

第 1 章

結構方程模式的基本

概念

S tructural
E quation
M odeling

結構方程模式一詞與「LISREL」統計應用軟體密不可分，「LISREL」是線性結構關係（Linear Structural Relationships）的縮寫，就技術層面而言，「LISREL」是由統計學者 Karl G. Joreskog 與 Dag Sörbom 二人結合矩陣模式的分析技巧，用以處理共變數結構分析的一套電腦程式。由於這個程式與共變數結構模型（covariance structure models）十分近似，所以之後學者便將共變數結構模型稱之為 LISREL 模型。共變數結構模型使用非常廣泛，包括經濟、行銷、心理及社會學，它們被應用於在探討問卷調查或實驗性的資料，包括橫向式的研究及縱貫式的研究設計。共變數結構分析是一種多變量統計技巧，在許多多變量統計的書籍中，均納入結構方程模型的理論與實務於其書中。此種共變數結構分析結合了（驗證性）因素分析與經濟計量模式的技巧，用於分析潛在變項（latent variables）（無法觀察變項或理論變項）間的假設關係，上述潛在變項可被顯性指標（manifest indicators）（觀察指標或實證指標）所測量。一個完整的共變數結構模型包含二個次模型：測量模型（measurement model）與結構模型（structural model），測量模型描述的是潛在變項如何被相對應的顯性指標所測量或概念化（operationalized）；而結構模型指的是潛在變項之間的關係，及模型中其他變項無法解釋的變異量部分。共變數結構分析本質上是一種驗證式的模型分析，它試圖利用研究者所搜集的實證資料來確認假設的潛在變項間的關係，與潛在變項與顯性指標的一致性程度，此種驗證或考驗就是在比較研究者所提的假設模型隱含的共變數矩陣與實際搜集資料導出的共變數矩陣之間的差異。此種分析的型態是利用到共變數矩陣來進行模型的統合分析，而非使用輸入之個別的觀察值進行獨立式的分析，共變數結構模型是一種漸進式的方法學，與其他推論統計有很大的差別（Diamantopoulos & Siguaw, 2000）。由於 LISREL 能夠同時處理顯性指標（觀察變項）與潛在變項的問題，進行個別參數的估計、顯著性檢定與整體假設模型契合度的考驗，加上其視窗版人性化操作界面，使得其應用普及率愈來愈高，LISREL 一詞逐漸與結構方程模式劃上等號。

結構方程模式（structural equation modeling；簡稱 SEM），有學者也把它稱為「潛在變項模式」（latent variable models；簡稱 LVM）（Moustaki et al., 2004）。結構方程模式早期稱為「線性結構關係模式」（linear structural relationship model）、「共變數結構分析」（covariance structure analysis）、「潛在變數分析」（latent variable analysis）、「驗證性因素分析」（confirmatory factor analysis）、「簡單的 LISREL 分析」（Hair et al., 1998）。通常結構方程模式被歸類於高等統計學範疇中，

結構方程模式—SIMPLIS 的應用

屬於「多變量統計」（multivariate statistics）的一環，它整合了「因素分析」（factor analysis）與「路徑分析」（path analysis）二種統計方法，同時檢定模式中包含了顯性變項、潛在變項、干擾或誤差變項（disturbance variables/error variables）間的關係，進而獲得自變項對依變項影響的直接效果（direct effects）、間接效果（indirect effects）或總效果（total effects）。

1.1 結構方程模式的特性

SEM 或 LVM 是一個結構方程式的體系，其方程式中包含隨機變項（random variables）、結構參數（structural parameters）、以及有時亦包含非隨機變項（non-random variables）。隨機變項包含三種類型：觀察變項（observed variables）、潛在變項（latent variables）、以及干擾／誤差變項（disturbance/error variables），因而學者 Bollen 與 Long (1993) 明確指出：「SEM 是經濟計量、社會計量與心理計量被發展過程的合成物」，其二者認為：SEM 大受吸引的關鍵來自於它們本身的普及性，就像在經濟計量中，SEM 可允許同時考量到許多內衍變項（endogenous variables）的方程式，不像大多數的經濟計量方法，SEM 也允許外衍變項（exogenous variables）與內衍變項之測量誤差或殘差項的存在。就如在心理計量以及相關性的社會計量中被發展出來的因素分析（factor analysis），SEM 允許多數潛在變項指標存在，並且可評估其信度與效度。除此之外，SEM 比傳統的因素分析結構給予更多普遍性的測量模式，並且能夠使研究者專一的規劃出潛在變項之間的關係（此關係在 SEM 分析中，稱為結構模式）（周子敬，民 95）。

傳統上，使用探索性因素分析可以求得測驗量表所包含的共同特質或抽象構念，但此種建立建構效度的因素分析有以下的限制：1. 測驗的個別項目只能被分配至一個共同因素，並只有一個因素負荷量因，如果一個測驗題項與二個或二個以上的因素構念間有關，因素分析就無法處理；2. 共同因素與共同因素之間的關係必須是全有（多因素斜交）或全無（多因素直交），即共同因素間不是完全沒有關係就是完全相關；3. 因素分析假定測驗題項與測驗題項之間的誤差是沒有相關的，但事實，在行為及社會科學領域中，許多測驗的題項與題項之間的誤差來源是相似的，也就是測驗題項間的誤差間具有共變關係。相對於以上因素分析的這些問題，採用結構方程模式就具有以下優點（黃芳銘，民 93）：

1. 可檢定個別測驗題項的測量誤差，並且將測量誤差從題項的變異量中抽離出來，使得因素負荷量具有較高的精確度。
2. 研究者可根據相關理論文獻或經驗法則，預先決定個別測驗題項是屬於哪個共同因素，或置於哪幾個共同因素中，亦即，在測驗量表中的每個題項可以同時分屬於不同的共同因素，並可設定一個固定的因素負荷量，或將數個題項的因素負荷量設定為相等。
3. 可根據相關理論文獻或經驗法則，設定某些共同因素之間是具有相關，還是不具有相關存在，甚至於將這些共同因素間的相關設定相等的關係。
4. 可對整體共同因素的模式進行統計上的評估，以瞭解理論所建構的共同因素模式與研究者實際取樣蒐集的資料間是否契合，即可以進行整個假設模式適配度的考驗。故結構方程模式可說是一種「理論模式檢定」（theory-testing）的統計方法。

結構方程模式有時也以「共變結構分析」（covariance structure analysis）或「共變結構模式」（covariance structure modeling）等名詞出現，不論是使用何種名詞，結構方程模式具有以下幾個特性（邱皓政，民 94）：

■ SEM 具有理論先驗性

SEM 分析的一個特性，是其假設因果模式必須建立在一定的理論上，因而 SEM 是一種用以檢證某一理論模式或假設模式適切性與否的統計技術，所以 SEM 被視為一種「驗證性」（confirmatory）而非「探索性」（exploratory）的統計方法。

■ SEM 可同時處理測量與分析問題

相對於傳統的統計方法，SEM 是種可以將「測量」（measurement）與「分析」（analysis）整合為一的計量研究技術，它可以同時估計模式中的測量指標、潛在變項，不僅可以估計測量過程中指標變項的測量誤差，也可以評估測量的信度與效度。SEM 模型的分析又稱潛在變項模式，在社會科學領域中主要在分析觀察變項（observed variables）間彼此的複雜關係，潛在變項是個無法直接測量的構念，如智力、動機、信念、滿足與壓力等，這些無法觀察到的構念可以藉由一組觀察變項（或稱指標）來加以測量，方法學中的測量指標包括間斷、連續及類

結構方程模式—SIMPLIS 的應用

別指標，因素分析模型就是一種具連續量尺指標之潛在變項模式的特殊案例（Moustaki et al., 2004）。

■ SEM 關注於共變數的運用

SEM 分析的核心概念是變項的「共變數」（covariance）。在 SEM 分析中，共變數二種功能：一是利用變項間的共變數矩陣，觀察出多個連續變項間的關聯情形，此為 SEM 的描述性功能；二是可以反應出理論模式所導出的共變數與實際搜集資料的共變數間的差異，此為驗證性功能。

所謂共變數（covariance）就是二個變項間的線性關係，如果變項間有正向的線性關聯，則其共變數為正數；相反的，若是變項間的線性關聯為反向關係，則其共變數為負數。如果二個變項間不具線性關係（linear relationship），則二者間的共變數為 0，共變數的數值介於 $-\infty$ 至 $+\infty$ 之間。共變數的定義如下：

$$\text{母群體資料 : } \text{COV}(X, Y) = \sum (X_i - \mu_X)(Y_i - \mu_Y) \div N$$

$$\text{樣本資料 : } \text{COV}(X, Y) = \sum (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y}) \div (N - 1)$$

在 SEM 模型分析中，樣本的變異數共變數矩陣（variance-covariance matrix）簡稱為共變數矩陣（covariance matrix）。共變數矩陣中對角線為變異數，此數值即變項與它自己間的共變數，對角線外的數值為共變數矩陣，如觀察資料獲得的 S 矩陣中，有二個變項 X 與 Y，則其樣本共變數矩陣如下：

$$S = \begin{pmatrix} \text{COV}(X, X) & \text{COV}(Y, X) \\ \text{COV}(X, Y) & \text{COV}(Y, Y) \end{pmatrix}$$

由於 $\text{COV}(X, X) = \text{VAR}(X)$ ； $\text{COV}(Y, Y) = \text{VAR}(Y)$ ； $\text{COV}(X, Y) = \text{COV}(Y, X)$ ，所以上述樣本共變數矩陣也可以以下列表示：

$$S = \begin{pmatrix} \text{VAR}(X) & \\ \text{COV}(X, Y) & \text{VAR}(Y) \end{pmatrix}$$

而二個變項的共變數是二個變項之交乘積除以樣本數減一，其定義公式改為變項間交叉乘積（CP），其公式如下：

$$\text{COV}(X, Y) = \sum (X - \bar{X})(Y - \bar{Y}) / (N - 1) = CP_{xy} / (N - 1)$$

在 LISREL 模式估計中，會用到母群體或樣本的共變數矩陣，所以變項間的共變數矩陣，在 SEM 模型的分析中是非常重要的資料。共變數與積差相關係數有以下關係存在：二個變項的共變數等於二個變項間的相關係數乘以二個變項的標準差，因而從變項的標準差與相關係數，可以求出二個變項間的共變數。在 SEM 模型的分析中，研究者可以直接鍵入觀察變項間的共變數矩陣，也可以輸入觀察變項間的相關係數矩陣，並陳列變項的標準差，此外，也可以以原始資料作為分析的資料檔，若是鍵入原始資料檔或相關係數矩陣，LISREL 會求出變項間的共變數矩陣，再加以估計。

$$\begin{aligned} r_{xy} &= \Sigma(X - \bar{X})(Y - \bar{Y})/(N - 1)S_x S_y \\ &= CP_{xy}/(N - 1)S_x S_y = [CP_{xy} \div (N - 1)]/S_x S_y = COV(X, Y)/S_x S_y \\ COV(X, Y) &= r_{xy} S_x S_y \end{aligned}$$

正由於二個變項間的共變數與相關係數呈現正向關係，因而 SEM 模型分析中，若是設定二個測量指標變項誤差間有共變關係，即是將這二個測量誤差值設定為有相關。如果二個變項均為標準化（如 z 分數，平均數為 0、標準差等於 1），此時 X 變項與 Y 變項的共變數就等於二者的積差相關係數，其為二個變項的標準差均為 1：

$COV(\text{標準化 } X, \text{標準化 } Y) = COV(X, Y)/S_x S_y = r_{xy}$ ， r_{xy} 類似二個變項間的相關係數，其值介於 -1 至 +1 之間。

SEM 適用於大樣本的統計分析

與其他統計技術一樣，SEM 必適用於大樣本的分析，取樣樣本數愈多，則 SEM 統計分析的穩定性與各種指標的適用性也較佳。一般而言，大於 200 以上的樣本，才可以稱得上是一個中型的樣本，若要追求穩定的 SEM 分析結果，受試樣本數最好在 200 以上。

在 SEM 分析中，到底要取樣多少位樣本最為適當？對於此一論點，有些學者採用相關統計的「首要規則」（rules of thumb），亦即，每一個觀察變項至少要十個樣本，或二十個樣本，對 SEM 分析而言，樣本數愈大愈好，這與一般推論統計的原理相同，但是在 SEM 適配度考驗中的絕對適配度指數 χ^2 值受到樣本數的影響很大，當研究者使用愈多的受試樣本時， χ^2 容易達到顯著水準 ($p <$)。

