



# 部分最小平方路徑分析法在教育研究上的應用

潘瑛如／國立台灣師範大學科技應用與人力資源學系博士研究生  
方崇雄／國立台灣師範大學科技應用與人力資源學系教授

## 摘要

自從1973年Jöreskog導入以分析共變數(covariance)為基礎的結構方程式(structural equation model, SEM)之後，這種分析方法已被研究者廣泛採用，主要原因之一在於應用軟體普及所產生的優勢，如LISREL、AMOS、EQS等。但是這種以共變數為基礎的分析方法並非處理結構方程式的唯一方式，尚有其他替代分析方法也可以解決這類問題，如部份最小平方分析法(partial least squares, PLS)即為一例。相關應用軟體的缺乏是這些替代分析法未能普及的重要原因，但是這些技術上的困難近年來已有突破，所以運用PLS分析法所進行的學術研究與著作也日益增加。本文旨在為這種分析方法提供一個簡單易懂的介紹，PLS不但可以進行傳統的SEM分析，在某些情況下甚至比傳統分析法更具優勢。行文將儘量避免過度呈現數學細節，以概念性的方式介紹PLS分析法，並以一個簡單的例子說明PLS分析法的優點。期盼讀者能從本文得到PLS分析法的基本知識，能對閱讀相關研究報告與進行有關PLS研究有所助益。

**關鍵詞：**結構方程式、部份最小平方法、共變數、變異數、反映性指標、形成性指標

## 一、前言

統計分析方法已被廣泛應用來從事社會科學的研究。雖然分析方法繁多，仍可依其特性歸納為幾個時期。第一代的方法以分析實際資料結果或確認理論假設為基礎，如以迴歸為基礎的分析方式（如複迴歸、羅吉斯迴歸、變異數分析等）、因素分析或群集分析等都屬於第一代的技巧。各種不同領域的學者運用這些方法產生的重要研究結論形塑了我們今日看待世界方式，如Spearman（Spearman, 1904）在心理學上以因素分析對智力所進行的研究，Hofstede（Hofstede, 1983）在社會學上利用因素分析與群集分析對跨文化所進行的研究，以及Altman（Altman, 1968）在管理學領域以區別分析對預測企業倒閉所進行的研究等都是很好的範例。但是，這些方法都存在三個共同的限制：(1)提出一個過度簡化的模型(至少在迴歸分析就是如此)、(2)假設所有變項都可觀察到或測量到、(3)所有變項的測量都沒有誤差存在的假設。

這些假設是第一代分析方法成立的重要依據。但是現實世界的情況通常不會如此單純，Jacoby（1978）指出「我們生活在一個複雜、多變量的世界、只將其中一兩個變項獨立出來研究其影響，相對而言並不自然，也不合理」，雖然模式的建立總是意謂著忽略某些現實面（Shugan, 2002），但是這種以迴歸分析為基礎的假設對更複雜與更實際的



情境分析而言太過侷限。舉例來說，這種限制在研究中介變項與調節變項時尤其明顯（Baron & Kenny, 1986），這些現實反映了第一個假設成立的困難。關於第二個假設，McDonald提到一個變項只有在其值可以透過真實世界抽樣實驗得到才可稱為「可觀察到的」（McDonald, 1996）。因此，任何不能直接觀察到的變項必須被視為「無法觀察到的」（Dijkstra, 1983），這種定義方式說明了只有一小部份的變項可被認為是「可觀察到的」，如年齡與性別等。相反地，很多作用與特質通常只能以間接方式觀察到，如智力、人格等。第三個關於變項測量沒有誤差的假設，我們必須謹記任何真實世界的測量值一定會伴隨著某種程度的誤差，這些誤差來自於隨機誤差與系統誤差兩方面（Bagozzi, Yi & Phillips, 1991）。因此，一道測量题目的得分反映出變項的真實分數（true score）、隨機誤差（random error）與系統誤差（systematic error）三部份的總和（Churchill Jr, 1979），第一代技巧嚴格來說只適用於沒有隨機誤差與系統誤差的情況下，可惜這種情況在真實世界中極為罕見。

為了克服這些第一代技巧的限制，越來越多的研究者開始採用結構方程式做為替代方案，比起只分析自變項與依變項間單一層次關聯的迴歸分析法，結構方程式這種第二代的技巧可同時模式化多個自變項與依變項間的關係（Kline, 2005）。因此，依變項與自變項間的區別就不再那麼涇渭分明，但是仍可將潛在變項分成外生性與內生性，其差別在於前者不能被所提出的模式加以解釋（即永遠被視為自變項），而後者可以被模式中所包含的關係所解釋（Diamantopoulos, 1994）。除此之外，結構方程式讓研究者得以透過測量指標變項（也稱為題項、顯示變項或觀察到的測量）建構無法觀察到的變項，也可以明確地模式化可觀察變項的測量

誤差（Chin, 1998a），因此，它克服了第一代技巧的諸多限制，給研究者以統計的方法驗證事先決定的理論與測量假設彈性（即驗證性分析）（Chin, 1998a）。

一般來說，結構方程式有兩種估計參數的方式：以共變數為基礎的分析法與以變異數為基礎的（或稱以成份為基礎，components-based）分析法。特別是以共變數為基礎的結構方程式，在過去數十年間已獲得高度評價，對很多社會學家而言，以共變數為基礎的分析法等於是結構方程式的同義詞（Chin, 1998b）。雖然有數種不同的工具可以用來進行這種分析，但由Jöreskog在1975年所發展的李斯雷爾（LISREL）程式變成最受歡迎的分析工具（Jöreskog & Sorbom, 1996），因此LISREL一詞有時也被當成是以共變數為基礎的結構方程式的代名詞。

