

# 行政院國家科學委員會專題研究計畫 期中進度報告

## 平行分析於李克式量表之評估(1/2)

計畫類別：個別型計畫

計畫編號：NSC93-2413-H-002-022-

執行期間：93年08月01日至94年07月31日

執行單位：國立臺灣大學心理學系暨研究所

計畫主持人：翁儷禎

計畫參與人員：林振樺

報告類型：精簡報告

處理方式：本計畫可公開查詢

中 華 民 國 94 年 5 月 27 日

平行分析於李克式量表之評估 ( 1/2 )

計畫類別： 個別型計畫          整合型計畫  
計畫編號：NSC 93 - 2413 - H - 002 - 022 -  
執行期間： 93 年 08 月 01 日至 94 年 07 月 31 日

計畫主持人：翁儷禎  
共同主持人：  
計畫參與人員：林振樺

成果報告類型(依經費核定清單規定繳交)： 精簡報告          完整報告

本成果報告包括以下應繳交之附件：  
赴國外出差或研習心得報告一份  
赴大陸地區出差或研習心得報告一份  
出席國際學術會議心得報告及發表之論文各一份  
國際合作研究計畫國外研究報告書一份

處理方式：除產學合作研究計畫、提升產業技術及人才培育研究計畫、  
列管計畫及下列情形者外，得立即公開查詢  
涉及專利或其他智慧財產權， 一年 二年後可公開查詢

執行單位：國立臺灣大學心理學系暨研究所

中 華 民 國          94   年   5   月   27   日

「平行分析於李克式量表之評估(1/2)」第一年進度報告  
Parallel Analysis Against Likert-Type Scales (1/2)

## 一、中文摘要

本模擬研究探討平行分析決定李克式資料因素數目之正確性，模擬資料為正交多因素模型，操弄變項包括因素模型複雜度，即非主要因素之負荷量（0 或 0.1）、因素數目（3 或 6）、各因素主要變項數（4 或 8）、各因素主要因素負荷量（0.4、0.6、0.8）、樣本人數（100、200、500）、李克式量尺點數（3、5、7）與李克式量尺變項之分配（偏態為 0、1、2）。平行分析進行時分別以 1000 筆隨機資料相關矩陣特徵值之平均數、第 95 百分位數、第 99 百分位數為比較基準決定因素數目。結果發現，因素負荷量高低為影響平行分析在多因素模型李克式點數資料表現的主要因子。平行分析多數時候得以正確決定因素數目，尤其是在主要因素負荷量高時。但當模型複雜度提高，主要因素負荷量低時，平行分析之正確率極可能下降。

**關鍵詞：**因素數目、平行分析、李克式量尺

## Abstract

Parallel analysis has been shown to be superior to other methods for determining the number of factors in exploratory factor analysis. The present study was designed to examine the performance of parallel analysis on orthogonal-factor models with indicators measured on Likert-type rating scales. The simulation study manipulated model complexity as indicated by the size of trivial loadings (0 or 0.1), number of factors (3 or 6), number of indicators per factor (4 or 8), size of major factor loadings (0.4, 0.6, 0.8), sample size (100, 200, 500), number of response categories on the Likert scale (3, 5, 7), and distribution of the Likert-type variables (skewness of 0, 1, or 2). Parallel analysis was performed using the mean, the 95<sup>th</sup> percentile, and the 99<sup>th</sup> percentile of the eigenvalues from 1000 random data correlation matrices. The size of major factor loading played the most significant role in the behavior of parallel analysis. In general, parallel analysis tended to suggest the correct number of factors on Likert-type data, especially with high major factor loadings. However, when the complexity of the factor model increased and the size of major factor loading decreased, parallel analysis might have difficulty identifying the correct number of factors.

**Keywords:** Number of factors, parallel analysis, Likert-type scales

## 二、前言與研究目的

因素數目之取決為因素分析之關鍵步驟，在諸多因素數目決定方法中，平行分析(parallel analysis)表現相當良好，晚近一些模擬研究均發現此方法得以建議正確之因素數目(王嘉寧，2001；吳柏儒，2003；翁儷禎，2003；翁儷禎與鄭中平，2003；Schweizer, 1992; Velicer, Eaton, & Fava, 2000; Weng & Cheng, in press; Zwick & Velicer, 1986)。由於社會科學常用之統計軟體，譬如 SAS 或 SPSS，尚未將平行分析納入因素數目決定方法的選項中，乃有學者陸續發展各種電腦語言之程式，以增進此方法之可用性(Enzmann, 1997; Kaufman & Dunlap, 2000; Longman, Cota, Holden, & Fekken, 1989b; O'Connor, 2000; Thompson & Daniel, 1996)。這些研究結果均顯示平行分析方法在決定因素數目上受研究者肯定的程度。職是之故，由於因素分析常用於李克式量表之資料(王嘉寧、翁儷禎，2002；Gorsuch, 1997)，本研究乃欲探討平行分析於評估李克式資料因素數目之表現。

