國立政治大學教育學系教育心理與輔導組
博士論文

指導教授：余民寧博士

CB-SEM 和 PLS-SEM 在估計交互作用效果之比較

研究生：李昭鋆撰

中華民國一〇七年六月

DOI:10.6814/DIS.NCCU.EDU.013.2018.F02

國立政治大學
National Chengchi University

DOI:10.6814/DIS.NCCU.EDU.013.2018.F02

National Chengchi University
Department of Education

Yu, Ming-Ning, Adviser

The Comparison of Estimation Accuracy in Interaction Effect between CB-SEM and PLS-SEM

Lee, Chao-Yun

June, 2018

DOI:10.6814/DIS.NCCU.EDU.013.2018.F02

國立政治大學
National Chengchi University

DOI:10.6814/DIS.NCCU.EDU.013.2018.F02

謝　辭

本文之謝辭已先發表於本人的 FB 上（李昭鋆，FB 文字資料，2018-7-17），全文抄錄如下：

回首到政大，一晃竟然已經十年，十年前，我剛考上政大，懵懵懂懂，不知道什麼是研究，要做什麼研究。十年過去，驀然回首，竟發現我逐漸瞭解這些陌生的知識，統計的實力從 spss 進步到用 R 模擬，多益則從 590 到 830 分，投稿的能力則從研討會到 TSSCI，雖然我離知識的殿堂還很遙遠，但是卻慢慢的熟悉。

這些成長，首先要感謝余民寧老師和吳政達老師對我的教導，在余老師的教導下，我對結構方程式和現代測驗有了深入的瞭解，並領悟了英文對獲得高深學問的重要，而吳老師則是仔細教導我們變異數、多變量如何演算，讓我瞭解如何研究統計；他們傳授給我的知識，至今仍是我研究路上的關鍵能力。

除了政大兩位老師，臺中教育大學李政軒老師、陳桂霞老師對我程式語言的教導，也讓我受益匪淺，透過他們深入淺出的教學，及對基本功的訓練，讓我在 R、MATLAB 程試語言突飛猛進，從教育心理學領域跨入心理計量領域。

另外，有兩位學長姐對我影響深遠，一位是黃馨瑩學姐，另一位是簡瑋成學長。馨瑩學姐是我心理計量重要的引門人，如果沒有遇到她，我要發展模擬可能要更久的時間；而簡瑋成學長則是告訴如何運用整理文獻軟體，在他的建議，我的文獻整理獲得長足的進步，從而使我的投稿更加順利。

在研究的路上，除了要有高手的指導，助緣亦是不可少。在漫長的研究路上，首先感謝家人的支持，不論是有形無形，才使我有辦法順利完成碩博士；另外，學校的同事賴素娥主任亦是我重要助緣，她力促我當機立斷，並為我排除各種困難，加快了修讀的進程，讓我能在五年內準時畢業。

杜甫有詩云：「人生有情淚沾臆，江水江花豈終極」時光流轉，離校前夕，我是既高興又難過，既歡喜又悲傷，花開花謝，潮起潮落，想把握最後的剎那，卻發現剎那已從指尖溜走…

於是，我只能將千片的感動，化做萬朵的祝福，祝福所有曾經幫助我的人，師長、同學一路順風，萬事如意，珍重再見！

文章來源：李昭鋆（2018 July 17）。FB 文字資料。
https://www.facebook.com/chaoyun.li

註：由於非論文內容，所以不列入論文參考書目

DOI:10.6814/DIS.NCCU.EDU.013.2018.F02

國立政治大學
National Chengchi University

DOI:10.6814/DIS.NCCU.EDU.013.2018.F02

摘要

本研究研究目的主要在於瞭解CB-SEM和PLS-SEM之指標乘積法、正交法、二階段法、無限制法在結構方程式模型之交互作用中，對迴歸係數、因素負荷量、解釋量、因素分數估計結果之良窳；此外，並瞭解指標數目、人數、資料類型對估計之影響。故本研究之實驗情況，共分三種指標數目、九種人數、二種資料類型，合計五十四種類型，並在每一類型模擬五百次。研究結果顯示，以整體論，在大部份的情況下，CB-SEM 在迴歸係數、解釋量、因素負荷量表現較佳，而 PLS-SEM 在估計因素分數上較佳。而精確來說，若研究目的乃欲精確估計因數分數，則三百人、四題以上，建議採取 PLS-SEM 二階段法；若研究目是在精確估計迴歸係數、解釋量，若人數在四百人以上，建議採用 CB-SEM 無限制法。另外，本研究亦發現在大部份的情況下，指標數目愈多，資料型態為連續型態者，其估計效果愈佳。

關鍵字： CB-SEM、 PLS-SEM、交互作用

國立政治大學
National Chengchi University

DOI:10.6814/DIS.NCCU.EDU.013.2018.F02

國立政治大學
National Chengchi University

DOI:10.6814/DIS.NCCU.EDU.013.2018.F02

Abstract

The purpose of this study is to find out the results of estimation about interaction effects. The estimations come from the product indicator, two stage, orthogonalizing, and unconstrained approach which are estimated by CB-SEM and PLS-SEM separately. In the research, regression coefficient, factor loading, factor score, and r square are calculated by eight kinds of methods. Besides, night kinds of sample sizes, three kinds of number of indicators, and two kinds of data types are also studied to realize how they influence the estimations. Therefore, there are fifty-four situations. The results show that the estimation of regression coffoeicient, r square and factor loading are excellent by CB-SEM, but the estimation of factor score is better by PLS-SEM under most situations. If the object is to estimate the factor score, two satge approach of PLS-SEM is suggested based on the condition of sample size larger than 300 and 4 indicators. However, if the aim is to estimate the regression coffoeicient , r square, or factor loading, the unconstrained method of CB-SEM is the best choice when sample size is larger than 400. In addition, the continuous data type and more numbers of indicators are good for estimation under most conditions.

Key words: CB-SEM, PLS-SEM, interaction effects

國立政治大學
National Chengchi University

DOI:10.6814/DIS.NCCU.EDU.013.2018.F02

國立政治大學
National Chengchi University

DOI:10.6814/DIS.NCCU.EDU.013.2018.F02

目次

第一章　緒論 1

第一節　研究緣起 1
第二節　待答問題 2
第三節　名詞釋義 3
第四節　研究貢獻 7
第五節　研究限制 8

第二章　文獻探討 9

第一節　CB-SEM 與 PLS-SEM 之比較 9
第二節　交互作用 12
第三節　模擬之相關研究 21

第三章　研究方法 31

第一節　研究步驟 31
第二節　模擬因子與估計精準度 32
第三節　資料產生方法 34
第四節　資料處理與分析 35

第四章　實驗結果 37

第一節　全體模擬結果分析 37
第二節　CB-SEM、PLS-SEM 之迴歸係數結果分析 45
第三節　CB-SEM、PLS-SEM 之解釋力結果分析 65
第四節　因素分數之結果分析 71
第五節　因素負荷量之結果分析 94
第六節　綜合討論 114

第五章　結論與建議 145

第一節　結論 145
第二節　建議 146

參考文獻 149

附錄：虛擬程式碼 155

DOI:10.6814/DIS.NCCU.EDU.013.2018.F02

國立政治大學
National Chengchi University

DOI:10.6814/DIS.NCCU.EDU.013.2018.F02

表次

表 1　CB-SEM 和 PLS-SEM 差異 11
表 2　不同交互作用估計方法 13
表 3　直接交乘、平減、正交法對原始資料之相關 19
表 4　原始資料 β_1、β_2、β_3 之平均數、標準差及解釋力 37
表 5　2000~100 人之 β_1、β_2、β_3 之平均數、標準差及解釋力 38
表 6　符合理論值之比例 39
表 7　β_1 係數估計成功率 40
表 8　β_1 標準誤估計成功率 40
表 9　β_1 t 檢定估計成功率 41
表 10　β_2 係數估計成功率 41
表 11　β_2 標準誤估計成功率 42
表 12　β_2 t 檢定估計成功率 42
表 13　β_3 係數估計成功率 43
表 14　β_3 標準誤估計成功率 43
表 15　β_3 t 檢定估計成功率 44
表 16　β_1 的估計結果 46
表 17　β_2 的估計結果 48
表 18　β_3 的估計結果 50
表 19　β_1 之 MRB 描述統計 52
表 20　β_2 之 MRB 描述統計 54
表 21　β_3 之 MRB 描述統計 56
表 22　β_1 之 MRB 的變異數分析-受試者內檢定結果 58
表 23　β_1 之 MRB 的變異數分析-受試者間檢定結果 58
表 24　β_1 之不同資料型態在八個類型之單純主要效果 59
表 25　β_1 之八個類型在不同資料型態之單純主要效果 59
表 26　β_1 之不同指標數目在八個類型之單純主要效果 60
表 27　β_1 之八個類型在不同指標數目之單純主要效果 60
表 28　β_2 之 MRB 的變異數分析-受試者內檢定結果 62
表 29　β_2 之 MRB 的變異數分析-受試者間檢定結果 62
表 30　β_3 之 MRB 的變異數分析-受試者內檢定結果 64
表 31　β_3 之 MRB 的變異數分析-受試者間檢定結果 64
表 32　解釋量估計結果 66
表 33　解釋量之 MRB 的變異數分析-受試者內檢定結果 68
表 34　解釋量之 MRB 的變異數分析-受試者間檢定結果 68
表 35　解釋量之不同資料型態在八個類型之單純主要效果 69
表 36　解釋量之八個類型在不同資料型態之單純主要效果 69

DOI:10.6814/DIS.NCCU.EDU.013.2018.F02

表 37 解釋量之不同指標數目在八個類型之單純主要效果.....70
表 38 解釋量之八個類型在不同指標數目之單純主要效果.....70
表 39 ξ_1 之 RMSE.....72
表 40 ξ_2 之 RMSE.....74
表 41 $\xi_1 \times \xi_2$ 之 RMSE 76
表 42 η 之 RMSE.....78
表 43 ξ_1 之 RMSE 的變異數分析-受試者內檢定結果.....80
表 44 ξ_1 之 RMSE 的變異數分析-受試者間檢定結果.....80
表 45 ξ_1 的 RMSE 之不同資料型態在八個類型之單純主要效果.....81
表 46 ξ_1 的 RMSE 之八個類型在不同資料型態之單純主要效果.....81
表 47 ξ_1 的 RMSE 之不同指標數目在八個類型之單純主要效果.....82
表 48 ξ_1 的 RMSE 之八個類型在不同指標數目之單純主要效果.....82
表 49 ξ_2 之 RMSE 的變異數分析-受試者內檢定結果.....84
表 50 ξ_2 之 RMSE 的變異數分析-受試者間檢定結果.....84
表 51 ξ_2 的 RMSE 之不同資料型態在八個類型之單純主要效果.....85
表 52 ξ_2 的 RMSE 之八個類型在不同資料型態之單純主要效果.....85
表 53 ξ_2 的 RMSE 之不同指標數目在八個類型之單純主要效果.....86
表 54 ξ_2 的 RMSE 之八個類型在不同指標數目之單純主要效果.....86
表 55 $\xi_1 \times \xi_2$ 之 RMSE 的變異數分析-受試者內檢定結果.....88
表 56 $\xi_1 \times \xi_2$ 之 RMSE 的變異數分析-受試者間檢定結果.....88
表 57 $\xi_1 \times \xi_2$ 的 RMSE 之不同資料型態在八個類型之單純主要效果.....89
表 58 $\xi_1 \times \xi_2$ 的 RMSE 之八個類型在不同資料類型之單純主要效果.....89
表 59 $\xi_1 \times \xi_2$ 的 RMSE 之不同指標數目在八個類型之單純主要效果.....90
表 60 $\xi_1 \times \xi_2$ 的 RMSE 之八個類型在不同指標數目之單純主要效果.....90
表 61 η 之 RMSE 的變異數分析-受試者內檢定結果.....92
表 62 η 之 RMSE 的變異數分析-受試者間檢定結果.....92
表 63 η 的 RMSE 之不同指標數目在八個類型之單純主要效果.....93
表 64 η 的 RMSE 之八個類型在不同指標數目之單純主要效果.....93
表 65 指標數目三 ξ_1 因素負荷量的變異數分析-受試者內檢定結果.....95
表 66 指標數目三 ξ_1 因素負荷量的變異數分析-受試者間檢定結果.....95
表 67 指標數目三 ξ_2 因素負荷量的變異數分析-受試者內檢定結果.....97
表 68 指標數目三 ξ_2 因素負荷量的變異數分析-受試者間檢定結果.....97
表 69 指標數目三 η 因素負荷量的變異數分析-受試者內檢定結果.....99
表 70 指標數目三 η 因素負荷量的變異數分析-受試者間檢定結果.....99
表 71 指標數目三 η 因素負荷量之不同資料型態在八個類型之單純主要效果100
表 72 指標數目三 η 因素負荷量之八個類型在不同資料型態之單純主要效果100
表 73 指標數目四 ξ_1 因素負荷量的變異數分析-受試者內檢定結果.....102
表 74 指標數目四 ξ_1 因素負荷量的變異數分析-受試者間檢定結果.....102

DOI:10.6814/DIS.NCCU.EDU.013.2018.F02

表 75 指標數目四 ξ_2 因素負荷量的變異數分析-受試者內檢定結果 104
表 76 指標數目四 ξ_2 因素負荷量的變異數分析-受試者間檢定結果 104
表 77 指標數目四 η 因素負荷量的變異數分析-受試者內檢定結果 106
表 78 指標數目四 η 因素負荷量的變異數分析-受試者間檢定結果 106
表 79 指標數目五 ξ_1 因素負荷量的變異數分析-受試者內檢定結果 108
表 80 指標數目五 ξ_1 因素負荷量的變異數分析-受試者間檢定結果 108
表 81 指標數目五 ξ_2 因素負荷量的變異數分析-受試者內檢定結果 110
表 82 指標數目五 ξ_2 因素負荷量的變異數分析-受試者間檢定結果 110
表 83 指標數目五 η 因素負荷量的變異數分析-受試者內檢定結果 112
表 84 指標數目五 η 因素負荷量的變異數分析-受試者間檢定結果 112
表 85 指標數目五 η 因素負荷量之不同資料型態在八個類型的單純主要效果113
表 86 指標數目五 η 因素負荷量之八個類型在不同資料型態之單純主要效果113
表 87 β_1 各估計方法優劣比較 132
表 88 β_2 各估計方法優劣比較 133
表 89 β_3 各估計方法優劣比較 134
表 90 解釋量各估計方法優劣比較.....135
表 91 ξ_1 各估計方法優劣比較.....136
表 92 ξ_2 各估計方法優劣比較.....137
表 93 $\xi_1 \times \xi_2$ 各估計方法優劣比較 138
表 94 η 各估計方法優劣比較 139
表 95 指標乘積法在 Henseler & Chin (2010)和本研究 MRB 之比較.....140
表 96 正交法在 Henseler & Chin (2010)和本研究 MRB 之比較.....140
表 97 無限制法在 Henseler & Chin (2010)和本研究 MRB 之比較.....141
表 98 指標乘積法在 Chin et al. (2003)之研究和本研究 MRB 之比較 141

國立政治大學 National Chengchi University

DOI:10.6814/DIS.NCCU.EDU.013.2018.F02

國立政治大學
National Chengchi University

DOI:10.6814/DIS.NCCU.EDU.013.2018.F02

圖次

圖 1 交互作用.....3
圖 2 指標乘積法.....5
圖 3 交互作用圖.....15
圖 4 二階段法第一步驟.....16
圖 5 二階段法第二步驟.....17
圖 6 正交法模式.....18
圖 7 無限制法模式.....20
圖 8 CB-SEM 中 β_1 之 MRB 在人數之變動情形.....115
圖 9 PLS-SEM 中 β_1 之 MRB 在人數之變動情形.....115
圖 10 CB-SEM 中 β_1 之 MRB 在指標數目之變動情形.....115
圖 11 PLS-SEM 中 β_1 之 MRB 在人數之變動情形.....116
圖 12 CB-SEM 中 β_2 之 MRB 在人數之變動情形.....117
圖 13 PLS-SEM 中 β_2 之 MRB 在人數之變動情形.....117
圖 14 CB-SEM 中 β_2 之 MRB 在指標數目之變動情形.....117
圖 15 PLS-SEM 中 β_2 之 MRB 在人數之變動情形.....118
圖 16 CB-SEM 中 β_3 之 MRB 在人數之變動情形.....119
圖 17 PLS-SEM 中 β_3 之 MRB 在人數之變動情形.....119
圖 18 CB-SEM 中 β_3 之 MRB 在指標數目之變動情形.....119
圖 19 PLS-SEM 中 β_3 之 MRB 在人數之變動情形.....120
圖 20 CB-SEM 中解釋量之 MRB 在人數之變動情形.....121
圖 21 PLS-SEM 中解釋量之 MRB 在人數之變動情形.....121
圖 22 CB-SEM 中解釋量之 MRB 在指標數目之變動情形.....121
圖 23 PLS-SEM 中解釋量之 MRB 在指標數目之變動情形.....122
圖 24 CB-SEM 中因素分數 ξ_1 在人數之變動情形.....123
圖 25 PLS-SEM 中因素分數 ξ_1 在人數之變動情形.....123
圖 26 CB-SEM 中因素分數 ξ_1 在指標數目之變動情形.....123
圖 27 PLS-SEM 中因素分數 ξ_1 在指標數目之變動情形.....124
圖 28 CB-SEM 中因素分數 ξ_2 在人數之變動情形.....125
圖 29 PLS-SEM 中因素分數 ξ_2 在人數之變動情形.....125
圖 30 CB-SEM 中因素分數 ξ_2 在指標數目之變動情形.....125
圖 31 PLS-SEM 中因素分數 ξ_2 在指標數目之變動情形.....126
圖 32 CB-SEM 中因素分數 $\xi_1 \times \xi_2$ 在人數之變動情形.....127
圖 33 PLS-SEM 中因素分數 $\xi_1 \times \xi_2$ 在人數之變動情形.....127
圖 34 CB-SEM 中因素分數 $\xi_1 \times \xi_2$ 在指標數目中之變動情形.....127
圖 35 PLS-SEM 中因素分數 $\xi_1 \times \xi_2$ 在之指標數目中變動情形.....128
圖 36 CB-SEM 中因素分數 η 在人數之變動情形.....129