本文的重點在於對另一種結構方程式的分析方式，即以變異數為基礎的分析法進行介紹，並針對其中的部分最小平方分析法（以下簡稱PLS）做較為詳細的說明，與其他已發表的文章相較（Tenenhaus, Vinzi, Chatelin & Lauro, 2005），本文的重點在於以簡單易懂的方式去呈現這個主題，讓沒有很多統計學知識，特別是結構方程式背景的初學者也能夠了解。本文亦嘗試回答在何種情況下研究者應該選用以變異數為基礎的分析方法，因為在這些條件下以共變數為基礎的分析方法有其限制，並討論PLS的優缺點並與傳統分析法進行比較。

為了達成此目的，本文安排如下：下一章節，我們將對結構方程式進行一段簡短的介紹以做為了解結構方程式的必要背景，接下來進入本文的主題，對PLS分析法進行介紹，包括原理、參數估計、統計假設及其限制，最後根據PLS的適用性推薦適合用來進行結構方程式分析的情況以總結本文。



## 理論、結構方程式與指標

如本文開始所提到的，結構方程式可用來以實際資料檢驗理論假設的正確性，為了

了解結構方程式，充分了解其理論架構有其必要性。以圖 1 為例，即可用來描述研究模型中不同參數間關係的三組方程式。

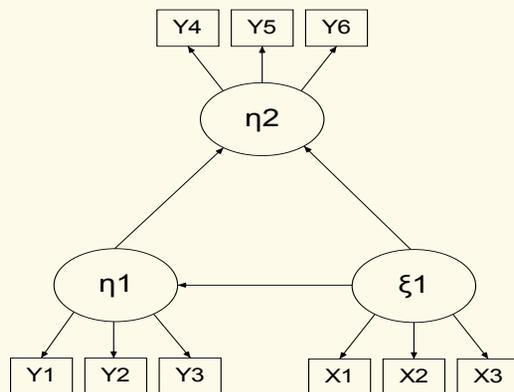


圖1 理論與路徑圖之間的關係

$\eta$  (eta) 潛在內生變項； $\xi$  (ksi) 潛在外生變項（即自變項）； $\zeta$  (zeta) 隨機誤差random disturbance term； $\gamma$  (gamma) 路徑係數，代表潛在外生變項對潛在內生變項的影響； $\beta$  (beta) 路徑係數，代表潛在內生變項對潛在內生變項的影響； $\phi$  (phi) 兩潛在外生變項之關聯； $y_i$  內生觀察變項變項指標； $\varepsilon_i$  (epsilon) 內生觀察變項指標之測量誤差； $\lambda y_i$  (lambda y) 內生變項指標之負荷量； $x_i$  外生變項指標； $\delta_i$  (delta) 外生變項指標之測量誤差； $\lambda x_i$  (lambda x) 外生變項指標變項負荷量。

第一組將外生變項的指標 ( $x$ ) 連結到其測量誤差 ( $\delta$ ) 及其所屬的潛在外生變項 ( $\xi$ )：

$$\begin{aligned} x_1 &= \lambda x_{11} \xi_1 + \delta_1 \\ x_2 &= \lambda x_{21} \xi_1 + \delta_2 \\ x_3 &= \lambda x_{31} \xi_1 + \delta_3 \end{aligned}$$

第二組描述內生觀察變項指標間的關係 ( $z, y$ )，其測量誤差 ( $\varepsilon$ )，及潛在內生變項 ( $\eta$ )：

$$\begin{aligned} y_1 &= \lambda y_{11} \eta_1 + \varepsilon_1 \\ y_2 &= \lambda y_{21} \eta_1 + \varepsilon_2 \\ y_3 &= \lambda y_{31} \eta_1 + \varepsilon_3 \\ y_4 &= \lambda y_{42} \eta_2 + \varepsilon_4 \\ y_5 &= \lambda y_{52} \eta_2 + \varepsilon_5 \\ y_6 &= \lambda y_{62} \eta_2 + \varepsilon_6 \end{aligned}$$

最後一組處理潛在內生 ( $\eta$ ) 與外生變項 ( $\xi$ ) 間的關係：

$$\begin{aligned} \eta_1 &= \gamma_{11} \xi_1 + \zeta_1 \\ \eta_2 &= \beta_{21} \eta_1 + \gamma_{21} \xi_1 + \zeta_2. \end{aligned}$$

與剛提出的等式相較，隨機擾動 (random disturbance terms)  $\zeta$  非反應測量誤差而是「方程式中的誤差 (errors in equations)」與「反應隨機擾動 (random



disturbances) , 指內生觀察變項不能被自變項完美解釋」 (Diamantopoulos, 1994) 。

利用矩陣代數，這三組等式也可以如下的方式表示：

$$x = \Lambda x \xi + \delta, (1)$$

$$y = \Lambda y \eta + \varepsilon, (2)$$

$$\eta = B \eta + \Gamma \xi + \zeta (3)$$

結果成為一組理論的方程式 (等式 3) , 代表無法觀察到的假設與理論定義。而測量方程式 (等式 1 與 2) , 代表相關的規則 (Bagozzi & Phillips, 1982) 。理論方程式也被稱為結構模式 (structural model) , 而測量方程式建構測量模式 (measurement model) , 兩者的結合即為結構方程式。

一般來說，指標可分成兩種：(1)

