

# 結構方程模型法 在職能治療研究上之應用

姚 開 屏

## 中文摘要

本篇延續了前篇對結構方程模型 (structural equation models) 的介紹，而將此研究方法應用於職能治療的研究上。爲了要了解影響中風病人日常生活自理能力 (ADL) 恢復情形之因素，筆者收集了 247 位曾在國立台灣大學附設醫院職能治療單位做過治療的中風病人資料，應用了兩種資料分析法：(1) 階梯式複迴歸分析法 (stepwise multiple regression analysis) 及 (2) 結構方程模型法，以了解影響 ADL 能力恢復的因素。研究結果顯示：當研究人員能依據文獻回顧而設計出合理的假設模型 (hypothetical model) 時，結構方程模型法比複迴歸分析法更能對所觀察得到的資料做出合理的解釋。(中華民國職能治療雜誌 11:65-78, 1993)

**Key words:** *step-wise multiple regression analysis, structural equation models, stroke patients, activities of daily living (ADL):*

## 前 言

筆者在前一篇文章中介紹了目前常應用於社會行爲科學、教育、經濟、統計等專業中的一種研究變項間因果關係的模型，我們稱之爲結構方程模型 (structural equation models)。這

種結構方程模型著眼於變項間共變量 (covariance) 的關係，來了解變項之間的因果關係。嚴格的說起來，我們所常用的統計方法，例如：迴歸分析 (regression analysis)、確定因素分析 (confirmatory factor analysis)、典型相關 (canoni-

美國伊利諾學香檳校區心理系博士班研究生

受文日期：82年8月9日

接受刊載日期：82年1月15日

最後修正稿接受日期：82年12月3日

索取抽印本聯絡人：姚開屏小姐，603 E. Daniel

St. Champaign, IL 61820, U.S.A.



cal correlations)、變異量分析(ANOVA)、共變量分析(ANCOVA)等都是結構方程模型的特例<sup>(1)</sup>。本文將應用此結構方程模型於職能治療的研究中，以便讓讀者能夠了解結構方程模型可回答更多研究方面的問題，進而能應用此種模型於職能治療的其他研究中。

以下筆者將分別介紹如何應用三種方法：  
(1)複迴歸分析(multiple regression analysis)、(2)未含潛在變項之結構方程模型(structural equation models without latent variables)及(3)含潛在變項之結構方程模型(structural equation models with latent variables)，來了解中風病人日常生活

自理能力(ADL)情形之影響因素，及這些因素之間的關係。

## 方 法

### 一、對象

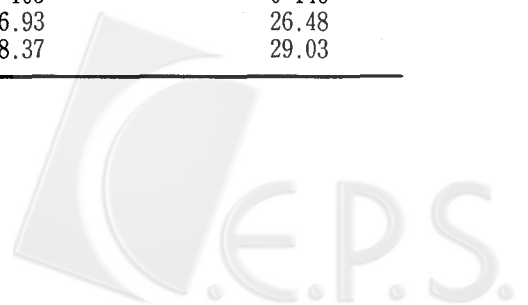
筆者依據下列標準，收集自1983年1月至1985年6月間，來台大醫院復健科職能治療進行復健的中風病人病歷，計247位病人(120位患左邊偏癱，127位患右邊偏癱)。病人的基本資料見表一，選擇病患標準如下：

表一、病人基本資料

	右邊偏癱	左邊偏癱	總 計
病人數	127	120	247
性別	45女, 82男	44女, 76男	89女, 158男
年齡(年)			
範圍	23-86	21-87	21-87
平均	58.56	58.53	58.54
標準差	13.18	13.01	13.07
教育(年)			
病人數	111	109	220
範圍	(87.4%) 0-18	(90.8%) 0-18	(89.1%) 0-18
平均	8.25	7.76	8.01
標準差	5.02	5.21	5.14
失語症病患人數	57 (45%)	2 (1.7%)	59 (23.9%)
TEADL(天)			
病人數	124	114	238
範圍	8-178	6-172	6-178
平均	43.94	39.75	41.94
標準差	31.29	28.60	30.05
LGADL(天)			
病人數	126	120	246
範圍	0-146	0-105	0-146
平均	26.06	26.93	26.48
標準差	29.70	28.37	29.03

TEADL：發病日到ADL訓練第一日時長 (time elapsing)

LGADL：ADL訓練時長 (length)



