

第三章 研究方法

本章將介紹本研究的理論基礎，以及本研究所使用的方法理論，最後說明這些理論與方法如何應用在本研究當中。

第一節：生產理論

Farrell(1957)提出一種無母數生產效率前緣估計法，無須預設生產函數的形式，而使用線性規劃的方式估計出廠商生產效率前緣。其概念為從所有廠商中，找出相對最有效率的廠商，以這些廠商的生產活動組成生產效率前緣，以此模式評估，僅需要所有廠商之生產活動，也就是投入、產出的資訊即可。

如第二節所述，本研究初步設計為多產出、多投入之生產活動： $Y(\text{生產能力, 週轉能力, 工作態度, 工作表現, 個人成長, 工作環境}) = f(\text{各種類訓練投入數})$ 其中各種類訓練投入包含「研發創新與製程改善」、「專業技能」、「全國性或國際性認證」與「策略、經營與其他課程」。然而，產出各項為員工每人表現或廠商的平均表現，投入變數應以每位員工為單位來衡量會比較恰當，因此改以「各種類訓練投入數」除以該廠商「員工數」當作新的投入變數，定義為「人均訓練投入數」，因此新的生產函數設計為：

$$Y(\text{生產能力, 週轉能力, 工作態度, 工作表現, 個人成長, 工作環境}) = f(\text{各種類人均訓練投入數})$$

在第四章的實證分析也將以此生產函數的概念進行資料包絡分析。

第二節：傳統資料包絡分析法

一、效率分析

Charnes、Cooper 與 Rhodes(1978)以 Farrell(1957)所提出的效率前緣概念發展效率評估模型，設定在固定規模報酬下，以投入導向(input-oriented)的觀點使用線性規劃衡量決策單位(Decision Making Unit; DMU)行為的效率，一般簡稱其為 CCR 模型，資料包絡分析法也因此誕生。Banker、Charnes 與 Cooper(1984)放寬 CCR 模型對於規模報酬的假設，使規模報酬得以變動，提出我們俗稱的 BCC 模型，以包絡模式表示如下：

$$\begin{aligned} \text{Min } & h - \varepsilon \left(\sum_{i=1}^m s_i^- + \sum_{r=1}^s s_r^+ \right) \\ \text{s.t. } & hx_{i0} - \sum_{j=1}^n x_{ij} \lambda_j - s_i^- = 0, \quad i=1, \dots, m \\ & \sum_{j=1}^n y_{rj} \lambda_j - s_r^+ = y_{r0}, \quad r=1, \dots, s \\ & \sum_{j=1}^n \lambda_j = 1 \\ & \lambda_j, s_i^+, s_r^- \geq 0, \quad \forall i, j, r \end{aligned}$$

h : 受評決策單位0之效率值
 y_{r0} : 受評決策單位0之第 r 項產出
 x_{i0} : 受評決策單位0之第 i 項投入
 y_{rj} : 決策單位 j 之第 r 項產出
 x_{ij} : 決策單位 j 之第 i 項投入
 s_i^- : 投入差額(input slack)
 s_r^+ : 產出差額(output slack)

λ_j : 決策單位 j 之活動強度
 s : 產出數
 m : 投入數
 n : DMU數
 ε : 非阿基米德數(non-archimedean number)

若將上述數學規劃中限制式 $\sum_{j=1}^n \lambda_j = 1$ 去掉，則為 CCR 模型。

我們以圖 3-1 簡單說明 CCR 與 BCC 求得效率值的不同。圖 3-1 中 P 點為一單一投入、單一產出的生產活動，以投入導向的觀點， P_c 為 P 點在 CCR 模型下具效率的生產投影點， P_v 則是 P 點在 BCC 模型下具效率的生產投影點：

