

# 遺漏值處理法與模型設定對 結構方程模型適合度指標之影響

鄭中平 翁儷禎

國立台灣大學心理學系

論文編號：02034；初稿收件 2002 年 12 月 26 日；完成修正：2003 年 8 月 28 日；正式接受：2003 年 9 月 17 日  
通訊作者：翁儷禎 台北市羅斯福路四段一號台灣大學心理系（E-mail: ljweng@ccms.ntu.edu.tw）

遺漏值處理是社會科學研究經常面對的問題，本研究目的即探討結構方程模型不同遺漏值處理法與模型適合度指標的關係。經由模擬研究，討論不同遺漏值處理法在模型設定正確與錯誤下的過度適配情形，及不同適合度指標在具遺漏資料時之表現。結果顯示，當模型設定錯誤時，結構化最大概似法在部分指標上的確有過度適配情形，且隨遺漏值比率增加而越形嚴重；採用無結構最大概似法，再進行結構方程模型分析的兩階段方法則無過度適配情形，然模型設定正確時，其第一類型錯誤偏高。本研究結果並未發現在所有情形下表現優良之遺漏值處理法或適合度指標，使用者宜考量不同情形，選取適當的遺漏值處理法與適合度指標的組合。本研究亦發現 Hu 與 Bentler (1998) 所建議部分指標的檢定力過低，使用上宜加注意。

關鍵詞：遺漏值、結構方程模型、適合度指標

結構方程模型 (structural equation models) 乃社會科學研究中，研究者常用以探討多個測量變項間相互關係模型的方法。結構方程模型又名共變數結構分析 (covariance structure analysis)，目的在提出可能的模式，以解釋變項間的共變關係。進行結構方程模型分析時，研究者提出可能解釋變項間共變數的假設模型，此模型必須藉由實徵資料來檢驗其可能性，而適合度指標即為評估實徵資料與理論模型符合程度的重要依據。在多變項資料的收集過程中，資料具遺漏值是研究者經常會面對的情形。目前有關結構方程模型遺漏值處理法的研究均假設研究者提出的理論模型乃為母體的真正模型，

然此假設在許多情境中並不成立。本研究目的即欲探討結構方程模型分析中，遺漏值處理法與模型設定對適合度指標的影響。

模型適合度指標用來表示資料與假設模型間的適合程度，以判斷拒絕或保留假設模型。在結構方程模型發展之初，多以卡方統計值為指標，但陸續發現以此為指標的不當之處(例如 Bentler & Bonett, 1980; Jöreskog & Sörbom, 1984)。卡方值在樣本人數過大時，即使資料與假設模型間僅稍有差距，該模型仍極可能被拒絕。反之，當樣本太小時，則可能無法拒斥與實徵資料不符的模型。因此許多研究者乃提出各種指標，以因應模型檢驗時的需求。適合度指標通常可分作絕對性適合度指標與增益性適合度指標兩類 (Gerbing & Anderson, 1993; Tanaka, 1993)，絕對性適合度指標只考量模型與資料的適合程度，增益性適合度指標則考量假設模型相較於基準模型的表現。虛無模型 (null model) 為一常用之基準模型，該模型假設變項間皆無關 (例如，Bentler & Bonett, 1980)。

由於模型適合度指標用以判定假設模型與資料的符合程度，因此較佳的適合度指標應對模型設定正確與否靈敏，且不宜受其他變項影響。但許多研究卻發現，適合度指標被其他因素干擾，例如樣本大小 (如 Bollen, 1986; La Du & Tanaka, 1989)、估計方法 (翁儷禎與鄭中平, 1996; La Du & Tanaka, 1989; Sugawara & MacCallum, 1993; Weng & Cheng, 1996, 1997) 與資料分配型態 (Hu & Bentler, 1998) 等。Hu 與 Bentler (1998) 認為好的適合度指標需符合兩個條件，首先，適合度指標應受模型設定影響較大；其次，在不同樣本人數、變項分配、估計方法下，適合度指標不宜有太大變化。換言之，好的適合度指標應對模型設定之靈敏度較高，但不受樣本人數、變項分配與估計方法變動的影響。Hu 與 Bentler (1998) 採用模擬研究，操弄

模型設定、樣本人數、變項分配與估計方法，觀察適合度指標的靈敏度，建議在使用最大概似法與一般最小平方法 (generalized least squares method) 進行參數估計時，以 SRMR，並參酌 Gamma hat、Mc、RMSEA、NNFI、BL89、RNI 與 CFI 為較佳指標。此八個指標中的前四個指標為絕對性適合度指標，後四者則為增益性適合度指標，表一列出此八個指標的定義。在卡方值與這些適合度指標中，卡方值、SRMR 與 RMSEA 值越高，顯示資料與模型之適合度越低，其餘指標則為數值越高，適合度越高。Hu 與 Bentler(1999)建議，以 SRMR 低於 .08，RMSEA 低於 .06，Mc 高於 .90，Gamma hat、NNFI、BL89、RNI、CFI 高於 .95，為保留模型的取捨標準 (cutoff criteria)。在眾多模擬研究中，Hu 與 Bentler(1998)操弄的獨變項最為完整，計算的各項指標也很多，並於後續研究中進一步提出各推薦指標對應的取捨標準 (Hu & Bentler, 1999)，然其研究並未考慮適合度指標在觀察資料有遺漏值情形下的表現。因此，本研究之目的即欲探討 Hu 與 Bentler(1998)所建議的八個指標，在資料不完整情形下的表現，亦即先前研究所推薦的指標是否受資料遺漏值處理法或遺漏比率影響，並據之建議適用於遺漏資料的適合度指標。

實徵研究常遭遇資料遺漏的情形，此可能影響研究結果推論的有效性與樣本的代表性。因此，研究者需要選擇適當的遺漏值處理方法，才能避免推論有效性與樣本代表性受資料遺漏影響，而如何選取合宜的處理法則有賴於對資料遺漏機制的瞭解。Little 與 Rubin(1987)區分了三種資料遺漏機制，

「完全隨機遺漏」(missing completely at random)、「隨機遺漏」(missing at random)與「不可忽略遺漏」(nonignorable missingness)。如果遺漏值的出現與可觀察到的變項以及遺漏變項的真實數值都沒有相關，亦即，是否發生遺漏值與資料完全無關，則稱這樣的遺漏為完全隨機遺漏。如果遺漏值的產生與可觀察變項的數值有關，然在考慮可觀察數值下，是否遺漏與遺漏變項的真實數值沒有相關，則稱之為隨機遺漏。如遺漏情形不符合完全隨機遺漏與隨機遺漏，則稱為不可忽略遺漏。以調查收入與教育程度為例，如果漏填收入的比率，不因其收入高低或教育程度而有不同，則為完全隨機遺漏。如果教育程度未遺漏，且教育程度較高者傾向於不填答收入，然在特定教育程度下，收入高低和其漏答與否無關，則這樣的資料為隨機遺漏。如果在控制教育程度下，收入高低與其漏答與否仍有關，則為不可忽略遺漏。

結構方程模型可用的遺漏值處理法可以分成三類 (例如：Gold & Bentler, 2000; Bentler, 2001)，第一類作法對遺漏值不作特殊處理，僅分析現有資料。這是許多軟體內設的遺漏值處理法，也是較為常用的方法 (Enders, 2001)，包括列刪除法 (list-wise deletion method、complete-case analysis) 與對刪除法 (pairwise deletion method、available-case analysis)。列刪除法將每筆含遺漏值的資料刪去，因此可能刪除非常多筆資料。對刪除法在計算每對變項的共變數時，僅刪去在這對變項上有遺漏值之資料，雖然因而避免了列刪除法刪除過多觀察值的問題，但由於計算不同對變項之共變數時牽涉的觀

表一

八個適合度指標的定義與保留假設模型標準

適合度指標	保留標準	提出者
$GammaHat = p / \{p + 2[(T_H - df_H) / (N - 1)]\}$	$\geq .95$	Steiger(1990)
$Mc = \exp\{-.5[(T_H - df_H) / (N - 1)]\}$	$\geq .90$	McDonald(1989)
$SRMR = \sqrt{\left\{2 \sum_{i=1}^p \sum_{j=1}^p [(s_{ij} - \sigma_{ij}) / (s_{ii} s_{jj})]^2\right\} / [p(p+1)]}$	$\leq .08$	Bentler(1995)
$RMSEA = \sqrt{\max[(T_H - df_H) / (N - 1), 0] / df_H}$	$\leq .06$	Steiger(1990)
$NNFI = \left(\frac{T_B - T_H}{df_B - df_H}\right) / \left(\frac{T_B}{df_B} - 1\right)$	$\geq .95$	Bentler & Bonett(1980)
$BL89 = (T_B - T_H) / (T_B - df_H)$	$\geq .95$	Bollen(1989)
$RNI = [(T_B - df_B) - (T_H - df_H)] / (T_B - df_B)$	$\geq .95$	Bentler(1989)
$CFI = 1 - \max[(T_H - df_H), 0] / \max[(T_H - df_H), (T_B - df_B), 0]$	$\geq .95$	Bentler(1990)

其中  $N$  為樣本數， $p$  為變項數， $T_H$ 、 $T_B$ 、 $df_H$ 、 $df_B$  分別為假設模型與基準模型的卡方值與自由度， $S_{ij}$ 、 $\sigma_{ij}$  為樣本與假設模型共變數矩陣之元素。

察值不一致，所以得到的共變數矩陣可能是非正定的（nonpositive definite），甚至求出高於 1 的相關係數（Arbuckle, 1996; Wothke, 1993）。在完全隨機遺漏情形下，列刪除法與對刪除法對平均數與變異數的估計都是不偏的，但列刪除法則無法得到有效率的（efficient）估計值。在隨機遺漏情形下，兩種方法的估計則都有偏差（Little & Rubin, 1987; Arbuckle, 1996）。

第二類遺漏值處理方法乃先插補遺漏值，使其變成完整資料後再進行後續分析。一般常用的填補法包括平均值插補法（或稱平均值取代法）、迴歸插補法、熱卡插補法（hot-deck imputation）等。平均值插補法以變項平均值替代遺漏值，當資料可以依某些變項分組時，有時也以分組平均插補遺漏值。迴歸插補法則針對遺漏變項，以其他變項對該變項的迴歸式推估遺漏值。由於原樣本資料與使用迴歸插補法插補遺漏值後所估計的迴歸式可能不一致，有研究者乃建議進行疊代迴歸插補（iterative regression imputation），至插補值不再影響迴歸式估計為止。平均插補與迴歸插補都會低估變異數，因此也可在推估值上另加入隨機誤差（例如 Gold & Bentler, 2000）。