DOI:10.6814/DIS.NCCU.EDU.013.2018.F02

圖 37　PLS-SEM 中因素分數 η 在人數之變動情形 129
圖 38　CB-SEM 中因素分數 η 在指標數目之變動情形 129
圖 39　PLS-SEM 中因素分數 η 在指標數目之變動情形 130

國立政治大學
National Chengchi University

DOI:10.6814/DIS.NCCU.EDU.013.2018.F02

第一章　　緒論

本研究主要在探究 CB-SEM 和 PLS-SEM 在交互作用上估計的差異。故本章先敘明研究之緣起，次之為本研究欲回答之問題，之後再闡敘本研究之相關名詞、研究貢獻及研究限制。

第一節　研究緣起

CB-SEM（covariance-base structure equation model）或 PLS-SEM（partial least square structure equation model）之交互作用，簡言之，是指潛在變數的自變項與調節變項之交乘項，若置於結構方程式的架構之中說明，通常意指自變項、調節變項及其交互作用項對依變項之影響(Hair, Hult, Ringle, & Sarstedt, 2014)。由於此種模型可以闡釋某些教育與心理學的現象，故許多結構方程式的教科書皆將其納入篇章中(余民寧, 2006；Hair, Hult, Ringle, & Sarstedt, 2014; Kenny & Judd, 1984)，過去許多研究者如 Chin、Henseler 等人針對交互作之議題特別詳加深究(Chin, Marcolin, & Newsted, 2003; J. Henseler & Chin, 2010; Wang & Preacher, 2015)，而實證研究亦以此為方法，闡釋教育、心理學的複雜性(Chen, 2016; Gordon, 2016)。如 Chen (2016)的研究即指出，復原力與任務處理策略及其交互作用項對生活滿意有預測力。由此可知，探究交互作用之重要性，實不言而喻矣。

回顧過去文獻，針對交互作用的研究，已有許多篇研究進行比較、模擬(Chin, Marcolin, & Newsted, 2003; Henseler & Chin, 2010)。最早期的交互作用研究當推 Kenny 和 Judd (1984)的經典研究，它以隸屬於不同測量模型的明顯變項相乘產生交互作用項對依變項進行預測，經估計之後，發現其迴歸係數恢復性良好（Kenny & Judd, 1984）。雖然，其所從事之模擬研究只有一次，不符合模擬研究中，多次實驗的準則(Henseler & Chin, 2010)，卻開啟對交互作用研究之先河（Kenny & Judd, 1984），此模式之後被稱為 Kenny-Judd 模式(Jöreskog & Wallentin, 1996)。之後，關於交互作用之研究發展，部份的研究循著 Kenny-Judd 發展模式的道路前進，研發更好的模型，如一般潛在交互作用方法、無限制法交互作用模式等(Marsh, Wen, & Hau, 2004)；亦有其他的研究者循著不同的路徑，如針對不同的模型進行比較(Marsh, Wen, & Hau, 2004)，此即本研究的取向。

在交互作用比較取向的研究中，有兩篇相當有名，即 Henseler and Chin (2010)和 Chin et al. (2003)的研究。在 Henseler and Chin (2010)的研究中，以 PLS-SEM 之指標相乘、正交、二階段、混合四種方法，於常態資料下，在不同指標數目、人數進行模擬研究；Chin et al. (2003)則以 PLS-SEM 和迴歸在非常態資料下，針

DOI:10.6814/DIS.NCCU.EDU.013.2018.F02

對不同指標、人數、分析各方法在不同情況下之差異。因此，由上述的研究可以發現，就算是同一種 PLS-SEM 統計模型，也有指標相乘、正交、二階段、混合不同的方法（Henseler & Chin, 2010）；而且，在不同情況下如人數、指標數目多寡亦可能影響方法在估計迴歸係數的表現（Henseler & Chin, 2010）。本研究希望能綜合上述的文獻，多樣化不同分析方法及可能的影響條件，以更廣泛瞭解各方法之得失。

若更深入分析，則可發現有些重要條件，過去的研究並沒有充份考慮。如量表是否為連續量表或 Likert 量表。過去的研究將由潛在變項透過因素分析法所投射出之指標，設為連續變項（Chin et al, 2003; Henseler & Chin, 2010; Kenny & Judd, 1984），此固然符合因素分析之原始定義。然而在教育心理學中，常用的量表，卻是 Likert 之四點量表，而這種量表雖然在某些研究中被視為連續變項，然而實際上卻是透過門檻的轉換而得(Falenchuk, 2006)。故本研究將補強過去沒有研究次序次量表之不足，以使對方法學之探討，更臻完善。

除此之外，過去的研究多半將重心放在迴歸係數、解釋量的比較(Chin et al., 2003; Henseler & Chin, 2010)，然而本研究認為 PLS-SEM 和 CB-SEM 之估計有原理的不同（蕭文龍，2015），一個運用各種迴歸係數擬合原始矩陣的的方式估計(陳順宇，2007；Bollen, 1989)，另一個則是先計算因素分數，再求結構模型之迴歸(Hair et al., 2014; Lohmöller, 1989)，故只比最終迴歸的估計，可能不盡公平，故本研究決定加入因素分數的比較，以獲得更深入的瞭解。

綜合上述，本研究的研究目的即是透過模擬 PLS-SEM 和 CB-SEM 指標乘積法、正交法、二階段法、無限制法以探明何種估計法較佳，並瞭解資料型態、樣本、指標數目對估計之衝擊。

第二節　待答問題

根據上述的研究目的，本研究之待答問題可以分為兩個方向，第一方向為估計的準確性，第二方向為瞭解資料型態、指標數目、樣本數對估計之影響。茲就這兩個部份，概述如下：

（1） 在不同資料情境下，CB-SEM 及 PLS-SEM 之指標乘積法、正交法、二階段法、無限制法等八種方法在估計迴歸係數、解釋量、因素負荷量、因素分數上何者估計與原始設定值差距較少？

（2） 不同資料型態（連續量表或次序量表）、指標數目（三、四、五個指標數目）、樣本數（100、200、300、400、500、1000、1500、2000、2500）對估計結果是否有影響？

DOI:10.6814/DIS.NCCU.EDU.013.2018.F02

第三節　名詞釋義

本研究相關之重要名詞共包含交互作用、CB-SEM、PLS-SEM、指標乘積法、二階段法、正交法、無限制、MRB、RMSE。茲將如上名詞分述如下：

一、 交互作用

本研究所指稱的交互作用，指的是兩個潛在變項，其潛在變項 ξ_1、ξ_2 經過交乘之 $\xi_1 \times \xi_2$ 能夠預測依變數 η 的潛在變項如 **圖 1**（余民寧，2006；邱皓政，2003；Henseler & Chin, 2010; Kenny & Judd, 1984）。另外，本研究將 ξ_1 對 η 的迴歸係數定義為 β_1，ξ_2 對 η 的迴歸係數定義為 β_2，$\xi_1 \times \xi_2$ 對 η 的迴歸係數為 β_3，以利後續解說。

若將此定義擴大至明顯變項，則在正交法和指標乘積法、無限制法皆有不同的指涉（Kenny & Judd, 1984; Little et al., 2006; Marsh, Wen, & Hau, 2004），詳見下面名詞釋義。

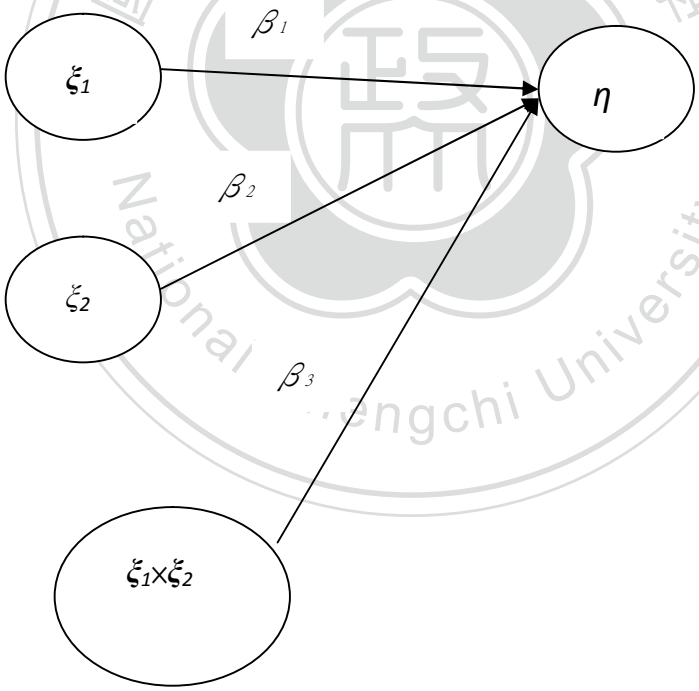

圖 1 交互作用

註：本圖根據 Henseler & Chin（2010）、邱皓政（2003）整理之文獻及所繪的圖，稍加修改而成。

.

二、 CB-SEM

DOI:10.6814/DIS.NCCU.EDU.013.2018.F02

CB-SEM 乃 covariance-based structure equation moedel 之簡稱(Goodhue, Lewis, & Thompson, 2012; Qureshi & Compeau, 2009; Reinartz, Haenlein, & Henseler, 2009)。而之所以被如此稱呼乃在於 CB-SEM 之估計目的，以擬合原始資料與理論建構之共變數矩陣，擬合愈佳，卡方值愈小，則愈適配（Kaplan, 2009）。本研究運用 CB-SEM 的 ML 法估計潛在變項間的迴歸係數。

三、 PLS-SEM

PLS-SEM 是以 PLS 演算法（partial least square）為基礎之結構方程式(Hair et al., 2014)。其估計方法乃先計算因素分數，最後再以最小平方法求得最終之迴歸係數及因素負荷量(Hair, Ringle, & Sarstedt, 2011)。故又有人稱其為 variance-based structure equation model(Reinartz et al., 2009)。本研究運用 Hair et al. (2014)推薦的路徑權重計算法（path weighting scheme）估計其迴歸係數。

四、指標乘積法

指標乘積法是交互作用最直觀的作法，在許多方法論書籍皆提到此種方法（余民寧，2006；邱皓政，2003；Hair et al., 2014; Kenny & Judd, 1984）。簡言之，即是將所有明顯變項皆交互相乘，以每個構面題項數為二作為例子，其交互作用項即有四項（余民寧，2006；Hair et al., 2014; Kenny & Judd, 1984）。這種情境下的指標乘積法可以搭配 CB-SEM 及 PLS-SEM 使用，其所乘出來之變項即為交互作用之外顯變項，如圖 2（余民寧，2006；邱皓政，2003；Henseler & Chin, 2010; Kenny & Judd, 1984）。

國立政治大學 National Chengchi University

DOI:10.6814/DIS.NCCU.EDU.013.2018.F02

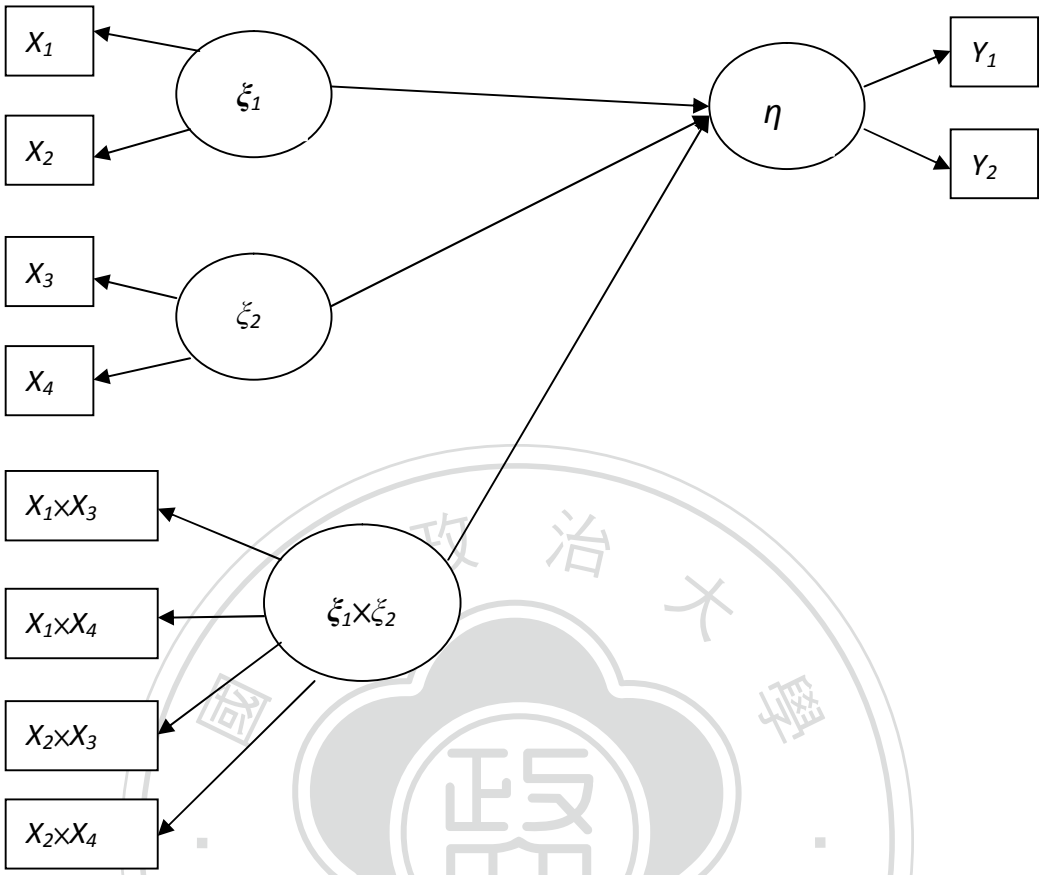

圖 2 指標乘積法

註：本圖乃根據邱皓政（2003）及余民寧（2006）整理之文獻及所繪的圖稍加修改而成。

五、二階段法

在上述的指標乘積法中，若先不考慮明顯變項之交互相乘項，而只考慮 X_1、X_2、 X_3、X_4 、Y_1、Y_2，並透過這幾個變項先計算出 ξ_1、ξ_2、η 之因素分數，再將 ξ_1、ξ 交乘得到 $\xi_1 \times \xi_2$，最後運用 ξ_1、ξ_2、和 $\xi_1 \times \xi_2$ 預測 η（邱皓政，2003；Henseler & Chin, 2010）。故二階段法實質上是已轉為明顯變項的因素分數間的迴歸分析（邱皓政，2003；Henseler & Chin, 2010）。

六、正交法

本研究之正交法乃指在交互作用項不採用指標乘積法中的 $X_1 \times X_3$、$X_1 \times X_4$、

DOI:10.6814/DIS.NCCU.EDU.013.2018.F02

$X_2 \times X_3$、$X_2 \times X_4$ 當作明顯變項，而以 X_1、X_2、X_3、X_4 估計交乘項之迴歸所得之殘差取代，其公式如下（Henseler & Chin, 2010; Little, Bovaird, & Widaman, 2006）：

$$X_1 \times X_3 = b_{1,11}X_1 + b_{2,11}X_2 + b_{3,11}X_3 + b_{4,11}X_4 + b_{0,11} + e_{11}$$
$$X_1 \times X_4 = b_{1,12}X_1 + b_{2,12}X_2 + b_{3,12}X_3 + b_{4,12}X_4 + b_{0,12} + e_{12}$$
$$X_2 \times X_3 = b_{1,21}X_1 + b_{2,21}X_2 + b_{3,21}X_3 + b_{4,21}X_4 + b_{0,21} + e_{21}$$
$$X_2 \times X_4 = b_{1,22}X_1 + b_{2,22}X_2 + b_{3,22}X_3 + b_{4,22}X_4 + b_{0,22} + e_{22} \quad \text{（公式 1）}$$

因此，當使用正交法時，在 CB-SEM 及 PLS-SEM 皆以 e_{11}、e_{12}、e_{21}、e_{22} 當作交互作用 $\xi_1 \times \xi_2$ 的明顯變項（Henseler & Chin, 2010; Little et al., 2006）。

另外，值得注意的是在原始 CB-SEM 文獻中，以上產生之明顯變項之殘差是必須設為兩兩相關，但在 PLS-SEM 由於沒有這種設定，故不會將其設為相關（Henseler & Chin, 2010; Little et al., 2006）。

八、無限制法

在本研究無限制法中，自變項和調節變項與指標乘積法完全一樣，但交互作用項僅讓自變項與調節變項隨機交乘一次，且不重複使用，故當指標數目為二個時，自變項、調節變項分別為 X_1、X_2、X_3、X_4，交互作用項並不會有四個，而為二個 $X_1 \times X_3$、$X_2 \times X_4$（Marsh et al., 2004）。

另外，值得注意的是在原始的文獻中，CB-SEM 下無限制法可以估計潛在變數的共變數矩陣，然而，在 PLS-SEM 下，無限制法無法估計潛在變數的共變數矩陣，故本研究的無限制法亦不作如是設定（Marsh et al., 2004）。

九、MRB

MRB 為 mean relative bias 的簡寫，在本研究中指估計值與真實值的差異除以真實值之平均；易言之，即是偏離值相對真實值的比例的平均。其公式如下（Henseler & Chin, 2010）：

$$\mathrm{MRB} = \frac{1}{t}\sum_{i=1}^{t}\frac{\hat{Z}_1 - Z_i}{Z_i} \quad \text{[i]} \qquad \text{（公式 2）}$$

在一般的情況下 z_i 是有一定的穩定性，但由於模擬中皆會加入誤差項，故雖然不見得完全符合理論預設，卻有辦法藉由事後檢驗得知（Henseler & Chin, 2010）。舉例而言，在本研究的模型，交互作用項在理論上其對依變項的標準化迴歸係數 0.3，但是由於在迴歸模型中有誤差項，因此，其標準化迴歸係數不可能剛好是 0.3，而雖然如此，本研究仍可藉由事後對模擬的潛在變項進行迴歸，而得知真實值，此時真實值雖然不見得是 0.3，卻是非常接近的，此值即是 Z_i。

[i] 在這公式中 Z_i 代表的是模擬真實值，$\hat{Z}$ 代表的估計值，t 則代表模擬次數。

DOI:10.6814/DIS.NCCU.EDU.013.2018.F02

至於 t，在本研究中，一般而言是 500(Chin et al., 2003; Henseler & Chin, 2010)，但是在本研究某些特殊情況，若分析不出來，則扣除分析不出來的情況，作為其值。