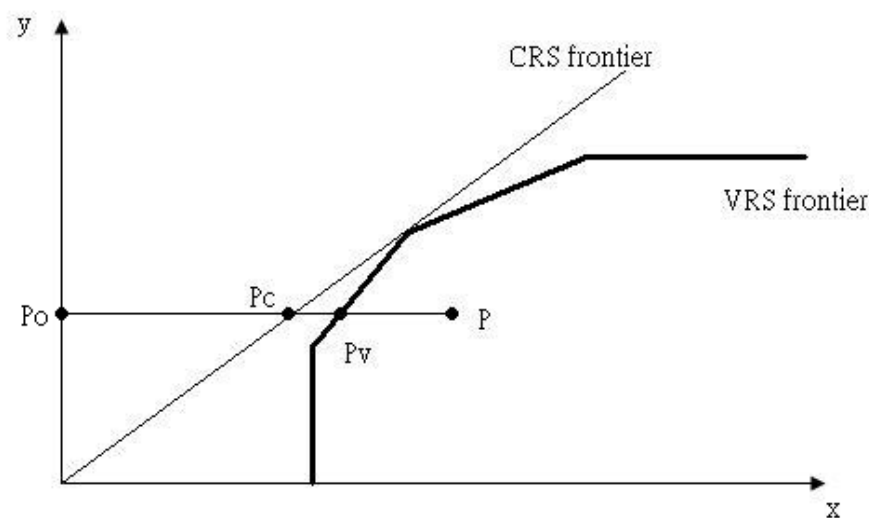


圖 3-1：CCR 與 BCC 模型效率比較

由 BCC 模型求得之效率值為純技術效率(pure technical efficiency; PTE)，而 CCR 模型則為整體技術效率(overall technical efficiency; OTE)。以圖 3-1 的例子來說，投入導向分析下整體技術效率為 $\overline{PoPc} / \overline{PoP}$ ，純技術效率為 $\overline{PoPv} / \overline{PoP}$ 。整體技術效率除了純技術效率之外，還包含了規模效率(scale efficiency; SE)的概念，整體技術效率、純技術效率、規模效率的關係可以用下列式子表示：

$$\text{整體技術效率} = \text{純技術效率} \times \text{規模效率}$$

因此規模效率可以用上式以 CCR、BCC 模型之效率值間接算出，當

固定規模報酬發生時，規模效率有最大值 1。以圖 3-1 的例子，投入導向分析下規模效率為 $\overline{\text{PoPc}}/\overline{\text{PoPv}}$ 。

二、差額分析

包絡模式中的 s_i^- 與 s_r^+ 為投入 i 與產出 r 之非射線差額(non-radial slack)， $(1-h)x_{io}$ 則為受評決策單位 0 第 i 投入之射線差額。決策單位可透過減少射線差額的投入量，達到 Farrell 效率邊界的投入水準，同時投入若再縮減 s_i^- 、產出再增加 s_r^+ ，即可達到 Koopmans(1951)所定義的效率水準。下圖以固定規模報酬，雙投入、單一產出的生產架構解釋投入差額，A、B、C 為三生產活動，A'、B'、C' 分別為其效率投影點，而 A' 與 C' 可透過投入縮減 s_1^- 與 s_2^- 的量，達到 Koopmans 效率 A''、C''。

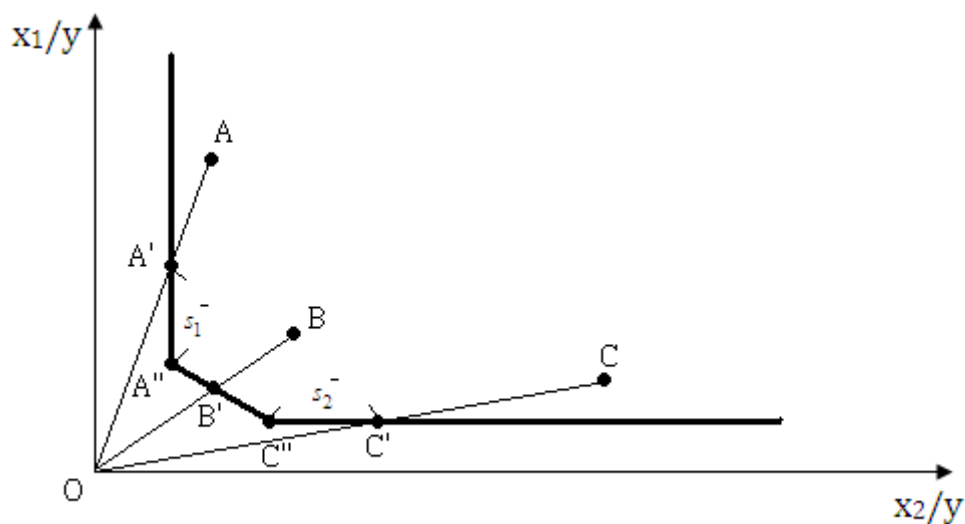


圖 3-2：差額與 Koopmans 效率

第三節：模糊資料包絡分析法(Fuzzy DEA)