熱卡插補法（又譯熱層插補法）將資料分層，針對待填補遺漏值的資料，在現行資料中尋找與該筆資料同層的其他資料進行插補。所謂「卡（層）」，指的是該筆資料所在的分層，而「熱卡」則指使用「當下」資料分類層中的資料，而非「過去」資料分類層（冷卡, cold deck）中的資料（Lessler & Kalsbeek, 1992）。當資料未分層，或者連續變項難以分層，則無法使用熱卡插補法，此時可改用近似資料熱卡插補法（resemblance-based hot-deck imputation），該法不是比對同層中的資料，而是尋找與需填補遺漏值資料相近的其他資料進行填補（Lessler & Kalsbeek, 1992; Gold & Bentler, 2000; Jöreskog & Sörbom, 1993）。當遺漏資料為離散變項時，許多插補方法都不能保證插補值是離散值，可能使插補資料在解釋上產生困難，此時採用熱卡插補法較為合適。

第三類遺漏值處理方法為最大似法，這類方法具有統計理論基礎，參數估計乃在使設定的概似函數（likelihood function）得到最大值。在結構方程模型中，使用最大似法求取不完整資料的共變數矩陣時，我們可以利用假設模型的訊息，稱作「結構化最大似法」（structured maximum likelihood method, structured-model EM），也可以僅利用變項間彼此的共變關係推估，而不需預先設定假設模型，稱作「無結構最大似法」（unstructured maximum likelihood method, saturated-model EM, Gold & Bentler, 2000），兩者的差別在於是否利用了假設模型的訊息進行共變數的推估。由於結構化

最大似法的概似函數針對每筆個人資料進行處理，因此亦稱為全訊息最大似估計（full information ML, 簡稱 FIML, Arbuckle, 1996），而無結構最大似法則因 Little 與 Rubin（1987）建議以 EM 算則運算，常被稱為遺漏值處理的 EM 算則。兩種方法皆適用於隨機遺漏情形（Gold & Bentler, 2000）。

許多模擬研究都顯示最大似法優於其他方法（例如：Arbuckle, 1996; Enders & Bandalos, 2001; Finkbeiner, 1979; Gold & Bentler, 2000）。Finkbeiner (1979) 以二因素六變項模型進行模擬，針對列刪除法、對刪除法、平均值插補法、迴歸插補法、疊代迴歸插補法與結構化最大似法進行比較，發現在不可忽略遺漏下，結構化最大似法所得參數偏誤與標準誤最小，而對刪除法表現最差。

Arbuckle (1996) 亦採用二因素六變項模型進行模擬，比較列刪除法、對刪除法、與結構化最大似法，發現在完全隨機遺漏或隨機遺漏情形下，結構化最大似法之估計值均無偏誤，效率亦優於其他方法，且領先幅度隨遺漏率增加而加大。

Gold 與 Bentler (2000) 在模型設定正確的情形下，以模擬資料研究近似資料熱卡插補法、加上誤差的疊代迴歸插補法（iterative stochastic regression imputation）、結構化最大似法、無結構最大似法四種遺漏值處理法在完全隨機遺漏下的表現。Gold 與 Bentler 以處理遺漏值後推估的共變數矩陣與母體或完整樣本共變數矩陣間的差距作為評估依據，發現無論遺漏值比率、樣本大小、資料分配型態為何，兩種最大似法表現良好。如以推估共變數矩陣與母體共變數矩陣間差異作為評價依據，結構化最大似法表現最好；但如以推估共變數矩陣與完整樣本共變數矩陣間的差距作為評價依據，則以無結構化最大似法表現最好。此結果顯示，最大似法雖然表現良好，但結構化與無結構兩作法間求得的共變數矩陣仍有差異。

Enders 與 Bandalos (2001) 則研究了對刪除法、列刪除法、近似資料熱卡插補法、結構化最大似法四種遺漏值處理法的表現。無論是驗證性因素分析模型或是一般的結構方程模型，在隨機遺漏情形下，只有結構化最大似法無偏誤且最有效率，遭遇收斂失敗問題亦最少。

雖然過去研究發現結構化最大似法的表現優於其他方法，但這些模擬研究均假設模型設定正確無誤。當模型設定正確時，假設模型有助於推估遺漏值；但如果模型設定不正確，卻以之推估遺漏值，則所得之共變數矩陣顯然會接近錯誤模型，而使得模型與資料適合度被高估，高估資料與模型的適合度即易發生過度適配（overfitting）的情形。Gold 與 Bentler (2000) 的模擬結果亦隱含此傾向，亦即以推估之共變數矩陣與母體共變數矩陣的

差異為評估標準時，結構化最大概似法處理有遺漏值資料竟優於完整資料，表示使用結構化最大概似法填補後之共變數矩陣比完整樣本之共變數矩陣更接近假設模型，無結構最大概似法則未產生類似現象。

研究者提出的模型是否合理解釋資料常是研究旨趣，結構方程模型的最重要功能之一，即在以統計方法檢視研究者所假設的理論模型是否為資料的適當解釋。模擬研究如未操弄模型設定正確與否，而假設模型正確，此雖能評估第一類型錯誤機率 (Type I error rate) 的變化，但忽略了第二類型錯誤機率 (Type II error rate)，前述遺漏值處理之模擬研究即未操弄模型設定，因而無法瞭解遺漏值處理法與保留錯誤模型間的關聯。

如果遺漏值處理法會使資料與模型的適合度偏高，產生過度適配，則當模型設定正確時，此等方法可能有助於降低第一類型錯誤的機率；但在模型設定錯誤下，保留假設模型的機會也可能會增加，亦即第二類型錯誤機率提高而檢定力 (power) 變低。如果遺漏資料比未遺漏資料更接近研究者假設的模型，將可能鼓勵研究者忽視資料收集的品質，因為研究者不但未因資料遺漏付出代價，反而因此得到較有利假設模型的結果。Hu 與 Bentler (1998, 1999) 雖對適合度指標有詳盡研究，但其結論是否適用於有遺漏值的情形，仍有待研究。理想的遺漏值處理法，其所得的適合度不應受遺漏值比率影響，或者至少適合度不宜隨著遺漏值增加而提高，以作為研究中遺漏值的代價。如果結構化最大概似法確有過度適配情形，則以無結構最大概似法估計共變數，再進行結構方程模型分析的兩階段作法得以在不犧牲太大效率下，避免過度適配情形。Gold 與 Bentler (2000) 雖未在模型設定錯誤下比較結構化與無結構最大概似法兩者之優劣，但也建議在不確定模型適切性時，無結構最大概似法是較明智的選擇。本研究將探討結構化最大概似法在模型設定正確與錯誤下，是否會過度適配，繼之研究無結構最大概似法之二階段作法能否避免過度適配情形的發生，評估不同遺漏值處理法對適合度指標數值、第一類型錯誤率與檢定力的影響，並以完整資料作為對照，選擇表現較佳之遺漏值處理法與適合度指標組合。

在遺漏機制操弄上，本研究採取完全隨機遺漏作為遺漏機制。雖然過去關於遺漏值處理法的模擬研究包括完全隨機遺漏或隨機遺漏 (例如：Arbuckle, 1996; Enders & Bandalos, 2001; Finkbeiner, 1979; Gold & Bentler, 2000)，但以往適合度指標方面的研究並未觸及資料遺漏議題，適合度指標在不同遺漏機制下與遺漏值處理法之關係尚不清楚。而且，常用之列刪除法與對刪除法僅在完全隨機遺漏下無偏誤，如以隨機遺漏或不可忽略遺漏作為本模擬研

究之遺漏機制，則當適合度指標表現較差時，將無法區辨問題源於此二遺漏值處理法之不適用於此遺漏機制或是適合度指標本身之靈敏度。因此，在充分瞭解適合度指標之靈敏度前，本研究乃先採完全隨機遺漏作為遺漏機制。

綜言之，本研究以模擬研究探討在完全隨機遺漏下，遺漏值處理方法和模型設定正確與否對適合度指標的影響。首先，本研究將研究結構化最大概似法在模型設定正確與錯誤下是否皆會造成過度適配，以及評估無結構最大概似法能否避免過度適配的現象；其次，此研究將分別討論在模型設定正確與錯誤時，各適合度指標在不同遺漏值處理法下表現之優劣，期冀針對各種情形，具體建議適用之適合度指標與遺漏值處理方法。

## 方法

**研究模型。**本模擬研究以斜交雙因素模型為真實模型，據之產生模擬資料，其中每因素包含三個觀察變項 ( $df = 8$ )，模型結構與 Finkbeiner (1979) 和 Arbuckle (1996) 的研究相同。前三個變項在第一個因素上的負載量為 .8，後三個變項在第二個因素上的負載量為 .7，其餘因素負載量為 0，因素間相關為操弄變項，各因素與各變項均為標準常態分配。

**操弄變項。**本研究操弄五個變項，包括因素間相關、樣本人數、遺漏值比率、分析模型設定正確與否，以及遺漏值處理法。因素間相關有 .2、.5、.8 三個水準，樣本人數操弄為 100、300、500 與 1000，遺漏值比率為 .00、.05、.10、.15 與 .20。分析模型包括斜交雙因素模型與直交雙因素模型，斜交雙因素模型代表模型設定正確 ( $df = 8$ )，直交雙因素模型則為模型設定錯誤 ( $df = 9$ )，此模型除因素相關設定錯誤外，其餘部分皆設定正確。當模型設定錯誤時，因素間相關的大小反映模型設定錯誤的偏失程度，相關越高，設定錯誤越嚴重。遺漏值處理法包含結構化最大概似法、無結構最大概似法，以及常用之列刪除法與對刪除法等四種。結構化最大概似法的參數估計與遺漏值處理同時進行，其他三種方法則在估計出共變數矩陣後，採用最大概似法估計模型參數與相關統計值。

**依變項。**本研究以卡方值與適合度指標作為依變項，其中適合度指標選取 Hu 與 Bentler (1998) 建議之八個指標。適合度指標在實際使用上，常以所得數值與取捨標準作比較，決定是否保留理論模型，為瞭解以各適合度指標進行之決策是否正確，本研究亦以 Hu 與 Bentler (1999) 建議的取捨標準判定，在每種變項組合之 500 次複製中，依據指標數值拒絕假設模型的次數，計算拒絕率 (拒絕次數 / 500)，以探究操弄變項對假設模型拒絕率的影響。