結構方程模式—SIMPLIS 的應用

05），表示模式被拒絕的機會也擴增，假設模式與實際資料愈不契合的機會愈大。因而，要在樣本數與整體模式適配度上取得平衡是相當不容易的，學者 Schumacker 與 Lomax (1996) 的觀點或許可作為研究者參考，其二人研究發現，大部分的SEM研究，其樣本數多介於200至500之間，在行為及社會科學研究領域中，當然某些研究取樣的樣本數會少於200或多於500，此時採用學者 Bentler 與 Chou (1987) 的建議也是研究者可採納的，其二人認為研究的變項符合常態或橢圓的分配情形，每個觀察變項5個樣本就足夠了，如果是其他的分配，則每個變項最好有10個樣本以上（黃芳銘，民93）。在完整的結構方程模式分析中，若是有15個觀察變項或測量指標，則研究樣本數應有75位，較佳的研究樣本數應有150位以上。Kling (1998) 研究發現，在 SEM 模型分析中，若是樣本數低於100，則參數估計結果是不可靠的。Rigdon (2005) 認為SEM模型分析，樣本數至少應在150位以上，若是樣本數在150位以下，模型估計是不穩定，除非變項間變異共變數矩陣係數非常理想，其認為觀察變項數若是超過10個以上，而樣本大小低於200時，代表模型參數估計是不穩定的，且模式的統計考驗力（power）會很低。

學者 Baldwin (1989) 研究指出在下列四種情境下，從事 SEM 模型分析，需要大樣本：模型中使用較多的測量或觀察變項時、模型複雜有更多的參數需要被估計時、估計方法需符合更多參數估計理論時（如採用非對稱自由分配法—ADF 法）時、研究者想要進一步執行模式敘列搜索時，此時的樣本數最好在 200 以上。Lomax (1989, p.189) 與 Loehlin (1992) 認為在 SEM 模型分析中，樣本數如未達 200 以上，最少也應有 100 位。Mueller (1997) 認為單純的 SEM 分析，其樣本大小標準至少在 100 以上，200 以上更佳，如果從模型觀察變項數來分析樣本人數，則樣本數與觀察變項數的比例至少為 10:1 至 15:1 間 (Thompson, 2000) 。

■ SEM 包含了許多不同的統計技術

在 SEM 分析中，雖然是以變項的共變關係為主要核心內容，但由於 SEM 模式往往牽涉到大量變項的分析，因此常借用一般線性模式分析技術來整合模式中的變項，許多學者常將 SEM 也納入多變量分析之中。SEM 是一種呈現客觀狀態的數學模式，主要用來檢定有關觀察變項與潛在變項之間的假設關係，它融合了因素分析 (factor analysis) 與路徑分析 (path analysis) 兩種統計技術。Bollen 與

Long (1993) 指出：SEM 可允許同時考慮許多內衍變項、外衍變項與內衍變項的測量誤差，及潛在變項的指標變項，可評估變項的信度、效度與誤差值，整體模型的干擾因素等（周子敬，民 95）。

■ SEM 重視多重統計指標的運用

SEM 所處理的是整體模式契合度的程度，關注的整體模式的比較，因而模式參考的指標是多元的，研究者必須參考多種不同指標，才能對模式的適配度作一整體的判別，對於個別估計參數顯著性與否並不是 SEM 分析的重點。在整體模式適配度的考驗上，就是要檢定母群體的共變數矩陣（ Σ 矩陣），與假設模型代表的函數，即假設模型隱含的變項間的共變數矩陣（ $\Sigma(\theta)$ 矩陣），二者間的差異程度，其虛無假設為： Σ 矩陣 = $\Sigma(\theta)$ 矩陣。然而在實際情境中，我們無法得知母群體的變異數與共變數，或根據母群導出的參數（ θ ），因而只能依據樣本資料導出的參數估計值（ $\hat{\theta}$ ）代替母群導出的參數（ θ ），根據樣本適配假設模式導出的變異數與共變數矩陣為 $\hat{\Sigma} = \Sigma(\hat{\theta})$ ， $\hat{\Sigma}$ 矩陣為假設模型隱含的共變數矩陣，而實際樣本資料導出的共變數矩陣為 S 矩陣（代替母群體的 Σ 矩陣）。LISREL 模式適配度的檢定即在考驗樣本資料的 S 矩陣與假設模型隱含的共變數矩陣 $\hat{\Sigma}$ 矩陣之間的差異，完美的適配狀態是 S 矩陣 - $\hat{\Sigma}$ 矩陣的差異值為 0，二者差異的數值愈小，模式適配情形愈佳，二個矩陣元素的差異值即為「殘差矩陣」（residual matrix），殘差矩陣元素均為 0，表示假設模型與觀察資料間達到完美的契合，此種情境，在行為及社會科學領域中達成的機率值很低（Diamantopoulos & Siguaw, 2000）。

近年來 SEM 所以受到許多研究者的青睞，主要有三個原因（Kelloway, 1996；Kelloway, 1998；周子敬，民 95）：

1. 行為及社會科學領域感興趣的是測量及測量方法，並以測量所得數據來代替構面（construct）。SEM 模式之中的一種型態是直接反應研究者所選擇構面的測量指標的有效性如何。SEM 採用的驗證性因素分析（confirmatory factor analysis；CFA 法），比起較為傳統分析之探索性因素分析（exploratory factor analysis；EFA 法）來顯得更有意義、周詳。EFA 法多數由直覺及非正式法則所引導，SEM 模式中的因素分析則奠基於傳統的假設檢定上，其中也考量因素分析模式的整體品質，以及構成模式的特別參數（如因素負荷

結構方程模式—SIMPLIS 的應用

量）。SEM 方法中最常用到的是一種方式是執行驗證性因素分析來評估因素構念與其指標變項間的密切關係程度。

2. 除了測量問題之外，行為及社會科學領域學者主要關注的是「預測」的問題。隨著時代進步，行為及社會科學領域中所發生的事物越來越複雜，相對地預測模式也會越演變為更複雜些。使得傳統的複迴歸統計無法周延解釋這複雜的實體世界，而 SEM 允許精緻確認及檢測複雜的路徑模式，可以同時進行多個變項的關係探討、預測及進行變項間因果模式的路徑分析。
3. SEM 可同時考量測量及預測獨特的分析，特別稱為「潛在變項模式」(latent variable models)，這種 SEM 分析型態提供一種彈性及有效度的方法，可以同時評估測量品質及檢測構念（潛在變項）間的預測關係，亦即 SEM 可同時處理傳統 CFA 及路徑分析的問題，這種 SEM 的分析型態允許研究者對於他們所探討的主題中，能比較可信地將理論架構反映其真實世界，因而 SEM 可以說是一種「統計的改革」(statistical revolution) (Cliff, 1983)。

結構方程模型中有二個基本的模式：一為測量模式 (measured model) 與結構模式 (structural model)。測量模式由潛在變項 (latent variable) 與觀察變項 (observed variable；又稱測量變項) 組成，就數學定義而言，測量模式是一組觀察變項的線性函數，觀察變項有時又稱為潛在變項的外顯變項 (manifest variables 或稱顯性變項) 或測量指標 (measured indicators) 或指標變項。所謂觀察變項是量表或問卷等測量工具所得的數據、潛在變數是觀察變數間所形成的特質或抽象概念，此特質或抽象概念無法直接測量，而要由觀察變項測得的數據資料反映而得，在 SEM 模式中，觀察變項通常以長方形符號表示，而潛在變項 (latent variables) 又稱「無法觀察變項」(unobserved variables) 通常以橢圓形符號表示。

在行為社會科學領域中，有許多假設構念 (hypothetical construct) 是無法直接被測量或觀察得到的，這些假設構念如焦慮、態度、動機、工作壓力、滿意度、投入感、角色衝突等，此種假設構念只是一種特質或抽象的概念，無法直接得知，要得知當事者在這些構念上的實際情況，只能間接以量表或觀察等實際的指標變來反映該構念特質，這就好像一個人的個性與外表行為一樣，一個人的個性如何，我們無法得知，因為它是一個抽象的構念，但我們可以藉由此人的外表行為表現，作為其個性判斷的指標，外表行為的特徵很多，綜合這些外表行為的

特徵，可以瞭解一個人的個性如何。上述個性就是一個假設構念，也就是「潛在變項」，而外表具體行為表現就是個性潛在變項的指標變項（或稱顯著變項、或稱觀察變項）。若是外表行為表現的指標愈多，則對一個人的個性判斷的正確性會愈高，可信度會愈佳。

潛在變項模式隱含的主要概念是潛在變項可以解釋指標變項依變項間多少的變異量，潛在變項的個數需要少於指標變項的數目，在應用上，需要增列共變的變項或解釋變項，以將潛在變項與其指標變項聯結在一起，一個關注的焦點是從模型中確認潛在變項，並探討解釋變項的測量效果，指標變項被潛在變項解釋的變異程度，可以反映出指標變項的有效性。一個潛在變項模式包含二個部分，一為潛在變項與一組觀察指標之共變效果，這種直接效果稱為「測量模式」（measurement model）、二為潛在變項間或一組觀察變項與潛在變項間的聯結關係，稱為「結構模式」，結構模式中變項間的影響效果可以為直接或間接，在結構模式中，研究者可能會關注一組潛在變項之共變效果或不同指標的共變效果（Moustaki, et al., 2004）。

1.2 測量模式

在 SEM 分析的模式中，一個潛在變項必須以兩個以上的觀察變項來估計，稱為多元指標原則，不同觀察變項間的共變數，反應了潛在變項的共同影響。觀察變項由於受到特定潛在變項的影響，使得觀察變項分數呈現高低的變化，通常每個觀察變項多少會有不同程度的測量誤差或殘差（觀察變項的變異量中，無法被共同潛在變項解釋的部分），或是反應某種抽象的概念意涵。一個 SEM 分析模式中，觀察變項一定存在，但潛在變項不可能單獨存在，因為在研究過程中，潛在變項並不是真實存在的變項，而是由觀察變項所測量估計出來的（邱皓政，民 94）。

在一份學校效能量表中，各題項所測量的數據為觀察變項，各題項所抽取的共同因素或概念，可稱為潛在變項，如學校氣氛、工作滿足、行政績效等構念均無法直接觀察或測量得到，只有經由受試者在學校效能知覺感受問卷所測得的數據代替，若是題項加總後的得分愈高，表示學校氣氛愈佳，或工作滿足感愈高，或行政績效愈好。因而潛在變項必須透過其外顯的測量指標測得，由於測量會有

結構方程模式—SIMPLIS 的應用

誤差，所以每個潛在變項解釋觀察變項的變異量不是百分之百，因為其中有測量誤差存在，但若是潛在變項只有一個觀察變項，則潛在變項正好可以全部解釋其測量指標，此時的誤差項值為 0。一觀察變項與潛在變項的基本模式圖如圖 1-1：



圖 1-1

多個觀察變項與潛在變項的測量模式圖如圖 1-2：

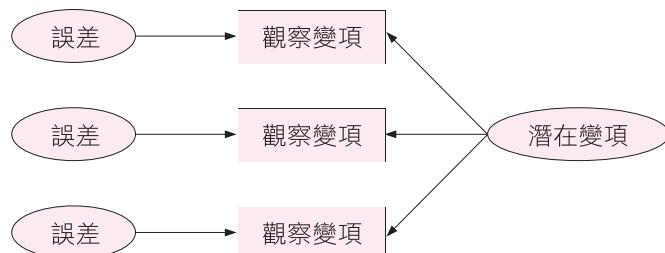


圖 1-2

有三個外顯變項的測量模式如圖 1-3：

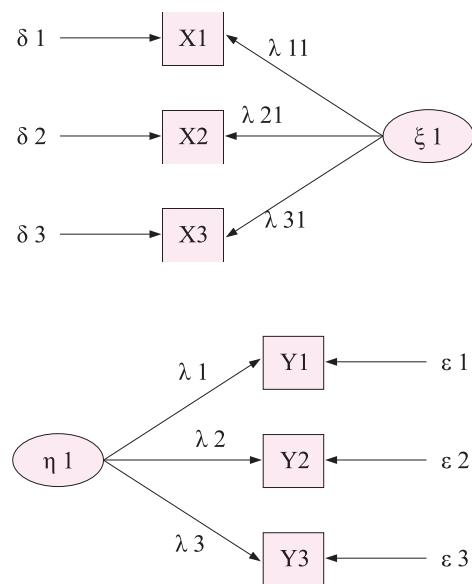


圖 1-3

上述測量模式的迴歸方程式如下：

$$\begin{aligned} X_1 &= \lambda_1 \xi_1 + \delta_1 \\ X_2 &= \lambda_2 \xi_1 + \delta_2 \\ X_3 &= \lambda_3 \xi_1 + \delta_3 \\ Y_1 &= \lambda_1 \eta_1 + \varepsilon_1 \\ Y_2 &= \lambda_2 \eta_1 + \varepsilon_2 \\ Y_3 &= \lambda_3 \eta_1 + \varepsilon_3 \end{aligned}$$