由構面所決定的反映性(reflective)指標與 (2) 形成或改變無法觀察到的變項的形成性 (formative) 指標 (亦稱為原因測量) (Bollen & Lennox, 1991) , 如圖 2 所示。以數學式來表示，其差異變得明顯。其中反映性指標可以其與潛在變項的關聯方程式來表示：

$$y_1 = \lambda_{y1} \eta_1 + \varepsilon_1$$

$$y_2 = \lambda_{y2} \eta_1 + \varepsilon_2$$

$$y_3 = \lambda_{y3} \eta_1 + \varepsilon_3$$

或利用矩陣代數，

$$y = \Lambda y \eta + \varepsilon$$

而形成性指標則不受潛在變項影響而是影響潛在變項，所以

$$\xi_1 = \gamma_{x1} x_1 + \gamma_{x2} x_2 + \gamma_{x3} x_3 + \zeta.$$

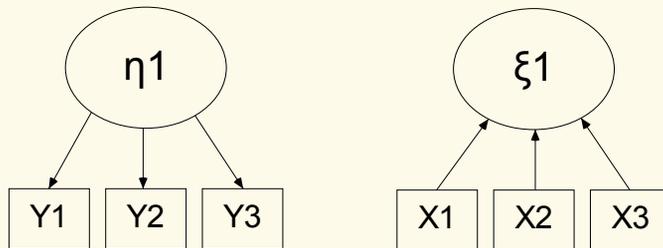


圖 2 反映性與形成性指標

形成性指標與反映性指標的主要差異為：反映性指標間應具高度相關 (因為都取決於相同的潛在變項) , 而相同構面的形成性指標間則可以有正、負或零相關 (Hulland, 1999) , 即一個指標的改變並不必然意謂著其他指標類似方向的改變 (Chin, 1998a) 。

一個潛在變項如果為反映性指標所構成，當任一指標有所變動時，則會連帶影響其他的指標，因為所有的指標是受該潛在變

項所影響。例如中學生個人特質之「樂觀進取」變項，反映出個人願意接受挑戰工作，喜歡照自己的意思做事，做事情會堅持有毅力，得分越高者代表其自我信任能力越高 (陳李綢, 2008) 。相對來說，如果潛在變項為形成性指標所構成時，指標會影響潛在變項而潛在變項並不會對個別的指標有影響。例如學生的課業壓力是由上課時數、考試次數、作業數量等所形成，課業壓力大不意味著學生要同時上很多課，考很多試、寫



很多作業一只要其中任何一個項目單獨發生都足以增加其課業壓力。一般而言，如果潛在變項是人格特質或態度，就應該使用反映性變項；而形成性指標在構面被認為是「指標的解釋組合時更合適」（Fornell & Bookstein, 1982）。PLS 是唯一可以處理同時具有反映性及形成性指標的模型，因為一般以共變數矩陣進行估計的結構方程模型軟體，如 LISREL 與 AMOS 等僅可處理反映性指標的模型（黃元鶴，2007）。

### 三、PLS分析：基本概念與其假設

如本文開始所強調的，有兩種估計結構方程式參數的方法，即以共變數為基礎的方法與以變異數為基礎的方法，其中以共變數為基礎的方法「試圖將樣本共變數與理論預測共變數間的差距最小化」。因此，參數估計的重點在於重現觀察到的測量所形成的共變數矩陣（Chin & Newsted, 1999）。因為以共變數為基礎的分析法已非常普遍，相關介紹文章不勝枚舉，唯詳述這種方法不在本文範圍內，有興趣的讀者可參考 Diamantopoulos（1994）精闢且易懂的見解。後續也會提到這種方法的某些部份，特別是強調研究者可能要優先選用以變異數為基礎而非以共變數為基礎的情況。

PLS 首次由 Wold（H. Wold, 1975）以 NIPALS（nonlinear iterative partial least squares，非線性遞迴最小平方法）的名義提出，重點在最大化自變項所解釋的依變項變異量，而不是再現實際的共變數矩陣。如同其他結構方程式，PLS 模式亦包含反應潛在變項間關係的結構部份（Structural model），以及顯示潛在變項如何與其指標產生關聯的測量部分（measurement model）。但特別的是它還有第三個部份，

即用來估計潛在變項個案值（case value）的權重關係（Chin & Newsted, 1999）。

有別於以共變數為基礎的分析法先估計模式參數（Dijkstra, 1983），PLS 從計算個案值開始。為了達到這個目的，將無法觀察到的潛在變項以其實際指標的線性組合加以估計（Fornell & Bookstein, 1982）。其次，PLS 將這些估計出的個案值視為潛在變項的替代品，接著再估計用來決定這些個案值的權重，使得產生的個案值能對所預測的依變項獲取最多有用的自變項變異量（Garthwaite, 1994），因為模式中所有測量到變項的變異量都是應該加以解釋的有用變異。利用這些權重，即可計算其指標的加權平均數以決定每個潛在變項的值，形成一個所有潛在變項都以一組個案值逼近的模式，可利用一組簡單的普通最小平方迴歸加以估計。因此，PLS 的基本概念相當簡單：一、估計連接指標與其所對應潛在變項的加權關係；二、根據指標的加權平均計算每個潛在變項的個案值；最後，利用這些個案值以一組迴歸方程式來決定結構關係的係數（Fornell & Bookstein, 1982）。

由上可知 PLS 分析最關鍵的部份就是權重關係的估計。當然，假設所有指標權重都相同會比較簡單，但這種方式有兩個缺點：

（一）所有指標權重都相同在理論上沒有根據，因為可以假設結構模式所產生的參數估計值取決於加權的方式，至少在指標數沒有過大時（McDonald, 1996），權重相等的假設使結果變得非常武斷。