**模擬流程。**資料產生過程包括兩步驟，首先在

各因素間相關與樣本人數組合下，隨機產生符合多元常態分配之六個完整的連續變項，其平均值均為 0，變異數為 1，共變數則由研究設定之因素間相關與因素負載量決定，此步驟所得即為完整資料，每種組合下製造 500 個樣本（replications）。其次在完全隨機遺漏假設下，對每個樣本製造特定比率的遺漏值，此乃藉二項分配產生六個獨立之二元變項，取值 0 與 1，用以標示前步驟之變項是否遺漏。當二元變項為 1 表示該變項遺漏，否則視為觀察值，故值取 1 之機率即為研究設定之遺漏機率，如此則可得到具完全隨機遺漏特性之資料。資料產生後，進而以不同模型設定與遺漏值處理法進行結構方程模型分析。模擬資料之產生與結構方程模型分析皆以 EQS 6.0 (Bentler, 2001) 進行，EQS 未提供之指標則以 SPSS 10.0 計算，所有樣本分析所得之卡方值與適合度指標皆予收錄以作後續資料分析之用。

資料分析。在資料收集後，乃先計算操弄變項在卡方值與適合度指標的效果量（ $\eta^2$ ），以瞭解操弄變項對卡方值或適合度指標影響力大小。Cohen (1987) 建議效果量之計算以操弄變項造成之離均差平方和（sum of square of deviation from the mean）為分子，操弄變項造成離均差平方和及其對應誤差離均差平方和之和作分母。但在模擬研究中，常需瞭解操弄變項相對之影響力，由於各變項對應之誤差項未必相同，如以操弄變項造成離均差平方和及其對應誤差離均差平方和之和作分母，將難以進行比較，因此許多研究常以總離均差平方和作為分母，計算效果量（例如：Hu & Bentler, 1998; Jenkins & Tabor, 1977）。本研究為比較操弄變項之相對影響力，故乃以總離均差平方和為分母計算效果量。

在效果量評估後，本研究計算不同適合度指標在不同因素間相關、樣本人數、遺漏值比率、分析模型設定與遺漏值處理法下的平均數與標準差。此外，為瞭解以適合度指標進行之決策是否正確，亦進一步求取依據指標拒絕模型的比率。模型正確時，該數據為第一類型錯誤機率，當模型錯誤時，該數據為檢定力。前述分析首先可用以瞭解結構化最大似法是否有過度適配情形出現，及評估無結構最大似法是否能降低過度適配，其次得以評估是否存在不受遺漏相關變項影響之適合度指標，或不引起過度適配之遺漏值處理法。如果在不同指標上無任何遺漏值處理法表現一致優於其他方法，則顯示需依據不同情形，選取較佳之遺漏值處理法與適合度指標之組合，仍可以不同遺漏值處理法與適合度指標在不同因素間相關、樣本人數、遺漏值比率與分析模型設定下的表現進行選取。

## 結果

### 效果量評估

為了解各操弄變項對適合度指標的影響，本研究先計算各影響因子的效果量，由於本模擬研究之重複次數為 500，具相當檢定力，研究操弄變項的各效果幾均達 .001 之顯著水準，以下討論之效果量，即皆達 .001 顯著水準。操弄變項對卡方值與不同適合度指標的影響不同，基準模型（虛無模型）卡方值受樣本大小影響最大，效果量約為 .545，其次是遺漏值處理法，效果量為 .251，兩者交互作用項效果量為 .167，三者佔總變異達 .963。假設模型卡方值主要受到模型設定 (.189)、因素間相關 (.139) 與兩者交互作用 (.138) 的影響，樣本大小效果稍小 (.082)，但如考慮與樣本大小有關的所有效果，則效果量總計為 .378，與以往研究同樣顯示了模型卡方值受樣本大小影響（如 Bollen, 1986; La Du & Tanaka, 1989）。遺漏值處理法對假設模型卡方值影響的效果不大 (.043)，但與遺漏值處理法有關的效果合計為 .288，顯示遺漏值處理法的選取仍有一定影響。各適合度指標主要受模型設定、因素間相關，與兩者交互作用項影響。由於當模型設定錯誤時，因素間相關表示設定錯誤大小，因此模型設定、因素間相關與兩者交互作用項皆與模型的設定適當性有關。初步看來，八個指標數值主要反映的都是模型設定的適當性，此三項合計效果量除對 Gamma hat 為 .740、RMSEA 為 .813 外，其餘都在 .85 以上。遺漏值處理法只對 Gamma hat 有較大的影響，主要效果為 .059，與遺漏值處理法相關效果合計為 .164。

相較於模型設定與樣本大小的影響，遺漏相關變項，包括遺漏值處理法與遺漏值比率，影響不大。但在實際研究中，模型設定由理論決定，在資料收集後，樣本大小亦已確定，遺漏值處理法是研究者在分析過程可以選擇的部分，因此分析在不同模型設定與樣本大小下遺漏相關因素（遺漏值處理法、遺漏比率與兩者交互作用項）的影響仍具相當意義。結果發現，遺漏相關變項對基準模型卡方值的影響隨著樣本大小增加而加大，但隨著因素間相關增加而略降，效果量在 .711 到 .985 間。模型設定正確時，遺漏相關變項對假設模型卡方值的影響隨樣本人數及相關的增加而提高，皆在 .125 以上，當相關為 .8，樣本人數為 1000 時甚至達 .964；適合度指標以 Gamma hat 受遺漏相關變項的影響最大，受影響程度亦隨著樣本大小及因素間相關增加而變

大，在.125到.972間。模型設定錯誤時，遺漏相關變項對假設模型卡方值的影響較模型設定正確時小，但除了小樣本、低相關情形外，效果量都在.187以上；適合度指標以SRMR與Gamma hat較受影響，尤以SRMR受影響程度最大，效果量隨樣本數及相關增加而提高(.378到.760)。橫跨各種情境，整體看來，各適合度指標的數值主要受模型設定相關變項影響，遺漏相關變項對各指標數值的影響較低。遺漏相關變項影響較低，乃因其他變項影響較大所致，若僅就單一模型設定、因素間相關與樣本大小觀之，則遺漏相關變項對卡方值與八個適合度指標效果量則較大。

#### 卡方值與適合度指標之平均數與標準誤

本研究預期結構化最大概似法會高估適合度，即產生過度適配，在模型設定錯誤時，高估情形尤越嚴重。為充分瞭解是否發生過度適配，以及模型設定與遺漏值處理法對結構方程模型適合度指標的影響，以下呈現操弄變項組合下，卡方值、絕對性適合度指標與增益性適合度指標之平均數與標準誤，以探討各遺漏值處理法之表現。本文雖以所有資料進行分析，然囿於資料量之龐大，僅選取部分操弄變項的組合呈現其數值，其中樣本人數選取100與500，遺漏機率選取三個水準(0、.10與.20)，遺漏值處理法與真實因素間相關各水準則完整呈現。樣本人數之選取主要因為樣本人數300之各適合度指標的表現恰介於樣本人數100與500之間，樣本人數1000則因檢定力過大，所有指標之拒絕率均接近100%，操弄變項在適合度指標上幾無差異，未予選取。遺漏值比率選取之三個水準中，遺漏值比率0為完整資料，作為遺漏值處理法效果對照；遺漏值比率效果量不大，可能由於5%之差距影響不夠大，致結果差異不大，因此乃選取遺漏值比率居中之.10與最高之.20。

分析結果時，先在完整資料情形

表二  
各操弄情境之卡方值平均數與標準誤

M	R	N	P	$T_B$		模型設定正確 $T_H$		模型設定錯誤 $T_H$	
				ME	SE	ME	SE	ME	SE
COM	.2	100	.0	205.4	28.9	8.3	4.2	11.7	5.3
		500	.0	963.9	62.3	8.0	4.0	20.9	8.0
	.5	100	.0	219.2	32.1	8.2	4.2	25.8	8.8
		500	.0	1033.8	71.4	8.0	4.0	91.8	17.8
		100	.0	252.6	38.2	8.2	4.1	59.4	13.0
		500	.0	1201.7	84.7	8.1	4.1	260.8	27.9
SML	.2	100	.1	174.7	26.3	8.5	4.2	12.2	5.7
		100	.2	144.5	24.5	8.5	4.2	11.8	5.5
	.5	500	.1	809.7	57.1	8.2	4.2	20.7	8.0
		500	.2	667.4	52.4	8.1	3.9	19.7	7.8
		100	.1	188.3	29.6	8.5	4.1	25.7	9.1
		100	.2	156.5	27.0	8.5	4.3	24.0	8.9
	.8	500	.1	876.0	65.0	8.2	4.2	87.5	17.6
		500	.2	727.9	58.5	8.0	3.9	80.8	16.6
		100	.1	219.5	35.1	8.5	4.0	57.0	13.3
		100	.2	184.2	31.7	8.6	4.5	51.9	12.9
		500	.1	1031.7	76.8	8.1	4.2	243.7	27.6
		500	.2	867.6	68.9	8.0	3.9	221.1	26.3
UML	.2	100	.1	208.4	30.2	10.9	5.4	14.7	6.8
		100	.2	213.9	35.3	14.8	7.8	18.7	8.8
	.5	500	.1	968.2	66.5	10.3	5.3	23.6	9.0
		500	.2	981.4	73.5	13.2	6.4	26.6	10.3
		100	.1	222.9	33.8	11.0	5.4	29.2	10.2
		100	.2	227.8	38.2	14.9	7.9	32.8	11.9
	.8	500	.1	1039.1	74.8	10.3	5.3	95.1	19.1
		500	.2	1052.2	80.4	13.2	6.4	98.1	20.0
		100	.1	256.6	39.6	11.0	5.3	63.0	14.5
		100	.2	261.1	43.5	15.2	8.3	66.4	16.4
		500	.1	1208.2	87.5	10.3	5.4	264.9	30.0
		500	.2	1221.0	92.7	13.2	6.5	267.7	32.0
LD	.2	100	.1	114.5	21.3	8.5	4.1	11.1	5.0
		100	.2	65.0	16.9	9.4	4.7	11.4	5.4
	.5	500	.1	204.9	28.9	8.1	3.9	11.7	5.2
		500	.2	205.0	29.4	8.1	4.3	11.4	5.5
		100	.1	122.3	24.0	8.4	4.1	18.8	7.4
		100	.2	68.7	18.8	9.3	4.7	15.1	6.5
	.8	500	.1	218.9	32.3	8.0	3.9	25.9	9.1
		500	.2	218.9	32.9	8.1	4.2	25.6	9.2
		100	.1	140.2	28.5	8.4	4.1	36.6	10.4
		100	.2	77.1	21.7	9.3	4.8	23.6	8.1
		500	.1	252.2	38.5	7.9	3.9	59.4	13.9
		500	.2	252.5	38.6	8.1	4.3	59.2	13.7
PD	.2	100	.1	211.1	36.4	10.4	6.3	14.6	8.1
		100	.2	221.6	47.5	15.0	9.7	19.6	11.6
	.5	500	.1	975.2	75.4	11.4	5.8	24.9	10.1
		500	.2	995.3	91.7	16.6	8.1	30.2	12.0
		100	.1	227.3	39.1	12.6	6.4	30.8	11.0
		100	.2	240.2	49.9	20.3	11.6	38.5	15.4
	.8	500	.1	1046.6	83.0	12.1	6.1	97.1	20.2
		500	.2	1067.3	97.7	18.3	9.2	103.0	21.8
		100	.1	261.5	44.7	13.3	6.8	65.2	15.9
		100	.2	275.6	55.1	22.7	13.0	74.2	21.4
		500	.1	1216.0	95.8	12.5	6.3	267.3	31.9
		500	.2	1236.9	109.7	19.5	10.1	273.7	35.6