大多數的學術研究方法，是以明確的數值為基礎，發展成一套令人信服的理論供後人使用於實證研究，但是現實生活中，資訊並非總是明確，例如要描述「一小時 34 分鐘」這麼長的一段時間，但往往因為某些限制，造成描述者無法知道或表達得如此仔細，描述者只能回答「大約一個半小時」，甚至只回答「很久」，若我們直接將這種不明確的資訊導入這些理論方法，可能會產生過多的誤差，使研究的可信度降低，因此 Zadeh (1965) 提出模糊理論，將不明確的資訊予以量化，並分析這些量化資料的特性，以便研究者在導入研究方法時，能充分了解這些不明確的資料在此研究方法會產生哪些不一樣的結果。

由第一節可以知道，傳統資料包絡分析法必須在投入、產出值皆為精確數值(crisp data)的前提下進行分析，因此開始有學者提出投入、產出可以是不精確資料(imprecise data)的包絡分析法，但是這些模型通常只適用於某些特定的情況，於是 Kao 與 Liu (2000a) 發展出一套適用性廣的模糊資料包絡分析法，可以用於本研究，因此在本節將介紹 Kao 與 Liu 在 2000 年所發表的模型。¹

Kao 與 Liu(2000a)假設所有決策單位的投入、產出均可以使用模

¹ 模型中涉及模糊理論的元素，如模糊數、歸屬函數、 α -截集等，於附錄簡單說明。

糊數 \tilde{x}_i 、 \tilde{y}_r 表示，其分數線性規劃模式之 BBC 模型如下：

$$\begin{aligned} \text{Max } \tilde{E}_0 &= \frac{\sum_{r=1}^s u_r \tilde{y}_{r0} - u_0}{\sum_{i=1}^m v_i \tilde{x}_{i0}} \\ \text{s.t. } \frac{\sum_{r=1}^s u_r \tilde{y}_{r0} - u_0}{\sum_{i=1}^m v_i \tilde{x}_{i0}} &\leq 1, j = 1, \dots, n \\ u_r, v_i &\geq \varepsilon > 0, r = 1, \dots, s, i = 1, \dots, m \end{aligned}$$

\tilde{E}_0 :受評決策單位0之模糊效率值

模糊數（如本研究所使用的語意變數）不同於精確數值，無法直接進行數學規劃求解，因此必須透過 α -截集的概念，將模糊數轉換成以精確數值表達的形式進行分析：在 α -水準等於 α 的條件下，我們從模糊投入與產出 \tilde{x}_i 、 \tilde{y}_r 的歸屬函數 $\mu_{\tilde{x}_i}$ 、 $\mu_{\tilde{y}_r}$ 找出歸屬程度大於等於 α 的模糊投入與產出集合，以區間數值取代原來的模糊數，也就是模糊投入、產出之 α -截集，如下式：

$$\begin{aligned} (\tilde{x}_{ij})_\alpha &\in \left[(x_{ij})_\alpha^L, (x_{ij})_\alpha^U \right] \\ (\tilde{y}_{rj})_\alpha &\in \left[(y_{rj})_\alpha^L, (y_{rj})_\alpha^U \right] \end{aligned}^2$$

因此效率值的上、下界可以簡略使用下列數學規劃問題求得：

² 其上、下界之值為明確數值，故不加上「 \sim 」符號。

$$\begin{aligned}
(E_0)_\alpha^L &= \text{Min } E_0(x, y) \\
\text{s.t. } & (x_{ij})_\alpha^L \leq x_{ij} \leq (x_{ij})_\alpha^U, \forall i, j \\
& (y_{rj})_\alpha^L \leq y_{rj} \leq (y_{rj})_\alpha^U, \forall r, j \\
(E_0)_\alpha^U &= \text{Max } E_0(x, y) \\
\text{s.t. } & (x_{ij})_\alpha^L \leq x_{ij} \leq (x_{ij})_\alpha^U, \forall i, j \\
& (y_{rj})_\alpha^L \leq y_{rj} \leq (y_{rj})_\alpha^U, \forall r, j
\end{aligned}$$