1. 病患必須只有單一腦血管病變 (single cerebrovascular accident)。多重 (multiple) 腦血管病變者被排除於此研究之外。
2. 病患被診斷為單邊偏癱 (非左即右)，兩邊偏癱 (bilateral hemiplegia) 患者被排除於此研究之外。
3. 病患具有完整的初步 (initial) 及結終 (discharge) 日常生活自理能力評估資料。
4. 病患具有知覺功能 (perceptual function) 測驗中量圖項目 (例如：畫房子或人) 的初步資料。

## 二、測量

筆者查閱病患在平衡能力 (balance)、手部動作能力 (arm and hand motor ability)、知覺能力 (perceptual function)、畫圖能力，及初步及結終日常生活自理能力的資料，依據一事先設定的量化標準將病患各項的能力轉換 (transform) 成可供研究的數量。以下將簡單介紹各項能力的量化標準，至於量化的細節，請參閱筆者的碩士論文<sup>(2)</sup>。

### 1. 平衡能力 (簡稱BALAN)：

治療師測量四種平衡能力，包括：static sitting, dynamic sitting, static standing 及 dynamic standing。每一種能力又分為三級 Good(3分)、fair(2分)、poor(1分)。所以變項 BALAN 最大可能得分是 12 分，最小之可能得分是 4 分。

### 2. 手部動作能力 (簡稱為MOTOR)：

根據 Brunstrom<sup>(3)</sup> 對中風病人手部回復程度的分類，將病人的手 (hand) 與臂 (arm) 的能力各分成六級 (stage)，第一級 (1分) 程度最差，第六級 (6分) 程度最好。因此變項 MOTOR 最大可能得分是 12 分，最小可能得

分是 2 分。所得之分數因著能力的差異而有可能含小數，例如：4.5 分。

### 3. 知覺功能 (簡稱PERCEPT)：

Siev 及 Freishtat<sup>(4)</sup> 針對中風病人知覺功能的損傷情形將知覺功能分成四大類：gnosis、body scheme、praxis 及 spatial relations。每大類又各含有數小項目。在此，我將畫圖能力自知覺功能測驗中獨立出來，自成一變項，並將在後面討論。知覺功能的評定分三級，Good(3分)、fair(2分) 及 poor(1分)。所得之分數因著能力的差異，而有可能含小數，例如：2.8 分。

### 4. 畫圖能力 (簡稱DAM)：

治療師要求病人按標準圖形畫出房子或畫一個人。依據病人所畫的圖形，可將圖形分成不正常及正常兩大類。用類別變量值 0 表示不正常圖，用 1 表示正常圖。

### 5. 初步及結終日常生活自理能力 (用ADLI表示初步能力，用ADLDC表示終結能力)：

根據修正過的 Katz index<sup>(5)</sup>，將台大醫院中風病人日常生活自理能力結果分成六級，第一級 (1分) 最差，也就是在 feeding、transferring、going to toilet、dressing 及 bathing 方面完全需要照顧；第六級 (6分) 最好，也就是在以上這五方面皆能完全自理。收集病人初步能力 (ADLI) 及終結能力 (ADLDC) 的資料，這項能力之差即為獲得 (gain) 能力，簡稱為 ADLG (=ADLDC - ADLI)。

除了收集以上這些測驗結果外，以下的資料也需要收集：

(1) 性別 (簡稱作SEX)：0 = 男性，1 = 女性。

(2) 中風側 (簡稱作HEMI)：0 = 右偏癱，1 = 左偏癱。

- (3)年齡(簡稱作AGE)：單位為「年」。
- (4)教育程度(簡稱作EDUC)：單位為「年」。
- (5)失語情形(簡稱APH)：1=失語癱，0=沒有失語。
- (6)發病日至第一天ADL訓練日(簡稱TEADL)：單位為「天」。
- (7)ADL訓練時長(簡稱LGADL)：單位為「天」。

本研究希望能了解自變項 (independent or predictor variable) 對依變項 (dependent or criterion variable) 的影響結果，更進一步了解所有變項間之關係。此研究中，自變項包括了：SEX、HEMI、AGE、EDUC、APH、BALAN、MOTOR、PERCEPT、DAM、TEADL及LGADL等11項，而依變項包括了ADLDC及ADLG二項。表二總結了目前文獻中，探討這11個自變項對日常生活自理能力預測的結果。