M為遺漏值處理法，R為因素間相關，N為樣本大小，P為遺漏值比率。 $T_B$ 與 $T_H$ 分別為基準模型與假設模型卡方值。ME為平均數，SE為標準誤。COM分析完整資料，SML表示結構化最大概似法，UML為無結構最大概似法，LD為列刪除法，PD為對刪除法。

表三  
各操弄情境之絕對性適合度指標平均數與標準誤

M	R	N	P	模型設定正確								模型設定錯誤								
				GammaHat		Mc		SRMR		RMSEA		GammaHat		Mc		SRMR		RMSEA		
				ME	SE	ME	SE	ME	SE	ME	SE	ME	SE	ME	SE	ME	SE	ME	SE	
COM	.2	100	.0	1.002	.014	.999	.021	.043	.014	.030	.037	.988	.017	.987	.026	.089	.034	.047	.042	
		500	.0	1.001	.003	1.000	.004	.019	.006	.012	.016	.991	.005	.988	.008	.074	.019	.048	.019	
	.5	100	.0	1.003	.014	.999	.021	.038	.011	.028	.037	.944	.026	.920	.040	.186	.039	.132	.040	
		500	.0	1.001	.003	1.000	.004	.017	.005	.011	.016	.947	.011	.921	.016	.182	.019	.135	.015	
	.8	100	.0	1.003	.014	.999	.020	.031	.009	.029	.037	.854	.032	.779	.051	.294	.034	.236	.031	
		500	.0	1.001	.003	1.000	.004	.014	.004	.012	.016	.856	.014	.778	.022	.292	.015	.236	.013	
SML	.2	100	.1	1.002	.014	.998	.021	.040	.012	.030	.038	.987	.018	.985	.028	.087	.035	.049	.045	
		100	.2	1.002	.014	.998	.021	.035	.011	.030	.038	.988	.018	.986	.027	.078	.034	.047	.044	
		500	.1	1.001	.003	1.000	.004	.018	.006	.013	.017	.992	.005	.988	.008	.070	.019	.047	.020	
	.5	500	.2	1.001	.003	1.000	.004	.016	.005	.012	.016	.992	.005	.989	.008	.065	.017	.045	.020	
		100	.1	1.002	.014	.998	.020	.035	.011	.031	.038	.944	.027	.921	.042	.177	.041	.131	.040	
		100	.2	1.002	.014	.998	.021	.031	.010	.030	.038	.950	.026	.929	.041	.160	.040	.123	.042	
	.8	500	.1	1.001	.003	1.000	.004	.016	.005	.012	.017	.950	.011	.925	.016	.172	.018	.131	.015	
		500	.2	1.001	.003	1.000	.004	.014	.004	.012	.016	.954	.010	.931	.015	.158	.017	.126	.015	
		100	.1	1.002	.014	.998	.020	.028	.008	.032	.037	.860	.033	.788	.052	.277	.036	.230	.033	
	UML	.2	100	.2	1.002	.015	.997	.022	.024	.008	.031	.039	.872	.033	.808	.052	.252	.037	.217	.033
			500	.1	1.001	.003	1.000	.004	.012	.003	.012	.017	.864	.014	.791	.022	.274	.016	.228	.013
			500	.2	1.001	.003	1.000	.004	.011	.003	.012	.016	.876	.013	.809	.021	.253	.016	.217	.014
.5		100	.1	.994	.018	.986	.026	.049	.015	.050	.046	.978	.021	.972	.032	.096	.036	.068	.048	
		100	.2	.981	.025	.967	.037	.055	.016	.079	.054	.966	.027	.954	.041	.099	.037	.092	.051	
		500	.1	.999	.004	.998	.005	.022	.007	.020	.020	.990	.006	.986	.009	.076	.020	.054	.020	
.8	500	.2	.997	.004	.995	.006	.024	.007	.030	.022	.988	.007	.983	.010	.077	.020	.059	.019		
	100	.1	.994	.018	.986	.026	.044	.013	.051	.046	.934	.030	.905	.046	.190	.042	.145	.040		
	100	.2	.981	.025	.967	.037	.050	.015	.080	.054	.924	.034	.889	.052	.190	.044	.158	.043		
LD	.5	500	.1	.999	.004	.998	.005	.019	.006	.020	.020	.945	.011	.918	.017	.183	.019	.138	.015	
		500	.2	.997	.004	.995	.006	.022	.006	.031	.022	.943	.012	.915	.018	.184	.019	.140	.016	
		100	.1	.994	.017	.985	.026	.036	.011	.053	.045	.845	.035	.765	.055	.296	.036	.244	.034	
	.8	100	.2	.980	.026	.965	.039	.042	.013	.081	.055	.837	.038	.753	.061	.295	.038	.251	.036	
		500	.1	.999	.004	.998	.005	.015	.004	.020	.020	.854	.015	.775	.023	.293	.016	.238	.014	
		500	.2	.997	.004	.995	.006	.018	.005	.031	.022	.852	.015	.772	.025	.293	.016	.240	.015	
PD	.2	100	.1	1.002	.014	.996	.038	.060	.019	.043	.052	.990	.016	.981	.046	.110	.042	.060	.056	
		100	.2	.999	.016	.977	.089	.088	.029	.078	.085	.989	.018	.959	.099	.142	.053	.089	.088	
		500	.1	1.001	.003	.999	.019	.044	.014	.027	.036	.998	.003	.987	.025	.091	.035	.046	.042	
	.5	500	.2	1.001	.003	1.000	.021	.044	.014	.027	.038	.998	.004	.988	.027	.089	.034	.045	.043	
		100	.1	1.002	.014	.997	.038	.053	.017	.042	.052	.966	.023	.914	.062	.195	.053	.132	.063	
		100	.2	.999	.016	.978	.088	.079	.027	.077	.084	.977	.021	.896	.111	.208	.070	.143	.094	
	.8	500	.1	1.001	.003	1.000	.019	.039	.012	.026	.035	.988	.006	.920	.042	.187	.041	.131	.041	
		500	.2	1.001	.003	1.000	.021	.039	.012	.027	.037	.988	.006	.922	.042	.186	.040	.130	.041	
		100	.1	1.002	.014	.997	.039	.044	.014	.041	.052	.913	.029	.774	.075	.298	.047	.239	.048	
	COM	.5	100	.2	.999	.016	.978	.090	.067	.025	.076	.086	.951	.024	.763	.118	.302	.066	.243	.082
			500	.1	1.001	.003	1.001	.019	.031	.009	.025	.035	.967	.009	.779	.054	.294	.035	.236	.033
			500	.2	1.001	.003	1.000	.021	.031	.009	.028	.037	.967	.009	.780	.053	.294	.034	.235	.033
.8		100	.1	.996	.020	.989	.030	.043	.013	.045	.049	.979	.025	.973	.039	.098	.036	.066	.053	
		100	.2	.981	.030	.967	.045	.049	.015	.078	.060	.964	.034	.950	.053	.103	.037	.093	.061	
		500	.1	.998	.004	.997	.006	.022	.006	.024	.021	.989	.007	.984	.010	.076	.021	.056	.021	
PD	.5	500	.2	.995	.005	.991	.008	.026	.007	.041	.024	.985	.008	.979	.012	.078	.020	.065	.021	
		100	.1	.989	.020	.978	.031	.047	.014	.063	.050	.930	.032	.898	.049	.191	.043	.151	.042	
		100	.2	.965	.035	.942	.052	.056	.015	.110	.060	.909	.041	.866	.064	.192	.046	.175	.048	
	.8	500	.1	.998	.004	.996	.006	.021	.006	.027	.022	.944	.012	.916	.018	.184	.020	.139	.016	
		500	.2	.994	.006	.990	.009	.025	.007	.045	.025	.941	.013	.911	.020	.184	.020	.144	.017	
		100	.1	.986	.022	.975	.032	.040	.012	.068	.052	.840	.037	.757	.059	.296	.038	.249	.036	
COM	.8	100	.2	.957	.038	.931	.058	.050	.015	.122	.062	.820	.047	.726	.075	.295	.041	.267	.044	
		500	.1	.998	.004	.996	.006	.017	.004	.028	.022	.853	.015	.773	.025	.293	.017	.239	.015	
		500	.2	.993	.007	.989	.010	.021	.006	.048	.025	.850	.017	.768	.027	.294	.018	.242	.016	

M為遺漏值處理法，R為因素間相關，N為樣本大小，P為遺漏值比率。ME表示平均數，SE為標準誤。COM分析完整資料，SML表示結構化最大似法，UML為無結構最大似法，LD為列刪除法，PD為對刪除法。