以受評決策單位 0 的角度來看，其效率值下界 $(E_0)_\alpha^L$ 會發生在自己投入值最大、產出值最小，其他受評單位投入值最小、產出值最大的時候；效率值上界 $(E_0)_\alpha^U$ 則會發生在自己投入值最小、產出值最大，其他受評單位投入值最大、產出值最小的時候，因此上式可以改寫如下：

$$\begin{aligned}
(E_0)_\alpha^L &= \text{Max } \frac{\sum_{r=1}^s u_r (y_{r0})_\alpha^L - u_0}{\sum_{i=1}^m v_i (x_{i0})_\alpha^U} \\
\text{s.t. } & \frac{\sum_{r=1}^s u_r (y_{r0})_\alpha^L - u_0}{\sum_{i=1}^m v_i (x_{i0})_\alpha^U} \leq 1 \\
& \frac{\sum_{r=1}^s u_r (y_{rj})_\alpha^U - u_0}{\sum_{i=1}^m v_i (x_{ij})_\alpha^L} \leq 1, \forall j \neq 0 \\
& u_r, v_i \geq \varepsilon > 0, r = 1, \dots, s, i = 1, \dots, m
\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
(E_0)_\alpha^U &= \text{Max} \frac{\sum_{r=1}^s u_r (y_{r0})_\alpha^U - u_0}{\sum_{i=1}^m v_i (x_{i0})_\alpha^L} \\
\text{s.t.} \quad &\frac{\sum_{r=1}^s u_r (y_{r0})_\alpha^U - u_0}{\sum_{i=1}^m v_i (x_{i0})_\alpha^L} \leq 1 \\
&\frac{\sum_{r=1}^s u_r (y_{rj})_\alpha^L - u_0}{\sum_{i=1}^m v_i (x_{ij})_\alpha^U} \leq 1, \forall j \neq 0 \\
&u_r, v_i \geq \varepsilon > 0, r = 1, \dots, s, i = 1, \dots, m
\end{aligned}$$

因此就算投入、產出為不明確的模糊數值，我們透過調整受評決策單位與其他決策單位的投入、產出數值上下界，仍然可以在不同的 α -水準下，求得受評決策單位的整體技術效率以及純技術效率值上下界。最後我們再透過「整體技術效率=純技術效率×規模效率」的式子算出該 α -水準下之規模效率上下界，算法為：

規模效率下界=整體技術效率下界/純技術效率上界

規模效率上界= $\min[1, \text{整體技術效率上界}/\text{純技術效率下界}]$

計算規模效率上界時，我們取 1 與「整體技術效率上界除以純技術效率下界」之中小者，原因是某廠商的整體技術效率上界有可能會大於純技術效率下界，如此「整體技術效率上界除以純技術效率下界」值會大於 1，為了將規模效率上界限制在 1 以下，才做這樣的處理。