### 三、分析方法

#### 1. 複迴歸分析 (multiple regression analysis)：

欲了解這11個自變項中，究竟有哪些變項可用來預測這兩個依變項的最簡單分析方法就是複迴歸分析法。在此我用階梯式的複迴歸分析法 (step-wise multiple regression) 找出顯著可預測依變項的自變項。表三乃用了11個自變項的預測結果。表四則考慮加入第12個自變項，也就是ADLI的結果。讀者欲了解更多的複迴歸分析結果及討論，可參見筆者的碩士論文<sup>(2)</sup>。

在此，用相同的自變項來預測不同的依變項，也就是同時做出多個複迴歸分析，必須有其強烈的假設，這假設就是這些依變項

之間没有任何的關係存在。這種強烈的假設實際上很可能受到懷疑。例如在這個中風病人的日常生活自理研究中，兩個依變項：終結自理能力 (ADLDC) 與獲得自理能力 (ADLG) 就很可能有因果關係。然而同時用多個複迴歸分析法並不能解釋這兩個依變項間的關係，因此下面的方法——結構方程模型就可被用來探討諸多變項間的因果關係。

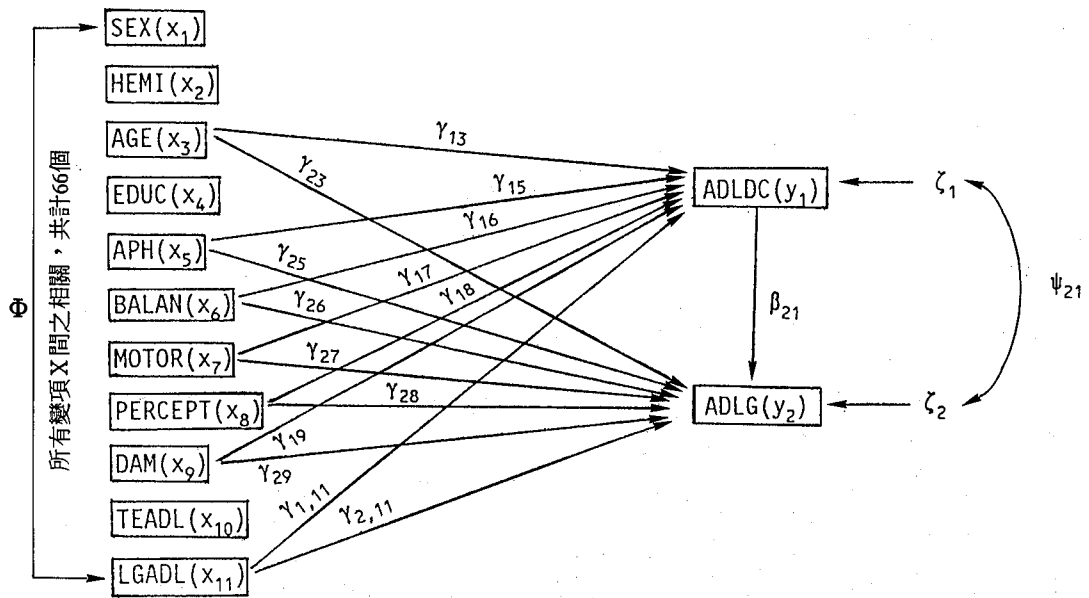
#### 2. 未含潛在變項之結構方程模型 (Structural equation models without latent variables)：

這方法又稱為觀察變項結構方程模型 (structural equation models with observed variables)，也就是所有的變項皆是可直接觀察測量得到的，没有任何潛在變項的存在。依據前篇文章對於建構結構方程模型的建議，我們可根據文獻的回顧及自己的經驗，先設計出假設模型 (hypothetical model)，其因徑圖見圖一。所有變項皆為可觀察的，故用長方形代表變項，變項中除變項名稱外，於括號中也用 LISREL 符號標明。外衍變項與內衍變項間有方向之箭頭表示其關係，並有一迴歸係數代號表明此關係值。例如：在假設模型中，假設第五個外衍變項 (即 APH) 影響第二個內衍變項 (即 ADLG)，則其箭頭方向由 APH 指向 ADLG，其迴歸係數乃為  $\gamma^{25}$ 。

前篇文章中的表二及表三總結了結構方程模型中針對潛在變項而形成的結構模型 (structural model) 及針對觀察變項而形成的測量模型 (measurement model)。倘若我們所用的變項皆是可觀察的 (例如我們的中風病人 ADL 研究)，而没有任何潛在變項的存在，則我們必須修正結構及測量模型中的潛在變項，使其等於我們的觀察變項。也就是說讓