平行分析乃 Horn 於 1965 年首先提出，目的在修正以特徵值大於一的個數決定因素數目的方法，其主要觀點乃於引入抽樣誤差對相關係數矩陣特徵值影響程度之考量。為得知抽樣誤差對觀察資料相關係數矩陣特徵值的影響程度，Horn 建議產生多個隨機資料矩陣，這些隨機資料矩陣與實徵觀察資料的人數和變項數目一樣，然每個變項乃隨機產生，兩兩變項間為零相關。隨機資料產生後，即計算各隨機資料矩陣所得之相關矩陣的特徵值，多個隨機零相關矩陣所得特徵值的平均數即可代表抽樣誤差對相關矩陣特徵值的影響程度。平行分析即將觀察資料相關矩陣的特徵值與隨機相關矩陣特徵值的平均數比較，觀察資料相關矩陣特徵值大於隨機相關矩陣特徵值平均數的個數即為有意義的因素數目。

在 Horn 提出此方法後，Humphreys 與 Ilgen(1969)以及 Humphreys 與 Montanelli(1975)發現平行分析在決定因素數目上的表現不錯。但由於平行分析需要產生多組隨機資料相關矩陣特徵值的平均以作為比較的基準，一般研究者在使用上並不便利，故乃有學者陸續發展以回歸方程式或內差法估計隨機零相關矩陣特徵值的平均(Allen & Hubbard, 1986; Keeling, 2000; Lautenschlager, 1989; Lautenschlager, Lance, & Flaherty, 1989; Longman, Cota, Holden, & Fekken, 1989a; Montanelli & Humphreys, 1976)。除了以隨機矩陣特徵值的平均數作為比較基準外，亦有學者提出以隨機矩陣特徵值的第 95 百分位數為比較基準，並提出其內差表或回歸式以利估計(Cota, Longman, Holden, Fekken, & Xinaris, 1993; Longman, et al., 1989a)。Glorfeld (1995)則另提出產生隨機相關矩陣特徵值之分配的想法，研究者可以選擇希望的百分位數作為比較基準。Longman 等人(1989a)發現其作法較 Allen 與 Hubbard 好，Cota, Longman, Holden, 與 Fekken (1991)進一步指出 Allen 與 Hubbard 公式不適用之樣本人數與變項數目。Cota, Longman,

Holden,與 Fekken (1993)以 28 個真實資料進行分析,發現 Longman 等人 (1989a), Cota, Longman, Holden, Fekken,與 Xinaris (1993), 以及 Lautenschlager (1989)三者結果相近,表現均相當好。Weng, Lee 與 Wu (2003)以模擬研究系統性比較回歸式估計之隨機相關矩陣特徵值平均數的準確性,發現以 Longman 等人(1989a)與 Keeling 的回歸式表現最佳。

由於 Zwick 與 Velicer (1986)發現以平均數為比較基準時,平行分析可能略微高估因素數目,有學者因此建議以隨機矩陣特徵值的第 95 百分位數為比較基準,以避免因素數目之高估(Buja & Eyuboglu, 1992; Glorfeld, 1995)。王嘉寧(2001)之單因素與雙因素之模擬研究結果顯示,除了 Allen 與 Hubbard (1986)以及 Montanelli 與 Humphreys (1976)的方法外,無論是以平均數或是第 95 百分位數作比較均能建議相當正確的因素數目。Weng 與 Cheng (in press)應用平行分析於單因素模型,結果發現平行分析得以正確建議因素數目,而以隨機矩陣特徵值的第 95 與 99 百分位數為比較基準之正確率可能高於以平均數為比較基準之正確率,尤以低因素負荷量時為然(翁儷禎, 2003; 翁儷禎、鄭中平, 2003)。

有關平行分析表現之評估研究中, Zwick 與 Velicer (1986) 乃為一重要支持此作法表現之文獻(Velicer, Eaton, & Fava, 2000)。雖然 Zwick 與 Velicer 所提之論文標題為成份數目 (number of components) 取決方法之比較,然若細究文中模擬資料產生流程,即發現其乃根據因素分析模式產生母群相關係數矩陣,文中所謂主成份分析係指相關係數矩陣特徵值之估計。此研究發現平行分析的表現與 MAP(Minimum Average Partial)相近,皆優於陡階檢定、特徵值大於一的方法,與 Bartlett 的卡方檢定。若仔細比較平行分析與 MAP 在決定因素數目之正確性與整體表現之穩定度,可發現平行分析亦優於 MAP,而當平行分析建議之因素數目與母群因素數目不等時,平行分析傾向略微高估因素數目。

Velicer、Eaton 與 Fava (2000)回顧自 Zwick 與 Velicer (1986)之研究後,因素數目相關研究之發展,並評估多個進行平行分析與 MAP 方法的作法,結果仍舊發現平行分析之表現優於 MAP。由於平行分析需要隨機相關矩陣特徵值以決定因素數目,該研究乃採六種方法估計隨機相關矩陣特徵值之平均數,其中包括 5 個與 100 個隨機相關矩陣特徵值之平均,三種以回歸方程式估計隨機相關矩陣特徵值平均數之作法(Allen & Hubbard, 1986; Lautenschlager, Lance, & Flaherty, 1989; Longman, Cota, Holden, & Fekken, 1989a), 以及查表內差法 (Lautenschlager, 1989)。此六方法中,以 100 個隨機相關矩陣特徵值之平均數與查表內差法表現最優。