（二）誠如 Chin 等人（2003）所強調的，這種程序未考慮某些指標可能比其他指標更可信，而應該得到更多權重的事實。

因此，PLS 使用了較複雜的兩階段的估計過程以決定權重（ $w_i$ ），步驟說明如下：

（一）從外部（即測量模式）逼近開始，根據個別指標的加權平均估計每個潛在變項



的值，以圖1說明，如  $\eta' 1 = w1y1 + w2y2 + w3y3$  即為一例。計算權重的方式依指標特性而異，原則上反映性指標利用主成分分析，形成性指標利用迴歸分析來決定權重 (Cassel, Hackl & Westlund, 1999)

(二) 進行內部 (即結構模式) 逼近，以相鄰潛在變項的加權平均來決定並改善個案值 (如  $\eta' 2 = w4 \eta' 1 + w5 \xi' 1$ )，這個過程有三種可資利用的加權方案，分別是中心點 (centroid)、因素 (factor)、與路徑 (path) 加權方案，詳細內容可參考 Lohmoller (1989) 的文章，不管選擇何種加權方案對最後結果的影響都很小。

(三) 利用內部逼近的結果替換原來的個案值，再次進行外部逼近並修改加權關係 (如  $\eta' 2 = w' 1y3 + w' 2y4$ )，再進行內部逼近以改善個案值，如此反覆進行內部與外部逼近的過程直到個案值收斂 (變動程度小於某個預設標準，如 0.001) 為止 (Cassel et al., 1999)。

所以 PLS 屬於一種有限資訊的方法 (Dijkstra, 1983)，其優點為對母群體或測量尺度不需要任何假設 (Fornell & Bookstein, 1982)，不需要分佈的假設且不管是名目、序列或等距尺度變項都可使用 PLS 進行分析。但是，PLS 仍需符合其基本假設，其中最重要的是必須指明預測因子 (Chin & Newsted, 1999)，因為線性迴歸的系統性部份必須與因變數的條件期望值相等，這個必要條件在大部份情況下都可以被滿足。此外，Cassel 等人 (Cassel et al., 1999) 利用 Monte Carlo 模擬的結果顯示，在幾種不適當的情況下 (如偏態分布、指標共線性或結構模式指定錯誤等)，PLS 法仍相當健全 (robust)，且所估計的潛在變項值總是與實際值一致。

然而 PLS 還是有其缺點，即估計值不一致的問題。一般來說，一致的估計值可被

描述為「當樣本數增加時，其值必然會收斂到被估計的參數值」(McDonald, 1996)。但是，因為 PLS 分析法中潛在變項的個案值由顯示變項集合而來，其中包含了測量誤差，所以必須被視為不一致 (Fornell & Cha, 1994)。因此，以 PLS 法估計出的路徑係數只有在樣本數與每個潛在變項指標數變成無限大時其值才會收斂到潛在變項模式的參數 (McDonald, 1996) — 即所謂「大致上一致」。但是在所有樣本數與每個潛在變項指標數有限的真實情況下，PLS 傾向於低估潛在變項間的關係並且高估因素負荷量 (即測量模式的參數) (Dijkstra, 1983)。只有當樣本數與每個潛在變項指標數增加到無窮大時潛在變項的個案值才會接近真值，這個估計不一致的問題才會消失 (Lohmoller, 1989)。

## 四、共變數與變異數為基礎的結構方程式選擇

在上述一致性問題的前提下，有人可能會質疑 PLS 的正當性，這個問題的答案是 PLS 可用在以共變數為基礎的結構方程式達到其極限的時候，即當潛在變項的指標數過多時。如同稍早所提到的，以共變數為基礎的結構方程式目標在於使理論模式  $\Sigma (\Phi)$  預測所得的共變數矩陣儘可能的接近樣本共變數矩陣  $S$  以決定模式參數  $\Phi$  的矩陣，為達成目的，必須定義函數  $F(S, \Sigma)$  的差距，只有當  $S = \Sigma$  時，其值為 0，其他情況則為一正數，且其值隨著  $S$  與  $\Sigma$  的差距增加而增大 (MacCallum, Browne & Sugawara, 1996)。當樣本共變數矩陣來自於  $p$  個測量到的指標，最常用的是常態理論的最大概似函數，其定義為：

$$FML = \ln |\Sigma| - \ln |S| + \text{Tr}(S \Sigma^{-1}) - p$$



其中Tr (trace) 為矩陣跡數，即對角線元素的總和。考慮每個潛在變項的指標數 $p$ ，研究者應儘可能試著指出多的指標，因為「每個屬性非使用非常大量的指標不足以完成嚴謹的路徑模式」(McDonald, 1996)。例如Marsh等人(1998)指出每個潛在變項的指標越多越不容易產生不適當的解，其結果也會更穩定，Nasser與Wisnabaker (2003)也有類似的結論。雖然在某些領域，如管理的研究，每個潛在變項很少有夠多的指標可供使用(Baumgartner & Homburg, 1996)，但是，有些領域的指標則可以非常多，每個潛在變項甚至有多達500個以上的指標，如Bookstein等人(1996)曾用474個指標來測量神經行為功能以分析出生前酒精暴露對個人的影響。在這些情況下，樣本的共變數矩陣很容易超出傳統電腦系統可處理的數目，因為從 $p$ 個測量指標就可得到 $p(p+1)/2$ 個不同成份樣本的共變數矩陣(即總共有 $p^2$ 個成份，扣掉上或下三角形矩陣 $[p^2-p]/2$ 個成份)。以包含3個潛在變項的簡單結構方程式為例，假如每個潛在變項都以300個指標加以測量，則會產生 $300q(300q+1)/2$ 個不同成份的樣本共變數矩陣，其中 $q$ 代表潛在變項的個數。