潛在內衍變項( $\eta$ )等於Y，而讓潛在在外衍變項( $\zeta$ )等於X。將此相等關係帶入原來的結構及測量模型，經簡化後而可得到一修正過

給未含潛在變項的結構方程模型： $Y_{px1} = B_{pxp}$   
 $Y_{px1} + \Gamma_{pxq} X_{qx1} + \zeta_{px1} \circ$



圖一、假設模型 (hypothesis model) 因徑圖——中風病人 ADL 能力研究

表二、文獻中11個變項預測 ADL 能力的結果

預測效果	SEX	HEMI	AGE	EDUC	APH	BALAN
	-	?	+	?	?	+
預測效果	MOTOR	PERCEPT	DAM	TEADL	LGADL	
	+	+	+	?	?	

- : 預測效果弱
- + : 預測效果強
- ? : 預測效果不清楚



表三、階梯式複迴歸分析——11個自變項預測 ADLDC 及 ADL 的結果

變 項	ADLDC 迴歸係數(標準誤差)	ADLG 迴歸係數(標準誤差)
SEX	---	---
HEMI	---	---
AGE	-0.020(0.005)	---
EDUC	---	---
APH	---	---
BALAN	0.243(0.028)*	---
MOTOR	0.060(0.021)	-0.063(0.028)
PERCEPT	0.794(0.212)	---
DAM	0.558(0.155)	0.665(0.180)*
TEADL	---	---
LGADL	---	0.009(0.003)
解釋變異量百分比 (R <sup>2</sup> )	59.0%	10.2%

\* 表示自變項中預測依變項最強的變項

表四、階梯式複迴歸分析——加入 ADLI 自變項，預測 ADLDC 及 ADLG 的結果

變 項	ADLDC 迴歸係數(標準誤差)	ADLG 迴歸係數(標準誤差)
SEX	---	---
HEMI	---	---
AGE	-0.016(0.005)	---
EDUC	---	---
APH	---	---
BALAN	0.184(0.033)*	---
MOTOR	0.037(0.022)	0.034(0.023)
PERCEPT	0.707(0.209)	---
DAM	0.553(0.152)	0.924(0.144)
TEADL	---	---
LGADL	---	-0.008(0.003)
ADLI	0.177(0.054)	-0.646(0.053)*
解釋變異量百分比 (R <sup>2</sup> )	60.7%	44.3%

\* 表示自變項中預測依變項最強的變項

表五、結構方程模型中的二基本模型及對未含潛在變項模型的修正

Structural Equation Models

$m$  = the number of endogenous variables ( $\eta$ )

$n$  = the number of exogenous variables ( $\xi$ )

$p$  = the number of observed variables  $Y$

$q$  = the number of observed variables  $X$

## (1) structural model

$$\eta_{msl} = B_{msn} \eta_{msl} + \Gamma_{msn} \xi_{nsl} + \zeta_{msl}$$

## (2) measurement model

$$X_{qsl} = \Lambda_{xqn} \xi_{nsl} + \delta_{qsl}$$

$$Y_{psl} = \Lambda_{pxm} \eta_{msl} + \varepsilon_{psl}$$

Structural Equation Models Without Latent Variables

$$X = \xi \eta, Y = \eta, m=p, n=q$$

$$\Lambda_x = I_{q \times q}, \Lambda_y = I_{p \times p}, \delta_{qsl} = 0, \varepsilon_{psl} = 0$$

$$\text{Cov}(\xi) = \Phi_{q \times q} = \text{Cov}(X), \text{Cov}(\eta) = \psi_{p \times p}$$

$$\text{Cov}(\delta) = \Theta = 0, \text{Cov}(\varepsilon) = \Theta = 0$$

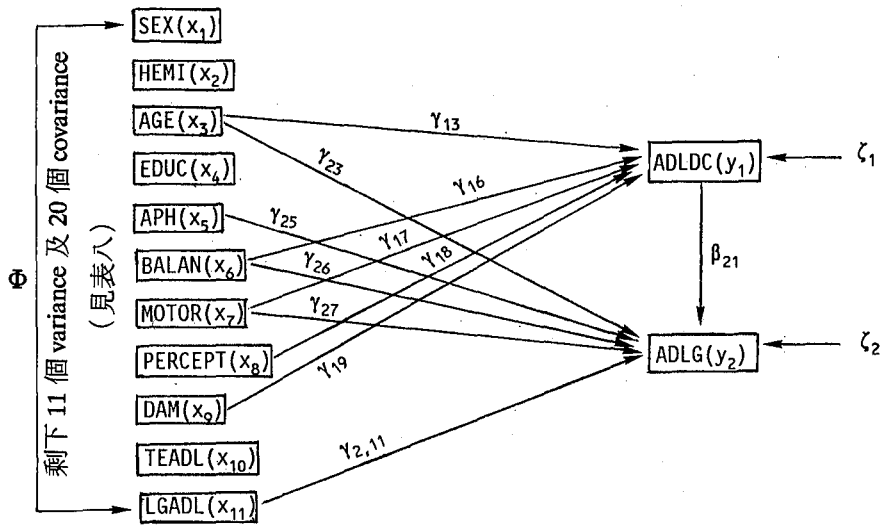
$$\implies Y_{psl} = B_{psp} Y_{psl} + \Lambda_{psq} X_{qsl} + \zeta_{psl}$$