Zwick 與 Velicer (1986)以及 Velicer、Eaton 與 Fava (2000)的模擬研究均假設因素間為正交,且變項為連續分配。本研究則欲探討變項分配為非連續之李克式量尺 (Likert-type scales) 時,平行分析是否仍能表現穩定地建議正確之因素數目。李克式量尺資料型態對平行分析之影響值得研究,乃因無論國內或國外,有關因素分析應用的回顧研究均發現研究者通常乃就題目層次之資料進行因素分析,而非以分量表層次之資料進行分析,而題目層次之資料又以李克式

量尺資料型態最為普遍(王嘉寧、翁儷禎, 2002; Gorsuch, 1997)。雖然李克式量表為題目層次因素分析常用之度量化方法, 此等非連續資料極可能影響變項間相關係數之估計(李庚霖、翁儷禎, 2003; 翁儷禎, 2002; Weng & Cheng, 2003), 進而影響因素分析之結果(王嘉寧, 2001; 王嘉寧、翁儷禎, 2001; 吳柏儒, 2003; 吳柏儒、翁儷禎, 2003)。

因素分析以相關係數作為分析標的, 假設觀察變項為連續性等距資料。以李克式量尺測量受試者反應, 並針對各題目資料進行因素分析時, 便容易違反連續資料的假設(Panter, Swygert, Dahlstrom, & Tanaka, 1997), 使得題間相關小於以連續量尺測量所得的相關(翁儷禎, 2002; Gorsuch, 1983, 1997; Weng & Cheng, 2005)。再者, 若是使用題目層次的資料進行因素分析, 由於題目得分分配常受題目內容影響, 而為非常態分配, 造成各題題目偏態或峰度不同, 亦即題目間的得分分配形狀不盡相同。此等題間分配形狀的差異亦會降低題目間相關的估計(Gorsuch, 1983, 1997), 並影響以此相關進行之因素分析所得的結果(王嘉寧, 2001; 王嘉寧、翁儷禎, 2001; 吳柏儒, 2003; 吳柏儒、翁儷禎, 2003)。

吳柏儒(2003)嘗試探討平行分析於斜交雙因素模型之表現, 發現無論變項數目為 8 或 12, 以隨機相關矩陣特徵值平均數為比較基準之平行分析, 在因素負荷量大於或等於 0.6 時, 均能正確決定因素數目。由於該研究乃此主題之初步研究, 故僅侷限於雙因素模型, 為增進模擬研究結果適用於實徵資料之可行性, 平行分析之評估宜擴展至多因素斜交模型。王嘉寧(2001)與吳柏儒(2003)曾探討李克式量尺之點數與分配型態對平行分析表現之影響, 結果發現在變項數 12 以下之小型單因素或雙因素模型下, 當量尺點數為三點以上, 且變項之偏態不超過 1 時, 平行分析在因素數目之決定上, 表現仍然相當正確。由於此二研究乃應用平行分析於斜交因素模型與李克式量表之初步研究, 故僅侷限於單因素與雙因素模型, 為增進模擬研究結果於實徵資料之適用性與研究設計上之可參考性, 平行分析之評估宜擴展至以李克式量表進行測量之多因素模型。為整體評估平行分析之表現, 本研究乃以兩年計畫分別檢視平行分析於以李克式量表測量之正交與斜交多因素模型之表現。第一年著眼於正交多因素模型, 此研究結果不僅將對因素分析之基礎研究有所貢獻, 亦將為因素分析之應用研究提供因素數目決定之相關參考依據。

### 三、研究方法

1. 模擬研究中各操弄變項之數值: 第一年模擬研究擬探討平行分析在李克式量表多因素正交模型因素數目決定之表現, 因素模型與變項特性操弄之七變項如下所列。
  - (a) 因素模型複雜度, 亦即非主要因素負荷量之值, 設有 0 與 0.1 兩種情形。本研究模擬之正交多因素模型假設每變項主要僅受單一因素影響, 其他因素對

該變項之影響除了設為 0 外，為增進模擬模型與實際研究資料之相似程度，亦另增加非主要負荷量為 0.1 之狀況，以利將研究結果類推至更多實用情境 ( Fava & Velicer, 1992 )。