除此之外，更嚴重的是這種模式的統計檢力(power)會大到事實上不可能應用任何配適(Goodness of fit)檢驗去判斷整體模式的品質，詳情可參閱Haenlein與Kaplan(2004)的文章。相對而言，在這種情況下估計不一致將不再是PLS的問題，因為當指標數夠大時，權重的選擇對路徑參數的影響會減低到幾乎沒有(McDonald, 1996)。PLS組合模式會非常接近潛在的因素模式，且線性組合與潛在因素間的差別會小到可以忽略。因此，在這些情況下研究者理所當然地被建議該採用PLS而非以共變數為基礎的

分析法，詳情可參考Wold(1993)所提出的說明。

還有很多關於PLS的特性值得一提，我們利用下兩段敘述簡短討論其中二點。舉例來說，PLS在以形成性指標為主要構面測量方式的前提下可能比以共變數為基礎的分析法更具優勢，這種情況在管理的研究中經常出現，如Jarvis、MacKenzie與Podsakoff(2003)提到形成性指標比反映性指標更適合用來衡量管理的構面。MacCallum與Browne(1993)指出，形成性指標的優勢可能會導致嚴重的(可解性，identification)問題，意指某些指標間的共變數為0，或在以共變數為基礎的結構方程式中存在等效模式(equivalent model)。相形之下PLS在分析形成性指標時並不會產生問題，因此可被用來分析反映性、形成性或兩種指標混合的模式(Fornell與Bookstein, 1982)。

還有一個PLS常被建議使用的領域是樣本數較小的情況，對以共變數為基礎的分析法來說，不管資料的特性為何，一般建議樣本數至少要大於100個以避免有問題的解，同時得到可接受的配適(Nasser與Wisnabaker, 2003)。很多研究者甚至建議樣本數至少要200個(Marsh et al., 1998)以避免無法解讀的結果，如負的變異數估計值(即所謂的Heywood cases)或大於1的相關係數(即improper solutions，請參考Dillon、Kumar與Mulani, 1987)。相對來說，PLS在樣本數較小的情況下都可以使用。關於這個論點的詳細討論只能針對個別模式進行統計效力分析(power analysis)，Chin與Newsted(1999)曾利用Monte Carlo模擬(simulation)，發現PLS在樣本數只有50的情況下仍可進行分析，而Wold甚至只用10個案例與兩個潛在變項的資料去分析27個指標變項(Chin et al., 2003)。但是，因為與大



樣本結果一致性的問題，很難回答這些極小樣本的結果是否有任何實際價值，有興趣的讀者可參考Marcoulides與Saunders（2006）對PLS合理樣本數的建議。

### 五、實例說明

Chin（1998a）提出PLS對於處理小樣本資料上較LISREL更為適合。因此，作者利用實例來比較兩種分析方法的差異。

圖3是利用LISREL 8.8版分析其中1000個案例的結果，這個研究共有三個潛在變項，分別命名為CD1、WR2與RM3，其中CD1代表教育訓練，有3個指標變項，WR2代表工作報償，有5個指標變項，RM3代表關係經營，有4個指標變項，研究的假設為教育訓練可以提高工作報償及工作關係經

營，同時工作報償提高亦可改善工作關係經營。圖4-1是利用SmartPLS 2.0版分析1000個相同案例的結果，圖4-2則是從原有案例中隨機選取其中50個個案進行分析。比較圖3與圖4-1的路徑係數與指標的因素負荷量可知兩種分析方法所產生的結果差異不大，可見PLS分析亦適用於傳統SEM的分析。進一步比較圖4-1與4-2更可突顯PLS分析法的優點，即使在樣本數極少的情況下，PLS仍可進行分析且得到相似的分析結果，但是LISREL卻難以利用同樣少的樣本進行分析且得到一致的結果。由此可見，PLS的長處不僅分析時較不受樣本數的限制，在大樣本的情況下還可得到與傳統分析法相當一致的結果。