表五總結了以上未含潛在變項的結構方程模型及其變項之共變量(covariance)。表六則應用此模型於我們研究中風病人日常生活自理能力的假設模型上，所得到各矩陣的詳情。從表六中可得知假設模型中欲估計的各迴歸係數代號。例如：欲估計 $\beta_{21}$ 、 $\gamma_{13}$ 、 $\gamma_{25}$ 、 $\gamma_{29}$ 、 $\phi_{12}$ 、 $\psi_{21}$ 等。

設計好假設模型之後，你就可測試此種模型是否可正確的解釋你所收集的資料。倘若此模型解釋實際資料並不正確，就必須修正此模型。或增加變項與變項間之關係，或刪除變項與變項之間的關係，你必須有耐心一步步地修正模型直到找到一最簡單且可解

釋所收集的資料的模型，稱為簡約模型(parsimonious model)。圖二乃用極大可能估計法(maximum likelihood estimation method)所求得之最後簡約模型。此模型所得之估計係數見表七及表八。表九乃簡約模型 LISREL 程式。

目前市面上有多種電腦軟體可用來測試結構方程模型。每種軟體皆有其優缺點及可處理模型之限制。本研究所用的是 LISREL<sup>(6)</sup>，另外常見的有 COSAN<sup>(7)</sup>，EQS<sup>(8)</sup>，RAM<sup>(9)</sup>，LISCOMP<sup>(10)</sup>。最近由 SAS 公司出版的 PROC CALIS<sup>(11)</sup>則綜合了所有優點，可處理不同的結構方程模型。



圖二、用極大可能估計法所得之簡約模型 (parsimonious model)  
——中風病人 ADL 能力研究

表七、未含潛在變項結構方程模型——簡約模型中變項間迴歸係數極大可能估計值  
(maximum likelihood estimators)

變項	ADLDC	ADLG
	迴歸係數(標準誤差)	迴歸係數(標準誤差)
EX	---	---
EMI	---	---
GE	-0.145(0.046)	0.153(0.057)
DUC	---	---
PH	---	-0.143(0.054)
ALAN	0.604(0.080)	-0.842(0.215)
OTOR	0.067(0.052)	-0.147(0.071)
ERCEPT	0.154(0.053)	---
AM	-0.180(0.051)	---
EADL	---	---
GADL	---	0.074(0.100)

$\chi^2=42.16$

$df=46$

解釋變異量百分比=79.4%

( $R^2$ )



表八、觀察變項( $\chi$ )間共變量矩陣 (covariance matrix,  $\Phi$ )

PHI	HEMI	AGE	EDUC	APH	BALAN	MOTOR	PERCEPT	DAM	LGADL
HEMI	1.000								
AGE	0.000	1.000							
EDUC	0.000	0.000	1.000						
APH	0.507	0.000	0.000	1.001					
BALAN	0.000	-0.238	0.134	0.000	0.781				
MOTOR	0.000	0.000	0.000	0.271	0.404	-0.977			
PERCEPT	0.122	-0.274	0.000	0.322	0.338	-0.177	1.007		
DAM	0.000	0.262	0.000	-0.225	-0.267	-0.199	-0.563	0.998	
LGADL	0.000	0.167	0.000	0.000	-0.630	-0.318	-0.251	0.228	0.998

