此我們特別提出獨立成份分析法，對原始投入變項及產出變項進行獨立變數的萃取。為說明提出方法的有效性，我們除了使用蒙地卡羅模擬法 (Monte Carlo Simulation) 來進行模擬分析外，也針對12家台灣半導體產業上市櫃封測領域廠商之財務相關資料進行實證研究。

分析結果不僅證實，獨立成份分析法可有效降低DEA模式中投入變項間及產出變項間的相關性，也發現在2007年，DMU₇、DMU₈、DMU₉、DMU₁₀ 因規模效率不佳而導致無效率，DMU₂、DMU₃、DMU₅ 的績效不佳導因於技術效率無效率；在2008年，DMU₂、DMU₄、DMU₅、DMU₈、DMU₉、DMU₁₀、DMU₁₁ 因規模效率不佳而導致無效率，DMU₃ 則係技術效率無效率所導致；在2009年，DMU₂、DMU₃、DMU₅、DMU₈、DMU₉、DMU₁₀、DMU₁₁ 皆因規模效率不佳而導致無效率；在2010年，DMU₂、DMU₃、DMU₄、DMU₈、DMU₉、DMU₁₀、DMU₁₁ 因規模效率不佳而導致無效率，而DMU₅ 的績效不佳的原因在於技術效率無效率。總體來說，各廠總技術效率不佳，除了是因為市場之規模報酬已呈現逐漸遞減的情形外，多家廠商純粹技術效率的退步也是其中的主因。各廠商除了要根據市場的實際情況努力調整生產外，亦應適當的管理其內部作業及注意資源、規模的配置以避免純技術效率的降低。

在後續研究方面，由於本研究在評估封測廠的績效時，主要是以射線的方式來進行，而事實上，除了射線的方式外還有其他非射線的技術(例如 Russell-measure, non-oriented slack-based measure等方法)可應用，因此後續研究者可以嘗試使用非射線方法，在允許每一投入和產出各自產生其最適當應調整比例的情況下，進行封測廠的績效評估。此外，在考量DMUs必須具有「同質性」關係的條件下，本研究所使用的資料樣本並未將台灣所有的封測廠商納入評估。後續研究者或許可以嘗試使用meta-frontier的方式，針對規模不一的DMUs進行經營績效分析，以避免資料樣本不足所造成的問題。

參考文獻

- 李明德，2008，以資料包絡分析法分析半導體封裝測試廠經營績效，逢甲大學工業工程與系統管理學研究所碩士論文。(Lee, M. T., 2008, **A study of operational efficiency of DEA for assembly and testing house**, Master Thesis, Feng-Chia University.)
- 陳玲君，2012，2012 半導體工業年鑑，初版，新竹：工業技術研究院產業經濟與趨勢研究中心。(Chen, L. C., 2012, **2012 Semiconductor industry yearbook**, 1st, Hsinchu, TW: Industrial Economics and Knowledge Center, Industrial Technology Research Institute of Taiwan.)
- Adler, N. and Yazhemsy, E., 2010, "Improving discrimination in data envelopment analysis: PCA-DEA or variable reduction," **European Journal of Operational Research**, Vol. 202, No. 1, 273-284.
- Andersen, P. and Petersen, N. C., 1993, "A procedure for ranking efficient units in data envelopment analysis," **Management Science**, Vol. 39, No. 10, 1261-1264.
- Banker, R. D., Charnes, R. F., and Cooper, W. W., 1984, "Some Models for Estimating Technical and Scale Inefficiencies in Data Envelopment Analysis," **Management Science**, Vol. 30, No. 9, 1078-1092.
- Bartlett, M. S., Movellan, J. R., and Sejnowski, T. J., 2002, "Face recognition by independent component analysis," **IEEE Transactions Neural Networks**, Vol. 13, No. 6, 1450-1464.
- Beasley, J. E., 1990, "Comparing university departments," **Omega International Journal of Management Science**, Vol. 18, No. 2, 171-183.
- Beckmann, C. F. and Smith, S. M., 2004, "Probabilistic Independent Component Analysis for Functional Magnetic Resonance Imaging," **IEEE Transactions on Medical Imaging**, Vol. 24, No. 2, 137-152.
- Beckmann, C. F., 2012, "Modeling with independent components," **Neuroimage**, Vol. 62, No. 2, 891-901.
- Carbone, T. A. and Semicond, F., 2000, "Measuring efficiency of semiconductor manufacturing operations using data envelopment analysis. ", **IEEE 2000 Advanced Semiconductor Manufacturing Conference and Workshop**, Boston, USA.
- Charnes, A. and Cooper, W. W., 1962, "Programming with linear fractional functions," **Naval Research Logistics Quarterly**, Vol. 9, No. 3-4, 181-186.
- Charnes, A., Cooper, W. W., and Rhodes, E., 1978, "Measuring the efficiency of decision making units," **European Journal of Operational Research**, Vol. 2, No. 6, 429-444.
- Chen, W. C., Chien, C. F., and Chou, M. H., 2008, "Economic efficiency analysis of wafer fabrication facilities. ", **Proceedings of the 2009 Winter Simulation Conference**,