表四  
各操弄情境之增益性適合度指標平均數與標準誤

M	R	N	P	模型設定正確								模型設定錯誤							
				NNFI		BL89		RNI		CFI		NNFI		BL89		RNI		CFI	
				ME	SE	ME	SE	ME	SE	ME	SE	ME	SE	ME	SE	ME	SE	ME	SE
COM	.2	100	.0	.997	.042	1.004	.022	1.004	.023	.991	.015	.977	.046	.982	.027	.981	.028	.981	.023
		500	.0	1.000	.008	1.001	.004	1.001	.004	.998	.003	.979	.014	.987	.008	.986	.008	.987	.008
	.5	100	.0	.998	.039	1.004	.020	1.004	.021	.992	.015	.865	.065	.917	.038	.914	.039	.919	.039
		500	.0	1.000	.007	1.001	.004	1.001	.004	.999	.003	.865	.025	.919	.015	.918	.015	.919	.015
	.8	100	.0	.999	.033	1.004	.017	1.004	.018	.993	.012	.647	.071	.790	.041	.784	.043	.788	.043
		500	.0	1.000	.007	1.001	.003	1.001	.003	.999	.002	.647	.028	.788	.017	.787	.017	.788	.017
SML	.2	100	.1	.994	.050	1.003	.026	1.003	.027	.988	.019	.968	.059	.975	.034	.974	.036	.975	.030
		100	.2	.995	.061	1.005	.031	1.006	.033	.986	.022	.966	.069	.973	.039	.972	.041	.972	.034
	.5	500	.1	1.000	.010	1.001	.005	1.001	.005	.998	.004	.976	.017	.984	.010	.984	.010	.985	.010
		500	.2	1.000	.011	1.001	.006	1.001	.006	.998	.004	.973	.020	.982	.012	.982	.012	.984	.012
	.8	100	.1	.994	.046	1.003	.024	1.003	.025	.989	.018	.841	.080	.903	.046	.899	.048	.905	.048
		100	.2	.996	.057	1.005	.029	1.005	.031	.987	.021	.827	.092	.894	.053	.889	.055	.896	.055
	.5	500	.1	1.000	.009	1.001	.005	1.001	.005	.998	.003	.849	.030	.909	.018	.908	.018	.909	.018
		500	.2	1.000	.010	1.001	.005	1.001	.006	.998	.004	.833	.034	.899	.020	.898	.021	.900	.021
	.8	100	.1	.995	.039	1.003	.020	1.003	.021	.991	.015	.609	.083	.769	.048	.761	.050	.766	.050
		100	.2	.995	.051	1.003	.026	1.004	.027	.988	.019	.579	.096	.752	.055	.741	.057	.747	.057
	.5	500	.1	1.000	.008	1.001	.004	1.001	.004	.998	.003	.615	.033	.770	.020	.768	.020	.769	.020
		500	.2	1.000	.009	1.001	.005	1.001	.005	.998	.003	.585	.039	.752	.023	.750	.023	.751	.023
UML	.2	100	.1	.972	.054	.991	.028	.990	.029	.981	.025	.951	.059	.966	.034	.965	.035	.968	.032
		100	.2	.937	.069	.973	.036	.972	.037	.964	.034	.921	.069	.949	.040	.947	.041	.951	.040
	.5	500	.1	.995	.011	.999	.006	.999	.006	.997	.005	.975	.016	.984	.009	.984	.009	.985	.009
		500	.2	.990	.012	.996	.007	.996	.007	.994	.006	.970	.017	.981	.010	.981	.010	.982	.010
	.8	100	.1	.973	.050	.991	.026	.990	.027	.982	.023	.839	.076	.902	.044	.899	.045	.904	.045
		100	.2	.940	.066	.974	.034	.973	.035	.966	.033	.816	.082	.888	.047	.885	.049	.889	.049
	.5	500	.1	.996	.010	.999	.005	.999	.005	.997	.004	.860	.028	.916	.016	.915	.017	.916	.017
		500	.2	.991	.012	.996	.006	.996	.006	.995	.006	.857	.029	.914	.017	.913	.018	.914	.018
	.8	100	.1	.976	.043	.992	.022	.992	.023	.984	.019	.628	.081	.779	.047	.772	.048	.777	.048
		100	.2	.946	.061	.976	.032	.975	.033	.969	.030	.611	.087	.769	.051	.762	.052	.767	.052
	.5	500	.1	.996	.009	.999	.005	.999	.005	.997	.004	.643	.031	.786	.019	.785	.019	.786	.019
		500	.2	.992	.010	.997	.005	.997	.005	.995	.005	.642	.035	.786	.021	.785	.021	.785	.021
LD	.2	100	.1	.993	.082	1.006	.041	1.007	.044	.981	.030	.967	.087	.972	.048	.970	.052	.969	.040
		100	.2	.965	.205	1.002	.095	1.005	.113	.949	.073	.936	.198	.946	.097	.938	.116	.933	.085
	.5	500	.1	.999	.040	1.005	.021	1.005	.021	.992	.015	.977	.046	.982	.027	.981	.028	.982	.023
		500	.2	1.000	.043	1.005	.022	1.005	.023	.991	.016	.980	.049	.983	.028	.983	.029	.982	.023
	.8	100	.1	.995	.078	1.006	.039	1.007	.042	.982	.028	.853	.107	.908	.060	.902	.064	.910	.061
		100	.2	.968	.187	1.002	.088	1.005	.104	.953	.067	.829	.206	.890	.103	.875	.121	.884	.102
	.5	500	.1	1.000	.037	1.005	.019	1.005	.020	.992	.014	.864	.068	.916	.039	.913	.041	.918	.041
		500	.2	1.001	.040	1.005	.021	1.005	.021	.992	.014	.867	.068	.918	.039	.915	.040	.920	.040
	.8	100	.1	.994	.069	1.005	.035	1.006	.037	.985	.026	.634	.110	.785	.062	.772	.066	.780	.066
		100	.2	.970	.171	1.001	.081	1.003	.095	.958	.064	.615	.198	.778	.100	.750	.117	.766	.111
	.5	500	.1	1.001	.032	1.005	.017	1.005	.017	.994	.012	.646	.076	.790	.044	.784	.045	.788	.045
		500	.2	1.000	.034	1.004	.018	1.004	.019	.993	.012	.649	.072	.791	.042	.785	.043	.789	.043
PD	.2	100	.1	.979	.058	.994	.030	.994	.031	.983	.025	.954	.067	.968	.039	.967	.040	.968	.036
		100	.2	.942	.078	.975	.041	.974	.042	.965	.037	.919	.084	.948	.048	.946	.050	.949	.047
	.5	500	.1	.993	.011	.998	.006	.998	.006	.996	.005	.973	.017	.983	.010	.982	.010	.983	.010
		500	.2	.984	.015	.992	.008	.992	.008	.991	.008	.964	.020	.978	.012	.977	.012	.978	.012
	.8	100	.1	.960	.055	.984	.029	.984	.029	.976	.026	.830	.080	.897	.046	.893	.048	.898	.048
		100	.2	.902	.084	.953	.044	.952	.045	.947	.043	.784	.097	.870	.056	.866	.058	.870	.058
	.5	500	.1	.993	.011	.997	.006	.997	.006	.995	.005	.858	.029	.914	.017	.914	.018	.915	.018
		500	.2	.982	.017	.991	.009	.991	.009	.990	.009	.851	.032	.910	.019	.910	.019	.911	.019
	.8	100	.1	.960	.052	.983	.027	.983	.028	.976	.025	.620	.087	.774	.051	.768	.052	.772	.052
		100	.2	.898	.082	.951	.043	.949	.044	.945	.043	.582	.106	.752	.062	.745	.064	.749	.064
	.5	500	.1	.993	.010	.997	.005	.997	.005	.996	.005	.642	.034	.785	.020	.784	.021	.785	.021
		500	.2	.982	.015	.991	.008	.991	.008	.990	.008	.638	.041	.784	.024	.782	.025	.783	.025

M為遺漏值處理法，R為因素間相關，N為樣本大小，P為遺漏值比率。ME表示平均數，SE為標準誤。COM分析完整資料，SML表示結構化最大概似法，UML為無結構最大概似法，LD為列刪除法，PD為對刪除法。



下，觀察模型設定、樣本大小與真實因素間相關對卡方值與適合度指標影響，作為遺漏值處理法所得卡方值與適合度指標之基準，進而瞭解具遺漏值情形時，各遺漏值處理法下遺漏值比率及與其他變項的交互作用效果。

**卡方值之平均值與標準誤。**表二呈現不同情形下卡方值的平均數與標準誤，結果發現，在完整資料情形下，基準模型卡方值受樣本大小與因素間真實相關影響很大，隨樣本人數與因素間真實相關增加而變大。完整資料時，當模型設定正確，且樣本為 500 時，假設模型卡方值的平均數與標準誤都在理論值附近（自由度為 8，期望值為 8，標準差為 4），小樣本時卡方值則略偏高。但若模型設定錯誤，則模型卡方值與基準模型卡方值類似，其數值隨樣本人數與因素間真實相關增加而提高。

在具遺漏資料情形下採用結構化最大概似法，基準模型卡方值仍隨樣本人數與因素間真實相關增加而提高，但遺漏值比率越高，數值越小。使用結構化最大概似法分析假設模型，若模型設定正確，所得假設模型卡方值略高於完整資料情形，遺漏值比率影響不大，但如模型設定錯誤，遺漏值增加會使卡方值下降，適合度提高，甚至高於無遺漏值資料適合度，表示具遺漏值反而導致適配較佳，出現過度適配情形，模型設定錯誤越嚴重，亦即真實因素間相關越高，卡方值數值隨遺漏值比率增加而越下降。

採用無結構最大概似法，則無前述情形，無論模型正確與否，基準模型卡方值與假設模型卡方值皆隨遺漏值比率增加而升高，適合度降低，無過度適配情形。唯即使模型設定正確，無結構最大概似法仍高估假設模型卡方值。

使用列刪除法處理遺漏值，無論模型設定為何，當樣本小時，遺漏比率增加會使卡方值的適合度降低，但基準模型卡方值降低較多。對刪除法情形類似無結構最大概似法，但卡方值高估情形更嚴重。

**絕對性適合度指標之平均值與標準誤。**不同情形下絕對性適合度指標之平均值與標準誤呈現於表三。完整資料時，無論模型設定正確與否，Gamma Hat 與 Mc 平均值不太受樣本人數與真實因素間相關影響，SRMR 與 RMSEA 則當模型設定正確時，樣本人數越大，其數值越小，適合度越高。

使用結構化最大概似法處理遺漏值時，若模型設定正確，遺漏值增加除使 SRMR 適合度隨之略增外，其他指標幾無影響。模型設定錯誤時，其表現與模型卡方值類似，絕對性適合度指標的適合度隨遺漏比率升高而變大，亦出現過度適配情形，且模型設定錯誤越嚴重，絕對性適合度指標之適合度隨遺漏值增加而升高的情形越嚴重，其中又以 SRMR 與 RMSEA 的高估情形較為嚴重。

採用無結構最大概似法，無論模型正確與否，各指標的適合度皆隨遺漏值比率增加而降低，其中 RMSEA 在正確模型時受遺漏值比率影響較大。使用列刪除法與對刪除法處理遺漏值，無論模型設定正確與否，在小樣本時，除 Gamma hat 外，絕對性適合度指標隨著遺漏比率增加而適合度降低，RMSEA 受影響尤大。

**增益性適合度指標之平均值與標準誤。**表四顯示增益性適合度指標於不同情形下的平均值與標準誤。資料完整時，若模型設定正確，增益性適合度指標平均數幾不受樣本人數與因素間真實相關影響，標準誤則隨兩者增加而減小。模型設定錯誤時，指標平均數隨模型設定錯誤嚴重程度（即因素間真實相關）而遞減，樣本人數影響則在標準誤上，對指標平均數影響不大。

有遺漏值時使用結構化最大概似法，在模型設定正確時，遺漏值增加對增益性適合度指標幾無影響。以結構化最大概似法分析錯誤模型時，增益性適合度指標受遺漏值影響方向與絕對性適合度指標相反，遺漏比率增高皆使適合度降低。採用無結構最大概似法，無論模型正確與否，各指標的適合度皆隨遺漏值比率增加而降低。綜言之，兩種遺漏值處理法皆使增益性適合度指標隨遺漏值增加而下降，但在模型設定錯誤較嚴重或樣本較大時，使用無結構最大概似法較不受遺漏值比率影響，其他情形則以結構化最大概似法較不受影響。列刪除法與對刪除法則無論模型設定為何，當樣本小時，增益性適合度指標隨著遺漏比率增加而適合度降低。