十、RMSE

RMSE 乃 root mean square error 的縮寫，在本研究中乃指估計出來的因素分數與真實因素分數的均方根，公式如下（Harwell et al., 1996）：

$$\text{RMSE}=\sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{n}(\tilde{\theta}_i-\theta_i)^2}{n}} \qquad \text{（公式 3）}$$

在上述公式中，n 為人數，$\tilde{\theta}_i$為估計之因素分數，θ_i為潛在變數因素分數之真實值，可代表因素分數估計良窳之指標（Harwell et al., 1996）。

第四節　研究貢獻

本研究的研究貢獻共有三項，茲將其分述如下。

1、納入四點量表進行研究：過去的研究多半以傳統因素分析的觀點，採用連續性量表進行模擬(Chin et al., 2003; Henseler & Chin, 2010)。然而，在教育心理學中，卻多半以量表的型式出現。故本研究進行四點量表分析，可以更加契合教育心理學之實況。

2、將 PLS-SEM 和 CB-SEM 比較：PLS-SEM 和 CB-SEM 是結構方程式兩大流派（蕭文龍，2015）。過去交互作用的研究多半分別在 PLS-SEM 和 CB-SEM 進行各方法的比較(Chin et al., 2003; Henseler & Chin, 2010; Leite & Zuo, 2011; Marsh et al., 2004)，並沒有文獻將兩者在交互作用的係數回復性同時納入比較；然而，關於 PLS-SEM 和 CB-SEM 在其他方面的比較，已有許多研究進行探討，如中介效果、小樣本、非常態資料上等(Goodhue et al., 2012; W. Reinartz et al., 2009)…故將 PLS-SEM 和 CB-SEM 在交互作用上同時進行比較，實深具意義，此乃本研究之重要貢獻。

3、探索因素分數的估計：過去對交互作用的研究多著重在迴歸係數(Chin et al., 2003; Henseler & Chin, 2010; Leite & Zuo, 2011; Marsh et al., 2004)，然而，由於 PLS-SEM 和 CB-SEM 估計方法的本質不同(陳順宇，2007；Bollen, 1989; Hair et al., 2014; Lohmöller, 1989)，故本研究認為應該更深入的探討其在不同估計層面的差異，此種研究或許表面上無益於實際的運用，卻有助於釐清估計差異的根源。

DOI:10.6814/DIS.NCCU.EDU.013.2018.F02

第五節　研究限制

進行模擬研究，雖然操弄各種條件如人數、題數等，然而仍有太多條件未加考慮，如潛在變數的分布情形、明顯變項間殘差的相關等…。故僅能根據模擬研究結果指出可能是何種分析方法較為正確。

另外，本研究使用的是免費軟體 R 的套件，乃使用 lavaan 及 semPLS，此兩軟體在估計交互作用時，並不能在電腦中指定交互作用的功能(Monecke, 2013; Rossee, 2012)，但是目前商業軟體 Mplus 及 SmartPLS 皆能指定交互作用（Hair, Hult, Ringle, & Sarstedt, 2014; Muthén & Muthén, 2017)，故本研究的研究結果只能推論到未指定交互作用的情況。

國立政治大學
National Chengchi University

DOI:10.6814/DIS.NCCU.EDU.013.2018.F02

第二章　　文獻探討

本研究主要探討各種模型在交互作用估計之差異，故先探討 CB-SEM 和 PLS-SEM 的差異，之後探討交互作用，最後探討相關之模擬研究。

第一節　CB-SEM 與 PLS-SEM 之比較

本研究的目的在比較 CB-SEM 和 PLS-SEM 的差異，事實上，回顧過去的文獻及通論性的著作，已經有許多研究者對其在應用的差異作出理論上的綜合評論及比較（蕭文龍，2015；Goodhue et al., 2012; W. Reinartz et al., 2009），茲分述如下。

一、CB-SEM 和 PLS-SEM 的原理

1、CB-SEM 的原理

CB-SEM 可分為測量模式和結構模式，是結合因素分析、路徑分析而成（陳順宇，2007；Bartholomew & Knott, 1999; Jöreskog, Cudeck, Du Toit, & Sörbom, 2001; Mueller, 1996）。CB-SEM 透過計算潛在變數與明顯變項的因素負荷量及本身潛在變項間的迴歸係數，重新擬合成一個矩陣，之後運用最大概似估計法估計此組成擬合矩陣的參數，並獲得差距函數之值（陳順宇，2007；Bartholomew & Knott, 1999; Bollen, 1989）。而其擬合矩陣的擬合方法如下（陳順宇，2007；Bollen, 1989）：

$$\mathrm{Var}(X)=\Lambda_X \phi \Lambda_X^T+\Theta_\delta \quad \text{[ii]} \qquad \text{（公式 4）}$$

$$\mathrm{Var}(Y)=\Lambda_Y B^{-1}(\Gamma \phi \Gamma^T+\Psi) B^{T-1} \Lambda_Y^T+\Theta_\varepsilon \quad \text{[iii]} \qquad \text{（公式 5）}$$

$$\mathrm{Cov}(XY)=\Lambda_X \phi \Gamma^T B^{T-1} \Lambda_Y^T \qquad \text{（公式 6）}$$

故根據上述擬合矩陣如下（Kaplan, 2009）：

$$\Sigma(\hat{\theta}) = \begin{bmatrix} \mathrm{Var}(Y) & \mathrm{Cov}(XY) \\ \mathrm{Cov}(XY) & \mathrm{Var}(Y) \end{bmatrix} \qquad \text{（公式 7）}$$

而其差距函數與卡方值則為（陳順宇，2007；Bartholomew & Knott, 1999; Kaplan, , 2009; Mueller, 1996）：

[ii] X 代表外生明顯變項之矩陣，Λ_X代表外生潛在變項與外生明顯變項間之因素負荷量矩陣，ϕ為外生潛在變數之共變異數矩陣，Θ_δ是 X 之測量誤差之共變異數矩陣。

[iii] Y 代表內生明顯變項之矩陣，Λ_Y代表內生潛在變項與內生明顯變項間之因素負荷量矩陣，B 是外生潛在變項對內生潛在變項之迴歸係數所組成的矩陣，Ψ是結構方程式中外生潛在變數解釋內生潛在變項誤差之共變異數矩陣，Θ_ε是 Y 之測量誤差之共變異數矩陣。

DOI:10.6814/DIS.NCCU.EDU.013.2018.F02

$F_{ML}=\log|\Sigma(\hat{\theta})|+tr(\Sigma(\theta)^{-1}S)-\log|S|-(p+q)$ [iv] （公式 8）

卡方值=(n-1)* F_{ML} （公式 9）

而最大概似估計法的目的即是求得參數獲得擬合矩陣，並使差距函數最小，從而獲得最小卡方值，即最適配結果（Kaplan, 2009）。

2、PLS-SEM 的原理

PLS-SEM 的演算法常見的有四種即 PLS Algorithm、FIMIX-PLS、Bootstrapping、Blindfolding 等（Garson, 2016）。而最主要的是使用 PLS Algorithm，估計結構方程式係數（Hair et al., 2014; Lohmöller, 1989）。PLS 演算法與 CB-SEM 不同，不採用擬合方式計算適配指標，而是估計因素分素，以求得迴歸係數，其估計法可以分為三個階段，茲分述如下（Lohmöller, 1989）：

（1） 第一階段

第一步，先確定內模式（即 CB-SEM 的結構模式）的關係，並計算出其因素分數及其係數（Lohmöller, 1989）。第二步，由外模式（即 CB-SEM 的測量模式）估計潛在變數及權重，之後重複這些步驟直至收斂為止（Lohmöller, 1989）。

（2）第二階段

使用最小平方法估計因素負荷量及迴歸係數（Lohmöller, 1989）。

（3）第三階段

估計其他的參數（Lohmöller, 1989）。

由此可知，PLS-SEM 最後估計出來的迴歸係數、因素負荷量其意義是與 CB-SEM 相同的，只是因為估計方法不同，所得的值不同而已（Hair et al., 2014）；另外，從這裡亦可以發現 PLS-SEM 並不依靠多變量常態分佈進行估計，故其樣本亦不需遵守多變量常態分布的假設（Hair et al., 2014; Kaplan, 2009）。

二、CB-SEM 和 PLS-SEM 在的異同

由於 CB-SEM 和 PLS-SEM 估計原理不同，導致了應用上的差異，根據蕭文龍（2015）和 Hair et al.(2014)歸納 CB-SEM 和 PLS-SEM 的差異，其差異共可分為五點：

[iv] S 代表樣本之變異數-共變異數矩陣，p 代表外生明變變項之個數，q 代表內生明顯變項之個數。

DOI:10.6814/DIS.NCCU.EDU.013.2018.F02

表 1

CB-SEM 和 PLS-SEM 差異

差異	CB-SEM	PLS-SEM
估計原理的差異	CB-SEM 最主要估計原理為最大概估法（蕭文龍，2015；Hair et al., 2014）	PLS 演算法（蕭文龍，2015）
估計條件的差異	1.常態分配為必要條件（蕭文龍，2015；Hair et al., 2014） 2.樣本數最少應為 100-150 以上（蕭文龍，2015）	樣本數需大於問題總數的 10 倍（蕭文龍，2015）
測量模型	1.主要是反映性，少部份為形成性（蕭文龍，2015；Hair et al., 2014）。 2.可以進行共變數設定（Hair et al., 2014）	1.不偏重於形成性和反映性（蕭文龍，2015；Hair et al., 2014）。 2.無法進行誤差的共變數設定（Hair et al., 2014）。
分析目的不同	分析目的是擬合共變數矩陣，擬合愈佳，則代表理論與資料愈適配（Kaplan, 2009），故其目乃在於驗證理論適用性（Hair et al., 2014）	PLS-SEM 其分析原理主要是在解釋變異，故適合理論之探索，亦可進行驗證因果關係（蕭文龍, 2015）
工具不同	1.CB-SEM 的分析工具常見的軟體為 LISREL、AMOS、EQS（蕭文龍, 2015） 2.相對應 R 的軟體，CB-SEM 為 sem（Fox et al., 2017）、lavaan（Rossee, 2012），	PLS-SEM 常見的軟體為 smartPLS、PLS graph3.0、Visual PLS（蕭文龍, 2015）。 相對應 R 的軟體，PLS-SEM 為 semPLS（Monecke, 2013）。

DOI:10.6814/DIS.NCCU.EDU.013.2018.F02

第二節　交互作用

交互作用是調節變項的一種，是故探究交互作用必先瞭解調節變項（Hair et al., 2014）。調節變項簡言之即當 ξ_1 對 η 有影響，ξ_2 亦影響「ξ_1 對 η 有影響」(邱皓政, 2003；Hair et al., 2014)。一般而言，調節變項有兩種，第一種為類別型調節變項，第二種連續性調節變項（邱皓政，2003；Hair et al., 2014）。在類別型調節變項中，調節變項影響的是迴歸係數（Hair et al., 2014），舉例而言，快樂會影響主觀幸福感，而性別如果被研究者推測為此路徑的調節變項，則表示不同的性別會影響其路徑，而在這種情況下，一般而言，會運用多群組分析的技術，分析不同性別的路徑是否有顯著差異，若有差異，則性別即可視為調節變項（Hair et al., 2014）。

但在連續型的調變項則不同（Hair et al., 2014），舉例而言，價格滿意度會影響品牌好感度，而其迴歸係數受顧客的收入影響，對高收入者其迴歸係數較高，反之則相反。在這種情況下，固然可以如同類別變項一樣，將連續型的調節變項轉換為類別型調節變項，然而這種作法卻可能淪為武斷，因為要將連續變項轉換成類別變項，到底要轉幾個，若採用主觀判斷，顯然非常不客觀，故要轉為類別變項，應採用集群分析，而非研究者之主觀判定（Hair et al., 2014）。然而，縱然轉為類別變項，仍有可能喪失訊息。故另一種處理方法，即是運用交互作用項處理調節效果（Hair et al., 2014）。

而本研究的重點即在於連續型的調節變項。調節變項的歷史相當悠久，從 1984 年發展的指標乘積法（又稱 Kenny-Juddy 模式）（Kenny & Judd, 1984）到 2006 發展出的正交法（Little, Bovaird, & Widaman, 2006），已不下十幾種，而根據邱皓政 (2003)、Marsh et al. (2004)等學者的研究，重要的交互作用估計方法如下：

國立政治大學 National Chengchi University

DOI:10.6814/DIS.NCCU.EDU.013.2018.F02

表 2

不同交互作用估計方法

估計方法及作者	簡介
指標乘積法（Kenny & Judd, 1984）	即將自變項與調節變項的明顯變項兩部份交乘，作為交互作用項之明顯變項，以估計交互作用的潛在變項（Kenny & Judd, 1984）。
一般潛在交互作用策略（Jöreskog & Wallentin, 1996）	在 CB-SEM 下由於指標乘積法無法估計截距，為了彌補其缺點，乃使其能估計截距，另外，其在交互作用項，僅使用一項（Jöreskog & Wallentin, 1996）。而由於在估計時限制甚多，故亦被 Marsh et al. (2004)稱為限制法。
二步驟最小平方法（Bollen & Paxton, 1998）	此法乃先設出潛在變項調節效果之公式，並將每一個構面其中一個明顯變項代入公式（Bollen & Paxton, 1998）。之後，以工具變項代入，進行估計。由於需要二階段，故稱二步驟最小平方法（Bollen & Paxton, 1998）。
潛在調節結構方程模式（latent moderated structural equations,LMS）（Klein & Moosbrugger, 2000）	在 CB-SEM 下，由於在最大概估法下，觀察觀項須服從常態分配，而交互作用項顯然非常態分配，故將潛在變數的共變數矩陣分解成常態與非常態兩個部份，再用其聯合分配估計（Klein & Moosbrugger, 2000）。之後，此種方法衍生成 quasi-maximum-likelihood（Marsh et al., 2004）。
一般化附屬交叉乘積法，又稱 GAPI（Wall & Amemiya, 2001）	植基於在一般潛在交互作用中，自變項和調節變項對交互作用項的共變數設為 0，但是在一般化附屬交叉乘積法中，自變項和調節變項對交互作用項的共變數設不須設為 0，且可估計截距（Marsh et al., 2004）。
二階段法（Chin, Marcolin, & Newsted, 2003）	先將自變項、調節變項、依變項同時投入結構方程式中，求出其潛在變項，之後，再將自變項、調節變項的潛在變項相乘，創造出交互作用項之潛在變項，並將自變項、調節變項、交互作用項、依變項的潛在變項做迴歸，以估計其交互作用的效果（Chin et al, 2003）。
無限制法（Marsh et al., 2004）	將自變項和調節變項的明顯變項兩兩交乘，但不重複，並以此作為新的交互作用項的明顯變項，以估計交互作用的潛在變項（Marsh et al., 2004）。
正交法（Little et al., 2006）	先將調節變項和自變項的明顯變項兩兩相乘，並以相乘產生的結果當作迴歸的依變項，而原先的調節和自變項的明顯變當作此迴歸的自變項，最後將迴歸的殘差當作交互作用的明顯變項，同時與原先的自變項和調節變項的明顯變項投入結

DOI:10.6814/DIS.NCCU.EDU.013.2018.F02

	構方程中，進行估計（Little et al., 2006）。
混合法（Henseler & Chin, 2010）	植基於 PLS-SEM 演算法，在交互作用項中，同時採用二階段法、指標乘積法進行逼進（Henseler & Chin, 2010）。

本研究乃在於探討的 CB-SEM 與 PLS-SEM 的交互作用，而在這兩類模型的交互作用中，大概可以分成三種，第一類是根植於 CB-SEM 模型演算法而得，無法運用在另一個模型中，如潛在調節結構方程模式、一般附屬交叉乘積法、一般潛在交互作用策略、無限制法；第二種，則是植基於 PLS-SEM 演算法，如混合法；第三類則是藉由處理明顯變項，產生交互作用項，這種方法可以通用於兩種模型，例如：Kenny-Juddy 模型、二階段法、正交法（Bollen & Paxton, 1998; Henseler & Chin, 2010; Kenny & Judd, 1984; Klein & Moosbrugger, 2000; Little et al., 2006;Marsh et al., 2004）。

以上三種方法，雖然前二種是植於演算法，但若更改部份的條件，亦可使 CB-SEM 與 PLS-SEM 同時運用這種方法估計，例如一般附屬交叉乘積法可改為交叉乘積法，一般潛在交互作用策略可改為交互作用僅估計一項，並放棄估計平均數，而無限制法亦可放棄共變數估計的限制進行估計。故經過修改後，CB-SEM 與 PLS-SEM 可同時適用的方法除了 Kenny-Juddy 模型、二階段法、正交法外（Henseler & Chin, 2010），亦可增加不估計平均數的無限制法和一般潛在交互作用策略。然而若交互作用項只用一個明顯變項估計，在 CB-SEM 下容易遇到估計問題，估計不佳(邱皓政, 2003；Marsh et al., 2004)，且要選擇何者交乘進行模擬，亦是一個問題，故本研究之模擬僅選擇了 Kenny-Juddy 模型、二階段法、正交法及不估計平均數的無限制法進行模擬。

故本研究僅探討四種，茲分述如下。

1、Kenny-Judd 模型（Kenny & Judd, 1984）

Kenny-Judd 模型堪稱最精典，最早的交互作用模型，為 Kenny 與 Judd 在 1984 所提出，如圖 3(邱皓政，2003; Kenny & Judd, 1984)。在這篇精典研究中，他採用很直觀的方法，將變項兩兩相乘產生交互作用項（即 $X_1 \times X_3$、$X_1 \times X_4$、$X_2 \times X_3$、$X_2 \times X_4$），並將交互作用項，與原先的自變項、調節變項（X_1、X_2、X_3、X_4）一起預測依變項（Kenny & Judd, 1984）。而為了方便模擬、估計，乃設定參數，將 ξ_1 的測量變項之因素負荷量設為 1、λ_1，ξ_2 的因素負荷量設為 1、λ_2，交互作用項設為 1、λ_1、λ_2、$\lambda_1 \times \lambda_2$，這種想法為往後部份的學者所繼承（Chin et al., 2003; Kenny & Judd, 1984），但在交互作用項上，有些學者則認為交互作用項的因素負荷量並非相乘即可（Henseler & Chin, 2010），顯然的，Henseler 與 Chin (2010)的看法較為合理。

