

## 16.7 路徑分析

路徑分析 (path analysis) 是一種將變項關係以模型化 (modeling) 的方式來進行分析的一種統計技術。路徑分析的概念最初由遺傳學家 Sewall Wright 於 1921 年所提出，至 1960 年代才廣泛受到重視。傳統上，路徑分析由一系列的迴歸分析所組成，透過假設性的架構，將不同的方程式加以組合，形成結構化的模式，以 SPSS 或 SAS 等軟體進行多次迴歸即可完成模型參數的估計，稱為迴歸取向 (regression approach) 的路徑分析。自從結構方程模式 (Structural Equation Modeling) 發展以來，路徑分析已經逐漸改由 LISREL、EQS、AMOS、MPLUS 等 SEM 軟體來處理，稱為結構方程模式取向 (SEM approach) 的路徑分析。其主要特色是可以利用變項間的共變情形，同時 (simultaneously) 估計模型當中所有的參數，過程中可以把用以估計潛在變項 (latent variable) 的因素分析技術融合在路徑模型中，配合研究者所提出的特定假設模型或競爭模型，來檢驗理論模型與觀察資料的適切性，找出最佳的模型，近年來此種帶有潛在變項的路徑分析 (path analysis with latent variable) 或一般結構方程模式 (general structural equation modeling) 深受社會科學領域的關注，成為當代最重要的統計方法之一<sup>1</sup>。

在傳統的路徑分析中，用來解釋或預測其他變項的解釋性變項，通常被假設是沒有測量誤差，或其測量誤差可以被忽略。僅有被解釋或被預測的變項則的被解釋殘差可以被估計出來。在 SEM 取向的路徑分析，不論是潛在變項或觀察變項，測量誤差都可以有效的估計，排除在分析過程之外，因此，SEM 取向的路徑分析有取代傳統迴歸取向路徑分析的諸多優勢。但由於篇幅的限制，本書僅介紹迴歸取向的路徑分析。

---

<sup>1</sup> 有興趣的讀者可以參考邱皓政 (2003) 的「結構方程模式：LISREL 的理論、技術與應用」(雙葉書廊)、余民寧 (2006) 的「潛在變項模式：SIMPLIS 的應用」(高等教育出版社)、黃芳銘 (2002) 的「結構方程模式理論與應用」(五南) 等人的專書。

### 16.7.1 路徑分析的基本原理

#### ■ 因果模式與路徑模型

路徑分析主要的工作是從變項之間共變關係來檢驗研究者所提出的影響、預測、或因果關係，企圖推論出**因果結論**（causality）。與迴歸分析一樣，路徑分析的基礎是變項的線性關聯（或相關），變項間的相關越高，路徑分析的結果會越顯著明確。然而在所有的基本統計教科書上都會提醒大家，相關不等於因果（correlation does not prove causality），但是在路徑分析中，這條警語被修改為，相關蘊涵了因果關係，變項之間可以存在因果關係，透過適當的程序與分析，配合假設考驗，相關可以推導出因果結論（causal inference can be strongly corroborated by correlation）。Meehl 與 Waller（2002）指出，路徑分析雖然可以檢驗因果論證的存在，但是對於誰為因、誰為果，卻需要更為嚴謹的檢驗（correlation evidences causation but does not immediately reveal what causes what, and how much (p. 284)）。雖然路徑分析是檢測因果關係的有力工具，但如果把某一個研究的分析結果視為特定變項因果關係的唯一證據，而沒有多方檢驗其真實性，將可能造成偏差的結論。

基本上，社會科學並沒有像自然科學具有明確的因果率，在心理學研究中，只有實驗研究藉由操弄自變項、控制干擾變數、觀察依變項的研究策略，能被接受是一種因果關係的探究。路徑分析之所以能夠「宣稱」用來檢驗因果路徑，主要的依恃是背後的理論依據。如果研究者無法提出一個具有說服力的理論基礎，路徑分析得到的結果只是一堆無意義的統計數據的累積。如果研究過程中，研究者在沒有理論依據的情況下隨意調整變項的關係，那麼路徑分析只是統計技術的玩弄。相反的，如果研究者經過縝密的思考而提出一個路徑模型，且經由統計方法支持該模型的有效性，那麼就可能是一個具有學術價值的理論模型的誕生。