表九、簡約模型 LISREL 程式

```

TITLE REGRESSION OF STROKE PATIENT'S ADL OUTCOMES
DATA LIST/
  ID 1-3 SEX 5 HEMI 7 AGE 9-10 EDUC 12-13 HAND 15 APH 17
  BALAN 19-20 MOTOR 22-25
  TEOT 27-29 TEADL 31-33 REF 35-36 LGOT 48-50 LGADL 52-54
  PERCEPT 38-40 DAM 42 DAMS 56
  ADLI 44 ADLDC 46 ADLG 58
MISSING VALUES EDUC (99)
MISSING VALUES HAND (9)
USERPROC NAME=LISREL
STROKE PATIENT'S ADL OUTCOMES
DA NI=13 NO=247 MA=CM
NA
ADLDC ADLG SEX HEMI AGE EDUC APH BALAN MOTOR PERCEPT DAM TEADL LGADL
RA MT=PA, IN
MO NY=2 NX=11 NE=2 NK=11 LY=ID LX=ID TE=FI TD=FI BE=SD GA=FR PHI=FR C
PSI=DI
FI GA(1,1) GA(2,1) GA(1,2) GA(2,2) GA(1,4) GA(2,4) GA(2,8) GA(2,9) C
GA(2,10) GA(1,5) GA(1,10) GA(1,11)
FIX PHI(2,1) PHI(3,1) PHI(4,1) PHI(5,1) PHI(7,1) PHI(10,1) PHI(3,2) C
PHI(4,2) PHI(7,2) PHI(9,2) PHI(10,2) PHI(11,2) PHI(7,3) PHI(10,3) C
PHI(5,4) PHI(8,4) PHI(9,4) PHI(10,4) PHI(6,5) PHI(10,6) PHI(10,8) C
PHI(10,9) PHI(8,1) PHI(9,1) PHI(6,2) PHI(4,3) PHI(5,3) PHI(7,4) C
PHI(11,4) PHI(10,5) PHI(11,5) PHI(10,7) PHI(6,1) C
PHI(11,10) PHI(11,1) C
FR TD(6,6)
OU TV SE SS TO RS EF VA MI ML
END USER

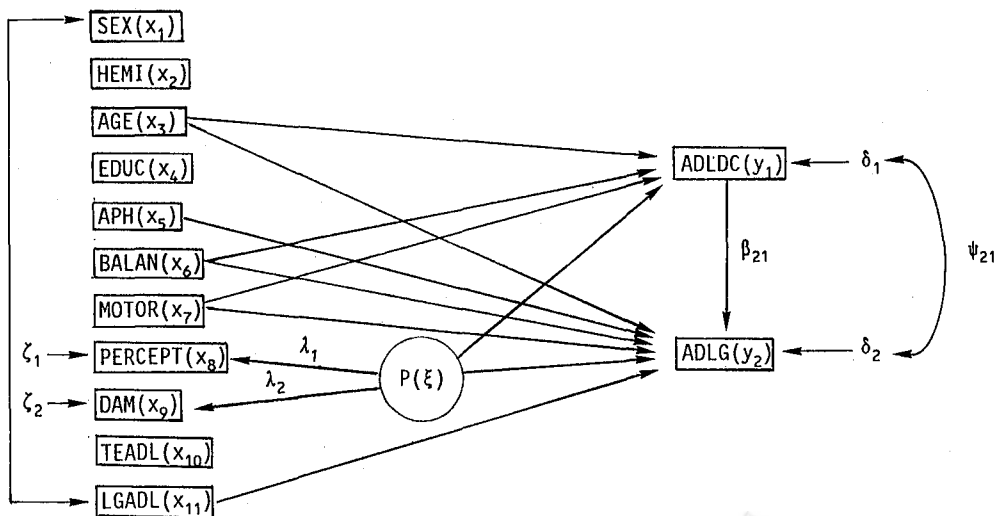
```

### 3. 含潛在變項之結構方程模型 (structural equation models with latent variables) :

以上我們只考慮所有變項皆是可被直接觀察得到的情形，現在我們考慮當有潛在變項存在時的情形。正如前篇文章所描述，「潛在變項」乃是一種不可直接觀察得到，但卻假設其存在的變項。它乃是研究人員爲了要了解研究問題，而假設一種沒法用操作的方法而直接觀察得到的建構 (construct)<sup>(12)</sup>，以便能發現解釋資料更好的模型。將此潛在變項概念運用在我們了解中風病人日常生活自理能力的例子上，我們可合理的假設我們並不能直接觀察得到人們的知覺能力，我們只能用知覺測驗變項 PERCEPT 及 DAM 來當做了解知覺能力的指標 (indicator)，在此知覺能力 (簡稱作 P) 是潛在變項，而 PERCEPT 及 DAM 是可觀察變項指標。此潛在變項影響了 PERCEPT 及 DAM 的表現。又我們