而在此模型中，另一個常見的問題則是平減，所謂平減即是將 X_1、X_2、X_3、X_4 減去平均數，使其平均數為 0 之新變數 X_1^*、X_2^*、X_3^*、X_4^*，而新的交互作用項則為 $X_1^* \times X_3^*$、$X_1^* \times X_4^*$、$X_2^* \times X_3^*$、$X_2^* \times X_4^*$（邱皓政, 2003；Kraemer & Blasey, 2004; Marquardt, 1980）。而在這篇精典論文中，由於採用標準化分數，並沒有討論交

DOI:10.6814/DIS.NCCU.EDU.013.2018.F02

互作用項平減的問題，但是往後的學者多半認為，當交互作用項是由相乘得來的，因為 $X_1 \times X_3$ 包含 X_1、X_3 項，運用平減有助於減低共線性的威脅（邱皓政, 2003；Kraemer & Blasey, 2004; Marquardt, 1980），避免其與原始資料產生共線性（即 X_1、X_2、X_3、X_4），並強化其對資料的解釋性（邱皓政, 2003；Kraemer & Blasey, 2004; Marquardt, 1980）。

不過，不可否認平減只能減低其與原始資料的相關，而不能完全排除其與原始資料的相關，也正因為此，日後的正交法即針對此進行更進一步的改進（Little et al., 2006）。

在 Kenny-Judd 精典模型中，除了上述關於明顯變項的處理外，另一個問題則是殘差相關的問題（邱皓政, 2003）。所謂的殘差問題，乃指交互作用項的殘差，會與原始的自變項殘差相關，需要克服這個問題，必須進行參數限定，然而這些參數的限定，反而使其參數估計更加困難（邱皓政, 2003），故部份學者並不強調進行限定，以避免在實際上無法執行（余民寧, 2006）。

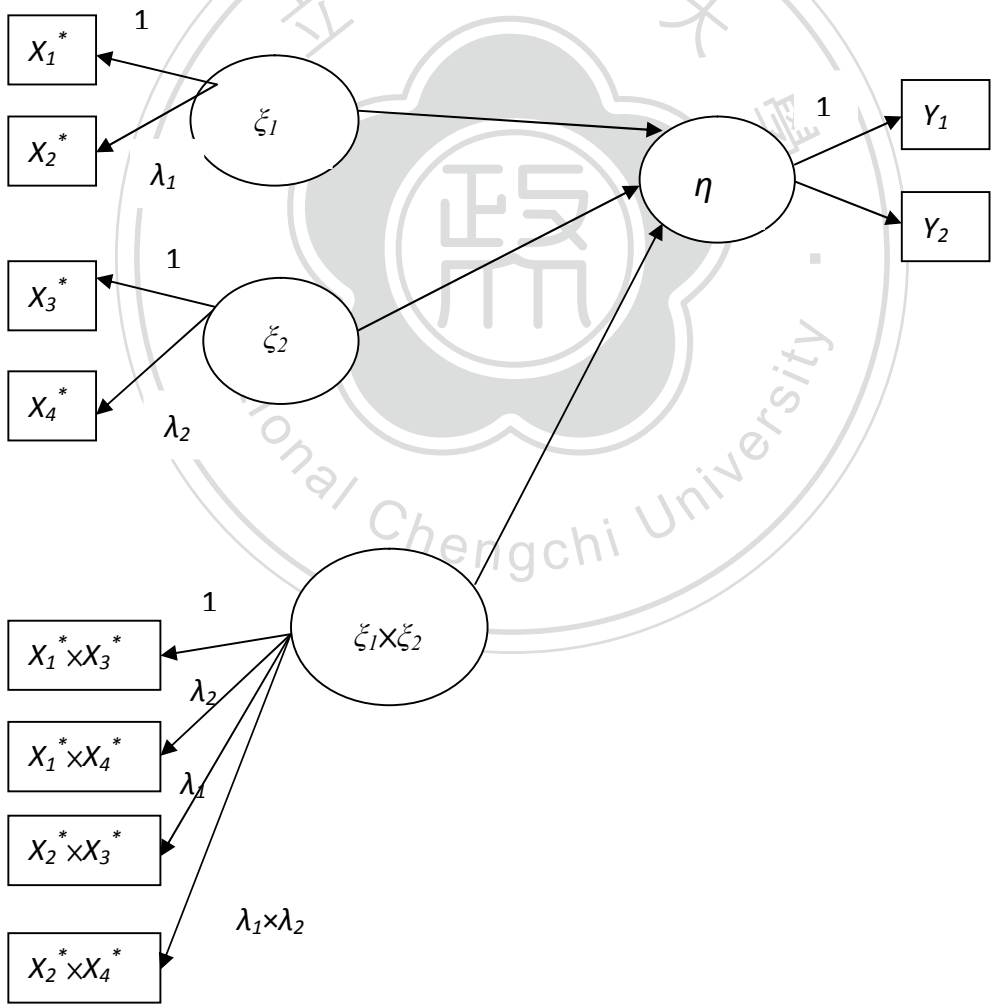

圖 3 Kenny-Judd 模型詳圖

註：本圖乃根據邱皓政（2003）整理之交互作用文獻及所繪的圖稍加修改而成。

DOI:10.6814/DIS.NCCU.EDU.013.2018.F02

2、二階段法(Chin et al., 2003)

二階段法，乃 Chin et al. (2003)所建議，後經 Jörg Henseler and Fassott (2010)進一步論述說明，此種方法，本來是因應 PLS-SEM 形成性測量模型而創立的方法，後來亦逐漸被傳統的 CB-SEM 所採用（邱皓政, 2003；Henseler & Chin, 2010）。

二階段法乃利用潛在變數產生交互作用項以進行估計，由於不論在 CB-SEM、PLS-SEM 皆須二步驟才能完成，故稱為二階段法，而由於最後階段須要用潛在變數進行迴歸，故亦稱潛在變數法（邱皓政, 2003）。其步驟如下，第一步，先投入不包括交互作用的自變項、調節變項、依變項，並運用此模型估計 ξ_1、ξ_2、η 之因素分數如圖 4（邱皓政, 2003；Henseler & Chin, 2010）。

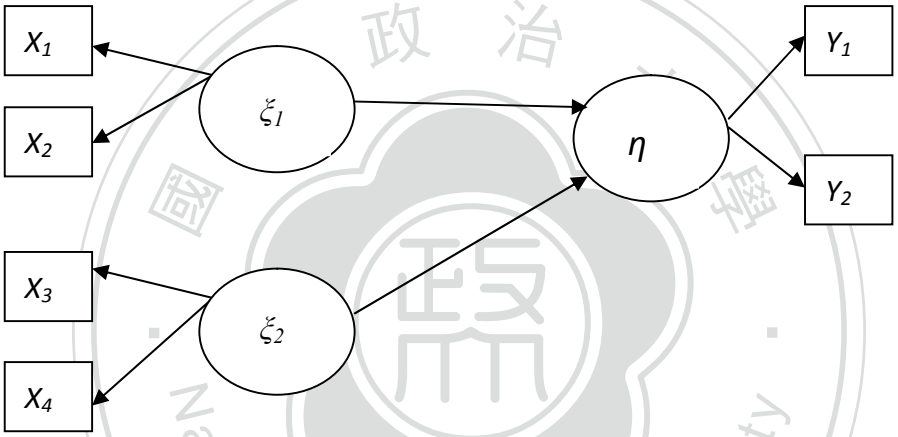

圖 4 二階段法第一步驟

.註：本圖乃根據 Henseler & Chin（2010）所繪的圖及整理的文獻略做修改而成。資料來源：Henseler, J., & Chin, W. W. (2010). A comparison of approaches for the analysis of interaction effects between latent variables using partial least squares path modeling. *Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal, 17*(1), 82-109.

第二步驟則運用所得的因素分數，先讓 ξ_1、ξ_2 相乘成為新的交互作用項，再將 η 對 ξ_1、ξ_2、$\xi_1 \times \xi_2$ 進行迴歸，求得各迴歸係數，此即二階段法，如

圖 **5**（邱皓政, 2003；Henseler & Chin, 2010）。

DOI:10.6814/DIS.NCCU.EDU.013.2018.F02

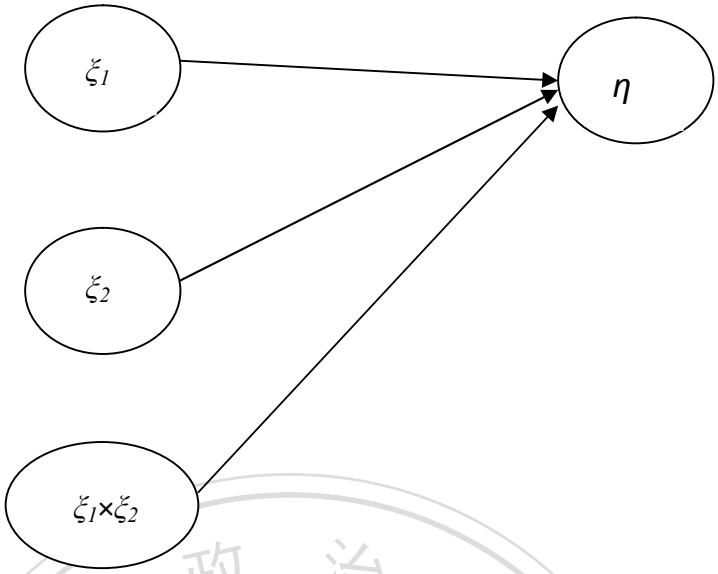

圖 5 二階段法第二步驟

.註：本圖乃根據 Henseler & Chin（2010）所繪的圖及整理的文獻略做修改而成。資料來源：Henseler, J., & Chin, W. W. (2010). A comparison of approaches for the analysis of interaction effects between latent variables using partial least squares path modeling. *Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal, 17*(1), 82-109.

顯然的，從上述步驟 1 可以發現，由於步驟 1 並沒有要創造交乘項，只須提出潛在變項，故不須將明顯變項 X_1、X_2、X_3、X_4 去中心化或標準化（邱皓政, 2003）；另外，在步驟 1，其殘差沒有相關，而在步驟 2 則為單純的迴歸，故本模型亦不須考殘差相關的問題（邱皓政, 2003）。

3、正交法（Little et al., 2006）

如同前述，由於 Kenny-Judd 模型縱使運用去中心化，仍無法徹底解交互作用項與原始資料的共線性（Aiken & West, 1991; Cohen, 1978），故 Little et al. (2006) 等人在 CB-SEM 及迴歸架構下，針對此問題是提出正交法解決此問題。正交法簡言之，即是利用殘差平減的策略以克服共線性問題，故又稱為殘差平減法如圖 6（邱皓政，2003；Little et al., 2006）。

正交法在 CB-SEM 其產生方法如下（Little et al., 2006）：

$X_1X_3=g_{10}+g_{11}X_1+g_{12}X_2+g_{13}X_3+g_{14}X_3+e_{15}$

$X_1X_4=g_{20}+g_{21}X_1+g_{22}X_2+g_{23}X_3+g_{24}X_3+e_{25}$

$X_2X_3=g_{30}+g_{31}X_1+g_{32}X_2+g_{33}X_3+g_{34}X_3+e_{35}$

$X_2X_4=g_{40}+g_{41}X_1+g_{42}X_2+g_{43}X_3+g_{44}X_3+e_{45}$

DOI:10.6814/DIS.NCCU.EDU.013.2018.F02

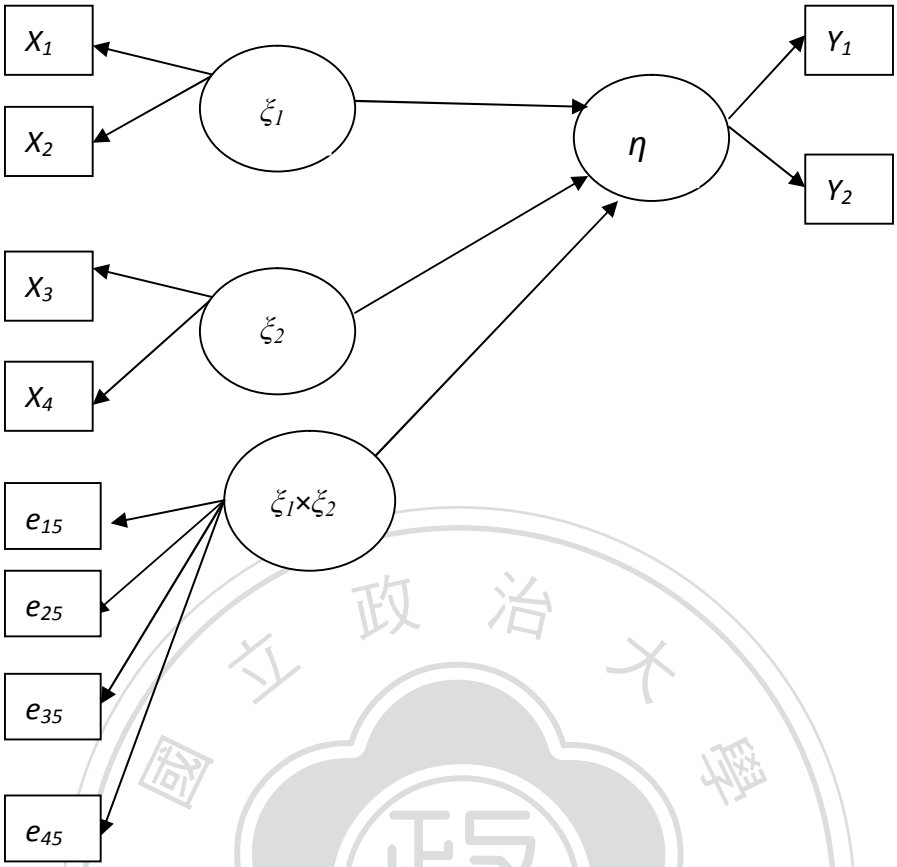

圖 6 正交法模式

註：本圖乃根據邱皓政(2003)所整理的文獻及繪的圖稍加修改而成。

上述 X_1- X_4 中皆為未中心化之原始分數，故 e_{15}、e_{25}、e_{35}、e_{45} 亦為未標準化殘差（Little et al., 2006）。

下一個步驟即是將 e_{15}、e_{25}、e_{35}、e_{45} 當作交互作用項（Little et al., 2006）。而在 CB-SEM 中，由於殘差可以設定相關（Little et al., 2006），故會將原本交乘項中有相同乘數設為相關（如 X_1X_3、X_2X_3，有相同的 X_3），易言之即是將「e_{15}、e_{25}」、「e_{15}、e_{35}」、「e_{25}、e_{45}」、「e_{35}、e_{45}」設為相關，但是值得注意的，由於其交互作用項 e_{15}、e_{25}、e_{35}、e_{45} 與原始變項 X_1、X_1、X_2、X_2 已經用迴歸排除其共線性的可能，故不設為相關（Little et al., 2006）。

在 Little et al. (2006)的原始論文中，其僅就 CB-SEM 與迴歸討論，而不適用 PLS-SEM，因其並不能設定相關，故不作殘差相關設定。

根據 Little et al. (2006)以實證的迴歸資料做的簡單實驗，將正向情感、動力當做自變數，理想當做依變項，在交互項中則採用三種方法產生，分別為直接交乘法、中心平減法和正交法。結果發現動力之於直接交乘法產生的交互作用項之相關係數為.37，之於平減法為.05，之於正交法為.00。顯示正交法確實能減低與

DOI:10.6814/DIS.NCCU.EDU.013.2018.F02

原始資料的相關，惟其與中心平減的結果有高度的相關達.99（Little et al., 2006）。

表 3

直接交乘、平減、正交法對原始資料之相關

	正向情感	動力	理想	直接交乘	中心平減	正交
正向情感	1					
動力	.22	1				
理想	-.01	-.24	1			
直接交乘	.1	.37	.8	1		
平減	-.1	.05	-.06	.16	1	
正交	-.11	.00	.00	.18	.99	1

註：直接交乘指「動力×理想」、平減則指平減法得到的交互作用項，正交指用正交法得到的交互作用項

資料來源：Little, T. D., Bovaird, J. A., & Widaman, K. F. (2006). On the merits of orthogonalizing powered and product terms: Implications for modeling interactions among latent variables. *Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal, 13*(4), 497-519.