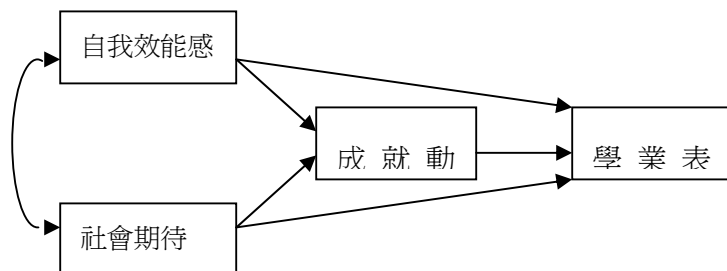


圖 16.3 路徑分析之路徑模式圖

簡單來說，路徑分析是一種驗證性（confirmatory）的統計分析技術，而非試探性的探索研究（exploratory study）。從技術上來看，路徑分析首要工作是提出一個具有理論基礎的路徑模型，並以路徑圖（path diagram）的方法呈現（如圖 16.3 所示）。所謂理論基礎，可能是前人所提出的理論觀點，過去的實證研究發現，研究者前導研究的結果，或是研究者基於個人的研究興趣，在嚴謹的推理、論述過程中所提出假設性觀點。

圖 16.3 描述了四個變項之間的結構關係，包括自我效能感、社會期待、成就動機與學業表現。單箭頭代表因果方向，雙箭頭則代表相關。事實上，此一結構關係，係由下列三組假設所組成：

假設一：自我效能感與社會期待影響個人的成就動機

假設二：自我效能感、社會期待與成就動機影響學業表現

假設三：自我效能感與社會期待具有相關

上述假設中，假設一與假設二皆為多元迴歸假設，對於假設一而言，以成就動機為依變項，自我效能感與社會期待為自變項，假設二則以成就動機與自我效能感、社會期待同列為預測學業表現的自變項。可以下列的方程式來表現：

$$Y_1(\text{成就動機}) = b_1X_1(\text{自我效能感}) + b_2X_2(\text{社會期待}) + a_1$$

$$Y_2(\text{學業表現}) = b_3X_1(\text{自我效能感}) + b_4X_2(\text{社會期待}) + b_5X_3(\text{成就動機}) + a_2$$

這兩個方程式構成一套結構方程式 (structural equation)，即稱為路徑模型 (causal model)，各變項與依變項之間的關係係數  $b_i$ ，稱為路徑係數 (path coefficient)。路徑模型除了必須滿足迴歸分析的所有假設，例如變項之間的關係均必須是線性且具有可加性 (linear and additive)，變項皆屬可量化的連續變項，誤差項為常態且獨立等等。

### ■ 內衍變項與外衍變項

圖 16.3 中，成就動機變項同時具備自變項 (X3) 與依變項 (Y2) 的雙重身分。而自我效能感與社會期待兩變項僅作為自變項，不受其他變項的影響，稱之為外衍變項 (exogenous variable) 或外因變項，其變異量由不屬於路徑模型的其他變項所決定，外衍變項之間可能具有相關，也可能相互獨立，但是他們之間的關係並不影響路徑模型內的因果關係。另一方面，學業表現則純為依變項，其變異量完全由路徑模型中的其他變項的線性組合所決定，稱之為內衍變項 (endogenous variable) 或內因變項。值得注意的是，成就動機變項同時具備自變項 (X3) 與依變項 (Y2) 的雙重身分，其自身的變異量，由路徑模式中的自我效能感與社會期待兩個自變項所決定，因此也屬於內衍變項。也就是說，內衍變項可以為因，也可以為果，但是外衍變項則僅能為因。一般而言，某兩個變項之間，僅能一為因，一為果，或具有相關，稱為單向因果模式，但如果某兩個變項同時為因，同時為果，如圖 16.4 所示，稱為非單向因果回溯模式。除非有充分的理論與文獻支持，非單向因果回溯模式不宜貿然採用。

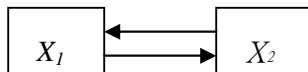


圖 16.4 非單向因果回溯模式之圖示

## ■ 遞迴模型與非遞迴模型

藉由變項關係的安排，路徑分析有兩種不同的基本類型，**遞迴模型**（recursive model）與**非遞迴模型**（nonrecursive model）。兩者的差別在於前者的殘差並未存在有意義的殘差相關（un-correlated disturbance），後者則有相關的殘差（correlated-disturbance）假設，或是變項間是否具有回溯關係，如圖 16.5(a)與圖 16.5(b)所示。

迴歸與非遞迴模型的區別除了變項關係上的差異，更重要的是技術上的區別<sup>2</sup>。從概念的層次來看，遞迴模式假設所有的因果關係是單一方向性，且殘差項是彼此獨立的，如圖 16.5(a)所示，在模型的建立上條件嚴謹，沒有太大的彈性，但是所有的參數都可以以傳統的多元迴歸分析來估計。