或許可以假設人的日常生活自理能力是不易被具體的定義出的，只能藉由一些測驗來了解它的存在，在此日常生活自理能力 (簡稱作 ADL) 是潛在變項，它影響了我們的觀察變項 ADLDC 及 ADLI。

圖三是含潛在變項結構方程模型中可能的假設模型。請注意圖中變項間的箭頭方向所表示不同的因果關係。觀察變項用長方形表示，潛在變項用圓形表示。基於對潛在變項不同的假設，我們可發展出許多含潛在變項的結構方程模式。重點是潛在變項的假設必須有某些學理上的根據，例如我們使用中風病人的例子，假設知覺能力 (P) 爲潛在變項要比直接用 PERCEPT 及 DAM 來代表人的知覺能力要來得合理的多，且有某些學理上的支持，讀者可參閱許多心理學界討論這方面的書籍。



圖三、含潛在變項結構方程模型中可能的假設模型——中風病人 ADL 能力研究

當我們有了含潛在變項的假設模型後，可依照前述測試模型的方法，尋找出最簡單且可解釋所收集的資料的簡約模型，此乃最符合現有資料的結構方程模型。

由於可能會有各種不同的假設模型，且含有潛在變項的模型測試起來較為複雜，筆者在此就不真做測試求得簡約模型中之迴歸係數值。讀者可嘗試寫出結構模型及測量模型，再經由 LISREL 測試求得簡約模型中各迴歸係數值。

## 結 果

在此僅討論前二種分析方法的結果。

### 一、複迴歸分析法 ( multiple regression analysis )

經由階梯式複迴歸分析法，自11個自變項中選出明顯預測兩個依變項的自變項，其結果見表三。我們可發現BALAN及DAM分別是預測ADLDC及ADLG最好的自變項。解釋變異量百分比( $R^2$ )分別是59.0%及10.2%，由此可知預測ADLDC要比預測ADLG好得多。由於ADLI可能是另一項預測兩個依變項的自變項，表四列出加入此變項後的預測結果。我們可發現BALAN仍是預測ADLDC最好的自變項，ADLI的加入並沒有增加多少預測力，其解釋變異量百分比只增至60.7%。但ADLI卻成為最能預測ADLG的自變項，此自變項大大的增進了預測力，其解釋變異量增加44.3%。

### 二、未含潛在變項之結構方程模型 ( structural equation models without latent variables )

此模型考慮了ADLDC及ADLG之間的關係，其迴歸係數(即 $\beta_{21}$ )為1.003，標準誤差為0.101。表七列出了觀察變項X與觀察變項Y間係數值(即 $\gamma$ 's)。表八則列出了觀察變項X之間係數值(即 $\phi$ 's)。此簡約模型可解釋79.4%的變異量。卡方(Chi-square)檢定值為42.16，自由度為46，由此知此模型可很好的解釋所收集的資料。

## 討 論

比較此二種分析法的結果(見表三及表七)，所選出的變項顯著有些不同，這是因為雖然二種方法的目標都是解釋變項的變異量 (variance)，但複迴歸分析法只處理個別方程式，而結構方程模型同時分析一組迴歸方程式，探討變項間之關係。因此當我們允許ADLDC與ADLG的關係存時在，未含潛在變項結構方程模型所得的結果就與用複迴歸分析法的結果有些許不同。在我們的例子中，未含潛在變項結構方程模型所解釋變異量的百分比(79.4%)要比用複迴歸分析法高。筆者也預估，倘若有合理的潛在變項假設存在，則含潛在變項結構方程模型有可能比未含潛在變項者所解釋變異量百分比高，也就是說我們可找到解釋資料更好的模型，進而更了解變項間的結構及因果關係。

## 結 論

利用複迴歸分析法可了解自變項預測依變項的情形。然而當我們所收集到的資料有著複雜的因果關係，或我們欲了解變項間關係的存在情形，則結構方程模型提供了一個處理這類問題很好的研究方法。比較其他統計分析法，

結構方程模型較少受到假說 (assumption) 的限制，也就是說使用此模型不需受限於許多條件之下。結構方程模型研究變項間之因果關係，它除了評估變項間迴歸係數外，還評估變項間直接及間接的影響效果(direct and indirect effect)及誤差間之相關性(correlations between errors)，並允許反饋關係(reciprocal or feedback relations)的存在。運用假設的「潛在變項」存在，能找到解釋資料更好的模型，使研究人員更能了解所觀察到的現象的原因。結構方程模型可以說是一個非常有力及有彈性的研究方法。許多我們所熟知的統計研究法皆包括在此一模型之內，是此模型的特點。