4、無限制潛在變數交互作用模式（Marsh et al., 2004）

無限制法最早由 Marsh et al. (2004)等人所提出，此模式的產生方法，乃是先將平減後的自變數相乘，形成新的交乘項，而與 Kenny-Judd 不同的是，每個觀察變項只用一次不重複，以避免共線性，然而，亦非如一般潛在交互作用策略一樣，只創造一個交互作用項（Marsh et al., 2004）。

在殘差設定上，由於交互作用項已經減去平均數，且每個自變項交乘只用一次，降低了共線性的可能，故此模式並不須要設定殘差相關（Marsh et al., 2004）。

而其產生方式如下：以原始自變項、調節變項 X_1、X_2、X_3、X_4，依變項為 Y_1、Y_2 為例，先減去平均數使之變成為 X_1^*、X_2^*、X_3^*、X_4^*，之後創造交互作用項為 $X_1^*\times X_3^*$、$X_2^*\times X_4^*$，最後以 X_1^*、X_2^*、X_3^*、X_4^*及 $X_1^*\times X_3^*$、$X_2^*\times X_4^*$當作自變項、調節變項、交互作用項，Y_1、Y_2 為依變項，進行結構方程式的分析，如圖 7（邱皓政，2003；Marsh et al., 2004）。

DOI:10.6814/DIS.NCCU.EDU.013.2018.F02

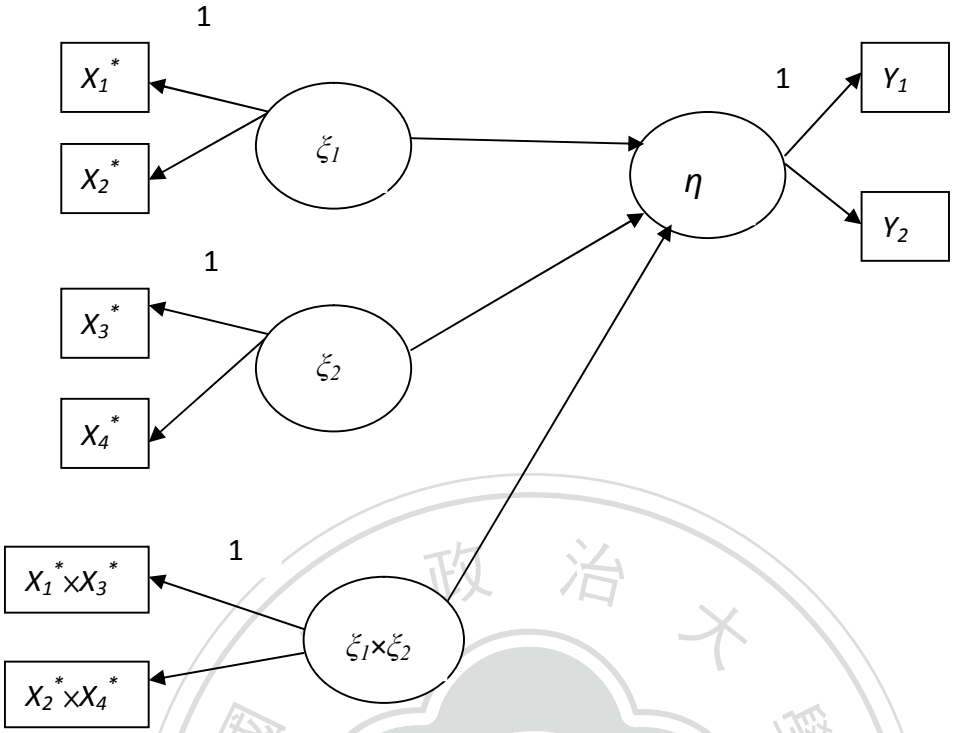

圖 7 無限制法模式

註：本圖乃根據邱皓政（2003）、Marsh et al.,（2004）所整理的文獻及繪的圖稍做修改而成。

國立政治大學 National Chengchi University

DOI:10.6814/DIS.NCCU.EDU.013.2018.F02

第三節 模擬之相關研究

本研究相關之模之模擬研究共可分三種，第一種是 CB-SEM 交互作用的模擬研究，第二種是 PLS-SEM 交互作用之模擬，第三種是 CB-SEM 和 PLS-SEM 比較之模擬研究，茲將這三者分述如下。

一、CB-SEM 交互作用之模擬研究

關於交互作用的模擬比較，從最早期的 Kenny 與 Judd (1984)經典指標乘積法，直到現今結合中介變項的交互作用分析(Wang & Preacher, 2015)，其研究可謂一日千里，重要的文獻已累積甚多（Marsh et al., 2004）。而為了讓本研究可與過去研究比較，茲將與本研究較相關的文獻整理如下。

1、Kenny 與 Judd (1984)之經典指標乘積法模擬

在 Kenny 與 Judd (1984)這一篇充滿原創性的文章中，共探討兩個問題，第一個問題是 非線性的估計(此部份為平方項估計)，另一個則是交互作用項的估計，本研究由於在探討交互作用項，故只討論後者。

在此研究中，其自變項係數為-.15，調節變項係數為.35，交互作用項係數為.70，另外自變項之因素負荷量為.6，調節變項之因素負荷量為.7（Kenny & Judd, 1984）。

由於當時電腦科技遠較現今落後，故其用 500 人作樣本，進行一次模擬，結果顯示估計相當良好（Kenny & Judd, 1984）。預測變項係數估計為-.169，調節變項係數為.321，交互作用項係數估計為.710，預測變項之因素負荷量為.646，調節變項之因素負荷量為.685（Kenny & Judd, 1984）。

2、Bollen 與 Paxton (1998)對二步驟最小平方法與指標乘積法之比較

Bollen 與 Paxton (1998)運用一次模擬與 Kenny 與 Judd (1984)之經典指標乘積法進行比較，結果發現在自變項、調節變項的迴歸係數皆較指標乘積法估計為佳，但是在交互作用上，則與指標乘積法差異不大。

3、Jöreskog 與 Wallentin (1996)一般潛在交互作用策略之模擬

此研究乃為了估計截距，故修改了 Kenny 與 Judd 的模型，並僅採用一個交乘項，進行估計(Jöreskog & Wallentin, 1996)。由於受限於當時的估計技術，故僅採用 800 人，在二種情況下（一個指標相乘和多個指標相乘）各模擬一次，並用三個模式估計（ML、WLS、WLSA）(Jöreskog & Wallentin, 1996)。研究結果顯示，這兩種情況之模擬，不論用何者方法估計，皆非常接近真實值，然而，多指標相乘較單一指標相乘，其標準誤較少(Jöreskog & Wallentin, 1996)。

。

DOI:10.6814/DIS.NCCU.EDU.013.2018.F02

4、Klein 與 Moosbrugger (2000)對潛在調節結構方程模式、最大概估計、WLSA 法、二步驟最小平方法

隨著科技日益進步，Klein 與 Moosbrugger (2000)的模擬亦脫離只模擬一次的情況。在此研究中，樣本數四百，指標數二的資料集共被模擬五百次，結果顯示，不論何者方法，估計皆不錯（Klein & Moosbrugger, 2000）。但是透過比較估計標準誤的平均及模擬估計的平均，發現潛在調節結構方程模式是最有效率的方式，因為最大概估法、WLSA 之估計標準誤之平均皆會遠遠小於估計的標準差，而二步驟最小平方法雖然標準誤之平均接近於估計的標準差，然而在估計交互作用時，由於標準差過大，需要大樣本才能有效偵知交互作用（Klein & Moosbrugger, 2000）。

5、Yang-Wallentin (2001) 一般潛在交互作用策略及二步驟最小平方法（TSLS）比較

Yang-Wallentin (2001)之研究，是在探究不同樣本的大小及兩種估計方法對估計之影響。在樣本數的設定上，分為 100、200、400、800、1600、3200，並將每一種情況模擬 600 次，而模擬後之分析顯示，隨著樣本數的加，收斂的次數增加（Yang-Wallentin, 2001）。 研究結果顯示，在小樣本的情況下，以 bias 而論，一般潛在交互作用策略之估計較二步驟最小平方法佳，但到了大樣本就差異不大（Yang-Wallentin, 2001）。

在 MSE 上，情況亦類似，隨著樣本增加 MSE 逐漸變小，但是一般潛在交互作用策略較二步驟最小平方法均勻變小（Yang-Wallentin, 2001）。

在這個研究亦發明一個指標，即標準誤比率。所謂標準誤比率是指估計出來的標準誤除以標準差（Yang-Wallentin, 2001）。而根據本研究結果一般潛在交互作用策略傾向低估，而在四百人以下，二步驟最小平方法則傾向高估，而在八百人到三千二百人則傾向低估（Yang-Wallentin, 2001）。

6、Schumacker (2002)比較一般潛在交互作用策略與二步驟最小平方法

Schumacker (2002)以 500 人為樣本，指標數目三，模擬一次，比較一般潛在交互作用策略與二步驟最小平方法何者較優。結果顯示在係數估計上，兩者差異不大，但是一般潛在交互作用策略標準差較大，且二步驟最小平方法在減少收斂問題上較有效（Schumacker , 2002）。值得注意的是在此研究中的一般潛在交互作用策略並非使用一個交乘項，而是使用三個交乘項，雖然其估計方法來自一般潛在交互作用策略（Schumacker , 2002）。

7、Moulder 與 Algina (2002)對六種方法的比較

DOI:10.6814/DIS.NCCU.EDU.013.2018.F02

Moulder 與 Algina (2002)比較一般潛在交互作用策略、修正後的一般潛在交互作用策略、二步驟最小平方法、Ping 的二步驟最小平方法最大概估、修正後 Ping 的二步驟最小平方法最大概估、Jaccard 和 Wang 最大概估法，並設定 144 種情況包括：二種樣本、二種相關、二種不同的解釋量、三種不同的交互作用係數、三種因素負荷量，每次各模擬 250 次（扣除不能收斂，選能收斂的 200 次）（Moulder & Algina, 2002）。研究結果顯示二步驟最小平方法相對於其他的方法有最多的偏差和最低的統計考驗力（Moulder & Algina, 2002）。

8、Marsh et al.(2004)對限制法、無限制法、GAPI 法的比較

在此研究中共分四個子研究（Marsh et al., 2004），茲分述如下

（1）第一個子研究

在第一個研究中，共操弄二種因子，第一種是樣本（共分三種樣本包括 100 人、200 人、500 人），第二種是指標數目的配對方法（僅一指標配對，三個指標配對、九個指標配對）（Marsh et al., 2004），並用三種方法：GAPI（Generalized appended product indicator）、限制法、無限制法估計比較（Marsh et al., 2004）。結果顯示，三種方法皆顯示，僅一個配對的比三個配對的，對資料的適配度更佳，而三個配對的比九個配對，資料適配更好（Marsh et al., 2004）。

在係數估計上，在估計自變數、調節變數的係數上，三種方法差異不大，但是在估計交互作用上，單一指標的估計不及三個配對指標和九個配對指標(Marsh et al., 2004)。然而，九個指標太複雜，且在估計上，較三個配對指標無重大進步，所以三個配對指標是最好的方法（Marsh et al., 2004）。

而在三種方法的比較上， GAPI 在單一指標配對的估計較其他兩種不佳（Marsh et al., 2004）。而在三項指標下，無限制法優於 GAPI 亦優於限制法(Marsh et al., 2004)。

（2）第二個子研究

在第一個研究中，其隨機成對配對建立於因素負荷量皆相同，而為了了解在因素負荷量不同下的配對，乃進行指標數目三和指標數目四之不同組合之模擬研究（Marsh et al., 2004）。研究結果指出各樣本的結果非常接近，且各估計方法大致上獲得合適解比例亦類似，唯限制法稍高而已（Marsh et al., 2004）。在估計自變項和調節變項的係數上，三種方法（GAPI、限制法、無限制法）差異不大。但是在估計交互作用項的係數上，則三種方法估計都相當偏差（Marsh et al., 2004）。

而在標準誤的估計上，自變項和調節變項、交互作用係數的標準誤估計小於估計的標準差，且限制法標準誤估計較其他兩種方法都較低（Marsh et al., 2004）。

DOI:10.6814/DIS.NCCU.EDU.013.2018.F02

在影響估計的因素上，其研究指出因素負荷量愈高，標準差較少，估計較佳；另外，指標數太少，如僅剩一個配對的指標時，其標準差和標準誤都較大，故其不推薦一個配對指標進行估計（Marsh et al., 2004）。

（3）第三個子研究

第三個子研究主要是操弄因素負荷量、樣本數、交互作用的係數，且存在截距（Marsh et al., 2004）。而綜觀此研究可以發現只要樣本數適中以上（大於二百），因素負荷量高，無限制法、限制法、GAPI 此三種方法在檢定力、第一類型的錯誤、交互作用項的係數估計皆類似（Marsh et al., 2004）。

而值得注意的是，當小樣本、因素負荷量不高時，限制法參數估計優於無制制法及 GAPI 法且標差估計較此兩者小，而亦因如此，導致第一類型錯誤及檢定力的增加（Marsh et al., 2004）。

（4）第四個研究

在研究四中，主要的研究重點在不同的潛在特質的分配，包括常態分配、均勻分配、χ_6^2，並將 QML 納入比較，故第四個研究總共比較無限制法、限制法、GAPI 和 QML 法（Marsh et al., 2004）。

研究結果顯示 QML、無限制法在非常態的資料下，表現不佳，但在常態分配的資料下，表現較無限制法、GAPI 法好（Marsh et al., 2004）。然而，在非常態資料下，無限制法、GAPI 就表現較上述兩者方法佳，此研究亦發現無限制法、GAPI 之估計偏差會隨樣本數變大而縮小（Marsh et al., 2004）。

9、Little et al. (2006)的正交法、指標乘積法、LMS 法之差異

在 Little et al. (2006)之正交法經典論文中，除了發展正交法外，亦進行小型的模擬比較正交法、指標乘積法、LMS 法之差異。

在小型的模擬中，其預測變項和調節變項皆設為.4，交互作用項設為.2，以 1500 人為樣本，指標數目為 3，共模擬 1000 次（Little et al., 2006）。模擬結果顯示，由於參數估計較少，LMS 法之 AIC、BIC 優於正交法和指標乘積法（Little et al., 2006）。而正交法又優於指標乘積法（Little et al., 2006）。

在係數估計上，自變項和調節變項的係數三種方法差異不大，但是在交互作用項上，LMS 法估計偏差比率.05%，但是指標乘積法為 4.2%，正交法為 3.9%，顯然，LMS 法估計最佳（Little et al., 2006）；但是在估計調節變項和自變項的相關上，LMS 法估計偏差比率 0.3%，但是正交法、指標乘積法皆為 0.2%（Little et al., 2006）。

在標準誤的估計上，三種方法皆傾向高估標準誤的估計，然而 LMS 法在交互作用的標準誤估計上表現優於另二種方法（Little et al., 2006）。

10、Wen et al. (2010)對 ML 及 GLS 法對無限制模型估之比較

DOI:10.6814/DIS.NCCU.EDU.013.2018.F02

Wen et al. (2010)以無限制法為估計模型，並採用 ML 及 GLS 法分別估計調整後及未調整之中心化及標準化資料。研究結果指出，ML 及 GLS 法在估計上差異不大，此外調整後的估計與未調整也差異不大(Wen et al., 2010)。

綜合上述的文獻，本研究的結論如下：

1、最大概似估計法仍可應用在非常態分配資料(Wen et al., 2010; Yang-Wallentin, 2001)

雖然從理論上來看，最大概似估計法是建立在多變量常分配上，其直接適用顯然有固難(余民寧, 2006; 黃芳銘, 2010)。然而，過去仍有許多研究在交互作用的模擬上，運用最大概似估計法，進行比較(Schumacker, 2002; Wen, Marsh, & Hau, 2010; Yang-Wallentin, 2001)。此原因無它，最大概似估計法是 CB-SEM 最重要、最常用的方法(余民寧, 2006; 黃芳銘, 2010)。而事實上，最大概估法比起 GLS、TSLS 也沒有比較差(Wen et al., 2010; Yang-Wallentin, 2001)。由此可知，雖然最大概估法不合理論，但以此進行模擬研究，仍有前例可循(Schumacker, 2002; Wen, Marsh, & Hau, 2010; Yang-Wallentin, 2001)。

2、只要樣本數不要太小，仍可應用最大概估法(Marsh et al.,2004)

雖然過去的研究皆指出樣本數對最大概估法的影響（余民寧，2006；邱皓政，2003），但是研究結果卻顯示最大概估法在小樣本數仍估計不錯，只要樣本數不要太小，200 人以上即有不錯的效果(Marsh et al.,2004)。

3、題數不宜太少，太少估計困難（Jöreskog & Wallentin, 1996; Marsh et al.,2004 ）

綜合上述，無法發現多少題數才是最好，但是一個指標則鐵定不是最好，故交互作用之指標項最好不要只有一個（Jöreskog & Wallentin, 1996; Marsh et al.,2004 ）。

二、PLS-SEM 交互作用之模擬研究

在 PLS-SEM 的模擬交互作用中，主要的有三篇，茲將結果分述如下。

1、Chin et al. (2003)針對 PLS-SEM 指標乘積法和迴歸之比較

在 Chin et al. (2003)的研究中，共可分兩個部份，一部份是模擬研究，一部份是實證研究，本研究僅回顧其模擬研究。

其研究包含一個較大的研究，共操弄三個因子包括樣本數（20、50、100、150、200、500）、指標數目（1、2、4、6、8、10、12）和方法（迴歸和指標乘積法）及一個小研究主要操弄不同的因素負荷量（Chin et al., 2003）。值得注意

DOI:10.6814/DIS.NCCU.EDU.013.2018.F02

的是在產生明顯變項上，其指標乘積法的交互作用項之明顯變項，其因素負荷量是 ξ_1、ξ_2 因素負荷量的平方，而非採用採用明顯變項交乘（Chin et al., 2003）。

在檢定力的研究中，其發現 PLS-SEM 的檢定力較迴歸佳（Chin et al., 2003）。而對 PLS-SEM 而言，指標數目、樣本數減少都會減少去檢定力，且 β_3 對樣本數要求較 β_1、β_2 高（Chin et al., 2003）。然而，其指出，對於 β_1、β_2 而言，其受樣本數影響較大，但是對 β_3 而言，樣本數和指標數目皆有影響力（Chin et al., 2003）。

在係數估計上，單一指標的迴歸在估計交互作用相當不理想，而加總指標的迴歸則情況較佳，且自變項、調節變項之估計皆與 PLS-SEM 相似，而在交互作用的估計上則較類似 PLS-SEM，而較不類似單一指標的迴歸（Chin et al., 2003）。

相較於迴歸法，PLS-SEM 的估計則較理想，在交互作用的估計上，指標數目較人數有多一些正向的影響；而值得注意的是在估計因素負荷量上，PLS-SEM 傾向高估，且一直到指標數目超過 8 時，情況才會好轉（Chin et al., 2003）。

而在浮動的因素負荷量的估計，在交互作用上，加總指標迴歸其估計不如 PLS-SEM，但是在估計調節變項和自變項時，則相似（Chin et al., 2003）。

2、Henseler 與 Chin (2010)針對 PLS-SEM 四種交互作用模式之比較

Henseler 與 Chin (2010)為了探究指標乘積法、正交法、混合法、二階段法，乃進行模擬研究，其探究的結果包含了迴歸係數的精準性、檢定力、解釋量。

在迴歸係數的估計上，二階段法和正交法產生最佳的整體估計效果，而指標乘積法和正交法在估計交互效果最佳（Henseler & Chin, 2010）。而運用變異數分析發現，在指標數目、樣本數、方法上，在 β_1 皆顯著，但是在 β_2、β_3 僅指標數目、方法上顯著（Henseler & Chin, 2010）。交互作用雖然都顯著，但是效果量都相當低（Henseler & Chin, 2010）。進行事後比較則發現，選擇正交法最佳，因為其在交互作用之估計亦佳（Henseler & Chin, 2010）。

在交互作用的統計檢定力的估計上，所有主要效果、二階、三階交互作用都顯著，進行事後比較發現二階段法、混合法優於正交法，正交法又優於指標乘積法（Henseler & Chin, 2010）。值得注意的是只有在指標數目很少的情況下，正交法才是最佳的方法（Henseler & Chin, 2010）。

在解釋量的準確上，此研究指出最高預測力為指標乘積法和正交法（Henseler & Chin, 2010）。進行混合因子變異數分析發現方法、樣本數、指標數目皆達顯著，其重要的交互效果則為「方法與指標數目」、「指標數目與樣本數」、「方法和樣本數」。進行事後比較則發現方法分為兩群，第一群包括二階段法和混合法；第二群包括括正交法和指標乘積法（Henseler & Chin, 2010）。第一群的解釋量為 37%，第二群的解釋量為 39%，故其推薦第二群。且認為在樣本少，且指標數少的情況下應用正交法，樣本多，指標數多時用指標乘積法（Henseler & Chin, 2010）。