### 卡方值與適合度指標之拒絕率

實際運用適合度指標時，常以其是否超過接受標準作為是否保留理論模型的依據，即使遺漏值處理法與遺漏比率對數值影響很大，但若數值的變動未跨越接受標準，則並不影響是否保留理論模型的判斷；反之，若數值變動雖小，但跨越了接受標準，則是否保留理論模型的判斷即因之改變。因此在實用上，探討遺漏相關變項對適合度指標拒絕率的影響可能比其對指標數值的影響重要。表五至表七分別顯示模型卡方值、絕對性適合度指標與增益性適合度指標在不同情形下的拒絕率，當模型正確時，拒絕率為第一類型錯誤的機率，若模型設定錯誤，拒絕率為檢定力。好的指標與好的遺漏值處理法應使犯第一類型錯誤的機率較低，而檢定力較高。

**卡方值之拒絕率。**表五顯示假設模型卡方值在不同情形下的拒絕率，當模型設定正確時，無論樣本大小與真實因素間相關為何，第一類型錯誤都在 0.05 以下，若模型設定錯誤，樣本越大，模型設定錯誤越嚴重，檢定力越高。

使用結構化最大概似法，當模型設定正確，第一類型錯誤機率都不高於.05，遺漏機率影響不大。但若模型設定錯誤，檢定力隨遺漏機率增加而降低。採用無結構最大概似法，無論模型正確與否，除檢定力已達頂點無法再增加情形外，第一類型錯誤與檢定力皆高於完整資料情形，樣本越小，遺漏機率越大，高估情形越嚴重。當樣本較小且遺漏機率較高時，第一類型錯誤都在.3以上，遠高於.05。列刪除法的第一類型錯誤變化不大，但當模型設定錯誤中等以上（因素間真實相關為.5與.8）且樣本較小時，檢定力隨遺漏機率下降幅度很大。對刪除法則與無結構最大概似法表現類似，拒絕率隨遺漏機率升高，其第一類型錯誤機率高估情形比無結構最大概似法更為嚴重。

絕對性適合度指標之拒絕率。表六顯示絕對性適合度指標之拒絕率，無遺漏值情形下，若模型設定正確時，第一類型錯誤機率除 RMSEA 在小樣本時過高外，其餘指標的第一類型錯誤機率幾乎都在.05以下。模型設定錯誤輕微時，無論樣本大小，以 SRMR 與 RMSEA 的檢定力最佳。模型設定錯誤中等，而樣本人數為 100 時，仍以 SRMR、RMSEA 的檢定力最佳，在.90以上。因素間相關中等，而樣本人數為 300 以上時，除 Gamma hat 與 Mc 外，其餘指標的檢定力都不錯。因素相關高時，各指標的檢定力都很高。

有遺漏值下採用結構化最大概似法，在模型設定正確時，各適合度指標第一類型錯誤機率僅在小樣本時略受遺漏值比率影響。模型設定錯誤時採用結構化最大概似法，各指標表現與完整資料類似，設定錯誤輕微或中等時，以 SRMR 與 RMSEA 檢定力表現較佳，若設定錯誤較嚴重（因素間原具高相關）時，所有指標的檢定力均極接近 1.0。遺漏值比率增加都使檢定力略減，其中尤以 SRMR 在小樣本時影響較大。

採用無結構最大概似法時，無論模型正確與否，遺漏值比率的增加大致上都讓第一類型錯誤機率與檢定力同時上升。模型設定正確時，除 RMSEA 外，無結構最大概似法的第一類型錯誤機率與結構化最大概似法相近，幾乎都在.05附近，但在小樣本時，前者均高於後者。RMSEA 在小樣本時的第一類型錯誤機率仍偏高，情形嚴重，均高於.4。模型設定錯誤時，無結構最大概似法的檢定力隨模型設定錯誤嚴重程度與遺漏值比率的增加而提高，以 SRMR 與 RMSEA 表現較佳。

如以列刪除法處理遺漏資料，當模型設定正確，SRMR 與 RMSEA 的第一類型錯誤遠大於.05，所有指標之第一類型錯誤皆隨遺漏值比率升高而增加，其中 SRMR 受影響較大，在小樣本，特別當遺漏比率較高時，SRMR 的第一類型錯誤上升很多。當模型設定錯誤，列刪除法所得適合度指標與前兩

表五

各操弄情境之假設模型卡方值拒絕率

M	R	N	P	模型設定	
				正確	錯誤
COM	.2	100	.0	.036	.198
		500	.0	.028	.718
	.5	100	.0	.032	.886
		500	.0	.032	1.000
	.8	100	.0	.038	1.000
		500	.0	.036	1.000
SML	.2	100	.1	.050	.252
		100	.2	.046	.240
		500	.1	.042	.718
		500	.2	.028	.680
	.5	100	.1	.040	.874
		100	.2	.046	.836
		500	.1	.048	1.000
		500	.2	.030	1.000
	.8	100	.1	.034	1.000
		100	.2	.050	1.000
		500	.1	.044	1.000
		500	.2	.026	1.000
UML	.2	100	.1	.128	.382
		100	.2	.322	.594
		500	.1	.102	.812
		500	.2	.252	.858
	.5	100	.1	.144	.938
		100	.2	.326	.952
		500	.1	.114	1.000
		500	.2	.268	1.000
	.8	100	.1	.134	1.000
		100	.2	.348	1.000
		500	.1	.118	1.000
		500	.2	.256	1.000
LD	.2	100	.1	.036	.178
		100	.2	.072	.210
		500	.1	.028	.210
		500	.2	.048	.210
	.5	100	.1	.044	.652
		100	.2	.068	.420
		500	.1	.030	.890
		500	.2	.042	.868
	.8	100	.1	.042	.988
		100	.2	.070	.836
		500	.1	.022	1.000
		500	.2	.036	1.000
PD	.2	100	.1	.132	.382
		100	.2	.322	.582
		500	.1	.150	.836
		500	.2	.424	.912
	.5	100	.1	.222	.946
		100	.2	.514	.978
		500	.1	.192	1.000
		500	.2	.474	1.000
	.8	100	.1	.258	1.000
		100	.2	.610	1.000
		500	.1	.216	1.000
		500	.2	.536	1.000

M為遺漏值處理法，R為因素間相關，N為樣本大小，P為遺漏值比率。ME表示平均數，SE為標準誤。COM分析完整資料，SML表示結構化最大概似法，UML為無結構最大概似法，LD為列刪除法，PD為對刪除法。

表六

各操弄情境之絕對性適合度指標拒絕率

M	R	N	P	模型設定正確				模型設定錯誤			
				GammaHat	Mc	SRMR	RMSEA	GammaHat	Mc	SRMR	RMSEA
COM	.2	100	.0	.002	.000	.010	.238	.034	.004	.558	.408
		500	.0	.000	.000	.000	.008	.000	.000	.366	.288
	.5	100	.0	.006	.000	.004	.228	.598	.296	.994	.960
		500	.0	.000	.000	.000	.004	.574	.120	1.000	1.000
	.8	100	.0	.002	.000	.000	.212	.000	.990	1.000	1.000
		500	.0	.000	.000	.000	.006	.000	1.000	1.000	1.000
SML	.2	100	.1	.000	.000	.002	.256	.038	.008	.512	.418
		100	.2	.004	.000	.002	.236	.034	.004	.426	.410
		500	.1	.000	.000	.000	.006	.000	.000	.316	.266
		500	.2	.000	.000	.000	.004	.000	.000	.178	.214
	.5	100	.1	.000	.000	.000	.248	.540	.302	.988	.968
		100	.2	.004	.002	.000	.244	.466	.234	.970	.934
		500	.1	.000	.000	.000	.002	.496	.072	1.000	1.000
		500	.2	.000	.000	.000	.002	.334	.032	1.000	1.000
	.8	100	.1	.000	.000	.000	.246	.998	.986	1.000	1.000
		100	.2	.004	.004	.000	.262	.996	.970	1.000	1.000
		500	.1	.000	.000	.000	.006	.000	1.000	1.000	1.000
		500	.2	.000	.000	.000	.006	.000	1.000	1.000	1.000
UML	.2	100	.1	.020	.006	.024	.416	.114	.030	.624	.578
		100	.2	.104	.064	.058	.658	.248	.098	.646	.764
		500	.1	.000	.000	.000	.034	.000	.000	.414	.390
		500	.2	.000	.000	.000	.102	.000	.000	.446	.504
	.5	100	.1	.024	.006	.014	.422	.670	.438	.994	.980
		100	.2	.112	.058	.034	.646	.774	.524	.996	.982
		500	.1	.000	.000	.000	.038	.650	.150	1.000	1.000
		500	.2	.000	.000	.000	.086	.694	.176	1.000	1.000
	.8	100	.1	.016	.002	.000	.466	.000	.992	1.000	1.000
		100	.2	.124	.060	.010	.668	.998	.996	1.000	1.000
		500	.1	.000	.000	.000	.036	.000	1.000	1.000	1.000
		500	.2	.000	.000	.000	.094	.000	1.000	1.000	1.000
LD	.2	100	.1	.002	.018	.148	.368	.014	.058	.716	.496
		100	.2	.006	.188	.566	.480	.028	.278	.896	.546
		500	.1	.000	.000	.004	.202	.000	.006	.562	.412
		500	.2	.000	.000	.010	.218	.000	.004	.566	.394
	.5	100	.1	.000	.018	.068	.354	.232	.406	.982	.856
		100	.2	.006	.184	.446	.500	.106	.482	.976	.774
		500	.1	.000	.000	.000	.206	.000	.298	.998	.958
		500	.2	.000	.000	.006	.228	.000	.286	.992	.946
	.8	100	.1	.000	.016	.016	.348	.904	.948	1.000	.998
		100	.2	.008	.200	.242	.484	.500	.870	1.000	.966
		500	.1	.000	.000	.000	.204	.036	.990	1.000	1.000
		500	.2	.000	.000	.000	.230	.036	.992	1.000	1.000
PD	.2	100	.1	.034	.018	.006	.388	.140	.046	.626	.538
		100	.2	.132	.090	.026	.618	.304	.146	.704	.712
		500	.1	.000	.000	.000	.056	.000	.000	.416	.444
		500	.2	.000	.000	.000	.220	.000	.000	.460	.642
	.5	100	.1	.052	.028	.014	.532	.690	.494	.994	.984
		100	.2	.274	.184	.062	.816	.840	.672	.996	.990
		500	.1	.000	.000	.000	.068	.696	.198	1.000	1.000
		500	.2	.000	.000	.000	.274	.760	.268	1.000	1.000
	.8	100	.1	.064	.024	.004	.586	.000	.992	1.000	1.000
		100	.2	.360	.244	.040	.844	.000	.998	1.000	1.000
		500	.1	.000	.000	.000	.076	.000	1.000	1.000	1.000
		500	.2	.000	.000	.000	.324	.000	1.000	1.000	1.000