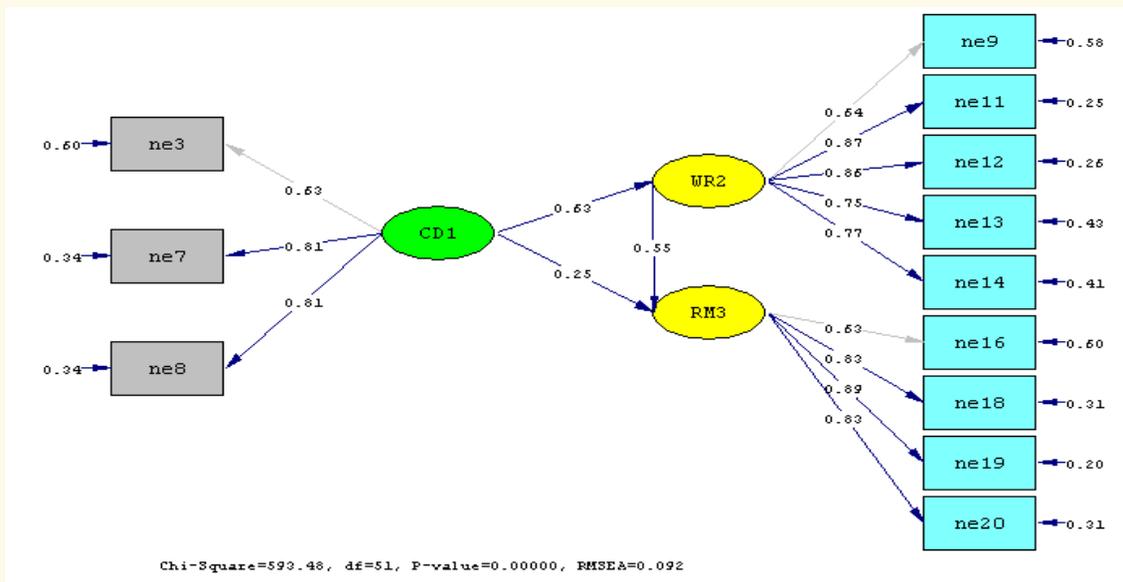


圖3 一千個個案的LISREL分析

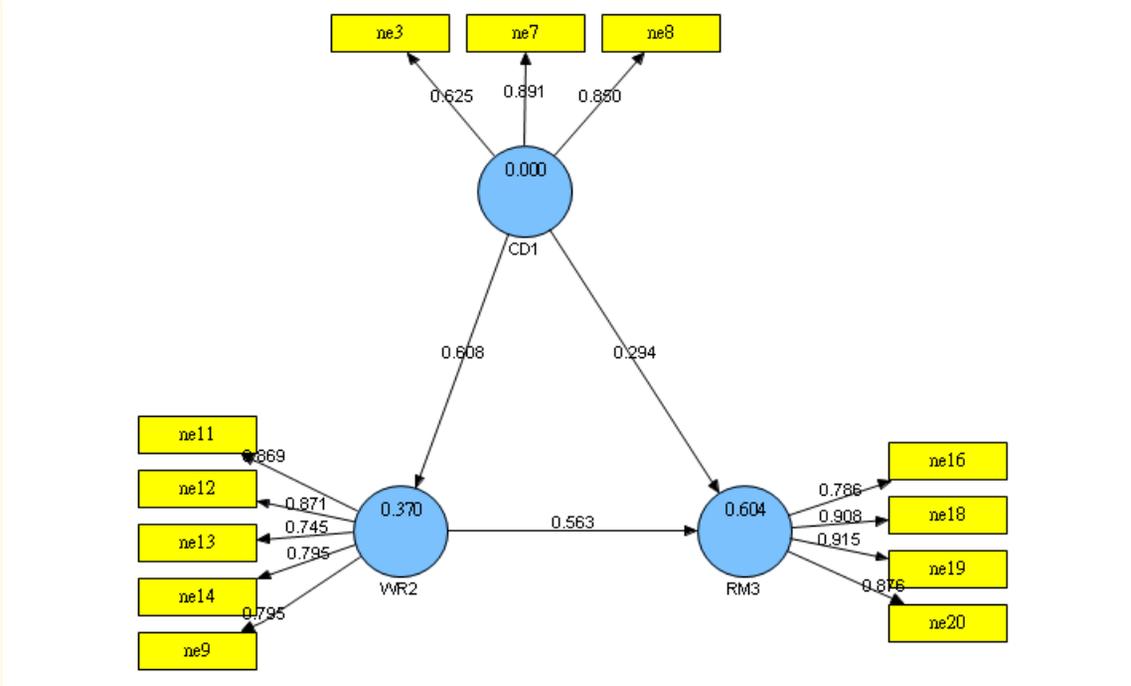


圖4-1 一千個個案的PLS分析

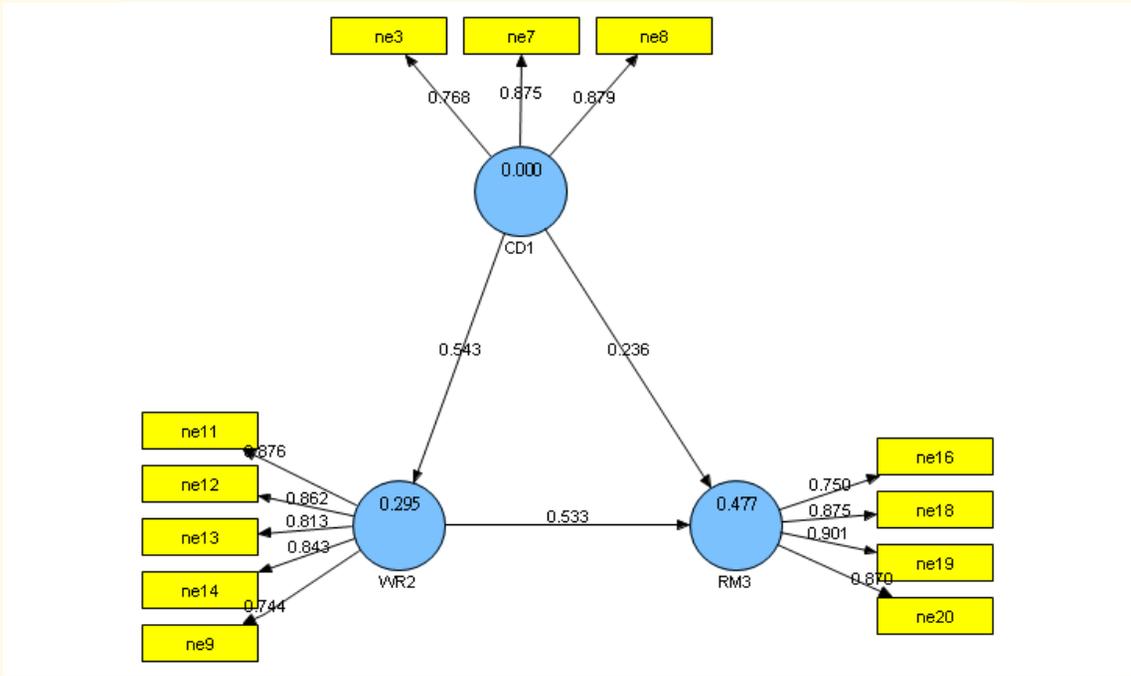


圖4-2 五十個個案的PLS分析



## 六、PLS分析法的應用

有關PLS分析法在教育研究方面的應用，可參考Sellin (Sellin, 1995) 所整理的資料，如Noonan與Wold (1983) 針對學校系統對學生認知與情感後果的衝擊所進行的研究便是一例，Keeves (1986) 也曾利用同一資料庫比較PLS與其他四種不同分析法（包括LISREL）所進行的路徑分析結果，發現在這些方法中以PLS分析法不僅最具彈性，而且也是最佳的分析方式。另外Anderson等人 (1989) 對教室環境的研究也是一個有趣的例子，這個研究範圍涵蓋九個國家，目的在檢視各種教學實務與學校、教師及學生特質對學生成就的影響，其中相當大量的資料來自於各種工具，包括問卷、成就測驗與課堂的觀察，資料包含超過兩百個變項，研究的初始設計並未包含明確的理論架構，但是隨著資料的收集對理論架構的需求也逐漸增加，因此隨研究的進行發展出一個基本的核心架構作為理論依據，事實上要驗證這個包含十幾個構面的核心架構並不容易，不過可以將其中數個架構結合為一個次模型，驗證次模型的可能性自然增加，這類未具備明確理論架構與非常態分佈的資料並不適合用傳統方法加以分析，因此，PLS分析法遂成為驗證此類模型的最佳

方式。除了教育領域外，其他領域的應用也日益增加，尤其在管理與行銷方面更是風行（Dawes, Lee & Midgley, 2007; Law & Ngai, 2008; Qureshi & Compeau, 2009; Real, Leal & Roldan, 2006; Wetzels, Odekerken-Schroder & van Oppen, 2009），有興趣的讀者可自行參考相關文獻，相信會對PLS的應用有更進一步的認識。

## 七、結論

總而言之，作者希望本文可以帶給讀者對PLS分析法與其假設的第一印象、了解PLS分析法的適用情況，同時將PLS分析法與傳統共變數分析方式做一個簡單的比較，如需額外資訊，可參考Wold (1975) 對PLS的首次呈現、Lohmoller (1989) 對這種方法所進行的廣泛討論、與MacDonald (1996) 有關組合變項間路徑分析的文章。對入門者而言，Chin (1998b)、Haenlein與Kaplan (2004) 等人的論文都是很好的入門文章。另外，對PLS數學關係式有興趣的話可參考Tenenhaus等人 (2005) 的文章。若讀者計畫利用PLS進行研究，可參考Temme (2006) 等人對現有PLS分析軟體的比較以選擇合適的軟體。期待本文能增加國內研究人員對PLS的認識，進而利用這種有效率的分析方法從事更多精彩的研究。

## 參考文獻

- 陳李綢 (2008)。中學生個人特質測量與適應性指標研究。教育心理學報，40 (2)，323-340。
- 黃元鶴 (2007)。期刊引用影響指標之結構方程模式分析：以圖書資訊領域為例。教育資料與圖書館學，44 (3)，259-273。
- Altman, E. (1968). Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy. *Journal of finance*, 23(4), 589-609.
- Anderson, L., Ryan, D., & Shapiro, B. (1989). *The IEA classroom environment study*. Oxford: Pergamon.
- Bagozzi, R., & Phillips, L. (1982). Representing and testing organizational theories: A holistic construal. *Administrative Science Quarterly*, 27(3), 459-489.



- Bagozzi, R., Yi, Y., & Phillips, L. (1991). Assessing construct validity in organizational research. *Administrative Science Quarterly*, 36(3), 421-458.
- Baron, R., & Kenny, D. (1986). The moderator-mediator variable distinction in social psychological research: Conceptual, strategic, and statistical considerations. *Journal of personality and social psychology*, 51(6), 1173-1182.
- Baumgartner, H., & Homburg, C. (1996). Applications of structural equation modeling in marketing and consumer research: A review. *International Journal of Research in Marketing*, 13(2), 139-161.