- (b) 因素數目 ( F ) 設為 3 與 6。
  - (c) 樣本人數 ( N ) 包括 100, 200, 與 500, 分別代表因素分析應用之小樣本、中樣本與大樣本之情境。由於樣本人數 500 與 1000 之結果相似 ( 王嘉寧, 2001 ; 吳柏儒, 2003 ; 翁儷禎、鄭中平, 2003 ; Weng & Cheng, in press ), 故以 500 代表大樣本, 省略樣本人數為 1000 之情境。
  - (d) 各因素之主要變項數目, 亦即變項與因素之比值 ( R ) 設為 4 與 8。
  - (e) 各因素之主要變項的原始因素負荷量 ( L ) 設定為 0.4, 0.6 與 0.8, 與 Velicer, Eaton, & Fava (2000) 及王嘉寧 ( 2001 )、吳柏儒 ( 2003 ) 相同, 而為使模擬情境較接近真實資料之結果, 非主要變項之因素負荷量如(a)模式複雜度之說明, 包括 0 與 0.1 兩情形。
  - (f) 李克式量尺之點數 ( P ) 設為三點、五點、七點, 其中五點與七點量尺為以李克式量尺題目進行因素分析之常用點數 ( 王嘉寧、翁儷禎, 2002 )。
  - (g) 李克式量尺之變項分配型態 ( S ) 將包括偏態為 0、1、2 之情境, 產生特定分配李克式資料之流程乃藉由標準常態分配之閾值 ( threshold ) 將連續資料轉換為符合所欲偏態之點數資料, 細節請見王嘉寧 ( 2001 )。研究中亦估計原始連續資料之因素數目, 以為李克式點數資料比較之基準。
2. 模擬研究之依變項：平行分析方法在各情境正確決定因素數目之比率。進行平行分析時, 分別以 1000 筆隨機相關矩陣特徵值之平均數 ( MEAN ) 與第 95 ( P95 ) 和第 99 ( P99 ) 百分位數為比較基準決定因素數目。由於平行分析系針對特徵值大於一 (  $EV > 1$  ) 之因素數目決定方法提出之改進作法, 研究中亦分析此方法之正確率作為比較。
  3. 資料產生步驟：依據所設定之因素模式與變項分配, 以 SAS 產生資料, 估計 Pearson 相關係數, 及其相關係數矩陣特徵值。
  4. 模擬研究樣本：第一年研究設計共計有 648 種情形 ( 2 非主要因素負荷量數值  $\times$  2 因素數目  $\times$  3 樣本人數  $\times$  2 變項因素比  $\times$  3 因素負荷量  $\times$  3 反應量尺點數  $\times$  3 變項分配 ), 本研究於每一情境產生 500 個樣本, 以瞭解平行分析方法決定因素數目之正確率。
  5. 資料分析：為詳細瞭解模型大小 ( 亦即因素數目 ) 與複雜程度 ( 即非主要因素負荷量數值 ) 之影響, 本研究乃分就不同因素數目與非主要因素負荷量數值進行資料分析。首先以變異數分析探討影響平行分析是否正確決定因素數目之因素, 計算各主要效果與交互項之效果量  $f^2$  (  $SS \text{ effect} / SS \text{ total}$  ), 繼之比較討論各情境中平行分析之表現。

#### 四、結果與討論

表一列出各因素數目估計方法在決定因素數目上之整體正確率，整體李克式點數資料之正確率低於連續資料，其差異程度在非主要負荷量為零時較大。平行分析之表現確實優於特徵值大於一，至於平行分析三種比較基準之優劣則隨模型複雜度而異。當正交因素模型之因素結構非常簡單，非主要因素負荷量均為零，因素間相關完全僅由主要因素之負荷量決定時，三種比較基準的差異並不大，雖然以隨機矩陣特徵值之第 95 百分位數決定因素數目之正確率稍高於以隨機矩陣特徵值之第 99 百分位數與平均數所決定的因素數目的正確率。但當非主要因素之負荷量為非零之 0.1 時，則以隨機矩陣特徵值平均數為比較基準之平行分析正確率略高，而以第 99 百分位數為基準之正確率最低。

表一 各因素數目決定方法之整體正確率

因素數目 決定方法	非主要負荷量為零				非主要負荷量為 0.1			
	F=3		F=6		F=3		F=6	
	資料特性		資料特性		資料特性		資料特性	
	連續	點數	連續	點數	連續	點數	連續	點數
MEAN	.928	.843	.855	.745	.849	.790	.630	.589
P95	.940	.868	.851	.754	.774	.725	.584	.530
P99	.925	.852	.835	.739	.746	.695	.559	.508
EV > 1	.570	.449	.435	.299	.618	.474	.527	.357

為瞭解各個操弄變項對是否正確決定因素數目之影響，乃以因素數目正確與否 (Lunney, 1970) 為依變項，進行變異數分析，並計算各主要效果與交互項之效果量<sup>2</sup> (SS effect / SS total)。由於在所有變異數分析中，只有一項三階交互作用達中效果 (Cohen, 1988)，其餘更高階交互作用項無一達中效果，表二與表三即僅列出非主要負荷量為 0 與 0.1 的主要效果與二階交互作用項的效果量。結果發現，因素負荷量高低為影響平行分析正確與否之最主要變項，因素負荷量之效果量亦隨模型益形複雜而增高。