上述的迴歸方程式可以以矩陣方程式表示如下：

$$\begin{aligned} X &= \Lambda_X \xi + \delta \\ Y &= \Lambda_Y \eta + \varepsilon \end{aligned}$$

其中 ε 與 η 、 ξ 及 δ 無相關，而 δ 與 ξ 、 η 及 ε 也無相關。 Λ_X 與 Λ_Y 為指標變數（X、Y）的因素負荷量（loading），而 δ 、 ε 為外顯變項的測量誤差， ξ 與 η 為外衍潛在變項（exogenous latent variables）與內衍潛在變項（endogenous latent variables）。

以觀察變項作為潛在變項的指標變項，根據指標變項性質的不同，可以區分為「反映性指標」（reflective indicators）與「形成性指標」（formative indicators）二種，反映性指標又稱為「果指標」（effect indicators），所謂反映性指標指的是一個以上的潛在變項構念是引起（cause）觀察變項或顯性變項的因，觀察變項是潛在變項基底下（underlying）成因的指標，此種指標能反映至其相對應的潛在變項，此時，指標變項為「果」，而潛在變項為「因」；相對的，形成性指標又稱為「因」指標或「成因」指標（cause or causal indicators），這些指標變項是成因，潛在變項被定義為指標變項線性組合（加上誤差項），因此潛在變項變成內衍變項（被其指標變項決定），而其指標變項變為沒有誤差項（error terms）的外衍變項，在 LISREL 模式假定的測量模式估計中，顯性變項（manifest variable）通常是潛在變項的「反映性指標」，如果將其設定為形成性指標，則模式程序與估計會較為複雜（Diamantopoulos & Siguaw, 2000）。

反映性指標與形成性指標所構成的迴歸方程式並不相同，如一個潛在變項 η ，二個指標變項 X_1 、 X_2 ，若二個顯性變項是一種反映性指標，其迴歸方程式如下：

結構方程模式—SIMPLIS 的應用

$$X_1 = \beta_1 \eta + \varepsilon_1$$

$$X_2 = \beta_2 \eta + \varepsilon_2$$

其中 β_1 與 β_2 為估計的參數， ε_1 與 ε_2 為測量的誤差。

若二個顯性變項是一種形成性指標，則潛在變項是二個觀察變項的線性組合，其迴歸方程式如下：

$$\eta = \gamma_1 X_1 + \gamma_2 X_2 + \delta$$

其中 γ_1 與 γ_2 為估計的參數，而 δ 為殘差。

反映性指標測量模式圖如圖 1-4：

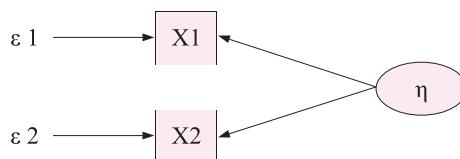


圖 1-4

形成性指標的模式圖如圖 1-5：

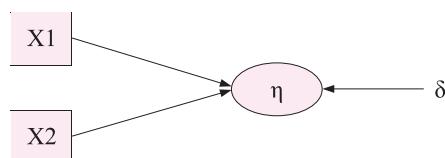


圖 1-5

形成性指標的特性與估計之測量品質（measurement quality）的程序與反應性指標的特性與估計程序有很大的不同，研究在界定指標變項時不可混淆，否則會產生錯誤的結果。如果顯性變項要作為形成性指標，在結構模式中要詳細說明清楚，以免讓他人誤以為理論模式界定錯誤。

如在學校組織效能調查中，組織效能中的層面「行政績效」為一個潛在變項，此變項為一個抽象的概念，無法直接觀察或測量得到，也無法以數據量化來呈現，為了測得學校「行政績效」的程度，可以以下列五個觀察變項或指標變項（indicator variables）來測得：

- 本校行政人員能專心投入學校的行政工作。（專心投入）
- 本校各處室能充分溝通協調，業務上能相互支援配合。（溝通協調）
- 本校在行政上充分授權同仁，在工作上有專業自主的空間。（充分授權）
- 本校各處室訂有詳細明確的工作職掌且運作順暢。（職掌明確）
- 本校行政程序力求簡化有效率。（程序簡化）

「行政績效」潛在變項與測量變項間所形成的測量模式圖如圖 1-6：

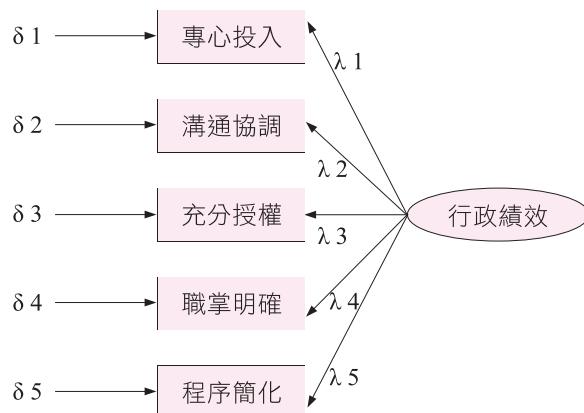


圖 1-6

上述測量模式中，「行政績效」為專心投入、溝通協調、充分授權、職掌明確、程序簡化五個觀察變項所共同建構的因素（factor）或潛在變項， λ_1 至 λ_5 為因素負荷量（factor loading）、 δ_1 至 δ_5 表示各觀察變項的殘差，可視為是每個觀察變項去估計潛在變項的測量誤差（measurement errors）。每個觀察變項的因素負荷量愈高，表示受到潛在變項影響的強度愈大；因素負荷量愈低，表示受到潛在變項影響的強度愈小。在 SEM 模式中，測量誤差可以被估計出來，可以被視為是一個潛在變項。測量模式的測量誤差、觀察變項、因素負荷量、潛在變項（潛在因素）、二個潛在因素間關係如圖 1-7 所列：

測量模式在 SEM 的模型中就是一般所謂的「驗證式因素分析」（confirmatory factor analysis; CFA），驗證式因素分析的技術是用於檢核數個測量變項可以構成潛在變項（潛在因素）的程度，驗證式因素分析即在考驗包括測量模式中的觀察變項 X 與其潛在變項 ξ 間的因果模式圖是否與觀察資料契合。在 SEM 模式分析中

結構方程模式—SIMPLIS 的應用

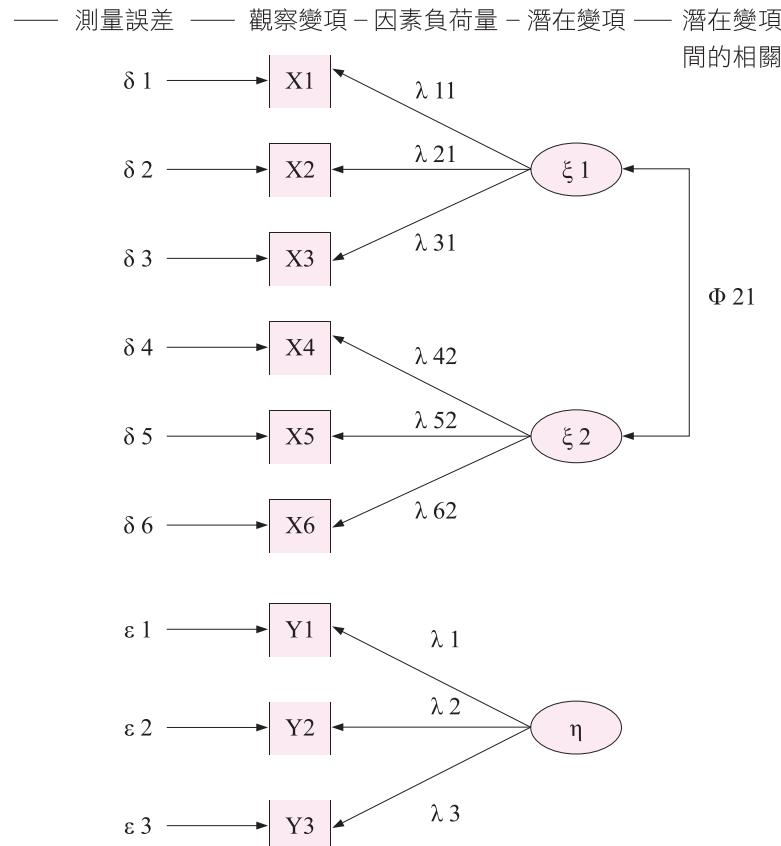


圖 1-7

的變項又可以區分為「外因變項」（或稱外衍變項）（*exogenous variables*）與「內因變項」（或稱內衍變項）（*endogenous variables*）。外因變項是指在模式當中未受任何其他變項的影響，但它卻直接影響別的變項，外因變項在路徑分析圖中相當於自變項（*independent variables*）；內因變項是指在模式當中會受到任一變項的影響，在路徑分析圖中內因變項相當於依變項（*dependent variables*），也就是路徑分析中箭頭所指的地方，內因變項與外因變項的區分如下：

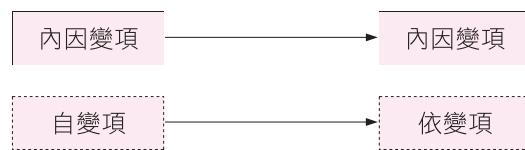


圖 1-8

就潛在變項間關係而言，某一個內因變項對別的變項而言，可能又形成另一個外因變項，這個潛在變項不僅受到外因變項的影響（此時變項屬性為依變項），同時也可能對其他變項產生影響作用（此時變項屬性為自變項），此種同時具外因變項與內因變項屬性的變項，可稱為是一個「中介變項」（mediator）。

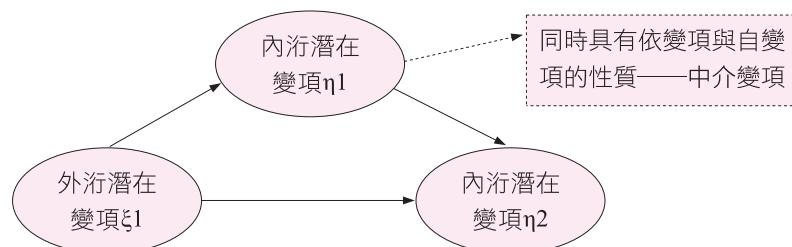


圖 1-9

潛在變項中被假定為因者之外因變項，以 ξ (xi/ksi) 符號表示，被假定為果的內因變項以 η (eta) 符號表示。外因變項（潛在自變項） ξ 的觀察指標或測量指標稱為 X 變項、內因變項 η （潛在依變項）的觀察指標或測量指標稱為 Y 變項。上述潛在自變項與潛在依變項及其觀察指標形成下列關係：

1. 潛在自變項 ξ 與測量指標 Y 變項間沒有直接關係；而潛在依變項 η 與測量指標 X 變項間也沒有直接關係。
2. 潛在自變項 ξ 與潛在自變項 ξ 間共變數矩陣（二者的關係），以 Φ (phi) 表示。
3. 潛在自變項 ξ 與潛在依變項 η 間的關係，以 γ (gamma) 表示，二者的關係即內因潛在變項被外因潛在變項在變項解釋之迴歸矩陣。
4. 外因潛在變項 ξ 與其測量指標X變項間的關係，以 Λ_x (lambda x) 表示，外因觀察變項 X 的測量誤差以 δ (delta) 表示，測量誤差 δ 之間的共變數矩陣以 θ_δ (theta-delta) 。
5. 內因潛在變項 η 與其測量指標Y變項間的關係，以 Λ_y (lambda y) 表示，內因觀察變項 Y 的測量誤差以 ϵ (epsilon) 表示，測量誤差 ϵ 之間的共變數矩陣以 θ_ϵ (theta-epsilon) 。
6. 內因潛在變項 η 與內因潛在變項 η 間的關係，以 β (beta) 表示。

1.3 結構模式

結構模式即是潛在變項間因果關係模式的說明，作為因的潛在變項即稱為外因潛在變項（或稱潛在自變項、外衍潛在變項），以符號 ξ 表示，作為果的潛在變項即稱為內因潛在變項（或稱潛在依變項、內衍潛在變項），以符號 η 表示，外因潛在變項對內因潛在變項的解釋變異會受到其他變因的影響，此影響變因稱為干擾潛在變項，以符號 ζ （zeta）表示， ζ 即是結構模式中的干擾因素或殘差值。結構模式又可稱為因果模式、潛在變項模式（latent variable models）、線性結構關係（linear structural relationships）。在 SEM 分析模式中，只有測量模式而無結構模式的迴歸關係，即為驗證性因素分析；相反的，只有結構模式而無測量模式，則潛在變項間因果關係的探討，相當於傳統的「徑路分析」（或稱路徑分析）（path analysis），其中的差別在於結構模式是探討潛在變項間的因果關係，而徑路分析是直接探討觀察變項間的因果關係。結構模式所導出的每條方程式稱為結構方程式，此方程式很像多元迴歸中的迴歸係數。

$$Y_i = B_0 + B_1 X_{i1} + B_2 X_{i2} + \cdots + B_p X_{ip} + \varepsilon_i$$

ε_i 為殘差值，表示依變項無法被自變項解釋的部分，在測量模式即為測量誤差，在結構模式中為干擾變因或殘差項，表示內衍潛在變項無法被外衍潛在變項及其他內衍潛在變項可解釋的部分。