- Miami, USA.
- Chueh, H. E. and Jheng, J. Y., 2012, "Applying data envelopment analysis to evaluation of Taiwanese solar cell industry operational performance," **International Journal of Computer Science & Information Technology**, Vol. 4, No. 4, 1-8.
- Cichocki, A. and Amari, S., 2002, **Adaptive Blind Signal and Image Processing: Learning Algorithms and Applications**, 1st, New York: John Wiley & Sons, Inc.
- Comon, P., 1994, "Independent component analysis: a new concept?" **Signal Processing**, Vol. 36, No. 3, 287-314.
- Cover, T. M. and Thomas, J. A., 1991, **Elements of Information Theory**, 2nd, New York: John Wiley & Sons, Inc.
- David, V. and Sanchez, A., 2002, "Frontiers of research in BSS/ICA," **Neruocomputing**, Vol. 49, No. 1-4, 7-23.
- Déniz, O., Castrillón, M., and Hernández, M., 2003, "Face recognition using independent component analysis and support vector machines," **Pattern Recognition Letters**, Vol. 24, No. 13, 2153-2157.
- Dulá, J. H. and Hickman, B. L., 1997, "Effects of excluding the column being scored from the DEA envelopment LP technology matrix," **Journal of the Operational Research Society**, Vol. 48, No. 10, 1001-1012.
- Dyson, R. G. and Thanassoulis, E., 1988, "Reducing weight flexibility in data envelopment analysis," **Journal of the Operational Research Society**, Vol. 39, No. 6, 563-576.
- Eloyan, A. and Ghosh, S. K., 2013, "A semi-parametric approach to source separation using independent component analysis," **Computational Statistics & Data Analysis**, Vol. 58, No. 1, 383-396.
- Farrar, D. E. and Glauber, R. R., 1967, "Multicollinearity in regression analysis: the problem revisited," **Review of Economics and Statistics**, Vol. 49, No. 1, 92-107.
- Farrell, M. J., 1957, "The measurement of productive efficiency," **Journal of the Royal Statistical Society**, Vol. 120, No. 3, 253-281.
- Fried, H. O., Lovell, C. A. K., Schmidt, S. S., and Yaisawarng, S., 2002, "Accounting for environmental effects and statistical noise in data envelopment analysis," **Journal of Productivity Analysis**, Vol. 17, No. 1-2, 157-174.
- Fried, H. O., Schmidt, S. S., and Yaisawarng, S., 1999, "Incorporating the operating environment into a nonparametric measure of technical efficiency," **Journal of Productivity Analysis**, Vol. 12, No. 32, 49-267.
- Guo, Y., 2011, "A general probabilistic model for group independent component analysis and its estimation methods," **Biometrics**, Vol. 67, No. 4, 1532-1542.
- Huang, M. Y. and Huang, S. Y., 2010, "Productivity evaluation of Taiwanese semiconductor companies using a three-stage Malmquist DEA approach," **Journal of Applied Economics**, Special Issue, 31-57.
- Hyvärinen, A. and Oja, E., 2000, "Independent component analysis: Algorithms and