表二 非主要負荷量為零時操弄變項對因素數目正確與否之主要效果與二階交互作用的效果量<sup>2</sup>

變項	F = 3				F = 6			
	MEAN	P95	P99	EV > 1	MEAN	P95	P99	EV > 1
N	.0506*	.0750*	.0889*	.0544*	.0438*	.0970*	.1188*	.0698*
R	.0002*	.0216*	.0318*	.0435*	.0009*	.0213*	.0306*	.0567*
L	.2879*	.2556*	.2822*	.5630*	.4523*	.3859*	.3845*	.5256*
P	.0040*	.0033*	.0034*	.0051*	.0035*	.0039*	.0039*	.0035*
S	.0275*	.0196*	.0176*	.0227*	.0220*	.0189*	.0172*	.0145*
N*R	.0001	.0087*	.0096*	.0008*	.0016*	.0073*	.0057*	.0028*
N*L	.0609*	.1120*	.1274*	.0440*	.0329*	.0748*	.0868*	.0467*
N*P	.0002*	.0004*	.0005*	.0001*	.0000	.0001	.0000	.0003*
N*S	.0006*	.0023*	.0020*	.0005*	.0009*	.0002*	.0002*	.0010*
R*L	.0001*	.0314*	.0422*	.0337*	.0008*	.0101*	.0139*	.0308*
R*P	.0000	.0001*	.0001*	.0001*	.0000	.0000	.0000	.0000*



R*S	.0003*	.0001	.0001*	.0007*	.0004*	.0000	.0000	.0004*
L*P	.0036*	.0038*	.0035*	.0021*	.0018*	.0022*	.0020*	.0022*
L*S	.0248*	.0236*	.0196*	.0116*	.0122*	.0120*	.0103*	.0082*
P*S	.0004*	.0004*	.0003*	.0003*	.0002*	.0004*	.0004*	.0004*
誤差	.5269	.4165	.3349	.1416	.3995	.3284	.2685	.0931

\*  $p < .001$ .

表三 非主要負荷量為0.1時操弄變項對因素數目正確與否之主要效果與二階交互作用的效果量<sup>2</sup>

變項	F = 3				F = 6			
	MEAN	P95	P99	EV > 1	MEAN	P95	P99	EV > 1
N	.0409*	.0454*	.0479*	.0602*	.0560*	.0696*	.0765*	.0600*
R	.0143*	.0409*	.0423*	.0523*	.0353*	.0387*	.0361*	.0539*
L	.3745*	.5013*	.5442*	.5346*	.5390*	.5627*	.5663*	.5332*
P	.0018*	.0013*	.0014*	.0046*	.0010*	.0011*	.0010*	.0078*
S	.0090*	.0016*	.0020*	.0293*	.0001*	.0003*	.0006*	.0227*
N*R	.0006*	.0013*	.0022*	.0005*	.0013*	.0062*	.0084*	.0003*
N*L	.0341*	.0307*	.0296*	.0373*	.0415*	.0577*	.0687*	.0332*
N*P	.0001	.0000	.0000	.0001*	.0000	.0000	.0001*	.0002*
N*S	.0001	.0002*	.0001*	.0010*	.0001*	.0000	.0000	.0016*
R*L	.0144*	.0281*	.0230*	.0323*	.0140*	.0232*	.0250*	.0273*
R*P	.0001	.0000	.0000	.0000	.0000	.0000	.0000	.0002*
R*S	.0028*	.0001*	.0000	.0003*	.0001	.0002*	.0002*	.0001*
L*P	.0011*	.0007*	.0006*	.0011*	.0004*	.0003*	.0003*	.0036*
L*S	.0050*	.0007*	.0009*	.0111*	.0027*	.0008*	.0005*	.0113*
P*S	.0003*	.0000	.0000	.0004*	.0000	.0000	.0000	.0004*
誤差	.4766	.3087	.2550	.1499	.2742	.2071	.1819	.1172

\*  $p < .001$ .

為詳細瞭解各因素數目決定方法之表現，乃逐一計算不同操弄變項情境組合之因素數目正確決定率，各因素數目與模型複雜度下各有 162 組合（3 樣本人數 × 2 變項因素比 × 3 因素負荷量 × 3 反應量尺點數 × 3 變項分配）然考慮精簡報告篇幅，由於交互作用之效果量未達大效果（Cohen, 1988），表四與表五即僅列出非主要負荷量為 0 與 0.1 時，各操弄變項內每一情境相關組合正確率的平均數與標準差。譬如，L=4 該列之值即為主要因素負荷量為 0.4 之 54 個組合（3 樣本人數 × 2 變項因素比 × 3 反應量尺點數 × 3 變項分配）正確率的平均數（M）與標準差（SD）。因為隨機矩陣特徵值第 95 與第 99 百分位數的正確率非常相近，表四與表五僅呈現採行隨機矩陣特徵值平均數與第 95 百分位數為比較基準之平行分析的結果。