SEM 模式與傳統的複迴歸分析並非一樣，SEM 除了同時處理多組迴歸方程式的估計外，更重要的是變項間的處理更具有彈性。在迴歸分析模式中，變項僅區分為自變項（預測變項）與依變項（效標變項），這些變項均是無誤差的觀察變項（測量變項），但在 SEM 模式中，變項間的關係除了具有測量模式關係外，還可以利用潛在變項來進行觀察值的殘差估計，因此，於 SEM 模式中，殘差的概念遠較傳統迴歸分析複雜。其次，在迴歸分析中，依變項被自變項解釋後的殘差是被假設與自變項間的關係是相互獨立的，但在 SEM 模式分析中，殘差項是允許與變項之間帶有關聯的（邱皓政，民 94）。一個外衍潛在變項預測一個內衍潛在變項的結構模式圖如下，其中外衍潛在變項與內衍潛在變項間的迴歸係數以 γ （gamma）表示，其結構係數矩陣以 Γ 表示。內衍潛在變項與內衍潛在變項間

的迴歸係數則以符號 β (beta) 表示，其結構係數矩陣 B 表示。外衍潛在變項對內因潛在變項無法解釋的部分稱為「殘差項」 (residuals term) 或「干擾變因」 (disturbance)，殘差值為結構方程模式的「方程式誤差」 (equation errors)，以 ζ (zeta) 符號表示，殘差項 ζ 與殘差項 ζ 之間的共變數矩陣以 Ψ (psi) 符號表示。



圖 1-10

上述潛在變項間的迴歸方程式如下：

$$\eta_1 = \gamma_{11}\xi_1 + \zeta_1$$

二個外因潛在變項預測一個內衍潛在變項基本的結構模式圖如圖 1-11：

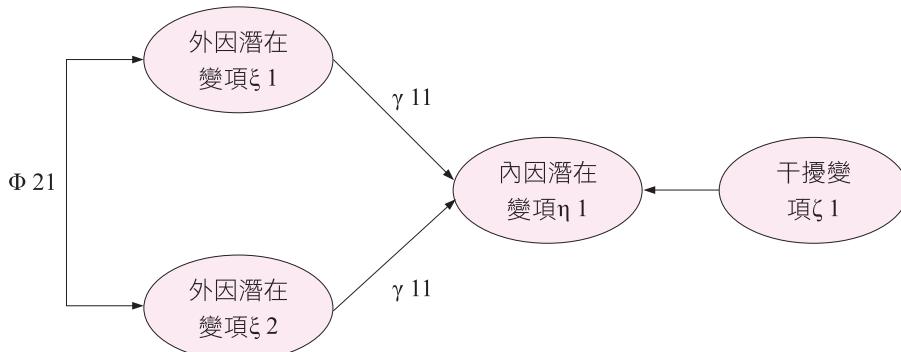


圖 1-11

上述潛在變項間的迴歸方程式如下：

$$\eta_1 = \gamma_{11}\xi_1 + \gamma_{12}\xi_2 + \zeta_1$$

二個內衍潛在變項間的關係模式圖如圖 1-12：

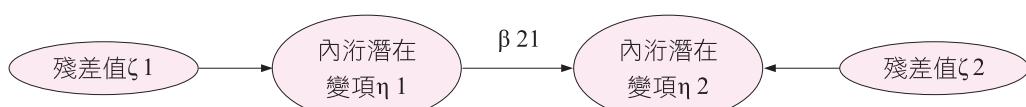


圖 1-12

結構方程模式—SIMPLIS 的應用

上述潛在變項間的迴歸方程式如下：

$$\eta_2 = \beta_{21}\eta_1 + \zeta_2$$

一個外衍潛在變項與二個內衍潛在變項間的飽和模式圖如圖 1-13：

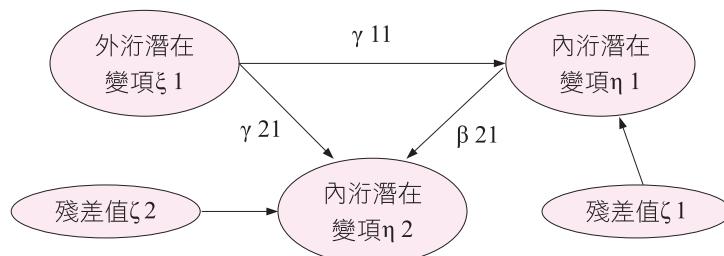


圖 1-13

上述潛在變項間的迴歸方程式如下：

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

結構模式與測量模式的簡易關係圖如下，其中雙箭頭表示二個潛在變項間的相關，二者之間無因果關係，單箭頭表示變項間的因果關係，箭頭來源處 (from) 表示外因變項 (為因)、箭頭所指處 (to) 表示內因變項 (為果)。潛在變項間因果關係係數註標寫法，先寫箭頭所指的變數註標，之後再寫箭頭來源的變數註標，如外因潛在變項 ξ_2 對內因潛在變項 η_1 的影響，以符號註標 γ_{12} 或 $\gamma_{1,2}$ 表示；外因潛在變項 ξ_3 對內因潛在變項 η_2 的影響，以符號註標 γ_{23} 或 $\gamma_{2,3}$ 表示。此外 X 變項的測量誤差 (measurement errors) 與 Y 變項的測量誤差之間的共變數，在 LISREL 分析的內定設定，皆預設為零相關，研究者也可以設定其有相關 (如 X_3 與 X_4 之測量誤差)。結構模式的方程式可以以下列矩陣方程式表示：

$$\eta = \Gamma\xi + \zeta$$

或

$$\eta = B\eta + \Gamma\xi + \zeta$$

其中 ξ 與 ζ 無相關存在。

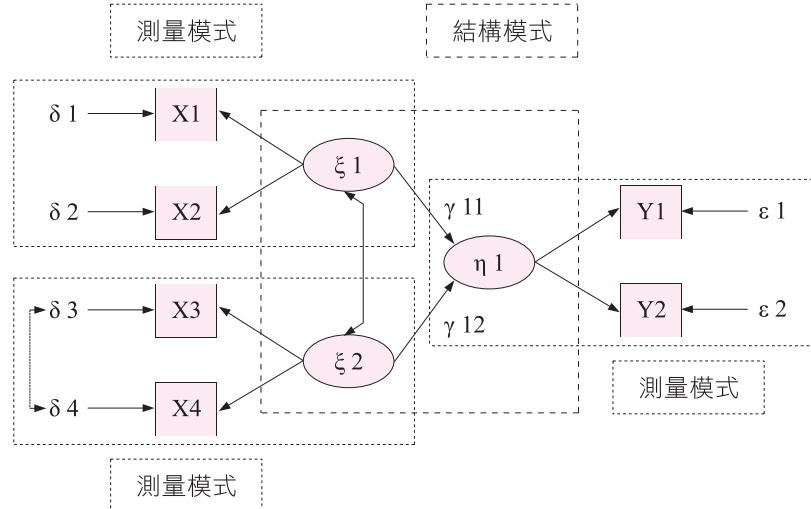


圖 1-14

在結構模式中，外因潛在變項之間可以是無關聯的或是彼此間有相關聯的，而外因潛在變項對內因潛在變項之間的關係必須是單方向的箭號，前者必須為「因」變項，後者為「果」變項 ($\xi \rightarrow \eta$)，此單向箭號不能顛倒。而二個內因潛在變項間，可以是單向預測或是形成一種互惠關係，互惠關係即相互預測關係，其關係如： $\eta_1 \rightarrow \eta_2$ ，或 $\eta_2 \rightarrow \eta_1$ ，或 $\eta_1 \rightleftharpoons \eta_2$ ，而內因潛在變項 (η) 無法被外因潛在變項 (ξ) 解釋或預測的部分，即方程模式中所無法預測到或解釋到的誤差值 (ζ)，稱為「殘差」 (residuals) 或「干擾」 (disturbance) 變因。

一個廣義的結構方程模式，包括數個測量模式及一個結構模式，以上述模式圖而言，其結構方程模式包含了三個測量模式及一個結構模式。在 SEM 模式中，研究者依據理論文獻或經驗法則建立潛在變項與潛在變項間的迴歸關係，亦即確立潛在變項間的結構模式；此外，也要建構潛在變項與其測量指標間的反映關係，即建立各潛在變項與其觀察指標間的測量模式（黃芳銘，民 94）。在 SEM 分析中，由於涉及了數個測量模式及一個結構模式，變項間的關係較為複雜，因而 SEM 的分析，即在探究一組複雜變項間的關係，變項間關係的建立要有堅強的理論為根據，模式界定時必須依循「簡約原則」（或稱精簡原則）（principle of parsimony），在 SEM 分析中，同樣一組變數的組合有許多種的可能，不同的關係模式可能代表了特定的理論意義，若是研究者可以用一個比較單純簡單的模型來解釋較多的實際觀察資料的變化，如此，以這個模型來反應變項間的真實關

結構方程模式—SIMPLIS 的應用

係，比較不會得到錯誤的結論，避免犯下第一類型的錯誤（邱皓政，民 94）。

簡約原則本身是模式理論建構的一個重要原則。在社會及行為科學領域中，一個好的理論必須具備下列條件：一為對客觀現象解釋的情況要強而有力，即此理論能否正確地且廣泛地解釋不同現象；二為理論必須是可檢證的（testable），可檢證性是理論能否具有科學特性的條件之一，能夠被檢驗的理論，才具有科學的特性，也才能對其所犯之錯誤做修正，使此理論更能正確地預測現象；三為理論必須具備簡單性，在既有的解釋程度之下，能夠以愈少的概念和關係來呈現現象的理論愈佳。簡約原則期待研究者能夠以一個比較簡單的模式來解釋複雜的關係，當一個簡約模式被接受時，表示它比其他較不簡約的模式具有較低的被拒絕率。從簡約原則的內涵中，研究者在界定模式的參數時，每一個參數皆必須有相當的理論基礎，一個沒有理論支持或理論薄弱的關係，最好將之排除於模式之外（黃芳銘，民 94）。

一個完整的結構方程模式如圖 1-15 所列：

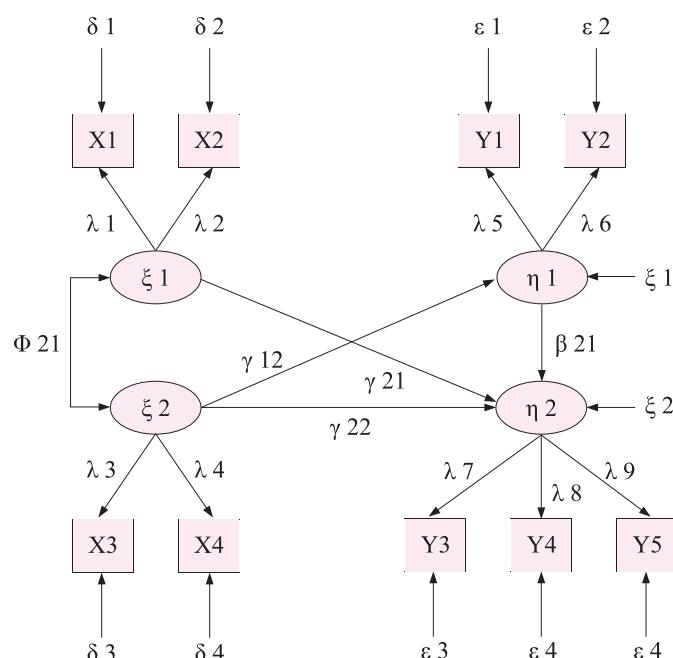


圖 1-15

1.4 結構方程模式圖中的符號與意義

LISREL 分析模式中常用的符號與定義如表 1-1：

表 1-1

符號	讀法	維度	意義說明
X		$q \times 1$	ξ 的觀察變項或測量指標
Y		$p \times 1$	η 的觀察變項或測量指標
ξ	xi	$n \times 1$	外因潛在變項（因變項）
η	eta	$m \times 1$	內因潛在變項（果變項）
δ	delta	$q \times 1$	X 變項的測量誤差
ϵ	epsilon	$p \times 1$	Y 變項的測量誤差
ζ	zeta	$m \times 1$	內因潛在變項的誤差
β	beta	$m \times m$	內因潛在變項間（ η ）關連的係數矩陣
γ	gamma	$m \times n$	外因潛在變項（ ξ ）與內因潛在變項（ η ）間關連的係數矩陣
Φ	phi	$n \times n$	外因潛在變項（ ξ ）的變異共變數矩陣
Ψ	psi	$m \times m$	內因潛在變項（ η ）殘差項的變異共變數矩陣
λ_x	lambda x	$q \times n$	X 與外因潛在變項（ ξ ）間之關連係數矩陣
λ_y	lambda y	$p \times m$	Y 與內因潛在變項（ η ）間之關連係數矩陣
θ_δ	theta-delta	$q \times q$	δ 變項間的變異共變數矩陣
θ_ϵ	theta-epsilon	$p \times p$	ϵ 變項間的變異共變數矩陣
S 矩陣			樣本資料推演出的共變數矩陣
$\hat{\Sigma}$ 矩陣			基於樣本之假設模式的共變數矩陣