第四節：實證分析架構

本節將綜合第二節與附錄的內容，說明本研究如何導入模糊理論，從轉換問卷的產出資訊成為模糊數，到最後進行模糊資料包絡分析。以下圖來表示本研究數據的分析架構：

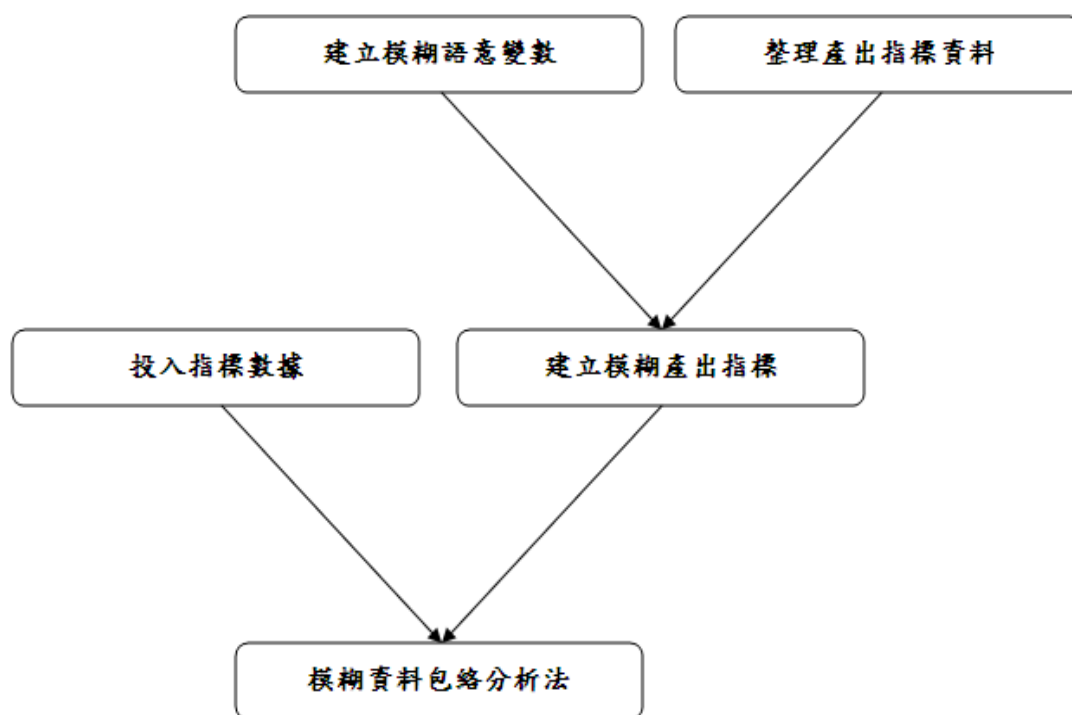


圖 3-3：本研究數據分析架構

一、 建立模糊語意變數：

本研究問卷採用李克特七尺度(Likert 7-level scale)量表衡量產出指標，因此參考 Chen(1992)以及 Chen 與 Klein(1997)所列舉的語意變數歸屬函數，將問卷所使用的李克特七尺度語意變數轉換成三角模糊數。

本研究所設計的模糊語意變數，以三角模糊數形式(a,b,c)具體表

示成：明顯變差=(0,0,0.2)，變差=(0, 0.2, 0.4)，稍微變差
 =(0.3, 0.4, 0.5)，沒有改變=(0.4, 0.5, 0.6)，稍微改善
 =(0.5, 0.6, 0.7)，改善=(0.6, 0.8, 1)，明顯改善=(0.8, 1, 1)。其歸屬
 函數為：

$$\mu_{\text{訓練成效語意變數}}(x) = \begin{cases} \frac{x-a}{b-a}, & x \in [a, b] \\ 1, & x=b \\ \frac{c-x}{c-b}, & x \in [b, c] \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}$$

若以「一」~「七」代表「明顯變差」~「明顯改善」，則各語意變數的歸屬函數圖示如下：

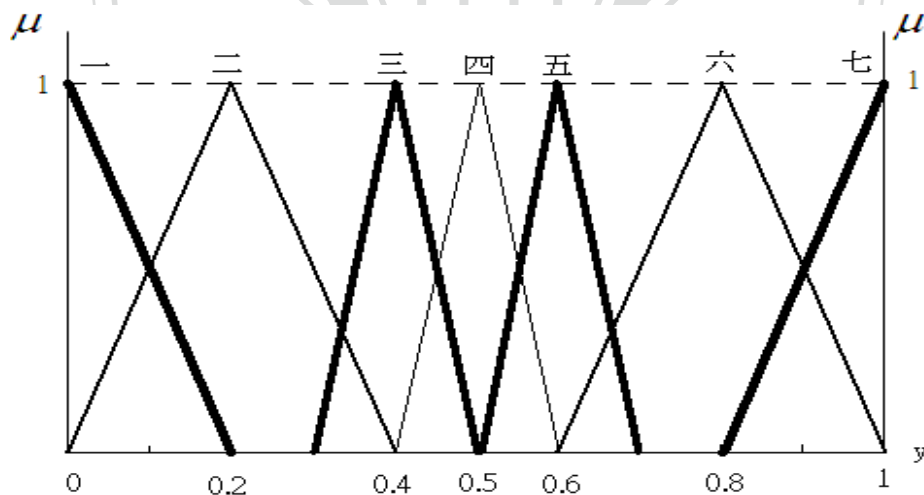


圖 3-4：本研究建立之語意模糊數

語意變數如此設定有以下特性：相較於「稍微變差」與「稍微改善」比較接近「沒有改變」，「明顯變差」、「變差」與「稍微變差」有明顯差別，「改善」、「明顯改善」與「稍微改善」有明顯差別；選擇「變