M為遺漏值處理法，R為因素間相關，N為樣本大小，P為遺漏值比率。ME表示平均數，SE為標準誤。COM分析完整資料，SML表示結構化最大似法，UML為無結構最大似法，LD為列刪除法，PD為對刪除法。

表七

各操弄情境之增益性適合度指標拒絕率

M	R	N	P	模型設定正確				模型設定錯誤				
				NNFI	BL89	RNI	CFI	NNFI	BL89	RNI	CFI	
COM	.2	100	.0	.124	.024	.024	.028	.238	.122	.138	.108	
		500	.0	.000	.000	.000	.000	.030	.000	.000	.000	
	.5	100	.0	.112	.018	.020	.026	.918	.798	.810	.780	
		500	.0	.000	.000	.000	.000	1.000	.990	.990	.988	
	.8	100	.0	.080	.008	.008	.014	1.000	1.000	1.000	1.000	
		500	.0	.000	.000	.000	.000	1.000	1.000	1.000	1.000	
	SML	.2	100	.1	.172	.036	.040	.060	.322	.234	.244	.188
			100	.2	.202	.060	.072	.098	.378	.280	.292	.240
500			.1	.000	.000	.000	.000	.070	.002	.002	.002	
500			.2	.000	.000	.000	.000	.112	.014	.014	.010	
.5		100	.1	.170	.032	.032	.038	.934	.852	.864	.824	
		100	.2	.192	.048	.052	.072	.928	.866	.876	.846	
		500	.1	.000	.000	.000	.000	1.000	.992	.994	.992	
		500	.2	.000	.000	.000	.000	1.000	.998	.998	.998	
.8		100	.1	.112	.014	.014	.028	1.000	1.000	1.000	1.000	
		100	.2	.194	.030	.030	.046	1.000	1.000	1.000	1.000	
		500	.1	.000	.000	.000	.000	1.000	1.000	1.000	1.000	
		500	.2	.000	.000	.000	.000	1.000	1.000	1.000	1.000	
UML		.2	100	.1	.286	.096	.104	.132	.422	.294	.300	.272
			100	.2	.534	.222	.230	.282	.632	.468	.480	.434
			500	.1	.002	.000	.000	.000	.066	.002	.002	.002
			500	.2	.004	.000	.000	.000	.128	.008	.008	.008
	.5	100	.1	.278	.076	.082	.110	.950	.878	.892	.858	
		100	.2	.498	.218	.232	.278	.962	.924	.934	.910	
		500	.1	.000	.000	.000	.000	1.000	.990	.990	.990	
		500	.2	.002	.000	.000	.000	1.000	.988	.990	.984	
	.8	100	.1	.248	.050	.056	.072	1.000	1.000	1.000	1.000	
		100	.2	.450	.200	.206	.236	1.000	1.000	1.000	1.000	
		500	.1	.000	.000	.000	.000	1.000	1.000	1.000	1.000	
		500	.2	.004	.000	.000	.000	1.000	1.000	1.000	1.000	
	LD	.2	100	.1	.276	.088	.092	.122	.398	.274	.306	.232
			100	.2	.442	.280	.298	.374	.504	.470	.508	.424
			500	.1	.096	.014	.014	.030	.240	.124	.134	.106
			500	.2	.126	.022	.026	.036	.238	.118	.128	.098
.5		100	.1	.266	.088	.090	.112	.822	.768	.774	.742	
		100	.2	.440	.250	.264	.348	.740	.710	.744	.672	
		500	.1	.096	.014	.016	.022	.912	.792	.812	.766	
		500	.2	.108	.016	.016	.022	.892	.804	.812	.774	
.8		100	.1	.212	.064	.072	.090	.998	.996	.998	.994	
		100	.2	.402	.238	.252	.292	.964	.964	.966	.948	
		500	.1	.066	.006	.008	.014	1.000	1.000	1.000	1.000	
		500	.2	.080	.008	.008	.010	1.000	1.000	1.000	1.000	
PD		.2	100	.1	.254	.088	.090	.106	.412	.284	.290	.264
			100	.2	.474	.234	.242	.264	.616	.446	.452	.422
			500	.1	.004	.000	.000	.000	.090	.006	.006	.006
			500	.2	.026	.000	.000	.000	.210	.026	.026	.026
	.5	100	.1	.358	.120	.134	.162	.962	.886	.896	.862	
		100	.2	.682	.410	.420	.452	.982	.940	.946	.926	
		500	.1	.000	.000	.000	.000	1.000	.982	.982	.982	
		500	.2	.044	.002	.002	.002	1.000	.986	.986	.982	
	.8	100	.1	.362	.110	.114	.150	1.000	1.000	1.000	1.000	
		100	.2	.694	.440	.444	.480	1.000	1.000	1.000	1.000	
		500	.1	.000	.000	.000	.000	1.000	1.000	1.000	1.000	
		500	.2	.034	.000	.000	.000	1.000	1.000	1.000	1.000	

M為遺漏值處理法，R為因素間相關，N為樣本大小，P為遺漏值比率。ME表示平均數，SE為標準誤。COM分析完整資料，SML表示結構化最大概似法，UML為無結構最大概似法，LD為列刪除法，PD為對刪除法。

種方法表現類似，亦以SRMR與RMSEA檢定力較高。模型設定錯誤越嚴重，檢定力提升越多，但列刪除法檢定力低於其他方法。

對刪除法的表現與無結構最大概似法相當類似，模型設定正確時，RMSEA第一類型錯誤升高很多，而模型設定錯誤時，以SRMR與RMSEA表現較佳。無論模型正確與否，遺漏值比率的增加大致都讓第一類型錯誤機率與檢定力同時上升。

增益性適合度指標之拒絕率。表七顯示增益性適合度指標在不同情形下的拒絕率。無遺漏值情形下，當模型設定正確，增益性適合度指標不受樣本大小影響。第一類型錯誤機率除NNFI在小樣本時過高外，其餘指標的第一類型錯誤機率幾乎都在.05以下。模型設定錯誤時的檢定力隨因素間真實相關的提高而增加。當因素間相關低時，無論樣本大小，檢定力都不佳。在因素間相關中等，而樣本人數為100時，以NNFI的檢定力最佳，在.90以上。因素間相關中等，而樣本人數為300以上時，或因素相關高時，各指標的檢定力都很高。

有遺漏值下採用結構化最大概似法，在模型設定正確時，各適合度指標僅在小樣本時可能受遺漏值影響。在小樣本時，增益性適合度指標的第一類型錯誤機率隨遺漏比率增加而升高。模型設定錯誤時採用結構化最大概似法，設定錯誤中等且樣本較大，或設定錯誤嚴重時，各指標之檢定力表現不錯，所有指標的檢定力均極接近1.0。

採用無結構最大概似法時，無論模型正確與否，遺漏值比率的增加大致上都讓第一類型錯誤機率與檢定力同時上升。模型設定正確時，除了小樣本外，各指標的第一類型錯誤機率均相當低。在小樣本時，增益性適合度指標的第一類型錯誤機率偏高，NNFI的情形尤為嚴重。模型設定錯誤時，各指標的表現與結構化最大概似法相仿，無結構最大概似法的檢定力大致呈現隨遺漏值比率的增加而提高趨勢，但在模型設定錯誤輕微且樣本較小時，無結構最大概似法的檢定力隨遺漏值比率上升較多。

列刪除法與對刪除法的表現與無結構最大概似法相當類似，無論模型正確與否，遺漏值比率的增加大致都讓第一類型錯誤機率與檢定力同時上升。同樣的，小樣本時，增益性適合度指標的第一類型錯誤機率偏高，仍以NNFI的情形較為嚴重。當模型設定錯誤中等時，列刪除法的檢定力低於其他方法。

依遺漏值處理法來看，結構化最大概似法確如研究預測產生過度適配，無結構最大概似法在模型設定錯誤時能有效降低此情形發生，但在模型正確時，無結構最大概似法亦使指標適合度降低，其第一類型錯誤機率隨之上升，其中尤其以小樣本下情形較嚴重。因此同時考量第一類型錯誤機率與檢定力，無結構最大概似法雖能降低過度適配，但卻

使第一類型錯誤機率增加，其表現並未一致優於其他方法。

綜言之，四個增益性適合度指標與 SRMR 和 RMSEA 檢定力較佳，如以此六個指標來看，結構化、無結構最大概似法與對刪除法的檢定力差不多，惟在小樣本時，無結構法較佳。當模型設定錯誤時，六個指標多在樣本小時較受影響。

## 討論

資料遺漏是實徵研究中經常面臨的問題，常見的遺漏值處理法，如列刪除法或對刪除法，會產生偏誤或是效率不佳，最大概似法在模擬研究中則表現良好。但過去研究都假設模型設定正確無誤，而未探討模型設定錯誤的影響。另一方面，適合度指標的研究也並未將遺漏值處理納入考慮，因此本研究乃探討不同遺漏值處理法在模型設定正確與錯誤下，所得適合度指標的表現。

在適合度指標方面，本研究採用 Hu 與 Bentler (1998)建議的八個適合度指標，驗證了 SRMR 與 RMSEA 在同時考慮檢定力與第一類型錯誤機率下對模型設定靈敏度最佳，也同樣得到 Hu 與 Bentler (1999)關於 RMSEA 與 NNFI 不適用於小樣本的結果。但 Hu 與 Bentler(1998)推薦之八個適合度指標中，Gamma hat 與 Mc 在本研究中表現不佳，尤其在模型設定錯誤時檢定力過低，因此本研究不建議使用這兩個指標作為模型取舍的標準。

在遺漏值處理法方面，許多研究發現結構化最大概似法表現良好，但多未操弄模型設定正確與否。結構化最大概似法利用模型的訊息估計參數，因此，模型設定正確與否應為影響其表現之重要因素，由之推測，當模型設定正確時，結構化最大概似法應表現良好，但若模型設定不正確，則極可能發生過度適配。若然，改善過度適配的可能方案為採用無結構最大概似法，因其不利用模型訊息，致應能降低過度適配情形。然本研究發現，使用兩種最大概似法處理遺漏值資料時，適合度指標之表現未盡如預期，乃依適合度指標類別而定。卡方值與絕對性適合度指標表現與研究預期一致，在結構化最大概似法下發生過度適配，且模型設定錯誤越大，過度適配情形越嚴重；改用無結構最大概似法則能降低卡方值與絕對性指標之過度適配。增益性適合度指標在結構化最大概似法表現與預期不符，未產生過度適配，無結構最大概似法則亦未發生過度適配。兩類適合度指標表現不同可能肇因於計算適合度指標時所涉及的模型不全相同所致，假設模型卡方值與絕對性適合度指標僅涉及假設模型，增益性適合度指標則需同時考慮假設模型與基準模型。