一個完整的 LISREL 模式的參數矩陣如表 1-2：

表 1-2

矩陣名稱	數學符號	LISREL 縮寫	矩陣描述
LAMBDA-Y	Λ_y	LY	為 $(p \times m)$ 階矩陣，表示聯結 Y 變項對 η 變項的係數
LAMBDA-X	Λ_x	LX	為 $(q \times n)$ 階矩陣，表示聯結 X 變項對 ξ 變項的係數
BETA	B	BE	為 $(m \times m)$ 階矩陣，表示 η 變項間有方向性的聯結係數（迴歸係數）

結構方程模式—SIMPLIS 的應用

矩陣名稱	數學符號	LISREL 縮寫	矩陣描述
GAMMA	Γ	GA	為 $(m \times n)$ 階矩陣，代表 ξ 變項對 η 變項影響的迴歸係數
PHI	Φ	PH	為 $(n \times n)$ 階矩陣，代表 ξ 變項間的共變數
PSI	Ψ	PS	為 $(m \times m)$ 階矩陣，代表內衍潛在變項殘差項 (ζ) 間的共變數。
THETA-EPSILON	θ_e	TE	為 $(p \times p)$ 階矩陣，代表指標變項 Y 測量誤差 (ε 變項) 間的共變數。
THETA-DELTA	θ_δ	TD	為 $(q \times q)$ 階矩陣，代表指標變項 X 測量誤差 (δ 變項) 間的共變數。

註： p 、 q 、 m 、 n 各為變項 Y、X、 η 、 ξ 的個數

在 SEM 路徑關係圖中，常用的符號說明如下：

■ 潛在變項

潛在變項 (latent variables) 又稱「無法觀察的變項」 (unobserved variables) 、「建構變項」 (construct variables)。所謂潛在變項即是構念因素，是不可直接測量或無法直接觀察得到的，只能以間接的方式推論出來，通常稱為構念、層面或因素。其圖形以圓形 (circle) 或橢圓形 (ellipse) 表示，作為「因」 (causes) 的潛在變項又稱為自變項或外因潛在變項或外衍潛在變項 (exogenous)，以變項名稱以符號 ξ 表示；作為「果」 (effects) 的潛在變項又稱為依變項或內因潛在變項或內衍潛在變項 (endogenous)，變項名稱以符號 η 表示。

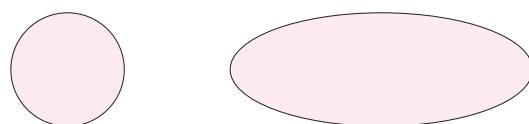


圖 1-16

■ 觀察變項

觀察變項又稱為「顯性變項」 (manifest variables) 或「指標變項」 (indicator variables) 或「可測量變項」 (measured variables)，研究者可以直接觀察得到或

直接測量獲得，獲得的數據可以轉化為量化資料，外因潛在變項的指標變項以符號「X」表示；而內因潛在變項的指標變項以符號「Y」表示。其圖形通常以正方形或長方形表示。若以量表問卷來作為指標變項，則觀察變項可能是量表在個別題項上的得分，或是數個題項加總後的分數；若是以觀察法來獲得數據，觀察變項為觀察內容，其數據為觀察所得轉化為量化的分數。



圖 1-17

■ 誤差變異項 (error term)

內因潛在變項無法被模式中外因潛在變項解釋的變異量，即結構方程模式中的隨機變異部分，以希臘字母 ζ 表示；內因潛在變項（ η 變項）的測量誤差（errors in measurement），即觀察變項無法被其潛在變項解釋的變異，以希臘字母 ϵ 表示；外因潛在變項（ ξ 變項）的測量誤差，以希臘字母 δ 表示。

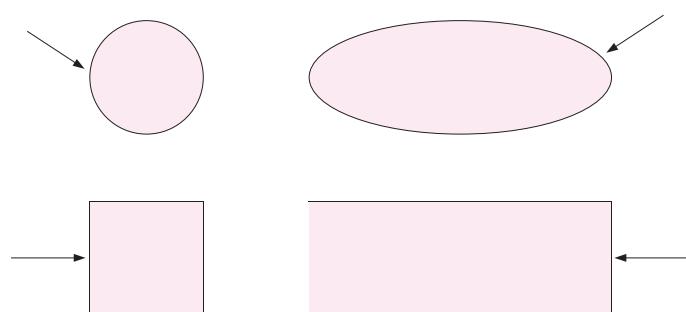


圖 1-18

■ 變項間的關係

單一方向的箭號（one-way straight arrow）：表示直接效果或單方向的路徑關

結構方程模式—SIMPLIS 的應用

係，單向因果關係影響的關係又稱為「不可逆模式」（recursive models），以單箭號表示，箭號的起始點為因變項，箭號所指的地方為果變項，係數註標表示時，先呈現「果」的變項編號，再呈現「因」的變項編號。在 SEM 模式中，外因潛在變項（ ξ ）間沒有單箭號的關係存在，即外因潛在變項間沒有因果關係，但它們可能有共變關係存在。

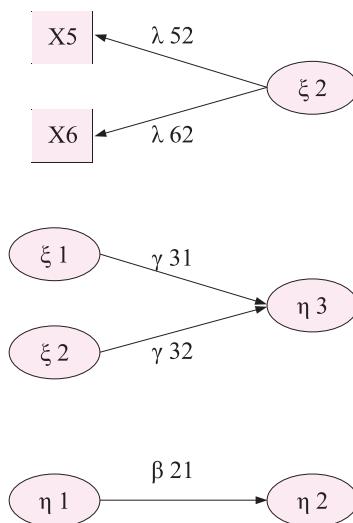
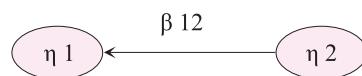


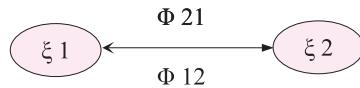
圖 1-19

上述符號註標「 β_{21} 」與符號註標「 β_{12} 」所表示的變項間的關係是不同，後者的圖示如下。註標「 β_{21} 」表示潛在變項 η_1 直接影響到潛在變項 η_2 ，其中潛在變項 η_1 為「因」變項，潛在變項 η_2 為「果」變項；而註標「 β_{12} 」表示潛在變項 η_2 直接影響到潛在變項 η_1 ，其中潛在變項 η_2 為「因」變項，潛在變項 η_1 為「果」變項，二者的影響路徑及關係剛好相反。

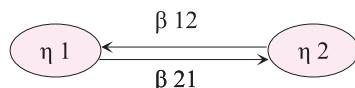


雙向箭號（two-way arrow）：表示二個變項間為相關或共變的關係，即二個變項間不具方向性的影響，互為因果的關聯路徑，在 SEM 模式中，外因潛在變項間不具單向因果關係，但可能具有相關或共變關係，以希臘符號 Φ 表示；此外內因潛在變項的殘差間，也可能具有相關或共變關係，以希臘符號 Ψ 表示。由於

雙向箭號表示變項互為因果關係，因而符號註標「 Φ_{12} 」與符號註標「 Φ_{21} 」是相同的。



可逆模式 (non-recursive modes)：又稱互惠關係 (reciprocal relationship) 效果模式，表示二個變項間具有雙向因果關係的影響路徑，第一個變項直接影響到第二個變項，而第二個變項也直接影響到第一個變項，在 SEM 分析中，若是遇到模式無法聚合，參數無法進行估計時，將二個變項改設為可逆模式，也是一種解決策略。



1.5 參數估計方法

在 SEM 分析中，提供七種模式估計的方法：工具性變項法 (instrumental variables；IV 法)、兩階段最小平方法 (two-stage least squares；TSLS 法)、未加權最小平方法 (unweighted least squares；ULS 法)、一般化最小平方法 (generalized least squares；GLS 法)、一般加權最小平方法 (generally weighted least squares；GWLS 法或 WLS 法)、最大概似法 (Maximum Likelihood；ML 法)、對角線加權平方法 (diagonally weighted least squares；DWLS 法)。研究者如要檢驗樣本資料所得的共變數矩陣 (S 矩陣) 與理論模式推導出的共變數矩陣 (\hat{E} 矩陣) 間的契合程度，即是模式適配度的考驗，測量 \hat{E} 矩陣如何近似 S 矩陣的函數稱為「適配函數」 (fitting function)，不同的適配函數有不同的估計方法。在上述七種方法中，假定研究者所提的理論模式是正確的（模式沒有敘列誤差或界定錯誤），而且取樣樣本夠大，則以上方法所產生的估計值會接近真正的參數數值 (Bollen, 1989; Joreskog & Sorbom, 1996)。

最廣泛使用的估計模式方法為 ML 法，其次是 GLS 法 (Kelloway, 1998)。M

結構方程模式—SIMPLIS 的應用

L 使用會這麼普遍，主要是許多研究者似乎將 LISREL 與 ML 畫上等號，且 LISREL 將 ML 法作為預設的模式估計方法。即使 LISREL 允許不同型態的估計方法，ML 法估計值可用在持續及非對稱的大樣本上 (Bollen, 1989)。如果是大樣本及假設觀察資料符合多變量常態性，卡方檢定才可以合理使用，此時，使用 ML 估計法最為合適；如果資料為大樣本，但觀察資料不符合多變量常態性假定，最好採用 GLS 估計法（周子敬，民 95）。

IV 法與 TSLS 法是一種使用快速、非遞迴式 (non-iterative)、有限訊息技術 (limited-information technique) 的估計方法。它們沒有使用模式中其他方程式訊息，單獨地估計每個參數，因而對於敘列誤差較有強韌性，但與同時估計整個模式方程系統之「完全訊息技術」 (full-information techniques) 相較之下，顯得較無效率，因為採用完全訊息技術可同時考量到模式之中的所有方程式，進行綜合判斷以獲得最佳的估計數。因而 IV 法與 TSLS 法多使用其他估計方法來計算「計始值」 (starting values) 之用。但它們也可以用於模式是暫時性的、且模式的敘列誤差不明確的狀態下之初步估計法。至 ULS 法、GLS 法、ML 法、WLS 法、DWLS 法等均使用「遞迴式的程序」 (或疊代估計程序) (iterative procedure)，均屬於一種「完全訊息技術」的估計方法，比起採用有限訊息技術的 IV 法與 TSLS 法，較有統計上的效率，然而這些估計方法也容易受到敘列誤差 (specification errors) 的影響，因為每個參數的估計完全根據模式中的其他參數，每個參數的估計會受到模式中每個方程式的敘列誤差值所影響 (Diamantopoulos & Siguaw, 2000; Long, 1983)。

採用完全訊息技術的估計法會經由疊代估計程序，而使模式達到聚合 (或收斂) 程度 (convergence)，模式收斂表示經由疊代估計程序可以儘可能使假設模式隱含的共變數矩陣 (\hat{E} 矩陣) 接近樣本資料的共變數矩陣 (S 矩陣)。一般而言，若是假設模式與實徵資料的相容性高，LISREL 程式會有效的提供適當的起始值，經過一定疊代程序後，使模式達到收斂程度，此種情形稱為「可接受解值」 (admissible solution)。若是研究者所提的理論模式不適切，起始值與最終解值的差異太大，假設模式與實徵資料的相容性低，則模式可能無達到收斂程度，或是達到收斂，但許多參數無法合理的解釋，此種情形稱為「不可接受解值」 (non-admissible solution) 或「不適當解值」 (improper solution)，不可接受解值會導致參數不合理，如參數超出合理的範圍，如變項間相關係數的絕對值超過 1、出現負的誤差變異量、共變數矩陣或相關矩陣出現非正定 (positive-definite)