表四 非主要負荷量為零時操弄變項各水準之因素數目正確決定率

變項情境	組合數	F = 3		F = 6	
		M	SD	M	SD
以隨機矩陣特徵值平均數為比較基準之平行分析					

L = .4	54	0.568	0.259	0.334	0.242
L = .6	54	0.961	0.087	0.902	0.166
L = .8	54	1.000	0.000	0.999	0.004
N = 100	54	0.745	0.312	0.638	0.374
N = 200	54	0.840	0.242	0.736	0.350
N = 500	54	0.945	0.123	0.861	0.246
R = 4	81	0.838	0.252	0.732	0.338
R = 8	81	0.849	0.251	0.758	0.341
P = 3	54	0.813	0.275	0.713	0.354
P = 5	54	0.847	0.247	0.746	0.342
P = 7	54	0.869	0.229	0.776	0.323
S = 0	54	0.899	0.192	0.807	0.300
S = 1	54	0.871	0.224	0.772	0.321
S = 2	54	0.759	0.305	0.656	0.378
整體	162	0.843	0.251	0.745	0.339
以隨機矩陣特徵值第 95 百分位數為比較基準之平行分析					
L = .4	54	0.626	0.334	0.381	0.341
L = .6	54	0.977	0.061	0.883	0.214
L = .8	54	1.000	0.001	0.997	0.010
N = 100	54	0.752	0.347	0.588	0.415
N = 200	54	0.873	0.232	0.757	0.351
N = 500	54	0.979	0.062	0.917	0.176
R = 4	81	0.818	0.316	0.691	0.394
R = 8	81	0.917	0.176	0.817	0.298
P = 3	54	0.843	0.284	0.719	0.375
P = 5	54	0.870	0.258	0.757	0.354
P = 7	54	0.890	0.238	0.785	0.336
S = 0	54	0.912	0.211	0.809	0.323
S = 1	54	0.889	0.239	0.781	0.340
S = 2	54	0.802	0.310	0.672	0.388
整體	162	0.868	0.260	0.754	0.354

表五 非主要負荷量為 0.1 時操弄變項各水準之因素數目正確決定率

變項情境	組合數	F = 3		F = 6	
		M	SD	M	SD
以隨機矩陣特徵值平均數為比較基準之平行分析					
L = .4	54	0.440	0.250	0.106	0.153
L = .6	54	0.932	0.114	0.687	0.333
L = .8	54	0.999	0.002	0.974	0.061
N = 100	54	0.690	0.337	0.448	0.399
N = 200	54	0.789	0.300	0.587	0.427
N = 500	54	0.892	0.203	0.733	0.393
R = 4	81	0.742	0.317	0.497	0.437
R = 8	81	0.839	0.265	0.682	0.384

P = 3	54	0.768	0.310	0.568	0.422
P = 5	54	0.793	0.296	0.594	0.420
P = 7	54	0.810	0.284	0.606	0.426
S = 0	54	0.824	0.283	0.592	0.441
S = 1	54	0.811	0.289	0.592	0.434
S = 2	54	0.736	0.311	0.584	0.393
<b>整體</b>	<b>162</b>	<b>0.790</b>	<b>0.295</b>	<b>0.589</b>	<b>0.420</b>
以隨機矩陣特徵值第 95 百分位數為比較基準之平行分析					
L = .4	54	0.282	0.294	0.040	0.079
L = .6	54	0.896	0.171	0.602	0.394
L = .8	54	0.998	0.006	0.949	0.116
N = 100	54	0.610	0.404	0.367	0.391
N = 200	54	0.724	0.373	0.534	0.463
N = 500	54	0.843	0.302	0.690	0.428
R = 4	81	0.635	0.410	0.432	0.445
R = 8	81	0.816	0.307	0.628	0.427
P = 3	54	0.704	0.383	0.509	0.449
P = 5	54	0.728	0.373	0.532	0.448
P = 7	54	0.744	0.367	0.550	0.447
S = 0	54	0.742	0.375	0.540	0.455
S = 1	54	0.733	0.377	0.532	0.455
S = 2	54	0.701	0.371	0.519	0.435
<b>整體</b>	<b>162</b>	<b>0.725</b>	<b>0.372</b>	<b>0.530</b>	<b>0.446</b>

平行分析之正確率隨主要因素負荷提高，樣本人數增加，每因素變項數目增多，點數增加與偏態接近 0 而升高，其中尤以因素負荷量之影響最為明顯。當因素負荷量低如 0.4 時，平行分析之表現極差，然當因素負荷量提高為 0.8 時，平行分析的正確率幾臻完美。因此，倘若研究者對所設計題目與欲測量構念間之關係未加仔細考量，致使兩者關聯性不強時，平行分析難以建議合宜之因素數目。

平行分析三比較基準之整體表現，以隨機矩陣特徵值之平均數為最佳，第 95 百分位數次之，然後者在部份情境之表現優於前者。此結果異於 Weng 與 Cheng (in press) 在單因素與正交雙因素模型研究之結論，該研究發現當資料為二分變項時，隨機矩陣特徵值第 95 與第 99 百分位數之表現接近，且均優於平均數。為釐清兩研究結論差異之處，本研究乃進行進一步之模擬研究，比較平行分析於不同模式複雜度、因素負荷量與變項分配之二分變項上的表現。結果發現兩研究結論之所以不同，乃因所操弄之模式複雜度與因素負荷量及變項分配所致。鑑於隨機矩陣特徵值平均數與第 95 百分位數兩種方法表現在不同資料型態上各有優劣，在平行分析應用上，研究者可同時參考此兩種方法建議之因素數目，復輔以結果之可解釋度，以決定最宜因素數目。