增益性適合度指標在結構化最大概似法表現與

預期不符，未產生過度適配，此可能與增益性適合度指標之計算牽涉基準模型有關。由於增益性適合度指標數值乃以假設模型卡方值相較基準模型卡方值計算得出，考量增益性適合度指標時，不僅需包括假設模型卡方值，亦需納入基準模型卡方值。例如，Weng 與 Cheng(1997)便認為不同估計方法對增益性適合度指標的影響，源於估計法對基準模型卡方值計算不同所致。本研究模擬結果顯示，採用結構化最大概似法，基準模型與假設模型卡方值隨遺漏值比率而降低，有過度適配情形，但基準模型卡方值降低幅度較大，因之使增益性適合度指標反呈隨遺漏值比率而增加的趨勢，而未發生過度適配之結果。

同時考量第一類型錯誤與檢定力，本研究結果並未發現一致優於其他方法之遺漏值處理法，亦未發現最優之適合度指標，因此使用者宜考量不同情形，選取適當的遺漏值處理法與適合度指標的組合。如前所言，Gamma hat 與 Mc 在本研究中表現不佳，故以下的討論僅限於其餘六個指標。

若模型設定正確，且樣本大時，結構化最大概似法與無結構最大概似法的結果相仿，且其第一類型錯誤機率低於對刪除法與列刪除法。但在小樣本時，四種方法中結構化最大概似法的第一類型錯誤機率較低，無結構最大概似法則偏高。在模型設定錯誤時，以無結構最大概似法的檢定力較高，結構化最大概似法則偏低。因此，當樣本大時，結構化與無結構最大概似法均可用以處理遺漏值，惟在小樣本時，研究者需進一步考慮所假設模型為真的可能性。如果樣本不大且研究者在探討過去文獻後，對模型為真的機率評估高時，宜採用結構化最大概似法。反之，如果樣本小，且研究者不確定模型之真確性時，則採取無結構最大概似法為佳。而且，樣本小時，使用 SRMR 與 BL89、RNI、CFI 作為模型評估指標較為恰當。

Gold 與 Bentler (2000)認為在大樣本且遺漏值比率高時，如對模型正確性置疑，宜採用無結構最大概似法，然並未提供研究佐證其論點。本模擬研究發現在大樣本時，使用結構化或無結構最大概似法對是否接受假設模型影響不大，反而在小樣本時影響較大，採用無結構最大概似法結果較佳，然此亦可能因本研究操弄的遺漏值比率最高僅達.2，此比率提高時，結果是否有異則有待未來研究釐清。

Wothke(2001)認為部份適合度指標不宜在有遺漏資料下使用，因其定義僅考量完整資料；同時，Hu 與 Bentler(1999)建議適合度指標之接受標準時，亦僅採用完整資料，故本研究在具遺漏資料下採用無遺漏資料時使用之標準似有不當之處。唯從另一角度觀之，多數統計程序，包括結構方程模型，皆假設資料完整（例如，Kaplan, 2000），而模擬研究意旨之一即在探討當統計程序的假設未符合時之穩

健度 (robustness, 例如, Skrandal, 2000)。本研究沿用先前研究所設定之判準, 可視為此等接受標準於具遺漏資料下之穩健度研究。本研究亦發現, 在部分情境下, 適當選擇遺漏值處理法與適合度指標, 第一類型錯誤與第二類型錯誤仍在可接受範圍內, 如能視情形選擇遺漏值處理法與適合度指標, 仍可在具遺漏資料下使用適合度指標及相關之取捨標準。

Hu 與 Bentler(1998)的研究中發現不同指標對不同模型設定錯誤靈敏度不同, 例如 SRMR 對因素相關設定錯誤最靈敏, 但其餘七個指標則對因素負載量的設定錯誤較靈敏。本研究使用因素分析模型, 並操弄因素間相關作為模型設定錯誤之程度, 驗證了 SRMR 對模型設定靈敏的發現, 但由於模型操弄上的限制, 本研究的結論能否推及其他模型設定錯誤之情形, 則有待後續進一步研究。

本研究模擬之遺漏機制侷限於完全隨機遺漏, 此乃因係初次探討適合度指標於遺漏情形下之表現, 故先以較單純之遺漏條件進行探索。在瞭解完全隨機遺漏下適合度指標與遺漏值處理法間的關係後, 未來研究如能討論在隨機遺漏與不可忽略遺漏下, 如何選取適當的遺漏值處理法與適合度指標組合, 將能為結構方程模型研究者提供更實用之建議。

## 參考文獻

- 翁儷禎、鄭中平 (1996)。結構方程模型增益性適合度指標與估計方法之關係。「調查研究」, 2, 89-109。
- Arbuckle, J. L. (1996). Full information estimation in the presence of incomplete data. In G. A. Marcoulides & R. E. Schumacker (Eds.), *Advanced structural equation modeling: Issues and techniques* (pp. 243-277). Mahwah, NJ: Lawrence Erlbaum Associates, Inc.
- Bentler, P. M. (2001). *EQS 6 structural equations program manual*. Encino, CA: Multivariate Software. Manuscript in preparation.
- Bentler, P. M., & Bonett, D. G. (1980). Significance tests and goodness of fit in the analysis of covariance structures. *Psychological Bulletin*, 88, 588-606.
- Bollen, K. A. (1986). Sample size and Bentler and Bonett's nonnormed fit index. *Psychometrika*, 51, 375-377.
- Cohen, J. (1987). *Statistical power analysis for the behavioral sciences*. Mahwah, NJ: Lawrence Erlbaum Associates, Inc.
- Enders, C. K. (2001). A primer on maximum likelihood algorithms available for use with missing data, *Structural Equation Modeling*, 8, 128-141.
- Enders, C. K., & Bandalos, D. L. (2001). The relative performance of full information maximum likelihood estimation for missing data in structural equation models, *Structural Equation Modeling*, 8, 430-457.
- Finkbeiner, C. (1979). Estimation for the multiple factor model when data are missing. *Psychometrika*, 44, 409-420.
- Gerbing, D. A., & Anderson, J. C. (1993). Monte Carlo evaluations of goodness-of-fit indices for structural equation models. In K. A. Bollen & J. S. Long (Eds.), *Testing structural equation models*, (pp. 40-65). Newbury Park, CA: Sage, Inc.
- Gold, M. S., & Bentler, P. M. (2000). Treatments of missing data: A monte Carlo comparison of RBHDI, iterative stochastic regression imputation, and expectation-maximization, *Structural Equation Modeling*, 7, 319-355.
- Hu, L., & Bentler, P. M. (1998). Fit indices in covariance structure modeling: sensitivity to underparameterized model misspecification, *Psychological Methods*, 3, 424-453.
- Hu, L., & Bentler, P. M. (1999). Cutoff criteria for fit indexes in covariance structure analysis: Conventional criteria versus new alternatives, *Structural Equation Modeling*, 6, 1-55.
- Jenkins, G. D., & Taber, T. D. (1977). A Monte Carlo study of factors affecting three indices of composite scale reliability. *Journal of Applied Psychology*, 62, 392-398.
- Jöreskog, K. G., & Sörbom, D. (1984). *LISREL VI user's guide*. Mooresville, IN: Scientific Software, Inc.
- Jöreskog, K. G., & Sörbom, D. (1993). *New features in PRELIS 2*. Mooresville, IN: Scientific Software, Inc.
- Kaplan, D. (2000). *Structural equation modeling: foundations and extensions*. Thousand Oaks, CA: Sage Publications.
- La Du, T. J., & Tanaka, J. S. (1989). Influence of sample size, estimation method, and model specification on goodness-of-fit assessments in structural equation models. *Journal of Applied Psychology*, 74, 625-635.
- Lessler, J. T., & Kalsbeek, W. D. (1992). *Nonsampling error in surveys*. NY: Wiley.

- Little, R. J. A., & Rubin, D. B. (1987). *Statistical analysis with missing data*. NY: Wiley.
- Skrondal, A. (2000). Design and analysis of Monte Carlo experiments: Attacking the conventional wisdom. *Multivariate Behavioral Research*, 35, 137-167.
- Sugawara, H. M., & MacCallum, R. C. (1993). Effect of estimation method on incremental fit indexes for covariance structural models. *Applied Psychological Measurement*, 17, 365-377.
- Tanaka, J. S. (1993). Multifaceted Conceptions of fit in structural equation models. In K. A. Bollen & J. S. Long (Eds.), *Testing structural equation models* (pp. 10-39). Newbury Park, CA: Sage, Inc.
- Weng, L.-J., & Cheng, C.-P. (1996, June). *Influence of method of estimation on the null model in covariance structure analysis*. Paper presented at the annual meeting of the Psychometric Society, Banff, Alberta, Canada.
- Weng, L.-J., & Cheng, C.-P. (1997). Why might relative fit indices differ between estimators? *Structural Equation Modeling*, 4, 121-128.
- Wothke, W. (1993). Nonpositive definite matrices in structural modeling. In K. A. Bollen, & J. S. Long (Eds). *Testing structural equation models*. (pp. 256-293). Thousand Oaks, CA: Sage Publications.
- Wothke, W. (2001). Longitudinal and multigroup modeling with missing data. In T. D. Little, K U. Schnabel, et al. (Eds) *Modeling longitudinal and multilevel data: Practical issues, applied approaches, and specific examples* (pp. 219-240). Mahwah, NJ: Lawrence Erlbaum Associates, Inc.



## Effects of Missing Data Treatments and Model Specification on Fit Indices in Structural Equation Modeling

Chung-Ping Cheng and Li-Jen Weng

*Department of Psychology, National Taiwan University*

This Monte Carlo study explored effects of missing data treatment and model specification on 8 recommended fit indices in structural equation modeling. The results indicated that the structured maximum likelihood method tended to overestimate the degree of model-data fit, and the degree of overfitting increased as the percentage of missing data increased. Overfitting was not observed with unstructured maximum likelihood method, although this method tended

to reject the model too often when the model was correctly specified. None of the fit index or missing data treatment was found to be superior across all conditions. The power of Gamma hat and Mc was found to be low. A careful selection of missing data treatment and fit indices was called for.

**Keywords:** missing data, structural equation modeling, fit index