差」、「改善」者明顯與選「沒有改變」者不同，因此「變差」、「改善」與「沒有改變」設定成沒有交集，也就是在所有 α 水準下，「變差」、「改善」與「沒有改變」之間沒有任何模糊地帶；問卷說明中請填答者程度介於「明顯變差」、「稍微變差」者勾選「變差」，程度介於「稍微改善」、「明顯改善」者勾選「改善」，因此勾選「變差」、「改善」者對於該程度的判斷較無把握，因此「變差」、「改善」的區間設定較其他等級寬。

二、建立模糊產出指標：

問卷收集完畢後，整理各產出指標之問項結果，將問卷之語意變數依上述方法轉換成模糊數，並計算各產出指標所包含問項結果之模糊平均數，做為產出指標。例如要計算 $\alpha=0.1$ 下「工作環境」產出指標值，問卷使用第四部份問答方面的第 1、2、3、31、32、33、34、35、36 題衡量此產出，某廠商在這幾題七尺度量表的回應分別為 4、4、4、5、5、4、4、6、6，尺度 4、5、6 分別為「沒有差別」、「稍微改善」、「改善」，其在 $\alpha=0.1$ 下的 α -截集分別為 $(0.41, 0.59)$ 、

$(0.51, 0.69)$ 、 $(0.62, 0.98)$ ，因此該廠商的「工作環境」產出指標值為：

$$(0.41, 0.59) \otimes \left(\frac{5}{9}, \frac{5}{9}\right) \oplus (0.51, 0.69) \otimes \left(\frac{2}{9}, \frac{2}{9}\right) \oplus (0.62, 0.98) \otimes \left(\frac{2}{9}, \frac{2}{9}\right) = (0.478, 0.698)$$

於小數點第三位取概數得到產出指標值在 $\alpha=0.1$ 的 α -截集下界

0.479、上界 0.699。

三、 模糊資料包絡分析：

接著使用 Kao 與 Liu (2000a) 提出之模糊資料包絡分析模型進行分析，在 α -水準等於 0、0.1、0.3、0.5、0.7、0.9、1 七個水準下，算出六項產出指標的上下界，配合四項投入指標數據，以 DEA-Solver Pro. 2.1 版軟體計算效率值的上下界，最後使用 Chen 與 Klein(1997) 的模糊數排序法對模糊效率值排序。

四、 問卷信度與效度

問卷可以用來當作測量的工具，而測量工具是否量測到我們實際欲衡量的特性（效度），以及所衡量的結果是否穩定（信度），這兩個問題是研究者使用問卷時需要注意的(張紹勳, 1990)，因此以下將陳述本研究問卷的效度與信度。本研究寄發問卷 176 份，回收 89 份，其中有效問卷 85 份，回收率 48.3%。母體 176 間廠商中，北部地區（台北、桃園、新竹、苗栗縣市）有 31 間，中部地區（台中、彰化、南投縣市）118 間，南部地區（嘉義、台南、高雄縣市）27 間。有效問卷 85 份中，有 14 份來自北部地區廠商，中部地區 62 份，南部地區 9 份。

（一）效度

本問卷指標從多位學者專家研究中整理出來，並且勞委會職訓局也有實際使用這些變數衡量企業教育訓練的執行成果，因此本問卷內

容已具有表面效度。

(二) 信度

為了檢驗信度，本問卷設計複本信度的檢定架構，建議廠商由兩位填卷者填寫，問卷內容完全相同，85 家廠商所填寫的有效問卷中，有 48 家廠商是由兩位填卷者填寫，其餘只由一人填寫。由兩位填卷者填寫之問卷，其產出指標處理方法先將語意變數轉換成模糊數，再進行平均。正、複本問卷之六項產出指標³相關係數分別為：0.77、0.78、0.84、0.73、0.73、0.76，皆大於 0.7，因此通過複本信度檢驗。

³ 六項產出指標分別為：「生產能力」、「週轉率」、「工作態度」、「工作表現」、「個人成長」與「工作環境」。