整體觀之，平行分析在李克式量尺資料之表現雖不若連續資料，但仍舊不

錯。然而，隨著因素模型增大，因素與變項數目之增加，其正確率呈現下降之趨勢，表四與表五中六因素模型的正確率即不及三因素模型，尤以非主要負荷量非零之六因素模型表現最差。此外，當模型複雜度增加，亦即各變項除了受主要因素影響外，亦受其他因素影響時（本研究將這些非主要因素的影響均設其負荷量為 0.1），平行分析正確決定因素數目之機率即明顯下降，尤其是當主要因素負荷量僅為 0.4 時，表現相當不好。由於因素分析具有因素未定性（factor indeterminacy），模型複雜度增加時平行分析正確率降低之結果，是否隱涵當因素模型為斜交時，平行分析之表現亦可能隨之變差？由於心理學探討之建構間多數具某種程度之關聯（Fabrigar, Wegener, MacCallum, & Strahan, 1999），平行分析於斜交因素模型之表現乃值得進一步探討，此即為本研究第二年計畫之主題。

乍看之下，本研究平行分析之整體正確率在非主要因素負荷量非零時較以往研究低很多。譬如，在 Velicer 等人(2000)的研究中，平行分析的整體正確率約在九成左右。不過，該研究並未考慮模式複雜度，故難以與本研究對等比較，然若將本研究中非主要負荷量為零的正確率與之比較，則兩者結果相近。

Zwick 與 Velicer(1986)的研究操弄模型複雜度，其表 3 與表 4 分別呈現主要因素負荷量為 0.5 與 0.8 時，各因素數目決定方法在不同模型複雜度的整體因素數目平均數與母群主要因素數目之差異。當主要因素負荷量為 0.8 時，平行分析表現幾近完美，但當主要因素負荷量為 0.5 時，平行分析之差異值介於-0.25 與 0.30 之間，亦顯示模型複雜度在低因素負荷量時表現可能變差。這些現象顯示當因素分析模型益形複雜，各因素受一個以上之因素影響時，平行分析之表現除了在高因素負荷量的情境外，正確決定因素數目的機率可能變低，研究者可能需加注意。Zwick 與 Velicer 的結果亦顯示，當因素結構複雜度增加時，平行分析在連續資料之表現仍然優於其他因素數目決定方法，然此優勢在李克式點數資料是否仍舊存在，則有待後續研究繼續探討。

## 五、參考文獻

王嘉寧 (2001)。「量尺點數與分配型態對因素分析的影響」。國立臺灣大學心理學研究所未發表之碩士論文。

王嘉寧、翁儷禎 (2001年10月)。「量尺點數與分配型態對因素負荷量估計的影響」。於第五屆華人社會心理與教育測驗學術研討會發表論文，台北。

王嘉寧、翁儷禎 (2002)。「探索性因素分析國內應用之評估：1993 至 1999」。《中華心理學刊》，第 44 卷，頁 239-251。

李庚霖、翁儷禎 (2003年10月)。「MSA於Likert式量表之適用性」。於中國心理學會年會發表論文，台北。

吳柏儒 (2003)。「次序資料之因素分析：皮爾森與多序類相關係數之比較」。國立臺灣大學心理學研究所未發表之碩士論文。

- 吳柏儒、翁儷禎 (2003 年 10 月)。「皮爾森與多序類相關係數對 Likert 式量尺資料相關係數估計的影響」。於中國心理學會年會發表論文,台北。
- 翁儷禎 (2002)。「點數對評定量表信度與效度影響之模擬研究(II)」,國科會專題研究計畫成果報告 NSC90-2413-H-002-022。
- 翁儷禎 (2003)。「平行分析於單因素二分變項之應用性」,國科會專題研究計畫成果報告 NSC91-2413-H-002-015。
- 翁儷禎、鄭中平 (2003 年 10 月)。「平行分析於單向度二分變項之應用性」,於中國心理學會年會發表論文,台北。
- Allen, S. J., & Hubbard, R. (1986). Regression equations for the latent roots of random data correlation matrices with unities on the diagonal. *Multivariate Behavioral Research, 21*, 393-398.
- Buja, A., & Eyuboglu, N. (1992). Remarks on parallel analysis. *Multivariate Behavioral Research, 27*, 509-540.
- Cohen, J. (1988). *Statistical power analysis for the behavioral sciences* (2<sup>nd</sup> ed.). Hillsdale, NJ: Lawrence Erlbaum Associates.
- Cota, A. A., Longman, R. S., Holden, R. R., & Fekken, G. C. (1991). Anomalies in the Allen and Hubbard parallel analysis procedure. *Applied Psychological Measurement, 15*, 95-97.
- Cota, A. A., Longman, R. S., Holden, R. R., & Fekken, G. C. (1993). Comparing different methods for implementing parallel analysis: A practical index of accuracy. *Educational and Psychological Measurement, 53*, 865-876.
- Cota, A. A., Longman, R. S., Holden, R. R., Fekken, G. C., & Xinaris, S. (1993). Interpolating 95<sup>th</sup> percentile eigenvalues from random data: An empirical example. *Educational and Psychological Measurement, 53*, 585-596.
- Enzmann, D. (1997). RanEigen: A program to determine the parallel analysis criterion for the number of principal components. *Applied Psychological Measurement, 21*, 232.
- Fabrigar, L. R., Wegener, D. T., MacCallum, R. C., & Strahan, E. J. (1999). Evaluating the use of exploratory factor analysis in psychological research. *Psychological Methods, 4*, 272-299.
- Fava, J. L., & Velicer, W. F. (1992). The effects of overextraction on factor and component analysis. *Multivariate Behavioral Research, 27*, 387-415.
- Glorfeld, L. W. (1995). An improvement on Horn's parallel analysis methodology for selecting the correct number of factors to retain. *Educational and Psychological Measurement, 55*, 377-393.
- Gorsuch, R. L. (1983). *Factor analysis*. Hillsdale, NJ: Lawrence Erlbaum Associates.
- Gorsuch, R. L. (1997). Exploratory factor analysis: Its role in item analysis.