3、Martínez-Ruiz 與 Aluja-Banet (2013) 運用二步驟法（two-step）之研究

DOI:10.6814/DIS.NCCU.EDU.013.2018.F02

在 Martínez-Ruiz 與 Aluja-Banet (2013)的研究中，採用形成性指標，其模型除了預測變項、調節變項、交互作用項，還有二次項；而影響因子則包括三種樣本數（100、250、500），四種指標數（2、6、4、8）（Martínez-Ruiz & Aluja-Banet, 2013）。研究結果顯示，隨著人數增加，MRB 皆隨之下降，但是指標數目對估計效果之影響則較不一致；且其線性路徑之 MSE 較二次項的估計小，而二次項的估計又較交互作用項準確（Martínez-Ruiz & Aluja-Banet, 2013）。

在統計考驗力上，當樣本大於 250 人，統計考驗力大於.8，二次項優於交互作用項（Martínez-Ruiz & Aluja-Banet, 2013）。而值得注意的是，在 100 人小樣本小，不論是二次項或交互作用項，指標數目愈少，統計考驗力皆較佳（Martínez-Ruiz & Aluja-Banet, 2013）。

根據上述的研究，本研究的結論如下：

1、不均等的因素負荷量之影響

雖然上述的研究中只有一個研究不均等因素負荷量之影響，但是從因素負荷量的原理來看，因素負荷量愈平均，愈代表題題等值，則迴歸與 PLS-SEM、CB-SEM 差異不大(Chin et al., 2003)；而當因素負荷量愈不平均，迴歸的回復性自然比不上 PLS-SEM、CB-SEM(Chin et al., 2003)。

2、題數的影響：

針對題數對估計的影響，在 Chin et al. (2003)和 Henseler 與 Chin (2010)指出負的 MRB 隨著題數增加由負轉向正，易言之，在大部份的情況，每個構面為八題以內，PLS-SEM 是隨著題數增加而估計日益準確。但是相對的，Martínez-Ruiz 與 Aluja-Banet (2013)的研究則指出其 MRB 為一直為正，且大致上隨著題數增加而估計日益準確，與前述兩者之研究不同。研究者認為有兩個原因，第一，其估計方法為二步驟法（two step），第二，其有二次項，故造成研究結果不同。

三、CB-SEM 與 PLS-SEM 比較之模擬研究

CB-SEM 與 PLS-SEM 的比較研究與本研究較相關的有四篇，茲分述如下。

1、在一般模型的比較（Reinartz et al., 2009）

Reinartz et al. (2009)為了瞭解 CB-SEM 運用最大概估法與 PLS-SEM 在一因多果模型的差異，其以樣本大小、指標數目、潛在變數的分布、因素負荷量作為研變項，在樣本大小上分為 100、250、500、1000、10000，潛在變數分布則依常態化的程度分為高、中、低，因素負荷量則分為高、中、低度相等及不相等，指標數目為 2、4、6、8。運用變異數分析，發現模型、指標數量、因素負荷量、樣本數皆達顯著，但分布情形並不顯著，且分布的顯著性不會與組內或組間的因

DOI:10.6814/DIS.NCCU.EDU.013.2018.F02

子交互作用，由此可知，不論是 CB-SEM 或 PLS-SEM 皆不會受潛在變數分布影響，而導致估計好壞（Reinartz et al., 2009）。

而在組間的交互作用上，樣本和因素負荷量是唯一顯著，且有實質影響的交互作用（Reinartz et al., 2009）；而在組內交互作用上最重要的分別是二階的方法、樣本數及三階的方法、樣本數、因素負荷量（Reinartz et al., 2009）；而更進一步則發現當樣本數達到一定數量時（約 250 人）不論指標數量多寡，或是因素負荷量高低，CB-SEM 皆較 PLS-SEM 估計為佳，而小樣本則反之（Reinartz et al., 2009）。

而就整體而言，CB-SEM 優於 PLS-SEM，且在一個理想的狀況下，高因素負荷量、高指標數目、常態分配下，CB-SEM 是非常接近理論值的（Reinartz et al., 2009）。

此外，此研究亦有討論統計考驗力，其發現如同理論所指出 PLS-SEM 較 CB-SEM 為佳，較適宜發展理論（Reinartz et al., 2009）。

2、在小樣本及非常態資料之研究（Goodhue et al., 2012）

Reinartz et al. (2009)的研究已經指出人數愈多，CB-SEM 估計愈佳準確，而從最大概估法的原理則指出 CB-SEM 會在常態分配下表現最佳(Kaplan, 2009)。然而，這樣的論點，並不每位學者都贊同，Goodhue et al. (2012)針對這個問題，再進行與 Reinartz et al. (2009)不同模型的分析，在簡單的四因一果常態分配資料模型中，當迴歸係數高、中等時，不論小樣本數如何變動（從 20~200），CB-SEM 估計較 PLS-SEM 好；但是在統計考驗力上，當迴歸係數中、高時，40 人以下的小樣本時，PLS-SEM 較 CB-SEM 佳（Goodhue et al., 2012）。而在四因一果非常態分配資料模型中，研究發現在中等非常態資料下，PLS-SEM 和 CB-SEM 皆有強韌性，但在極度的非常態資料下，PLS-SEM 和 CB-SEM 皆會損及資料的檢定力，故其認為採用最大概估法的 CB-SEM 在估計非常態分配資料下，其表現與 PLS-SEM 相似（Goodhue et al., 2012）。在其第三個實驗中，則顯示隨著因素負荷量降低，信度的降低致，將導檢定力降低，但是這些改變的實驗結果卻無法支持 PLS-SEM 優於 CB-SEM（Goodhue et al., 2012）。第四個實驗則顯示在中介效果的考驗中，CB-SEM 的精確性大致上優於 PLS-SEM；PLS-SEM 的檢定力大致上優於 CB-SEM（Goodhue et al., 2012）。綜合上述，PLS-SEM 的精確性由於測量誤差較多，故較 CB-SEM 差，但是在偵測是否顯著上，則優於 CB-SEM(Goodhue et al., 2012)。

3、在多群組比較的研究（Qureshi & Compeau, 2009）

Qureshi 與 Compeau (2009)進行 CB-SEM 和 PLS-SEM 的多群組判定比較。操弄的變項有估計方法、題項數目、常態與否、自變項的相關性、迴歸係數的差異性、樣本數。並以判定多群組差異的比例作為依變項（Qureshi & Compeau,

DOI:10.6814/DIS.NCCU.EDU.013.2018.F02

2009）。透過變異數分發現除了自變項的相關性不影響外，其餘皆會影響，其中以模型估計影響最大（Qureshi & Compeau, 2009）。

以全體而論，CB-SEM 較 PLS-SEM 更易偵測到多群組的差異；且不論是 CB-SEM 或 PLS-SEM 估計非常態分配之資料皆較估計常態分配資料不準（Qureshi & Compeau, 2009）。

分別而論，在常態資料、小樣本（500 人以下）、變項相關下及高因素負荷量下，PLS-SEM 更傾向容易偵測多群組差異，較 CB-SEM 佳，但是其他的小樣本的情況則不見得如此（Qureshi & Compeau, 2009）。而在大樣本下，且群組迴歸係數差異中等以上，兩者表現一樣；但是在較小的群組迴歸係數差異下，CB-SEM 表現較好（Qureshi & Compeau, 2009）。

而在非常態資料上，大樣本下，且群組迴歸係數差異中等以上，PLS-SEM 和 CB-SEM 表現一樣；但是在其迴歸差異若是小的（.15），則 PLS-SEM 較佳，若是極小（.05），則 CB-SEM 較佳；而在小樣本下，當群組間的迴歸係數較小時（.05 或者.15），CB-SEM 表現較好，若群組間的迴歸係數較大或中等時，PLS-SEM 較佳（Qureshi & Compeau, 2009）。

另外，用變異數分析則發現因素負荷量、資料的分配、樣本數、群組間係數的差異，都會影響偵測群組間是否有差異的因素（Qureshi & Compeau, 2009）。

而其在文末指出，只要其潛在變項為非非常態資料上，CB-SEM 和 PLS-SEM 都估計不好，但是 CB-SEM 可藉由使用 ADF 方法以彌補 ML 法之不足，然而，PLS-SEM 則無法（Qureshi & Compeau, 2009）。

4、不同樣本下三種模型之比較（Sharma & Kim, 2013）

Sharma 與 Kim(2013)運用 r 軟體中 sem 和 sempls 這兩個軟體進行模擬，並以人數為控制因子，分為 50、100、150、200、500 人，結果發現在測量模型上，用 PLS-SEM 拔靴法估計出來的因素負荷量不論是 bias 或 RMSE 皆較 ML 法、Bollen-Stine 拔靴法為大，故可知用 PLS-SEM 拔靴法估計出來的因素負荷量較不佳，此外亦發現隨著樣本數增加，PLS-SEM 拔靴法的 bias 也日益增加（Sharma & Kim, 2013）。

而相對於測量模型，在結構模式中，PLS-SEM 拔靴法對迴歸係數的估計在 200 以下估計皆較 ML 法、Bollen-Stine 為佳（Sharma & Kim, 2013）。

另外就測量標準誤上，可以發現在 200 人以下，ML 法、Bollen-Stine 拔靴法在估計測量模型的測量標準誤上，較 PLS-SEM 拔靴法佳，但到了 500 人則差異不大；而在結構模型上，PLS-SEM 拔靴法則較 ML 法、Bollen-Stine 拔靴法估計皆優（Sharma & Kim, 2013）。

綜合以上的研究可以發現如下三點：

DOI:10.6814/DIS.NCCU.EDU.013.2018.F02

1、小樣本下，CB-SEM 和 PLS-SEM 的迴歸係數估計優劣可能與模型有關或與估計程式與方法有關

Reinartz et al. (2009)和 Goodhue et al W. (2012)、Sharma & Kim(2013)的研究較相似，而和 Qureshi 與 Compeau (2009)的研究方向差異較大。深入探討則發現 Reinartz et al. (2009)、 Sharma & Kim(2013)和 Goodhue et al. (2012)、的研究結論不同。

Reinartz et al. (2009)認為當樣本數不夠大，則將使 CB-SEM 迴歸係數估計不如 PLS-SEM，但是 Goodhue et al(2012)卻指出即使在小樣本的情況，CB-SEM 表現亦不輸 PLS-SEM。關於此點爭議，推測很可能是 Reinartz et al. (2009)所驗證的模型較複雜，而 CB-SEM 在模型複雜下，估計較困難（Goodhue et al., 2012）。唯此種論點需要更多文獻支持才可得知。

雖然 Goodhue et al(2012)已經反駁 Reinartz et al. (2009)的理論，然而 Sharma & Kim(2013)仍根據其模擬的結果認為小樣本下，CB-SEM 拔靴法之迴歸係數估計較於 PLS-SEM 拔靴法估計較差。而檢視 Sharma & Kim(2013)的模擬，則可發現其與 Goodhue et al(2012)的差異可能在於，Sharma & Kim(2013)的研究使用的是免費軟體的套件，這些套件在初期是否發展完全也是一個問題，故本研究認為此議題值得後續研究繼續討論。

2、大樣本下，CB-SEM 較 PLS-SEM 在迴歸係數估計準確（Goodhue et al., 2012; Reinartz et al., 2009）

根據 Goodhue et al W. (2012)的研究皆指出在大樣本下，CB-SEM 不因樣本分布影響估計，顯示 CB-SEM 的最大概估法在大樣本下，對非常分配的估計有強韌性且不比 PLS-SEM 差（Goodhue et al., 2012; Reinartz et al., 2009）。

國立政治大學 National Chengchi University

DOI:10.6814/DIS.NCCU.EDU.013.2018.F02

第三章　研究方法

本研究共分模擬研究與實證研究兩個部份。在模擬研究上，本研究陳述模擬研究流程、因子操弄及參數估計精準度，資料產生方法、資料分析與處理。茲就這幾個部份，分述於以下各節。

第一節　研究步驟

根據過去學者對模擬研究的建議，模擬研究的步驟可分為九個部份（Schumacker, 2016），茲分述如下

1、發展研究問題：

本研究主要探究 CB-SEM、PLS-SEM 在交互作用上的差異。

2、創造有效的模型：

本研究運用指標相乘、正交、二階段法、無限制法比較 CB-SEM、PLS-SEM 在交互作用上的差異。

3、選擇實驗的條件：

本研究操弄的實驗條件有指標數目多寡、人數、資料型態。

4、決定實驗人數參數：

本研究決定實驗人數參數為 100、200、300、400、500、1000、1500、2000、2500。

5、選擇軟體：

為了產生資料與分析，本研究運用 R 產生資料，另外由於 R 軟體有許多現成的 package 可以分析 CB-SEM 和 PLS-SEM，故本研究選用 R 並搭配 Lavvan 及 semPLS 進行分析（Monecke, 2013; Rossee, 2012）。

6、執行模擬：

根據模擬的條件因子如指標數目、人數、資料型態等產生資料，每一特性之資料各產生五百筆，以使未來的分析結果易趨近常態分配及穩定（Chin et al., 2003; Henseler & Chin, 2010）。

7、儲存資料：本研究將產生的資料與分析的結果分別輸出儲存，並撰寫程式整理資料成文字檔，以利下階段分析。

8、分析解決問題

運用 CB-SEM、PLS-SEM 之指標乘積法、二階段法、正交法、無限制法分析資料。之後將分析所得資料與模擬真實值比對，計算其 MRB、RMSE，並用混合因子變異數分析分析 MRB、轉換後的 RMSE，以瞭解條件之影響因子（Henseler & Chin, 2010; Harwell et al., 1996）。

9、撰寫結論

根據分析結果，撰寫報告。

DOI:10.6814/DIS.NCCU.EDU.013.2018.F02

第二節 模擬因子與估計精準度

本研究的模擬因子共有三個，分別為指標數目、資料型態、人數，而估計精準度則有二個，分別為 MRB、RMSE。茲說明如下。

一、模擬因子

（一）指標數目

關於指標數目的設定，有的研究採用每個構面 2、4、6、8、10、12 題（Henseler & Chin, 2010）；有的採用每個構面 1、2、4、6、8、10、12 題（Chin et al., 2003）。為了避免交乘項過多，本研究將變動範圍縮小為 3、4、5 題。

（二）樣本大小

在樣本大小的設計上，Henseler 與 Chin(2010)將樣本數設為 50、100、150、200、500 這種設計。然而，由於本研究不僅有 PLS-SEM、亦有 CB-SEM，且包括非常態。故樣本數須更廣泛的考量。在 CB-SEM 過去的研究指出，在常態分配下，最大概估法至少要 500 人，而在非常態下，則至少要 2500，參數才能趨於穩定(Hu, Bentler, & Kano, 1992)。故本研究為了確保至少有一組估計穩定，以 100、200、300、400、500、1000、1500、2000、2500，進行模擬研究，以瞭解樣本數對參數估計之衝擊。

（三）資料型態

過去進行交互作用效果或模型比較研究，多半以因素分析的模型產生資料，故其明顯變項皆為連續變項(Brandt et al., 2014; Chin et al., 2003; Henseler & Chin, 2010; Sharma & Kim, 2013)。然而在教育學領域，其量表多半為 Likert 量表，故本研究亦將資料型態進行考量，模擬四點量表，以使本研究在教育學上更具實用性。

綜合上述討論，在模擬資料資料產生的因子設計上，共有三種因子；題項數目為三種，樣本大小為九種，資料型態為 2 種。故總共為 2×3×9=54 種。每種皆產生 500 組資料，故共為 27000 組資料。

二、估計精準度

DOI:10.6814/DIS.NCCU.EDU.013.2018.F02

本研究的估計精準度共有兩個，一個為參數的估計精準度，一為 RMSE。茲將此兩者分敘如下。

（一）參數估計精準度

評估參數估精準度有很多種指標，包括 MRB （mean relative bias）、bias、RMSE（root mean square error ）、MARE（mean absolute relative error ）、迴歸的平均值(Chin et al., 2003; Henseler & Chin, 2010; W. Reinartz et al., 2009; Sharma & Kim, 2013)。顯然的，從這些指標中，可以分成三類。第一類是以是RMSE、MARE，這一類的特徵是強調倒底有多少誤差，但不考慮誤差的偏離方向為正或為負，故其將所有誤差皆轉為正值，這種做法的優點是求其平均時不會被抵銷掉，而缺點則是無法看出其正負方向（Harwell et al., 1996; Reinartz et al., 2009）。第二種是直接求迴歸係數的平均數，這種方法的優點是知道估計平均的結果，但是其缺點是誤差的值對不同大小的迴歸係數是不一樣的，如迴歸係數.5 和迴歸係數.4，皆誤差 0.1，但.1 事實上對這兩個值差異大，故平均值很難直接代表估計好壞（Chin et al., 2003）。第三種則是 MRB 和 bias，基本上，MRB 和 bias 是相當接近的，差別在於 MRB 有除以真實值，而 bias 沒有，然而兩者皆反應估計誤差的正負差異，而共同缺點則在於當求其平均時，其誤差可能因正負抵消而消失(Henseler & Chin, 2010; Sharma & Kim, 2013)。

從上述可以發現，若要選一個指標作為判準，顯然第二種迴歸係數平均數無法直接反應估計問題，故不擬使用。而第一種或第三種則各有優缺，本研究在評估迴歸係數及解釋量的精準性上選擇 MRB 作為指標，以瞭解誤差的比例；事實上，從過去文獻發現，在大部份在的估計的情況，會出現一致低估（underestimate）或高估（overestimate），並不大會出現一下高估，一下低估的情況(Chin et al., 2003)。

（二）RMSE

在評估潛在變項因素分數的估計上，過去的研究者認為應採用 RMSE 轉換後的成常態分配的值（Harwell et al., 1996），故將 RMSE 透過 log 轉換成常態分配，以進行分析（Harwell et al., 1996）。

在本研究中，運用 MRB 評估迴歸係數、解釋量、因素負荷量的精準，而用轉換後的 RMSE 評估因素分數估計的精準（Harwell et al., 1996）。

DOI:10.6814/DIS.NCCU.EDU.013.2018.F02

第三節 資料產生方法

資料產生共需考慮二個部份，分別為潛在變項之產生、連續型量表與四點量表之模擬。茲將這二個部份分敘如下。

一、潛在變項之產生

在單一群組潛在變項之產生，本研究採用 Chin et al. (2003)和 Henseler and Chin (2010)的研究，使兩個自變項對依變項之迴歸係數分別為 0.5 和 0.3，交互變項的迴歸係數為 0.3。故其方程式可如下表示（Henseler & Chin ,2010）：

$$0.5\times\xi_1+0.3\times\xi_2+0.3\times\xi_1\times\xi_2+\zeta=\eta^{v} \qquad \text{（公式 10）}$$