的情形等 (*Diamantopoulos & Siguaw, 2000*)。

在上述七種估計方法中，模式主要常用的參數估計方法為未加權或一般最小平方法 (unweighted or ordinary least squares；ULS 法)、一般化最小平方法 (generalized least squares；GLS 法)、最大概似估計法 (maximum likelihood estimation；ML 法)、漸進分配自由法 (asymptotic distribution free；ADF 法)。最大概似估計法是目前最廣應用的 SEM 適配函數估計法，也是 SIMPLIS 內定參數估計方法。最大概似法的基本假設，是觀察數據都是從母群體中抽取得到的資料，且所抽出的樣本必須是所有可能樣本中被選擇的機率之最大者，若符合此一假設，估計的參數即能反應母群體的參數 (邱皓政，民 94)。所謂最大概似法是可能性為最大的一種優良估計量，其目的是替母群參數尋求「最可能」解釋觀察資料的值，使用 ML 法時必須滿足以下基本條件：樣本是多變項常態母群體且是以簡單隨機抽樣來獲得的 (黃芳銘，民 93)。在常態分配且大樣本之下，ML 估計值、標準誤和卡方值檢定結果，都是適當、可信且正確的；但是，當觀察變項是次序性變項，且嚴重地呈現偏態或高峽峰之非常態分配情形時，ML 的估計值、標準誤和卡方值檢定的結果，都是不適當的、不可信且令人質疑的，因而，在違反常態分配的假設時，最好使用含有加權式估計程序的方法，如 WLS 法較為適宜 (余民寧，民 95)。

當資料符合多變項常態性假定時，GLS 法非接近 ML 估計法，若是資料違反多變項常態性假定時，GLS 法在使用上也有其強韌性。至於 ULS 方法通常不需符合某種統計分配的假定，它在資料不符合統計分配的假定時也能獲得穩定的估計結果 (*Bentler & Weeks, 1979*)，在所有估計方法中，ULS 法是唯一運用「量尺單位依賴法」 (scale-dependent methods) 之估計方法，所謂「量尺單位依賴法」表示改變一個以上觀察變項的量尺單位，會造成參數估計值的改變，因而無法簡單反映量尺轉換的效果；與「量尺單位依賴法」相對的即是「量尺單位自由法」 (scale-free methods)，這種方法如 ML 估計法與 GLS 估計法，此種方法的特性是參數估計的改變，只有反映到被分析之觀察變項量尺單位的改變 (*Long, 1983, p. 58*)。當所有觀察變項以相同的單位測量時，採用 ULS 法可以獲得最適當的估計結果。而 WLS 法與 DWLS 法不像 GLS 法與 ML 法一樣，受到資料須符合多變量常態性的假定限制，將其歸類為一種 ADF (asymptotic distribution free) 估計值 (*Browne, 1984*)，但為了使估計結果可以收斂，WLS 法與 DWLS 法的運算通常需要非常大的樣本，一般要在 1000 位以上。一般而言，當資料呈現「非常態」

結構方程模式—SIMPLIS 的應用

(non-normality) 的情境下，致使無法採用 ML 法與 GLS 法來估計參數，才考慮使用替代估計方法— WLS 法與 DWLS 法 (*Diamantopoulos & Siguaw, 2000*) 。

一般最小平方法 (GLS) 的基本原理是使用差異平方和的概念，只是在計算每一個差值時，以特定權數來加權個別的比較值 (邱皓政，民 94) 。GLS 與 ML 法的基本假定是相同的，包括樣本要夠大、觀察變項是連續變項、測量指標必須是多變項常態分配，以及必須有效界定模式等。GLS 產生的估計結果與 ML 法類似，二者具有相同的統計特質 (黃芳銘，民 93) 。當資料無法符合多變量常態性的假設時，最好使用不受常態分配假設限制 (asymptotic distribution free；ADF) 的估計方法，如加權最小平方法 (generally weighted least squares；WLS)，使用 WLS 法與 DWS 法時，必須為大樣本 (通常樣本數在 1000 以上，若要能在任何分配下估計順利，則樣本數更要提高至 5000 以上)，如果是小樣本時，屬於 ADF 的 WLS 法就沒有實務應用的價值，並且也比較會耗費電腦運算的時間，而在實務操作上，使用這二種方法，必須提供資料的漸近共變數矩陣 (asymptotic covariance matrix) (余民寧，民 95) 。

1.6 模式的概念化

一個完整 LISREL 模式化程序的成功與模式完整概念化 (sound conceptualization) 界定有密切關係，一個欠佳概念化的模式不可能利用 LISREL 方法學而產出有用的結果。LISREL 能夠也曾經使用過於探索性的目的，但結構方程模式要更進一步讓其於驗證性脈絡情境中更有效率。模式概念化 (model conceptualization) 的內涵包括二部分：一為結構模式概念化 (structural model conceptualization) 、一為測量模式概念化 (measurement model conceptualization) (*Diamantopoulos & Siguaw, 2000*) 。

結構模式的概念化主要在界定潛在變項間的假設關係，模式發展的階段關注於結構模式的關係界定，以形成可以作為統計檢定的「理論架構」 (theoretical framework) 。在結構模式的界定中，研究者必須明確區分模式中那些變項為「外衍變項」 (exogenous variables) 、那些變項為「內衍變項」 (endogenous variables) 。外衍變項在模式中一直扮演自變項 (independent variables) 角色，不能直接被模式中其他變項所影響，但它可直接影響到其他的內衍變項；內衍變項在模式內通常

可被其他變項直接影響，因而常扮演依變項（dependent variables）的角色，這種內衍變項常可被外衍變項解釋或受到外衍變項直接的影響。此外，這些內衍變項有些有時會直接影響到其他的內衍變項，因而又扮演起自變項的角色，對於解釋模式中其他內衍變項的內衍變項，在結構模式中可能具有「中介變項」的性質，對外衍變項而言，它是一個依變項，對於其他內衍變項而言，它是一個自變項。當內衍變項無法完全或完整地被假設的變項（外衍變項及其他內衍變項）解釋或影響時，「誤差」（error term）或「殘差」（residual）就會於模式估計中產生，所謂誤差或殘差即是被假設可影響內衍變項的部分。

在模式概念化的階段，研究者要注意確保模式中沒有遺漏重要的外衍變項與內衍變項，若是某些重要或關鍵的變項被遺漏掉，會嚴重導致參數估計的偏差，造成「敘列誤差」的出現，所謂敘列誤差是指研究者所提的理論模式，無法反映出母群體及變項的真正特質（true characterization），研究中的待答問題無法獲得解決。結構模式概念化中，除確認適當的潛在變項、區隔外衍變項與內衍變項外，還要注意以下二種情況：(1)內衍變項的順序有無界定錯誤、(2)外衍變項與內衍變項，及內衍變項間的聯結關係數目與期望方向有無界定錯誤，其中變項間期望出現路徑係數的正負號的解釋是不相同的。模式估計中若是忽略上述二種情況，很容易出現「敘列誤差」的情形。因而於結構模式概念化階段，結構模式要考量的是：根據之前的理論文獻、過去實徵證據資料或某些探索性研究的資訊等，依據這些內容來建構假設模式。

模式概念化的第二個主要階段為測量模式的概念化，測量模式概念化主要是關於潛在變項如何被操作型定義和如何被測量的，這些潛在變項通常藉由顯性變項（manifest variables）或觀察變項（observable variables）來反映其潛在特質。此階段所關注即學者 Blalock (1968) 所提出的「附屬理論」（auxiliary theory），此理論的功能在於確認理論架構與實徵世界的聯結關係，更具體而言是界定抽象概念與其指標變項間的關係（Sullivan & Feldman, 1979, p.11）。在 SEM 分析中，顯性變項通常皆是反映性指標（reflective indicators），即作為「效果指標」（effect indicators）。測量模式概念化階段要考量的是每個潛在變項的顯性變項，最好採用多個指標變項，此外，要考量的是在單一模式中，潛在變項與顯性變項的數目要多少才是最適當的？這個問題要視研究主題、研究者界定模式的目的與可用的測量數量而定。一般而言，一個愈複雜的模式（包含較多的潛在變項與顯性變項），愈有可能遭遇到模式適配度不佳的問題，假設所有的條件都一樣，模式所包含的

結構方程模式—SIMPLIS 的應用

變項愈多，則模式所需要的樣本數愈大。因為模式愈複雜，愈有可能遺漏重要的潛在變項，在模式的結構部分要達到模式精簡程度，會出現敘列誤差；而由於遺漏潛在變項關鍵的指標變項，使得測量品質不佳。為兼顧樣本的多少、敘列誤差的程度，學者 Bentler 與 Chou (1987, p.97) 提出以下建議：使用小規模式的資料組時，至多 20 個變項即可，其中潛在變項大約 5~6 個，而每個潛在變項的指標變項大約為 3~4 個即可。對於樣本數的需求，學者 Ding 等人 (1995) 建議：在使用共變數結構模式 (covariance structure modeling) 時，最少的受試樣本數是 100 至 150 位；另一方面，Boomsma (1987, p.4) 則建議：「使用最大概似法估計結構方程模式時，最少的樣本數為 200，研究的樣本數若少於 100，會導致錯誤的推論結果。」而最近的研究者如 Marsh 等人 (1998) 從模式收斂程度、參數的穩定性與理論建構信度的觀點來看，其認為每個潛在變項的指標變項數愈多，對於模式的估計愈能得到不錯的效果。但另一個要考量的是，變項數愈多，所需的樣本數愈多，此時模式適配度的卡方值很容易達到顯著水準，而易於拒絕虛無假設；此外，愈複雜的模式，愈有可能使模式無法收斂，因而研究者在模式界定上要格外慎重。

完整測量模式概念化的架構圖如圖 1-20：

在 SEM 模型的分析步驟上，Bollen 與 Long (1993) 從驗證性因素分析的觀點來看，有下列五個程序：模型的確認 (model specification) → 模型辨識 (identification) → 參數估計 (estimation) → 檢定適配度 (testing fit) → 模型的再確認 (re-specification)，若是假設模式與觀察資料適配良好，則分析程序可以停止；如果假設模型與觀察資料沒有適配，則藉由再確認的程序改善假設模型，直到可以獲得一個較佳的解值，在分析歷程中，可以檢定偏態與峰度的自由度，以確認觀察資料符合多變量常態性的假定。Hair 等人 (1998) 對於 SEM 模型的分析程序，根據測量模式、結構模式的建構與模式產生的有效性，認為應有下列七個步驟：1. 理論模式架構的建立、2. 建立因素變項間因果關係的路徑圖、3. 轉換因果路徑圖為結構方程式與測量方程式、4. 選擇分析模式（是以相關係數矩陣或以共變數矩陣為資料檔）、5. 評估模式的鑑定、6. 模型適配標準的評估、7. 模型的解釋與修改。

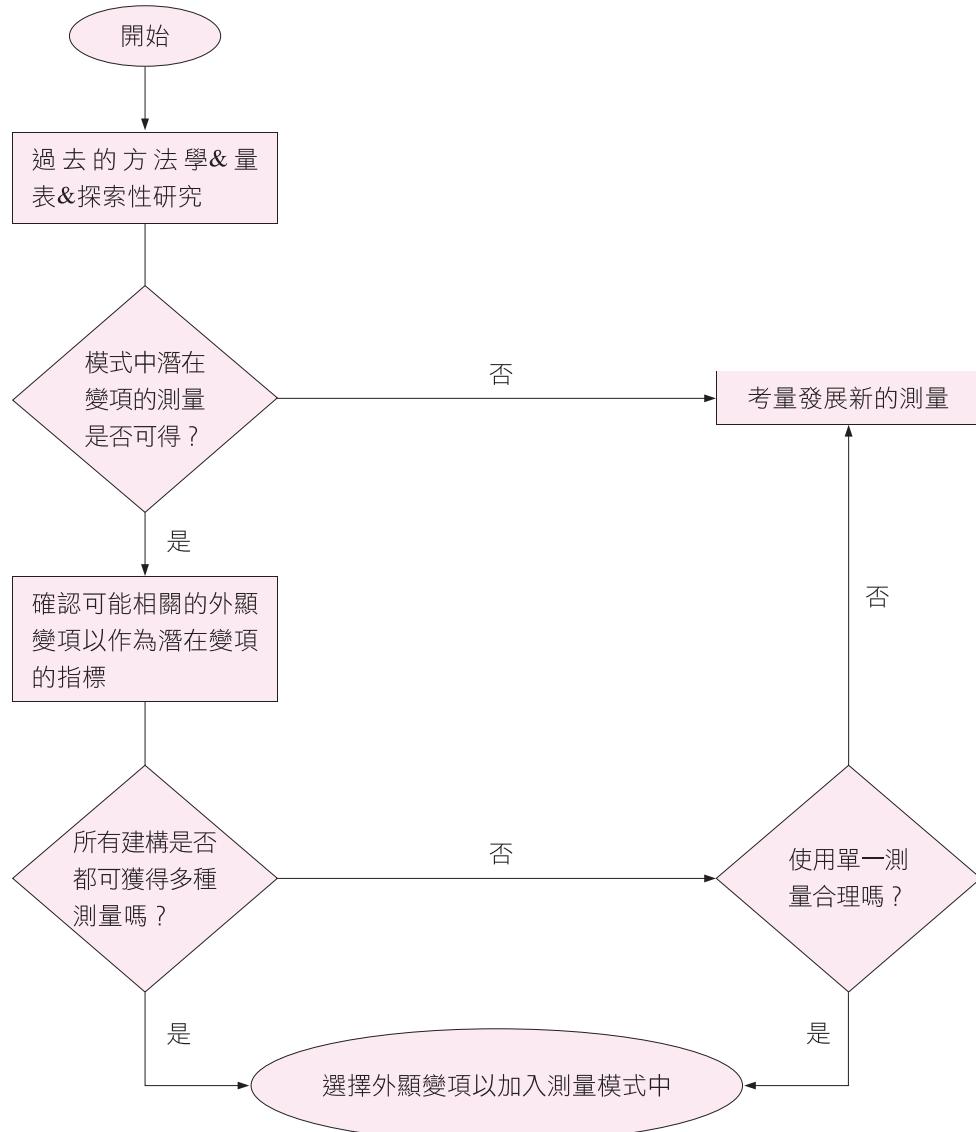


圖 1-20 測量模式概念化流程圖

資料來源：Diamantopoulos & Siguaw, 2000, p.17

Diamantopoulos 與 Siguaw (2000, p.7) 認為 LISREL 模型的分析程序有八個步驟：
 1. 模型的概念化 (model conceptualization)、
 2. 路徑圖的建構 (path diagram construction)、
 3. 模型的確認 (model specification)、
 4. 模型的辨識 (model identification)、
 5. 參數的估計 (parameter estimation)、
 6. 模型適配度的評估 (assessment)