- Journal of Personality Assessment*, 68, 532-560.
- Horn, J. L. (1965). A rationale and test for the number of factors in factor analysis. *Psychometrika*, 30, 179-1185.
- Humphreys, L. G., & Ilgen, D. (1969). Note on a criterion for the number of common factors. *Educational and Psychological Measurement*, 29, 571-578.
- Humphreys, L. G., & Montanelli, R. G., Jr. (1975). An investigation of the parallel analysis criterion for determining the number of common factors. *Multivariate Behavioral Research*, 10, 193-205.
- Kaufman, J. D., & Dunlap, W. P. (2000). Determining the number of factors to retain: A Windows-based FORTRAN-IMSL program for parallel analysis. *Behavior Research Methods, Instruments, and Computers*, 32, 389-395.
- Keeling, K. B. (2000). A regression equation for determining the dimensionality of data. *Multivariate Behavioral Research*, 35, 457-468.
- Lautenschlager, G. J. (1989). A comparison of alternatives to conducting Monte Carlo analyses for determining parallel analysis criteria. *Multivariate Behavioral Research*, 24, 365-395
- Lautenschlager, G. J., Lance, C. e., & Flaherty, V. L. (1989). Parallel analysis criteria: Revised equations for estimating the latent roots of random data correlation matrices. *Educational and Psychological Measurement*, 49, 339-345.
- Longman, R. S., Cota, A. A., Holden, R. R., & Fekken, G. C. (1989a). A regression equation for the parallel analysis criterion in principal components analysis: Mean and 95<sup>th</sup> percentile eigenvalues. *Multivariate Behavioral Research*, 24, 59-69.
- Longman, R. S., Cota, A. A., Holden, R. R., & Fekken, G. C. (1989b). PAM: A double-precision FORTRAN routine for the parallel analysis method in principal components analysis. *Behavior Research Methods, Instruments, and Computers*, 21, 477-480.
- Lunney, G. H. (1970). Using analysis of variance with a dichotomous dependent variable: An empirical study. *Journal of Educational Measurement*, 7, 263-269.
- Montanelli, R. G., Jr., & Humphreys, L. G. (1976). Latent roots of random data correlation matrices with squared multiple correlations on the diagonal: A Monte Carlo study. *Psychometrika*, 41, 341-348.
- O'Connor, B. P. (2000). SPSS and SAS programs for determining the number of components using parallel analysis and Velicer's MAP test. *Behavior Research Methods, Instruments, and Computers*, 32, 396-402.
- Schweizer, K. (1992). A correlation-based decision-rule for determining the number

- of clusters and its efficiency in uni- and multi-level data. *Multivariate Behavioral Research*, 27, 77-94.
- Thompson, B., & Daniel, L. G. (1996). Factor analytical evidence for the construct validity of scores: A historical overview and some guidelines. *Educational and Psychological Measurement*, 56, 197-208.
- Velicer, W. F., Eaton, C. A., & Fava, J. L. (2000). Construct explication through factor or component analysis: A review and evaluation of alternative procedures for determining the number of factors or components. In R. D. Goffin, & E. Helmes (Eds.), *Problems and solutions in human assessment: Honoring Douglas N. Jackson at seventy* (pp. 41-71). Norwell, MA: Kluwer Academic Publishers.
- Weng, L.-J., & Cheng, C.-P. (in press). Parallel analysis with unidimensional binary data. *Educational and Psychological Measurement*.
- Weng, L.-J., & Cheng, C.-P. (2005). *Factors affecting Pearson product-moment correlations*. Manuscript in preparation.
- Weng, L.-J., Lee, C.-T., & Wu, P.-J. (2003). A comparison of regression equations for estimation of random data correlation matrices in parallel analysis. *Chinese Journal of Psychology*, 45, 323-335.
- Zwick, W. R., & Velicer, W. F. (1986). Comparison of five rules for determining the number of components to retain. *Psychological Bulletin*, 99, 432-442.

## 六、計畫成果自評

本研究第一年完成平行分析於正交多因素模型之表現，模擬之變項包括連續變項與研究常用之李克式評定量表形式之資料。研究結果將有助於瞭解平行分析於李克式資料上決定因素數目之優劣，應可於相關期刊上發表。