從這一個公式可以發現，其誤差變異數可由如下推導(黃文璋，2003)：

$$\begin{aligned}
&Var(0.5\times\xi_1+0.3\times\xi_2+0.3\times\xi_1\times\xi_2+\zeta)\\
&=E((0.5\times\xi_1+0.3\times\xi_2+0.3\times\xi_1\times\xi_2+\zeta)^2)-E(0.5\times\xi_1+0.3\times\xi_2+0.3\times\xi_1\times\xi_2+\zeta)\\
&\text{當 } \xi_1\perp\xi_2\text{，}\xi_1\sim N(0,1)\text{，}\xi\sim N(0,1)\text{，}E(\xi_1\times\xi_2)=E(\xi_1)E(\xi_2)\text{，}\\
&\text{故 } E(0.5\times\xi_1+0.3\times\xi_2+0.3\times\xi_1\times\xi_2+\zeta)=0\\
&\rightarrow E((0.5\times\xi_1+0.3\times\xi_2+0.3\times\xi_1\times\xi_2+\zeta)^2)\\
&=E(0.25\times\xi_1^2+0.09\times\xi_2^2+0.09\times\xi_1^2\times\xi_2^2)+E(\zeta^2)\\
&=0.43+E(\zeta^2)
\end{aligned}$$

因此，若欲使 η^2 為 1，顯然的 $E(\zeta^2)$須為 0.57，故當 ζ 服從平均數為 0，變異數為 0.57 之標準常態分配，則 η 之平均數為 0，變異數為 1（Henseler & Chin ,2010）。

二、連續性明顯變項與四點量表之產生

在明顯變項上，本研究共有兩種變項，一為連續性資料、一為四點量表；而四點量表之產生實質上是建立在連續性資料之產生（Falenchuk, 2006），故先陳述連續性明顯變項之產生，再陳述四點量表資料之產生。

（一） 連續性明顯變項之產生

[v] ξ_1、ξ_2為為標準常態分配潛在變項。ζ 為迴歸方程式的誤差。η 為依變項之潛在變項。

DOI:10.6814/DIS.NCCU.EDU.013.2018.F02

連續性明顯變項之產生，即是將潛在變項乘以因素負荷量再加上殘差，本研究將因素負荷量非交互作用項之因素負荷量訂為.7，其公式如下（Chin et al., 2003; J. Henseler & Chin, 2010）：

$$x_{ij} = 0.7 \times \xi_{ij} + \sqrt{0.51} \times \varepsilon_{ij}$$
$$\varepsilon \sim \mathrm{N}(0,1)$$

（公式 11）

從上述可以發現，在ξ_{ij} 和ε_{ij}為標準化常態分配，且獨立下，x_{ij}一定是標準化之明顯變項，即平均數為 0，標準差為 1；同樣的，依變項之明顯變項亦是平均數為 0，標準差為 1 之標準分數(Henseler & Chin, 2010)。

（二）四點量表之產生

四點量表其產生方式是以連續性明顯變項為基礎，進行轉換所產生的，其方法如下（Falenchuk, 2006）：

$$x_{ij} = 0.7 \times \xi_{ij} + \sqrt{0.51} \times \varepsilon_{ij}$$ [vi]
$$\varepsilon \sim \mathrm{N}(0,1)$$
$$x_{ij}=k，假使\ r_{i,k-1}-1 \leq x_{ij} < r_{i,k}$$
$$其中 r_{i,k} 為閾值$$

（公式 12）

而公式 12 中，閾值的產生本研究依 Park (2000)的方法，閾值的寬度固定為（-0.5,0.5,1.5），並加上一個難度值參數介於-0.25~-0.75 的 b，使其投射結果能較平均的分布在四點量表的各點間。

第四節 資料處理與分析

根據研究的步驟，茲將所需的軟體及分析方法列之如後。

一、分析工具

本研究先用 R 產生不同條件之資料。之後用 R 之 package 進行分析處理，當結果產出之後，先運用 R 之程式做初步處理，再使用 SPSS18、EXCEL 整理分析 R 所得之報表。而本研究所用 R 之 package 共有二個，茲分述如下。

1、lavaan：本研究運用 lavaan0.5-20 版本，為 2015 年 11 月 7 日出版。其乃專為 CB-SEM 結構方程式開發之軟體，其功能不僅有一般的結構方程式、驗證性因素分析，甚至高階的多群組分析、迴歸係數模擬皆能執行（Rossee, 2012; Rosseel et al., 2015）。

2、semPLS：本研究之 semPLS 版本為 1.0-10，為 2013 年 2 月 20 日出版。其功

[vi] k 為填答值；$r_{i,k-1}$則為閾值

DOI:10.6814/DIS.NCCU.EDU.013.2018.F02

能包含 PLS-SEM 大部份之分析技術，除一般結構方程模式外，亦可進行拔靴法估計、因素分數輸出等（Monecke, 2013）。

二、MRB、RMSE 之分析

當每一個條件進行五百次的模擬，其分布將逐漸趨向常態，故可採用混合因子變異數分析，判斷不同指標數目、樣本數、資料型態對 MRB、RMSE 之影響，此外，亦對 MRB、RMSE 進行事後比較，以瞭解何種估計方法較優（Henseler & Chin, 2010; Harwell et al., 1996）。

國立政治大學
National Chengchi University

DOI:10.6814/DIS.NCCU.EDU.013.2018.F02

第四章　實驗結果

結果共分六個部份，，第一節先簡述模擬資料的概況及產生資料的適配度，第二、三、四節分別分析係數、解釋力、因素負荷量估計結果，第五節則探討因素分析估計的準確性，第六節則為模擬的綜合討論。

第一節　全體模擬結果分析

本節共分為二個部份，第一個部分先陳述原始模擬資料概況，第二部份則檢驗模擬資料的適配度，第三個部份則探討估計可能產生的問題，茲就三部份分述如下。

一、原始模擬資料概況

（一）2500 人之始模擬資料概況

根據前述，本研究原始資料的模擬產生公式為（Chin et al., 2003; Henseler & Chin, 2010）：

$$0.5\times\xi_1+0.3\times\xi_2+0.3\times\xi_1\times\xi_2+\zeta=\eta$$

為了方便敘述起見，本研究將公式改寫為（Chin et al., 2003; Henseler & Chin, 2010）：

$$\beta_1\times\xi_1+\beta_2\times\xi_2+\beta_3\times\xi_1\times\xi_2+\zeta=\eta$$

由上述公式的改寫可以得知 β_1 預設值為 0.5，β_2 預設值為 0.3，β_3 預設值為 0.3，由於加入誤差項 ζ 的關係，真實的模擬資料產生後，再運用迴歸分析所得之估計，並無法皆剛好符合預設情況，而是有小波動（Henseler & Chin, 2010），茲將 500 筆模擬資料的 β_1、β_2、β_3 的平均數、標準差分述如下。

表 4

原始資料 β_1、β_2、β_3 之平均數、標準差及解釋力

	β_1	β_2	β_3	解釋力
平均數	.50	.30	.30	.43
標準差	.01	.01	.01	

DOI:10.6814/DIS.NCCU.EDU.013.2018.F02

從表 4 可以發現大致上 β_1、β_2、β_3 模擬之平均數經四捨五入後，分別為.50、.30、.30，且標準差.01、.01、.01，顯然相當符合預設值。而其解釋力的平均值.43，亦符合理論預期。由此可知本研究之模擬資料相當優良。

（二）不同樣本數之原始模擬資料概況

由於本研究 2000、1500、1000、500、400、300、200、100 人的資料皆是從 2500 人資料抽出，故為了後續的分析，乃列出抽樣後資料的 β_1、β_2、β_3 之平均數、標準差及解釋力。由表 5 可以發現，在 β_1、β_2、β_3 之平均數上，各抽樣樣本 500 筆資料的平均結果幾乎沒有差異，然而標準差卻隨著人數減少而增加，顯示估計係數因人數減少變動日益增大，而在解釋力上，在 2000、1500、1000、500 人上，其解釋力仍符合預測值，而到 100 人，其解釋力則稍微偏離預測值。

故綜合前述，可以發現雖然 β_1、β_2、β_3 之平均數，不隨人數減少而偏離理論值，但是標準差卻逐漸變大，解釋力亦偏離理論值。

表 5

不同樣本數之 β_1、β_2、β_3 之平均數、標準差及解釋力

		β_1	β_2	β_3	解釋力
2000 人	平均數	.50	.30	.30	.43
	標準差	.02	.02	.03	
1500 人	平均數	.50	.30	.30	.43
	標準差	.02	.02	.02	
1000 人	平均數	.50	.30	.30	.43
	標準差	.02	.02	.02	
500 人	平均數	.50	.30	.30	.43
	標準差	.03	.03	.03	
400 人	平均數	.50	.30	.30	.43
	標準差	.04	.04	.04	
300 人	平均數	.50	.30	.30	.43
	標準差	.05	.05	.05	
200 人	平均數	.50	.30	.30	.43
	標準差	.05	.06	.06	
100 人	平均數	.50	.30	.29	.44
	標準差	.07	.08	.08	

DOI:10.6814/DIS.NCCU.EDU.013.2018.F02

二、原始模擬資料適配度

在結構方程式中，有些模型適合分析，有些不適合（邱皓政，2003）。本研究的對象是不同情況下交互作用的估計，顯然的，這些交互作用項有可能適合分析，有的可能不適合分析，然而不論如何，排除交互作用項之後的模型適配度應合乎理論值。故本研究根據的理論選取適配度的指標(Hu & Bentler, 1999; Quintana & Maxwell, 1999)，其中除了卡方值因受樣本人數影響外，較不適合分析大樣本，其他五個指標 CFI(比較適配指標)、NNFI(非正規適配指標)、RMSEA（均根近似誤）、SRMR（標準化殘差均方根指數）、GFI（契合度指標）皆適合分析不同的樣本（邱皓政，2003）。在這五個指標中，每個指標皆有其理想值，CFI、NNFI、GFI 的理想值為大於.9，RMSEA、SRMR 必須小於.08（邱皓政，2003），而根據這個判準，各模型符合的比例分別如
表 6。 從
表 6 可以發現當人數超過 200 人，所有模型皆符合理想指標，但是在 200 人的情況下，則僅部份模型符合適配度指標，當人數降到 100 人之際，則所有模型皆無法百分之百符合適配度指標；易言之，在 200 人以下，皆無法完整分析。

表 6

符合理論值之比例

	連續變項			次序變項		
指標數 / 人數	指標數三	指標數四	指標數五	指標數三	指標數四	指標數五
2500	100	100	100	100	100	100
2000	100	100	100	100	100	100
1500	100	100	100	100	100	100
1000	100	100	100	100	100	100
500	100	100	100	100	100	100
400	100	100	100	100	100	100
300	100	100	100	100	100	100
200	99.6	100	100	98.6	98.8	100
100	94	76.8	34.4	98	79.4	30.8

DOI:10.6814/DIS.NCCU.EDU.013.2018.F02

三、其他估計值分析的問題

（一）迴歸係數的估計檢驗

本研究最主要目的，乃是要瞭解結構方程式中迴歸係數估計的精準，故本研究乃就這個部份檢驗其係數、標準誤、t 檢定是否有辦法估計出來。經計算結果發現，所有的 PLS-SEM 皆有辦法估計，只要調高迴圈數，然而 CB-SEM 在低於 500 人以下的樣本則容易出現問題，無法完整的估計出來，特別是在交互作用項的係數、標準誤 t 檢定，情況更是明顯。

表 7

β_1 係數估計成功率

	連續變項			次序變項		
指標數 / 人數	指標數三	指標數四	指標數五	指標數三	指標數四	指標數五
2500	100	100	100	100	100	100
2000	100	100	100	100	100	100
1500	100	100	100	100	100	100
1000	100	100	100	100	100	100
500	100	100	100	100	100	100
400	100	100	100	100	100	100
300	100	100	100	100	100	100
200	100	100	100	100	100	100
100	100	100	100	100	100	100

表 8

β_1 標準誤估計成功率

	連續變項			次序變項		
指標數 / 人數	指標數三	指標數四	指標數五	指標數三	指標數四	指標數五
2500	100	100	100	100	100	100
2000	100	100	100	100	100	100
1500	100	100	100	100	100	100
1000	100	100	100	100	100	100
500	100	100	100	100	100	100
400	100	100	100	99.75	100	100
300	100	100	100	99.25	99.95	100
200	99.45	99.95	100	98.4	99.55	100
100	97.75	98.8	99.75	95.7	97.7	99.25

國立政治大學 National Chengchi University

DOI:10.6814/DIS.NCCU.EDU.013.2018.F02

表 9

***β_1* 之 t 檢定估計成功率**

	連續變項			次序變項		
指標數 / 人數	指標數三	指標數四	指標數五	指標數三	指標數四	指標數五
2500	100	100	100	100	100	100
2000	100	100	100	100	100	100
1500	100	100	100	100	100	100
1000	100	100	100	100	100	100
500	100	100	100	100	100	100
400	100	100	100	99.75	100	100
300	100	100	100	99.25	99.95	100
200	99.45	99.95	100	98.4	99.55	100
100	97.75	98.8	99.75	95.7	97.7	99.25

表 10

***β_2* 係數估計成功率**

	連續變項			次序變項		
指標數 / 人數	指標數三	指標數四	指標數五	指標數三	指標數四	指標數五
2500	100	100	100	100	100	100
2000	100	100	100	100	100	100
1500	100	100	100	100	100	100
1000	100	100	100	100	100	100
500	100	100	100	100	100	100
400	100	100	100	100	100	100
300	100	100	100	100	100	100
200	100	100	100	100	100	100
100	100	100	100	100	100	100

國立政治大學 National Chengchi University

DOI:10.6814/DIS.NCCU.EDU.013.2018.F02

表 11

β_2 標準誤估計成功率

	連續變項			次序變項		
指標數 / 人數	指標數三	指標數四	指標數五	指標數三	指標數四	指標數五
2500	100	100	100	100	100	100
2000	100	100	100	100	100	100
1500	100	100	100	100	100	100
1000	100	100	100	100	100	100
500	100	100	100	100	100	100
400	100	100	100	99.75	100	100
300	100	100	100	99.25	99.95	100
200	99.45	99.55	100	98.4	99.55	100
100	97.75	98.8	99.75	95.7	97.7	99.25

表 12

β_2 之 t 檢定估計成功率

	連續變項			次序變項		
指標數 / 人數	指標數三	指標數四	指標數五	指標數三	指標數四	指標數五
2500	100	100	100	100	100	100
2000	100	100	100	100	100	100
1500	100	100	100	100	100	100
1000	100	100	100	100	100	100
500	100	100	100	100	100	100
400	100	100	100	99.75	100	100
300	100	100	100	99.25	99.95	100
200	99.45	99.95	100	98.4	99.55	100
100	97.75	98.8	99.75	95.7	97.7	99.25

國立政治大學 National Chengchi University

DOI:10.6814/DIS.NCCU.EDU.013.2018.F02

表 13

β_3 係數估計成功率

	連續變項			次序變項		
指標數 / 人數	指標數三	指標數四	指標數五	指標數三	指標數四	指標數五
2500	100	100	100	100	100	100
2000	100	100	100	100	100	100
1500	100	100	100	100	100	100
1000	100	100	100	100	100	100
500	100	100	100	100	100	100
400	100	100	100	99.95	100	100
300	100	100	100	100	100	99.9
200	99.7	100	100	99.2	98.85	100
100	98.75	99.55	99.9	97.35	98.85	99.65

表 14

β_3 標準誤估計成功率

	連續變項			次序變項		
指標數 / 人數	指標數三	指標數四	指標數五	指標數三	指標數四	指標數五
2500	100	100	100	100	100	100
2000	100	100	100	100	100	100
1500	100	100	100	100	100	100
1000	100	100	100	100	100	100
500	100	100	100	100	100	100
400	100	100	100	99.75	100	100
300	100	100	100	99.25	99.95	100
200	99.45	99.95	100	98.4	99.55	100
100	97.75	98.8	99.75	95.7	97.7	99.25

國立政治大學 National Chengchi University

DOI:10.6814/DIS.NCCU.EDU.013.2018.F02

表 15

***β_3*之 *t* 檢定估計成功率**

	連續變項			次序變項		
指標數 / 人數	指標數三	指標數四	指標數五	指標數三	指標數四	指標數五
2500	100	100	100	100	100	100
2000	100	100	100	100	100	100
1500	100	100	100	100	100	100
1000	100	100	100	100	100	100
500	100	100	100	100	100	100
400	100	100	100	99.75	100	100
300	100	100	100	99.75	100	100
200	99.4	99.95	100	98.15	99.5	100
100	96.8	98.55	99.75	94.25	97.05	99.5

（二）其他估計之問題

本研究尚有研究其他問題如解釋量、因素負荷量、因素分數等。在這三項上，在任何樣本下，不論是 CB-SEM、PLS-SEM 皆能估計出來。

由此可知，不論是係數、解釋量、因素負荷量、因素分數等估計，只要是 500 人以下 CB-SEM 皆有部份有估計之問題。而基於讓 CB-SEM、PLS-SEM 有完整的比較，故本研究在主文的部份僅比較 500 人以上的樣本，少於 500 人的樣本則留待討論的部份再加以陳述。

國立政治大學 National Chengchi University

DOI:10.6814/DIS.NCCU.EDU.013.2018.F02

第二節　CB-SEM、PLS-SEM 之迴歸係數結果分析

本節共分為二部份，第一部份是描述 β_1、β_2、β_3 的估計結果，第二部份則是就其 MRB 及其統計顯著性進行考驗，茲就這兩部份描述如下。

一、 β_1、β_2、β_3 的估計結果

（一）β_1 的估計結果

β_1 在本研究模擬預設值為.5，而透過估發現 β_1 的估計結果之平均值為.45。CB-SEM 的平均估計結果為.52，PLS-SEM 的平均估計結果為.38；故就平均結果而言，CB-SEM 較優於 PLS-SEM。