- applications,” **Neural Networks**, Vol. 13, No. 4, 411-430.
- Hyvärinen, A., 1999, “Fast and robust fixed-point algorithms for independent component analysis,” **IEEE Transactions on Neural Networks**, Vol. 10, No. 3, 626-634.
- Hyvärinen, A., Karhunen, J., and Oja, E., 2001, **Independent Component Analysis**, 1st, New York: John Wiley & Sons, Inc.
- Kurowicka, D. and Cooke, R. M., 2006, **Uncertainty Analysis and High Dimensional Dependence Modeling**, 1st, New York: John Wiley & Sons, Inc.
- Leach, R. C. and Hodges, D. A., 1996, “Benchmarking semiconductor manufacturing,” **IEEE Transactions on Semiconductor Manufacturing**, Vol. 9, No. 2, 158-169.
- Lee, T. W., 1998, **Independent Component Analysis: Theory and Application**, 1st, Boston: Kluwer Academic Publishers.
- Liu, W. F. and Wang, P. H., 2008, “DEA Malmquist productivity measure: Taiwanese semiconductor companies,” **International Journal of Production Economics**, Vol. 112, No. 1, 367-379.
- Roll, Y. W. and Golany, B., 1991, “Controlling factor weights in DEA,” **IIE Transactions**, Vol. 23, No. 1, 2-9.
- Shen, C. W., Cheng, M. J., and Chi, M. C., 2009, “Measurement of Production Efficiency in Semiconductor Assembly House: Approach of Data Envelopment Analysis” in Soomro, S. (ed.), **Engineering the Computer Science and IT**, First Edition, New Delhi, IN: In-Teh, 465-476.
- Silva, E. and Lansink, O. A., 2013, “Dynamic efficiency measurement: a directional distance function approach.” Unpublished Manuscript, Wageningen University.
- Silva, E. and Stefanou, S., 2003, “Nonparametric Dynamic Production Analysis and the Theory of Cost,” **Journal of Productivity Analysis**, Vol. 19, No. 2, 5-32.
- Silvey, S. D., 1969, “Multicollinearity and imprecise estimation,” **Journal of the Royal Statistical Society**, Vol. 31, No. 3, 539-552.
- Thrall, R. M., 1996, “Duality, classification and slacks in DEA,” **The Annals of Operations Research**, Vol. 66, No. 1, 109-138.
- Tone, K., 2001, “A slacks-based measure of efficiency in data envelopment analysis,” **European Journal of Operational Research**, Vol. 130, No. 3, 498-509.
- Tone, K., 2002, “A slacks-based measure of super-efficiency in data envelopment analysis,” **European Journal of Operational Research**, Vol. 143, No. 1, 32-41.
- Vigario, R., Sarela, J., Jousmaki, V., Hamalainen, M., and Oja, E., 2000, “Independent component approach to the analysis of EEG and MEG recordings,” **IEEE Transactions on Biomedical Engineering**, Vol. 47, No. 5, 589-593.
- Weber, C., 2004, “Yield learning and the sources of profitability in semiconductor manufacturing and process development,” **IEEE Transactions on Semiconductor Manufacturing**, Vol. 17, No. 4, 590-596.
- Wena, H. C., Huanga, J. H., and Cheng, Y. L., 2012, “What Japanese semiconductor

enterprises can learn from the asset-light business model for sustainable competitive advantage,” **Asian Business & Management**, Vol. 11, No. 5, 615-649.

Zhu, J., 2001, “Super-efficiency and DEA sensitivity analysis,” **European Journal of Operational Research**, Vol. 129, No. 2, 443-455.

作者簡介

呂正欽

國立台北科技大學工商管理研究所經營管理博士，目前任職於經濟部工業局，並為國立台北科技大學經營管理系兼任助理教授。呂博士研究領域為人力資源、訓練績效評估、經營績效評估、科技創新，曾發表論文於 Journal of the Operational Research Society, Project Management Journal, The IEEE International Conference on Industrial Engineering and Engineering Management 等國際學術期刊。

E-mail: cclu@moeaidb.gov.tw

高凌菁

美國俄亥俄州立大學行銷學博士，目前為國立台北科技大學經營管理系副教授。高博士研究領域為應用統計、資料分析及行銷研究，曾發表論文於 European Journal of Operational Research, Journal of the Operational Research Society, Knowledge-Based Systems 及 Neurocomputing 等國際學術期刊。

E-mail: lingjingkao@ntut.edu.tw

傅新彬

目前任職於國立高雄第一科技大學行銷與流通管理系教授，傅教授畢業於國立交通大學工業工程與管理研究所博士班，傅博士目前主要研究領域為企業電子化，經營績效評估，服務業作業管理，傅博士目前已經發表60幾篇國際學術期刊之論文。

E-mail: hpfu@nkfust.edu.tw