- Bollen, K., & Lennox, R. (1991). Conventional wisdom on measurement: A structural equation perspective. *Psychological Bulletin*, 110(2), 305-314.
- Bookstein, F., Sampson, P., Streissguth, A., & Barr, H. (1996). Exploiting redundant measurement of dose and developmental outcome: New methods from the behavioral teratology of alcohol. *Developmental psychology*, 32(3), 404-414.
- Cassel, C., Hackl, P., & Westlund, A. (1999). Robustness of partial least-squares method for estimating latent variable quality structures. *Journal of Applied Statistics*, 26(4), 435-446.
- Chin, W. (1998a). Issues and opinion on structural equation modeling. *Management Information Systems Quarterly*, 22(1), 7-16.
- Chin, W. (1998b). The partial least squares approach to structural equation modeling. In G. Marcoulides (Ed.), *Modern methods for business research*. (pp. 295-336) Mahwah: Lawrence Erlbaum Associates.
- Chin, W., Marcolin, B., & Newsted, P. (2003). A partial least squares latent variable modeling approach for measuring interaction effects: Results from a Monte Carlo simulation study and an electronic-mail emotion/adoption study. *Information Systems Research*, 14(2), 189-217.
- Chin, W., & Newsted, P. (1999). Structural equation modeling analysis with small samples using partial least squares. In Hoyle R. H. (Ed.), *Statistical strategies for small sample research*. (pp. 307-341) Thousand Oaks: SAGE.
- Churchill Jr, G. (1979). A paradigm for developing better measures of marketing constructs. *Journal of Marketing Research*, 16(1), 64-73.
- Dawes, P., Lee, D., & Midgley, D. (2007). Organizational learning in high-technology purchase situations: The antecedents and consequences of the participation of external IT consultants. *Industrial Marketing Management*, 36(3), 285-299.
- Diamantopoulos, A. (1994). Modelling with LISREL: A Guide for the Uninitiated. *Journal of Marketing Management*, 10(1-3), 105-136.
- Dijkstra, T. (1983). Some comments on maximum likelihood and partial least squares methods. *Journal of Econometrics*, 22(1-2), 67-90.
- Dillon, W., Kumar, A., & Mulani, N. (1987). Offending estimates in covariance structure analysis: Comments on the causes of and solutions to Heywood cases. *Psychological Bulletin*, 101(1), 126-135.
- Fornell, C., & Bookstein, F. (1982). Two structural equation models: LISREL and PLS applied to consumer exit-voice theory. *Journal of Marketing Research*, 19(4), 440-452.