結構方程模式—SIMPLIS 的應用

of model fit)、7. 模型的修改（如確認要修改，則回到步驟 1 模型的概念化）、8. 模型的複核效化（model cross-validation）。模型的概念化就是依據理論假設或實徵證據來發展模型中的潛在變項與其指標變項。模型的確認在於描述估計參數的本質與數目。模型的辨識利用觀察資料分析結果資訊，來決定參數估計是否足夠，可否根據蒐集的觀察資料來確認參數的單一值與唯一值。參數的估計在於根據 LISREL 程式執行結果，來判別假設模型隱含的共變數矩陣是否相等於觀察或實際的共變數矩陣，所估計的參數是否顯著的不等於 0。模型適配度的評估要參考不同的適配度指標來進行綜合判斷，適配度指標允許研究者評估測量與結構模式的品質及完整性，進而指標值支持所提的概念化模型及理論假設。模型的修改最好配合理論基礎，不能純以資料為導向（data-driven），進行暫時性的修飾，重複修改模型，以獲得模型能適配觀察資料，可能會誤用 LISREL 提供修正指標的原意，研究者在進行模型的修飾時要格外謹慎。

綜合上述學者的看法，一個完整結構方程模式的分析歷程可以以圖 1-21 表示：

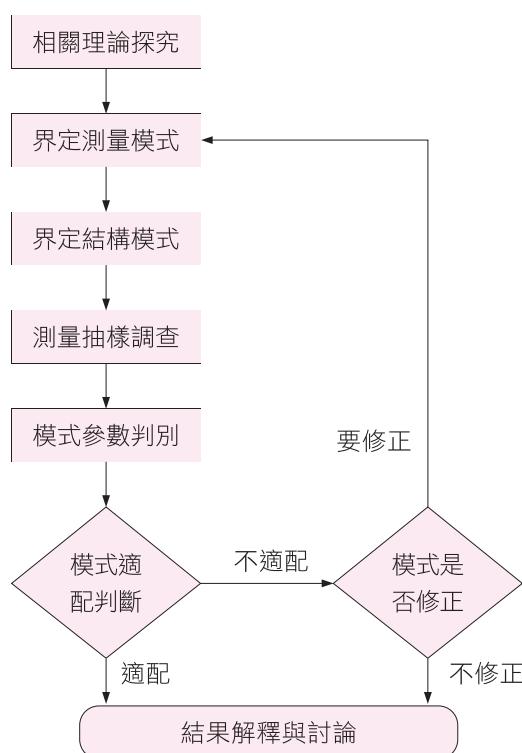


圖 1-21 結構方程模式分析的基本程序

1.7 模式的修正

當模式進行參數估計後，發現假設理論模式與觀察資料的適配度不佳，研究者可能會對模式進行適當的改變，改變的目的在於模式適配度的改善。模式適配度不佳可能是違反基本分配的假定、有遺漏值或敘列誤差的存在、或具非直線關係（Kaplan, 1988; 1989）。模式改變意謂「模式界定」（model specification），模式界定就是增列或刪除某些參數；而模式的改善指的是模式朝向更佳的適配或成為更簡約的模式，可以得到實質的合理的解釋。針對初始理論模式進行局部的修改或調整的程序，以提高假設模式的適配度，稱為「模式修正」（model modification），修正完的模式應是合理的、明確的與可完整解釋的。模式修正如果沒有理論基礎，完全是一種受資料驅使（data-driven）的模式修正法，易犯「機遇坐大」（capitalization on chance）的迷思，新的修正模式可能與某些樣本特質接近，因而可能需要重新選取樣本來檢定修正的模式（MacCallum, 1995）。因而已修正過的模式在一個特殊樣本中可能適配度很好（甚至完美），但應用於同母群體中的另一組樣本時，可能出現適配度不足的情形。

在模式參數估計中，有時理論模式與觀察資料已經適配，但研究者為了改善適配情形，使模式的適配度更佳而達到簡化模式的目標，如偵測某些參數來修改模式而達到精簡模式的目的。但學者研究證實，一個適配良好的模式通常是不穩定的，這些適配良好的模式無法再製於其他樣本，也就是原始模式與觀察資料契合度良好，但與其他觀察資料適配度可能不佳。對此，學者MacCallum等人（1992, p.501）就建議：「當一個初始模式適配良好時，去修正模式使它獲得更好的適配度可能是相當不明智的作法，因為修正只是適配了樣本微小的獨特之特質而已。」

第二種常見模式修正的重要原因是初始模式適配度不佳，造成模式適配度差的可能原因有以下幾種：違反資料分配的假定、變項間非直線性關係、遺漏值太多、敘列誤存等（Bentler & Chou, 1987）。模式的修正就是偵測與改正敘列誤差，改善模式適配的情形。所謂敘列誤差如從模式中遺漏適當的外衍變項、遺漏模式所包含的變項間的重要聯結路徑，或模式中包含不適當的聯結關係等。模式修正的程序通常處理的「內在敘列誤差」（internal specification errors），如遺漏模式變項中重要的參數或包含不重要的參數，至於「外在敘列誤差」（external specification

結構方程模式—SIMPLIS 的應用

errors），表示研究者的理論或方法上出了問題，單靠模式修正程序也很難使模式適配度變得較好（*Gerbing & Anderson, 1984*）。為了避免「內在敘列誤差」的產生，在模式概念化的階段中，重要的是避免遺漏關鍵的變項。

辨識與更正內部敘列誤差的程序，就是一種「界定敘列搜尋」（specification search）的程序，界定敘列搜尋的最後目的，在於找尋母群體中可以明確表示顯性變項與潛在變項之間結構關係的模式（*MacCallum, 1986*）。此種界定敘列搜尋的程序有三點需要加以注意（*Diamantopoulos & Siguaw, 2000, p.103*）：

1. 資料分析的本質已不再是「驗證性的」（confirmatory），而是變成「探索性」（exploratory）的，所謂驗證性的程序乃是檢定先前已決定好的假設初始模式，而探索性的程序指是經由界定敘列搜尋過程所衍出的最後模式都只是暫時性的而已，而此修正模式必須獨立確認，亦即以其他不同樣本來重新檢定並做效度考驗，若是使用相同的資料組來產生模式並進行模式考驗，是不符合驗證性的本質，驗證性分析的邏輯是不能以相同的資料來發展一個模式，同時又以此資料來評估模式的適配度（*Biddle & Marlin, 1987; Breckler, 1990*）。
2. 經由界定敘列搜尋程序所發展的新模式未必與原先所提的初始模式類似或相同，模式的差異度與修正的數目與本質有關，因而理所當然的將新模式視為是可辨識的模式是錯誤的，使用者必須經由界定敘列搜尋程序來確認模式是否可被辨識，才能進一步對模式進行有意義的參數估計（*Long, 1983*）。
3. 經由界定敘列搜尋程序，研究者應知道何時開始？更要知悉何時停止，以避免產生一個「過度適配的模式」（overfitting model）。如研究者額外增加估計參數，使得：(1)增加的參數可能會相當脆弱，表示參數所代表的效果很微弱，進而無法進行驗證；(2)導致標準誤顯著地膨脹；(3)影響模式中原始的參數估計值，使其變得沒有意義或無使用的價值（*Byrne, 1998*）。事實上，估計參數的過度增列，界定敘列搜尋程序的結果，可能會現一個自由度為0、適配非常完美的飽和模式，但此種完全適配完美的飽和模式是不可能的，且沒有實質意義存在，也違反了可否證性的原則（principle of disconfirmable）。

模式違反了可否證性的原則，表示模式是不合理的。一個理論是否符合科學的本質，主要的關鍵在於此理論是否可以接受否證的驗證，如果一個理論無法否證，只有二種可能，一為它是一種意識型態並非是理論，二為此理論根本不存在

於這個現實世界情境中。對於 SEM 而言，一個模式是否可以被否證，在統計的觀點上，從模式自由度的有無就可以判別，一個沒有自由度的模式，雖然它不是唯一的，因為研究者可以再改變理論模式的方向，讓模式成為對等模式，但就統計而言，它的假設是無法檢定或考驗的，因此，無法檢定的假設模式就不具有可否證性（黃芳銘，民 93）。自由度為 0、完美適配的路徑分析模式在後面的章節中會有範例說明。

參數的調整會影響模式的自由度（複雜度），進行影響卡方值的計算，使得參數的調整除了參數背後理論適合性的問題之外，另外摻雜了技術上的不確定性。一般而言，若是研究者移除一個參數的估計，將增加整個模式的自由度，如此將會擴增卡方值，卡方值擴大會造成模式適配度的降低，由於假設模式中使用較少的參數進行估計，較符合模式「精簡原則」（愈簡單的模式愈佳）；相對的，如果研究者減少參數的限制，增加參數的估計，將使模式的自由度變小，造成卡方值也減少的自然傾向，可有效改善模式的適配度，但是，由於模式中有較多的參數估計，違反了精簡原則。由此可知，參數的增列或移除，會使得模式精簡度（parsimony）與適配度（goodness-of-fit）間呈現互為消長的關係。但是，由於模式修正的主要目的在於改善模式的適配度，因此，一般建議使用者先增加參數的估計，提高模式的適配度之後，再進行參數的刪減，以簡化模式的複雜度（邱皓政，民 94）。

LISREL 模式中可能的模式修正內容如下（Diamantopoulos & Siguaw, 2000, p.104）

表 1-3

	放寬（減少）限制	增加限制
測量模式	放寬測量參數	固定測量參數
結構模式	放寬結構參數	固定結構參數

表 1-3 中典型的放寬（減少）限制是指將原先模式中設定為固定參數（fixed parameters）改為自由參數，或是取消原先設定為相等的參數，使這些參數以自由參數（free parameters）的方法各自進行估計。而典型的增加限制的設定剛好與上述相反，將原先的自由參數改為固定參數，不進行參數估計（將參數設定為 0）；將原先各自進行自由估計的二個參數，將其二個參數值設成相等，以進行參數相等化的估計。所謂自由參數是研究者根據理論而想要去估計的參數，至於

結構方程模式—SIMPLIS 的應用

所謂的固定參數，是把參數設定成某個固定值（一般皆設定成 0 或 1），而不會去估計的參數。界定敘列搜尋程序時要注意以下幾點（Diamantopoulos & Siguaw, 2000, p.106）：