相對之下，非遞迴模式允許特殊的變項關係，如圖 16.5(b)中的具有相關的殘差（ $D_1 \leftrightarrow D_2$ ）與回溯關係的依變項  $Y_1$  與  $Y_2$ ，但是參數的估計必須採取特別的程序來進行分析。基於概念上的單純化與技術的可提供性，傳統的路徑分析多為遞迴模型，而避免使用非遞迴模型。

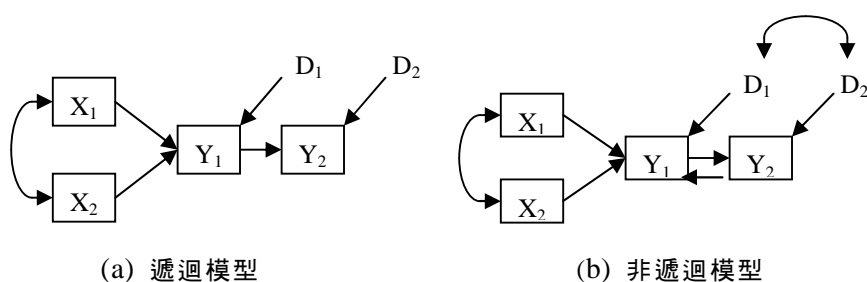


圖 16.5 路徑分析之遞迴模型與非遞迴模型圖示

<sup>2</sup> 遞迴模型的概念與傳統多元迴歸分析最接近，在分析上可以多元迴歸分析來獲得各項數據，因此又可以譯作迴歸模型；非遞迴模型無法以傳統的迴歸分析來進行分析，因此也可以譯作非迴歸模型。

### 16.7.2 路徑模型的分析

以多元迴歸分析來進行路徑分析有幾個步驟，第一，計算變項的變異數與共變數。第二，計算外衍變項對於內衍變項的直接效果。每一個內衍變項即是一組獨立的多元迴歸，如果有  $K$  個內衍變項，即必須執行  $K$  次多元迴歸分析。每一次多元迴歸計所得到的  $R^2$  為內衍變項可以被解釋的百分比。第三，計算殘差變異 (disturbance)。此時即可以將各參數與殘差變異數的估計結果以路徑圖方式呈現 (如圖 16.6 所示)。第四是進行效果分析，說明路徑模型中的直接效果、間接效果與總效果。

#### ■ 殘差變異與估計標準誤

殘差變異是指每一個內衍變項所不能被外衍變項解釋的部份。計算方法是以  $1-R^2$  再乘以內衍變項的變異數，即為殘差變異數 ( $Var_D$ )，如公式 16-17 所示。若不乘以內衍變項變異則是標準化變異誤， $\sqrt{1-R^2}$  則是估計標準誤係數 (standard error of estimate)，用於標示於路徑圖中，如圖 16.6 的 .85 (成就動機) 與 .76 (學業表現)。

$$Var_D = (1 - R^2) \times S_y^2 \quad (16-17)$$

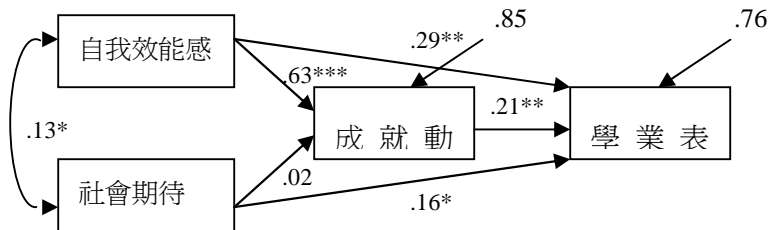


圖 16.6 路徑分析參數估計圖

表 16.10 迴歸取向路徑分析各項效果分解說明

自變項	依變項：內衍變項	
	成就動機	學業成績
<b>外衍變項</b>		
自我效能感		
直接效果	.63***	.29**
間接效果	-	.13*
總效果	.63***	.42**
社會期待		
直接效果	.02	.16*
間接效果	-	.00
總效果	.02	.16*
<b>內衍變項</b>		
成就動機		
直接效果		.21**
間接效果		-
總效果		.21**

\* $p < .05$ ; \*\*  $p < .01$ ; \*\*\*  $p < .001$

### ■ 直接效果、間接效果與總效果

由圖 16.6 可知，自我效能感對於成就動機與學業表現均有直接效果（direct effect），路徑係數分別為.29（ $p < .01$ ）與.63（ $p < .001$ ），同時由於成就動機對於學業表現亦有顯著直接效果，因此，自我效能感對於學業表現的影響（ $\beta = .21$ ， $p < .01$ ），除了具有直接效果之外，尚有一個由成就動機所中介的間接效果（indirect effect）。對於社會期待而言，由於對於成就動機的預測力不足（ $\beta = .02$ ，n.s.），直接效果不明確，但是對於學業表現仍具有直接預測力（ $\beta = .16$ ， $p < .05$ ），但是，社會期待已無法透過自我效能感間接影響學業表現。