雖然結構方程模型看起來好像很複雜，特別是它使用了我們所不熟悉的希臘文字來表達變項，並且利用矩陣代數來操作變項間的關係。實際上其基本觀念是很簡單的，也就是它同時分析一組(許多個)迴歸方程，以了解變項間之關係，找出解釋資料最好的模型。筆者鼓勵讀者能先大略的了解此模型的基本理論(見筆者前篇文章)，再參照本篇實例的分析，並嘗試著應用此種分析方法於自己的研究中。筆者期望藉由新的研究方法介紹，能協助職能治療研究方面的突破及創新，使得職能治療更為大眾所尊重，這也是筆者當初由職能治療轉唸研究方法及資料分析領域的初衷。

## 參考文獻

1. Bollen KA: Structural Equations with Latent Variables. John Wiley & Sons. 1989.
2. Yao KPG: Predicting Stroke Patients' Activities of Daily Living Outcomes (Thesis). Madison, Wisconsin: University of Wisconsin, 1988.
3. Brunnstrom S: Movement Therapy in Hemiplegia: A Neurophysiological Approach. New York: Harper & Row. 1970.
4. Siev E, Freishtat B, & Zolton B: Perceptual and Cognitive Dysfunction in Adult Stroke Patient, rev. ed. Thorofare: Slack. 1986.
5. Katz S, Ford AB, Moskowitz RW, Jackson BA, & Jaffe MW: Studies of illness in the aged. The index of ADL: A standardized measure of biological and psychological function. JAMA 185: 914-919, 1963.
6. Jöreskog KG & Sörbom D: LISREL 7 User's Reference Guide. Mooresville, Indiana: Scientific Software, Inc. 1989.
7. Fraser C: COSAN User's Guide. Australia: University of New England. 1988.
8. Bentler PM: EQS Structural Equations Program Manual. Los Angeles, California: BMDP Statistical Software, Inc. 1989.
9. McArdle JJ & McDonald RP: Some algebraic properties of the reticular action model for moment structures. Br J Math Stat Psychol 37: 234-251, 1984.
10. Muth'en B: LISCOMP: Analysis of Linear Structural Equations with a Comprehensive Measurement Model. Mooresville, Indiana: Scientific Software, Inc. 1987.
11. SAS Technical Report P-200: SAS/STAT Software: CALIS and LOGISTIC Procedures. Release 6.04. Cary, North Carolina: SAS Institute, Inc. 1991.
12. Everitt BS: An Introduction to Latent Variable Models. London: Chapman and Hall. 1984.

## 附 錄

本篇所用之英文字詞

ANCOVA

ANOVA

assumption

balance

bilateral hemiplegia

body scheme

canonical correlations

chi-square

confirmatory factor analysis

construct

COSAN

covariance

dependent/criterion variable

direct and indirect effect

discharge

EQS

gnosia

hypothetical model

independent/predictor variable

indicator

initial

latent variables

LISCOMP

LISREL

maximum likelihood estimation method

measurement error

measurement model

motor ability

multiple regression analysis

parsimonious model

perceptual function

praxis

PROC CALIS

RAM

reciprocal or feedback relations

regression analysis

single cerebrovascular accident

spatial relations

step-wise multiple regression

structural equation models

structural model

transform

variance



# An Application of Structural Equation Models to Occupational Therapy

Kai-ping Grace Yao

## *English Abstract*

*This paper continues the discussion of structural equation models and applies the models to the research of occupational therapy. In order to understand the factors influencing the recovery of stroke patient's activities of daily living (ADL) ability after occurrence, two methods (multiple regression analysis and structural equation models) are used to analyze the data of 247 stroke patients, collected from the National Taiwan University Hospital. Results show that under hypothetical models with appropriate assumptions, structural equation models may provide a more satisfactory interpretation on the observed data. (J Occup Ther ROC 11:65-78, 1993)*

---

doctoral candidate  
Department of Psychology  
University of Illinois at Urbana-Champaign  
Champaign, Illinois  
U.S.A.

Received Aug 9, 1993.  
Accepted for publication Nov 15, 1993.  
Final revision received Dec 3, 1993.  
Address reprint requests to: Ms. Kai-ping Grace  
Yao, 603 E. Daniel St. Champaign, IL 61820,  
U.S.A.