1. 與有限制的理論指引（theory-driven）之有限度的搜尋相較之下，模式以資料導向式（data-driven）的無限制搜尋較不易成功，因而研究者不能只根據輸出報表中的診斷訊息來作為模式修正的策略，而應適當的納入相關的理論。
2. 在小至中規模的樣本中，界定敘列搜尋程序往往會造成模式檢定的不穩定，易造成統計結果較大的波動，在相同樣本大小的情況下，會出現多種不同的修正方式，如果樣本數小於 100，則不宜進行界定搜尋。模式修正時最好採用大樣本，但要注意統計考驗力過高時的模式可能不佳情況。
3. 在小至中規模大小的重複樣本中，初始模式與修正模式的適配度測量結果可能都會不太穩定，即模式修正會造成模式適配度指標不理性的波動。在此種情況下，如果研究樣本夠大的話，最好把樣本數隨機分割為二部分，每一部分均進行模式界定敘列搜尋程序，並進行交叉檢驗。
4. 模式敘列錯誤處愈多，則模式界定敘列搜尋結果愈不容易成功，因而研究者在確認初始模式時，必須參閱相關的文獻理論，以建構一個完整的假設模式圖，同時兼顧測量模式與結構模式的合理性。
5. 在模式界定搜尋過程中，常出現第二類型的錯誤，即無法拒絕一個有敘列錯誤的模式，此時研究者應確保樣本數足夠，足以支持檢驗模式的統計考驗力，不要把一個未達顯著的卡方值檢定結果作為停止界定搜尋的信號，研究者要避免過度依賴卡方統計量作為模式適配度的唯一檢驗指標，因為卡方值考驗易受樣本數大小的影響。

1.8 模式的複核效化

當假設模式經過修正後達成一個較佳的模式（better model）之後，研究者可以進一步以此較佳模式與初始模式進行比較，以獲得實質的意義。這個問題就是要關注最後模式的可信度如何？一個模式若是有用的，這個模式不僅適用於已知的樣本，同樣也能適用於其他的樣本（Yi & Nassen, 1992）。一種可能的結果是最

後發展的模式只適配於一組樣本，對於其他樣本並不適配；如果模式建構得很理想，應該可以一次又一次的適配相同的資料樣本組（Saris & Stronkhorst, 1984）。此種模式可交叉驗證的過程稱為模式的「複核效化分析」（cross-validation analysis），複核效化的分析就是修改的較佳模式是否也可適配於來自相同母群體的不同樣本；進一步若是不同母群體的樣本是否也可獲致理想的適配結果。

如果研究者想要在一對立模式中選取最佳模式（best model），就需要採用複核效化的分析程序，當樣本數不大時，研究者所要選取的不是適配最佳的模式，而是最具複核效化的模式（MacCallum et al., 1994）。如果先前建立的對立或競爭模式代表不同的理論，研究者的目的應當選擇一個對未來樣本具有預測效度的模式，而不是挑選一個最能再製此特定樣本結構的模式，因為後面的模式對於來自相同母群體的觀察資料可能是不適當的（Diamantopoulos & Siguaw, 2000）。

依據學者 Bagozzi 和 Yi (1988, p.85) 的看法，至少有四種情境，須用到複核效化的程序：

1. 為了確定模式的適配不是特異樣本特徵（idiosyncratic sample characteristics）所導致的結果，研究者必須將一個模式的評鑑分開來估計以便建立效度時。
2. 當界定搜尋程序或模式探究時，是使用一個適配資料的假設修正模式時。
3. 根據現有資料從數個模式中選擇一個最適配的模式，且需要檢驗結果是因「機遇坐大」（capitalization on chance）造成的結果時。
4. 當研究目標在於辨識可以很好預測未來資料的模式時。

根據效度樣本（樣本是否來自相同的母群體或來自不同母群體）及模式數目（單一模式或數個模式的比較）來劃分複核效化的型態，通常可劃分為以下四種類型，這四種類型也是在共變數結構模式中常見的複核效化的型態（Diamantopoulos & Siguaw, 2000, p.130）。

模式複核效化的四種類型如下：

表 1-4

		效度樣本	
		相同母群體	不同母群體
模式數目	單一模式	模式穩定	效度延展
	模式比較	模式選擇	效度概化

四種類型的模式複核效化說明如下 (*Diamantopoulos & Siguaw, 2000*) :

■ 模式穩定 (model stability)

模式穩定的目的主要在評估一個已經適配良好的單一模式，是否被應用在相同母群體中的其他樣本時也可以適配得很好。模式穩定類型是最基本的複核效化分析的形式，通常它不是從獨立樣本中選擇一組資料，就是將原先總樣本數採隨機分割或使用分割樣本的作法，將既有的樣本數一分為二（其樣本數比例為 50:50）。採用第二種方法時，原先的樣本要夠大才可以。分為二群的樣本分別稱為「校正樣本」 (calibration sample) 與「效度樣本」 (validation sample)，前者是用來建立發展假想的理論模式，而後者則是用來檢定前者發展之模式的適當性。這種分割樣本的作法前提是需要一個夠大的樣本，才足以將樣本一分割為二，一般建議的最小樣本數為 300，但如果考量到模式的複雜性，被估計的參數愈多，則需要的樣本數可能要愈大 (*Homburg, 1991*)，如 *Homburg (1991)* 研究發現，模式較複雜時，樣本人數介於 300 至 500 之間時，進行複核效化的效果最佳。另一方面，學者 MacCallum 等人 (1992) 則認為樣本人數若沒有超過 800 位，則進行複核效化的結果會呈現不穩定的狀態，此論點與 *Homburg (1991)* 的觀點相同，其認為正式的樣本分割，所需的樣本數愈多，則複核效化會呈現更大的一致性。此外 Bentler (1995, p.6) 對模式複核效化的觀點提出以下建議：在資料符合常態分配基本理論時，被估計的自由參數個數與樣本數的比例至少為 1:5，即樣本大小至少為自由參數個數的 5 倍，如果資料不是常態分配而是呈現其他次數分配的情況下，樣本數與自由參數的比例至少要在 10:1 以上才較適當，上述比例值愈大，在參數顯著性方面才能獲得可信賴的 z 檢定值，並提高正確模式評估的卡方分配機率值。

■ 效度延展 (validity extension)

效度延展非常類似於模式穩定的評估，其中的差異是效度驗證的第二組樣本來自不同的母群體，也就是一個適配較佳的模式發展在第一個母群體觀察樣本裡，然後再隨機抽取第二個母群體中樣本來檢定上述的模式是否在此樣本中也會得到適配，效度延展的目的在決定理論模式的效度是否可以擴展到不同的母群

體，如果可以，表示模式效度延展情形良好。要進行效度延展的程序之前，要先建立模式的穩定性，因為若理論模式在同一母群體中的樣本都無法適配，如何複製擴展到其他不同的母群體呢？

■ 模式選擇 (model selection)

模式選擇的主要目的在於從數個競爭或對立的模式中，選擇一個最佳的模式，而前述數個競爭或對立的模式在同一母群體的不同樣本間可以再製，均具有模式穩定的特性。模式選擇背後的意涵，即是從一組競爭模式中，比較出哪一個假設模式具有較佳而相對的解釋力，而不會考量只選擇原先建構的一個模式。在此上述情況下，如果樣本數夠大的話，分割樣本作法是可行的，因為競爭模式在相同的樣本中已被評估過，模式的適當性不會受到樣本大小的影響 (Yi & Nassen, 1992)。對研究者而言，發展不同的競爭模式，其目的在於選擇一個模式，但此模式卻不一定是所有模式中最佳的，但它卻是可以接受且最能夠應用到其他觀察資料裡。當然，若是最適配模式也是最穩定的模式是最好的。不過，若是最佳適配模式無法推論到其他的樣本，就表示此一最佳模式是一種特殊樣本所界定的，因而其擁有的效度只是一種內在效度，而缺乏外在效度。其實，最好的模式應當同時具備內在有效性與外在有效性，模式選擇就是要同時考量這二個條件的一種複核效化（黃芳銘，民 93）。

■ 效度概念 (validity generalization)

效度概念是從不同母群體中，具有模式延展的一組競爭模式中，辨識出一個較佳的模式。效度概念是在不同母群體中從事模式選擇的工作，這和「模式選擇」最大的不同是模式選擇是在同一母群中產生模式。效度概念的邏輯可以以下列例子說明：假設有三個競爭模式，A、B、C，經由模式選擇程序的過程，在第一個母群體中，模式從最好到最差的排序為B、A、C；在第二個母體中模式複核效化的排列順序為 C、A、B。雖然模式 A 在母群體一和母群體二中均不是最佳的模式，但是在母群體一中卻比模式 C 佳，在母群體二中卻比模式 B 佳，因而如同時考量二個母群體，模式 A 不見得會比模式 B、模式 C 表現還差。因而效度概念包含於不同母群體中模式選擇程序的應用。

結構方程模式—SIMPLIS 的應用

複核效化的概念也可以從它使用的「複核效化的策略」（cross-validation strategy）來考量。MacCallum等人（1994, p.13）將「複核效化的策略」分為三種：

■ 寬鬆複製策略 (loose replication strategy)

寬鬆複製策略指在校正樣本下獲得的適配模式，用於效度樣本中進行複核效化時，模式界定是相同的，但模式中所有的參數均讓其自由估計，允許模式中所有參數在校正樣本與效度樣本間獲得不同的估計，也就是在效度樣本中，將模式的參數放寬讓其自由估計。

■ 嚴格複製策略 (tight replication strategy)

嚴格複製策略就是在校正樣本下獲得的適配模式，用於效度樣本中進行複核效化時，不僅模式界定是相同的，且模式中所有的固定的參數也必須完全一樣，不允許模式中所有參數在校正樣本與效度樣本間獲得不同的估計，也就是在效度樣本中模式的參數限制與估計與先前之校正樣本下是相同的。

■ 適中複製策略 (moderate replication strategy)

適中複製策略指的是已經獲得適配的模式，在校正樣本中限制某些關鍵性的參數，如反映測量或結構路徑的參數，而允許某些參數如誤差變異數可以自由估計，模式中限制與放寬的參數在效度樣本中部分是相同的，部分是有差異的，因而適中複製策略乃是寬鬆複製策略與嚴格複製策略的一個折衷，又稱部分複核效化（partial cross-validation）。

為了進行複核效化的工作，LISREL 會執行「多群組樣本分析」（multi-sample analysis）的程序，此程序功能可以同時適配多組樣本，並且可對參數界定「恒等限制」（invariance constraints），此項又稱「等化限制」（equality constraints）或「群組限制」（group restrictions），即允許多組樣本間的全部或某些參數值設定為相等。LISREL 應用軟體在進行多群組樣本分析時，其預設的功能是採用「嚴格複製策略」，先將多組樣本上的所有參數值設定為相同，之後，研究者再根據自己的需求或相關理論、模式修正數據等，改採「寬鬆複製策略」或「適中複製

策略」，來逐步放寬某些參數值的估計，以達多組樣本都能適配於同一模式下的目的（余民寧，民 95；Diamantopoulos & Siguaw, 2000）

複核效化的評鑑指標，常用者為 AIC (Akaike information criterion) 與 ECVI (expected cross-validation) 二個。在數學基礎上，AIC 指標是從代表模式適配度的卡方值轉換而來的一種基於概率原理的統計數，其公式如下： $AIC = \chi^2 - 2df$ 。從模式複雜度來看，當模式的自由度愈小，表示估計的參數愈多，模式愈複雜，模式能從 χ^2 值中扣減的數值愈少，使得 AIC 數值增大，因此，兩個 SEM 假設模式的比較，AIC 指標值較低者，表示模式的變動性愈低，模型愈精簡、該模型在預測分配 (predictive distribution) 上的表現較佳，複核效化愈理想。在做模式比較時，AIC 值愈小表示模式愈簡約，所以 AIC 指標值可以作為模式的選擇之用，所有競爭模式中 AIC 值最小者，此模式最具有複核效化。而 ECVI 指標（期望複核效度指標是由 Cudeck 和 Browne (1983) 所發展可以評鑑複核效化適當問題的指標。此指標是基於非中央性參數的估計，所得到的一個用以反應模式估計的波動性之指標。在實際應用上，ECVI 指數反應了在相同的母群體之下，不同樣本所重複獲得同一個理論模式的適配度之期望值，ECVI 值愈小，表示模式適配度的波動性愈小，該理論模式愈好。在 ECVI 指數的判別上，要注意樣本的分配，因為 ECVI 值受到樣本分配假定的影響相當大，如果樣本分配相當偏離常態，這個值的可信度就會減低（黃芳銘，民 93；邱皓政，民 94）。

二個潛在因素，各有三個指標變項的因素結構，其複核效化的 SIMPLIS 的語法範例如下（將全部樣本分割為男生群體與女生群體二個次樣本）：

Group1: 男生群體

Observed Variables: X1 X2 X3 X4 X5 X6

Covariance Matrix: <輸入男生群體的共變數矩陣>

Sample Size: 600

Latent Variables: FACT1 FACT2

Relationships:

X1 X2 X3 = FACT1

X4 X5 X6 = FACT2

Group2: 女生群體

結構方程模式—SIMPLIS 的應用

Covariance Matrix: <輸入女生群體的共變數矩陣>

Sample Size: 650

Options: SC RS ND=3

End of Problem