間接效果的強度可直接由兩端點變項之間直接效果標準迴歸係數相乘而得。自我效能感對於學業表現的間接效果由兩個直接效果

(自我效能感→成就動機，成就動機→學業表現)所組成，取兩者的迴歸係數相乘得到間接效 $.63 \times .21 = .13$ ，代表每一標準差單位的兩個自變項的變動，對於學業表現造成的變動量為.13個單位。間接效果的顯著水準無法從迴歸分析中直接獲得，必須自行計算。

每一個自變項對於每一個內衍變項的總效果 (total effect)，可以從路徑模型當中與該自變項與內衍變項有關的所有顯著與不顯著是直接效果與間接效果的迴歸係數值加總而得之。以自我效能對學業表現的整體效果為例，取.29 (自我效能→學業表現) + .13 (自我效能→成就動機→學業表現) = .42，代表每一標準差單位的自變項 (自我效能感) 的變動，對於學業表現造成的變動量為.79個單位。對於自我效能對成就動機的影響而言，整體效果即為唯一的一個直接效果.63，無間接效果的存在，該值表示每一標準差單位的所有自變項的變動 (自我效能感)，對於學業表現造成的整體變動量為.63個單位。每一個變項的效果分析整理成摘要表如表 16.10 所示。

## ■ 模型衍生相關

迴歸分析所得到的迴歸係數代表變項間關係的強度。而自變項對於內衍變項的整體效果的迴歸係數數值，可以說是基於路徑模式推導出來的兩變項之間的整體性關係強度，如果再加上非因果性關係的係數值 (如相關係數)，所得到的係數總和稱之為**模型衍生相關** (model-implied correlation) 或**重製相關** (reproduced correlation)，代表模型推導出的變項相關，若將衍生相關與實際變項相關相減，即可得到殘差矩陣，用以衡量路徑模型與實際觀察數據的適配度。

在多元迴歸分析中，模型衍生相關與模型衍生共變並不會被主動計算出來，而需由研究者自行計算。計算的原理稱為**軌跡法則** (tracing rule)，所謂的「軌跡」主要在尋找由於相關係數所導致的間接效果。對於每一個自變項對於內衍變項的模型衍生相關，係由先前所求得的整理效果再加上尚未被計算的相關導致的間接效果。以自我效能感對於學業成績的模型衍生相關的計算為例，總計有四條軌跡：



1. 直接效果：自我效能→學業表現=.29
2. 間接效果：自我效能→成就動機→學業表現=.13
3. 相關間接效果 I：自我效能↔社會期待→學業表現=.13×.16=.02
4. 相關間接效果 II：自我效能↔社會期待→成就動機→學業表現  
=.13×.02×.21=.00

前面兩者在前面的效果分析中已經被計算出來，後面兩條軌跡則為未被視為因果的潛在路徑，雖然對於路徑分析來說，後面兩條軌跡並不是真實的關係，而是受到外衍變項的相關所造成的一種擬似相關（spurious correlation），但是卻也是模型設定之後，由理論數據推導出來的變項相關的一部分，在計算模式衍生相關時應予以納入。因此，自我效能感對於學業成績的模型衍生相關為.44：

$$\text{模型衍生相關} = .29 + .13 + .02 + .00 = .44。$$

模型衍生相關係數可以與該兩變項的簡單相關（例如.46）逕行比較，兩者的差距代表理論模式與觀察數值的差距（殘差相關），模型中所有其他兩兩變項的模式衍生相關與簡單相關的差異分別列出，可以得到整體模型與觀察值的整體差異程度的殘差相關矩陣。利用 SPSS 軟體，研究者僅需針對每一個內衍變數進行多元迴歸，將各自變數的迴歸係數填入路徑圖中，即可完成路徑分析的參數估計。各變數的直接、間接與總效果必須以人爲的方式整理成表格形式以利瞭解；另一方面，間接與總體效果的顯著性考驗，則必須另行參考其他學者的文獻來計算。由於模式衍生相關、殘差相關與整體模型適配的卡方考驗計算過程過於繁複，以人工方式計算有其困難度且可能發生錯誤，一般人都不予計算。但在 SEM 的分析軟體，這些模型適配指標與參數顯著性考驗都可以直接計算得出，因此近年來已經逐漸改以 SEM 的相關軟體來進行迴歸取向的路徑分析。