- Fornell, C., & Cha, J. (1994). Partial least squares. In Bagozzi, R. P. (Ed.), *Advanced Methods of Marketing Research*. (pp. 52-78) Cambridge: Blackwell.
- Garthwaite, P. (1994). An interpretation of partial least squares. *Journal of the American Statistical Association*, 89(425), 122-127.
- Haenlein, M., & Kaplan, A. (2004). A Beginner's Guide to Partial Least Squares Analysis. *Understanding statistics*, 3(4), 283-297.
- Hofstede, G. (1983). The cultural relativity of organizational practices and theories. *Journal of International Business Studies*, 14(2), 75-89.
- Jacoby, J. (1978). Consumer research: A state of the art review. *The Journal of Marketing*, 42(2), 87-96.
- Jarvis, C., MacKenzie, S., & Podsakoff, P. (2003). A critical review of construct indicators and measurement model misspecification in marketing and consumer research. *Journal of consumer research*, 30(2), 199-218.
- Joreskog, K., & Sorbom, D. (1996). *LISREL 8: User's reference guide*. Chicago: Scientific Software International.
- Keeves, J. P. (1986). Aspiration, motivation and achievement: Different methods of analysis and different results. *International Journal of Educational Research*, 10(2), 115-243.
- Kline, R. (2005). *Principles and practice of structural equation modeling*. New York: The Guilford Press.
- Law, C., & Ngai, E. (2008). An empirical study of the effects of knowledge sharing and learning behaviors on firm performance. *Expert Systems with Applications*, 34(4), 2342-2349.
- Lohmoller, J. (1989). *Latent variable path modeling with partial least squares*. Heidelberg: Physica-Verlag.
- MacCallum, R., & Browne, M. (1993). The use of causal indicators in covariance structure models: Some practical issues. *Psychological Bulletin*, 114(3), 533-533.
- MacCallum, R., Browne, M., & Sugawara, H. (1996). Power analysis and determination of sample size for covariance structure modeling. *Psychological methods*, 1(2), 130-149.
- Marcoulides, G., & Saunders, C. (2006). PLS: A Silver Bullet? *Management Information Systems Quarterly*, 30(2), 1.
- Marsh, H., Hau, K., Balla, J., & Grayson, D. (1998). Is more ever too much? The number of indicators per factor in confirmatory factor analysis. *Multivariate Behavioral Research*, 33(2), 181-220.
- McDonald, R. (1996). Path analysis with composite variables. *Multivariate Behavioral Research*, 31(2), 239-270.
- Nasser, F., & Wisenbaker, J. (2003). A Monte Carlo study investigating the impact of item parceling on measures of fit in confirmatory factor analysis. *Educational and Psychological Measurement*, 63(5), 729.
- Noonan, R., & Wold, H. (1983). Evaluating School Systems Using Partial Least Squares. *Evaluation in Education: An International Review Series*, 7(3), 219-364.
- Qureshi, I., & Compeau, D. (2009). Assessing between-group differences in information systems research: a comparison of covariance- and component-based SEM. *MIS Quarterly*, 33(1), 197-214.
- Real, J., Leal, A., & Roldan, J. (2006). Information technology as a determinant of organizational learning



- and technological distinctive competencies. *Industrial Marketing Management*, 35(4), 505-521.
- Sellin, N. (1995). Partial least square modeling in research on educational achievement. In Bos W. & Lehmann R. H. (Eds.), *Reflections on Educational Achievement; Papers in Honour of T. Neville Postlethwaite*. (pp. 256-267) New York: Waxmann Munster.
- Shugan, S. (2002). Editorial: Marketing science, models, monopoly models, and why we need them. *Marketing Science*, 21(3), 223-228.
- Spearman, C. (1904). "General Intelligence," Objectively Determined and Measured. *The American Journal of Psychology*, 16(2), 201-293.
- Temme, D., Kreis, H., & Hildebrandt, L. (2006). *PLS Path Modeling—A Software Review*. Berlin: Institute of Marketing, Humboldt University.
- Tenenhaus, M., Vinzi, V., Chatelin, Y., & Lauro, C. (2005). PLS path modeling. *Computational Statistics and Data Analysis*, 48(1), 159-205.
- Wetzels, M., Odekerken-Schroder, G., & van Oppen, C. (2009). Using PLS Path Modeling for Assessing Hierarchical Construct Models: Guidelines and Empirical Illustration. *MIS Quarterly*, 33(1), 177-195.
- Wold, H. (1975). Path models with latent variables: The NIPALS approach. In Blalock H. M., Aganbegian A., Borodkin F. M., Boudon R. & Capecchi V. (Eds.), *Quantitative sociology: International perspectives on mathematical and statistical modeling*. (pp. 307-357) New York: Academic Press.
- Wold, S. (1993). Discussion: PLS in chemical practice. *Technometrics*, 35(2), 136-139.



教育與發展