而在更深入 CB-SEM 和 PLS-SEM 各方法看，可以發現在 CB-SEM 中，指標乘積法、正交法、無限制法其估計平均皆為.49，只有二階段法其估計為.58；在 PLS-SEM 中可以發現四種方法都是 0.38，由上述的描述可以大致得知，在 CB-SEM 中，指標乘積法、正交法、無限制法差異不大，而二階段法估計較不理想；然而，在 PLS-SEM 中，四種方法差異不大。

而觀察 CB-SEM 和 PLS-SEM 在人數的變動的情形，本研究發現在 CB-SEM 下，從 2500 到 500 人估計係數分別為.52、.52、.52、.52、.51，顯然變動不大；在 PLS-SEM 下，其估計係數分別為.38、.38、.38、.38、.38，由此可知，變動亦不大。

在次序與連續變項的差異上，在 CB-SEM 下，次序變項的係數估計為.51，連續變項的係數估計為.52，在 PLS-SEM 下，連續變項的係數估計為.39，次序變項的係數估計為.36。由此可知，在 CB-SEM 下，估計差異不大。

在指標數上，就 CB-SEM 而言，指標數目為三的係數估計為.52，指標數目為四的係數估計.51，指標數目五的係數估計為.51；就 PLS-SEM 而言，指標數目三題係數估計為.35，指標數目四題係數估計為.38，指標數目五題為.40。由此可知，在 PLS-SEM 下，隨著指標數目變多，估計日益精準。

DOI:10.6814/DIS.NCCU.EDU.013.2018.F02

表 16

β_1 的估計結果

人數	資料型態	指標數	CB-SEM				PLS-SEM			
			指標乘積法	正交法	二階段法	無限制法	指標乘積法	正交法	二階段法	無限制法
2500	連續	5	.50	.50	.56	.50	.41	.41	.41	.41
	次序	5	.49	.49	.57	.49	.38	.38	.38	.38
	連續	4	.50	.50	.57	.50	.40	.40	.40	.40
	次序	4	.49	.49	.58	.49	.36	.36	.36	.36
	連續	3	.50	.50	.59	.50	.37	.37	.37	.37
	次序	3	.49	.49	.60	.49	.33	.33	.33	.33
2000	連續	5	.50	.50	.56	.50	.41	.41	.41	.41
	次序	5	.49	.49	.57	.49	.38	.38	.38	.38
	連續	4	.50	.50	.57	.50	.40	.40	.40	.40
	次序	4	.49	.49	.58	.49	.36	.36	.36	.36
	連續	3	.50	.50	.59	.50	.37	.37	.37	.37
	次序	3	.49	.49	.60	.49	.33	.33	.33	.33
1500	連續	5	.50	.50	.56	.50	.41	.41	.41	.41
	次序	5	.49	.49	.57	.49	.38	.38	.38	.38
	連續	4	.50	.50	.57	.50	.40	.40	.40	.40
	次序	4	.49	.49	.58	.49	.36	.36	.36	.36
	連續	3	.50	.50	.59	.50	.37	.37	.37	.37
	次序	3	.49	.49	.60	.49	.33	.33	.33	.33
1000	連續	5	.50	.50	.56	.50	.41	.41	.41	.41
	次序	5	.49	.49	.57	.49	.38	.38	.38	.38
	連續	4	.50	.50	.57	.50	.40	.40	.40	.40
	次序	4	.49	.49	.58	.49	.36	.36	.36	.36
	連續	3	.50	.50	.59	.50	.37	.37	.37	.37
	次序	3	.49	.49	.60	.49	.33	.33	.33	.33
500	連續	5	.50	.50	.56	.50	.41	.41	.41	.41
	次序	5	.49	.49	.57	.49	.38	.38	.38	.38
	連續	4	.50	.50	.57	.50	.40	.40	.40	.40
	次序	4	.49	.49	.58	.49	.36	.36	.36	.36
	連續	3	.50	.50	.59	.50	.37	.37	.37	.37
	次序	3	.49	.49	.60	.49	.33	.33	.33	.33

DOI:10.6814/DIS.NCCU.EDU.013.2018.F02

（二）β_2 的估計結果

β_2 的模擬預設值為.3，經分析結果，整體係數估計為.25，就 CB-SEM 而言，其係數估計為.30，PLS-SEM 的平均估計結果為.20，故就估計結果而言， 如同 β_1 的估計結果，CB-SEM 估計結果較佳。

而就四種方法來看，就 CB-SEM 而言，指標乘積法、正交法、無限制法其估計結果皆為.29，但是二階段法則為.33，由此可知，如同 β_1 的估計，在 CB-SEM 下，二階段法容易高估，且誤差較其他三種為大。而就 PLS-SEM 而言，指標乘積法、正交法其係數估計為.19，二階段法則為.22，無限制法為.17，由此可知，在 PLS-SEM 下，二階段法估計最佳，無限制法估計最差。

就人數而言，可以發現在 CB-SEM 下，2500 到 500 人的係數估計結果分別為.3、.3、.3、.3、.34；在 PLS-SEM 下，2500 到 500 人的係數估計結果為.2、.2、.2、.2、.23；從上述的結果可以發現，在 1000 人以上，CB-SEM 是相當穩定，非常接近預測值，而當降至 500 人時，估計開始較不準確，然而 PLS-SEM 則相反，在大樣本下，估計較不精準，當降至 500 人時，估計反而較為準確。

就資料的型態而言，在 CB-SEM 下，連續變項的係數估計.31，次序變項的係數估計為.29，顯然的，資料型態為次序者，其係數為低估，連續者為高估。在 PLS-SEM 下，連續變項的係數估計為.21，次序變項之係數估計為.18；由此可知，在 PLS-SEM 下，連續變項估計較為準確。

就指標數而言，運用 CB-SEM 分析，不論指標數多少其結果為.3；而運用 PLS-SEM 分析，結果顯示，指標數為五的結果為.21，指標數為四的分析結果為.2 ，指標數為三的分析結果為.18。綜合 β_1、β_2 的估計結果，可以發現在 CB-SEM 下，指標數目影響不大，然而在 PLS-SEM，隨著指標數增加，估計日益精準。

國立政治大學 National Chengchi University

DOI:10.6814/DIS.NCCU.EDU.013.2018.F02

表 17

β_2 的估計結果

人數	資料型態	指標數	CB-SEM				PLS-SEM			
			指標乘積法	正交法	二階段法	無限制法	指標乘積法	正交法	二階段法	無限制法
2500	連續	5	.30	.30	.33	.30	.23	.23	.25	.22
	次序	5	.28	.28	.32	.28	.19	.19	.22	.17
	連續	4	.30	.30	.34	.30	.22	.22	.24	.20
	次序	4	.28	.28	.33	.28	.17	.17	.21	.16
	連續	3	.30	.30	.35	.30	.19	.19	.22	.18
	次序	3	.28	.28	.34	.28	.15	.15	.19	.14
2000	連續	5	.30	.30	.33	.30	.23	.23	.25	.22
	次序	5	.28	.28	.32	.28	.19	.19	.22	.17
	連續	4	.30	.30	.34	.30	.21	.21	.24	.20
	次序	4	.28	.28	.33	.28	.17	.17	.21	.16
	連續	3	.30	.30	.35	.30	.19	.19	.22	.18
	次序	3	.28	.28	.34	.28	.15	.15	.19	.14
1500	連續	5	.30	.30	.33	.30	.23	.23	.25	.22
	次序	5	.27	.27	.32	.27	.19	.19	.22	.17
	連續	4	.30	.30	.34	.30	.22	.22	.24	.20
	次序	4	.28	.28	.33	.28	.17	.17	.21	.16
	連續	3	.30	.30	.35	.30	.19	.19	.22	.18
	次序	3	.28	.28	.34	.28	.15	.15	.19	.14
1000	連續	5	.30	.30	.33	.30	.23	.23	.25	.22
	次序	5	.27	.27	.32	.28	.19	.19	.22	.17
	連續	4	.30	.30	.34	.30	.22	.22	.24	.20
	次序	4	.28	.28	.33	.28	.18	.18	.21	.16
	連續	3	.30	.30	.35	.30	.19	.19	.22	.18
	次序	3	.28	.28	.34	.28	.16	.16	.19	.14
500	連續	5	.30	.30	.33	.30	.24	.24	.25	.22
	次序	5	.28	.28	.32	.28	.20	.20	.22	.18
	連續	4	.30	.30	.34	.30	.22	.22	.24	.21
	次序	4	.28	.28	.33	.28	.19	.19	.21	.16
	連續	3	.30	.30	.35	.30	.20	.20	.23	.18
	次序	3	.28	.28	.34	.28	.17	.17	.19	.15

國立政治大學 National Chengchi University

DOI:10.6814/DIS.NCCU.EDU.013.2018.F02

（三）β_3 的估計結果

β_3 模擬的預設值為.3。而本研究全體估計結果為.22，就 CB-SEM 而言，其係數估計為.22，PLS-SEM 的平均估計結果為.21，故就估計結果而言，本研究發現在 β_3 的估計結果，CB-SEM 與 PLS-SEM 估計結果差異不大。

在四種方法上，CB-SEM 在四種方法上差異頗大，在指標乘積法其係數估計為.23，在正交法上為.23，在二階段法為.14，在無限制法為.28，顯然的，無限制法估計較佳。在 PLS-SEM 上，指標乘積法為.22，正交法亦為.22，二階段法.19，無限制法為.22，由此可知，除了二階段法差異較大外，其餘差異不大。

在人數上，就 CB-SEM 而言，從 2500 到 500 人時，其係數估計為.22，而就 PLS-SEM 而言，從 2500 到 500 人時，其係數估計亦為.21，由此可知，在相乘的交互作用項上，人數對兩種方法皆影響不大。

就資料型態而言，在 CB-SEM 下，連續資料形式其係數估計為.24，次序資料形式其係數估計為.2，而在 PLS-SEM 下，連續資料其係數估計為.23，次序資料形式其係數估計為.2。從上述可以發現，不論是 CB-SEM 或者 PLS-SEM，連續資料的估計皆較佳。

在指標數目上，CB-SEM 在指標數目為五題，其係數估計為.23，在指標數目為四題，其係數估計為.22，在指標數目為三的條件下，其係數估計為.21，顯然的，指標數目愈多，估計愈佳。而在 PLS-SEM 下，指標數目五題下，其係數估計.23，指標數四題下，其係數估計為.22，指標數目三題下，其係數估計為.20；由此可知，PLS-SEM 亦如 CB-SEM 一樣，指標數目愈多估計愈準確。

National Chengchi University

DOI:10.6814/DIS.NCCU.EDU.013.2018.F02

表 18

β_3 的估計結果

人數	資料型態	指標數	CB-SEM				PLS-SEM			
			指標乘積法	正交法	二階段法	無限制法	指標乘積法	正交法	二階段法	無限制法
2500	連續	5	.30	.30	.33	.30	.23	.23	.25	.22
	次序	5	.28	.28	.32	.28	.19	.19	.22	.17
	連續	4	.30	.30	.34	.30	.22	.22	.24	.20
	次序	4	.28	.28	.33	.28	.17	.17	.21	.16
	連續	3	.30	.30	.35	.30	.19	.19	.22	.18
	次序	3	.28	.28	.34	.28	.15	.15	.19	.14
2000	連續	5	.30	.30	.33	.30	.23	.23	.25	.22
	次序	5	.28	.28	.32	.28	.19	.19	.22	.17
	連續	4	.30	.30	.34	.30	.21	.21	.24	.20
	次序	4	.28	.28	.33	.28	.17	.17	.21	.16
	連續	3	.30	.30	.35	.30	.19	.19	.22	.18
	次序	3	.28	.28	.34	.28	.15	.15	.19	.14
1500	連續	5	.30	.30	.33	.30	.23	.23	.25	.22
	次序	5	.27	.27	.32	.27	.19	.19	.22	.17
	連續	4	.30	.30	.34	.30	.22	.22	.24	.20
	次序	4	.28	.28	.33	.28	.17	.17	.21	.16
	連續	3	.30	.30	.35	.30	.19	.19	.22	.18
	次序	3	.28	.28	.34	.28	.15	.15	.19	.14
1000	連續	5	.30	.30	.33	.30	.23	.23	.25	.22
	次序	5	.27	.27	.32	.28	.19	.19	.22	.17
	連續	4	.30	.30	.34	.30	.22	.22	.24	.20
	次序	4	.28	.28	.33	.28	.18	.18	.21	.16
	連續	3	.30	.30	.35	.30	.19	.19	.22	.18
	次序	3	.28	.28	.34	.28	.16	.16	.19	.14
500	連續	5	.30	.30	.33	.30	.24	.24	.25	.22
	次序	5	.28	.28	.32	.28	.20	.20	.22	.18
	連續	4	.30	.30	.34	.30	.22	.22	.24	.21
	次序	4	.28	.28	.33	.28	.19	.19	.21	.16
	連續	3	.30	.30	.35	.30	.20	.20	.23	.18
	次序	3	.28	.28	.34	.28	.17	.17	.19	.15

國立政治大學 National Chengchi University

DOI:10.6814/DIS.NCCU.EDU.013.2018.F02

二、 β_1、β_2、β_3 的 MRB

為了瞭解估計與真實質的差異，本研究先簡述 β_1、β_2、β_3 之 MRB 的描述統計，再進行變異數分析。

（一）β_1、β_2、β_3 之 MRB 描述統計

1、β_1 之 MRB 描述統計

β_1 之全體 MRB 為-0.11，此表示係數之估計約低估 11%，而就 CB-SEM 而言，其整體 MRB 為 0.03，表示約高估 3%，就 PLS-SEM 而言，其整體 MRB 為-0.25，表示約低估 25%，故 CB-SEM 估計較 PLS-SEM 佳。

而就統計方法而言，在 CB-SEM 下，指標乘積法為-0.01，正交法為-0.01，二階段法 0.16，無限制法為-0.01；在 PLS-SEM 下，指標乘積法為-0.25，正交法為-0.25，二階段法為-0.24，無限制法為-0.25。故整體而言，在 CB-SEM 下估計差異大，尤其是二階段法顯然與其他三種方法不同；而 PLS-SEM 則差異不大。

就人數而言，在 CB-SEM 下，皆為 0.03，在 PLS-SEM 下，2500 人之 MRB 為-0.25，2000~1000 人之 MRB 為-0.25，500 人之 MRB 為-0.24。從上面的結論可以發現在 CB-SEM 下，基本上沒有什麼變動，但是在 PLS-SEM 則隨著人數的減少，而估計逐漸精準。

就資料型態言，在 CB-SEM 下，連續之資料型態之 MRB 為 0.04，次序之資料型態之 MRB 為 0.02；在 PLS-SEM 下，連續之資料型態之 MRB 為-0.21，次序之資料型態之 MRB 為-0.28。

就指標數目而言，在 CB-SEM 下，指標數目為三之 MRB 為.04，指標數目為四之 MRB 為.03，指標數目為五之 MRB 為.02；在 PLS-SEM 下，指標數目為三之 MRB 為-.29，指標數目為四之 MRB 為-.24，指標數目為五之 MRB 為-.20，由此可知，PLS-SEM 和 CB-SEM，隨著指標數目增加而估計日益精準。

DOI:10.6814/DIS.NCCU.EDU.013.2018.F02

表 19

***β_1* 之 MRB 描述統計**

人數	資料型態	指標數	CB-SEM				PLS-SEM			
			指標乘積法	正交法	二階段法	無限制法	指標乘積法	正交法	二階段法	無限制法
2500	連續	5	0.00	0.00	0.13	0.00	-0.17	-0.17	-0.17	-0.17
	次序	5	-0.02	-0.02	0.14	-0.02	-0.24	-0.24	-0.24	-0.24
	連續	4	0.00	0.00	0.15	0.00	-0.20	-0.20	-0.20	-0.20
	次序	4	-0.03	-0.03	0.16	-0.03	-0.28	-0.28	-0.28	-0.28
	連續	3	0.00	0.00	0.18	0.00	-0.26	-0.26	-0.26	-0.26
	次序	3	-0.03	-0.03	0.20	-0.03	-0.34	-0.34	-0.34	-0.34
2000	連續	5	0.00	0.00	0.13	0.00	-0.17	-0.17	-0.17	-0.17
	次序	5	-0.02	-0.02	0.14	-0.02	-0.24	-0.24	-0.24	-0.24
	連續	4	0.00	0.00	0.15	0.00	-0.20	-0.20	-0.20	-0.20
	次序	4	-0.02	-0.02	0.17	-0.02	-0.28	-0.27	-0.27	-0.27
	連續	3	0.00	0.00	0.18	0.00	-0.26	-0.26	-0.25	-0.26
	次序	3	-0.02	-0.02	0.20	-0.03	-0.34	-0.33	-0.33	-0.33
1500	連續	5	0.00	0.00	0.13	0.00	-0.17	-0.17	-0.17	-0.17
	次序	5	-0.02	-0.02	0.14	-0.02	-0.24	-0.24	-0.24	-0.24
	連續	4	0.00	0.00	0.15	0.00	-0.20	-0.20	-0.20	-0.20
	次序	4	-0.02	-0.02	0.17	-0.02	-0.28	-0.27	-0.27	-0.28
	連續	3	0.00	0.00	0.18	0.00	-0.26	-0.26	-0.26	-0.26
	次序	3	-0.02	-0.02	0.20	-0.02	-0.34	-0.33	-0.33	-0.33
1000	連續	5	0.00	0.00	0.12	0.00	-0.17	-0.17	-0.17	-0.17
	次序	5	-0.02	-0.02	0.14	-0.02	-0.24	-0.24	-0.23	-0.24
	連續	4	0.00	0.00	0.15	0.00	-0.20	-0.20	-0.20	-0.20
	次序	4	-0.02	-0.02	0.17	-0.02	-0.27	-0.27	-0.27	-0.27
	連續	3	0.00	0.00	0.18	0.00	-0.26	-0.26	-0.26	-0.26
	次序	3	-0.03	-0.03	0.20	-0.03	-0.34	-0.34	-0.33	-0.34
500	連續	5	0.00	0.00	0.12	0.00	-0.17	-0.17	-0.17	-0.17
	次序	5	-0.02	-0.02	0.14	-0.02	-0.24	-0.24	-0.23	-0.24
	連續	4	0.01	0.00	0.15	0.01	-0.20	-0.20	-0.20	-0.20
	次序	4	-0.02	-0.02	0.16	-0.02	-0.27	-0.27	-0.27	-0.27
	連續	3	0.01	0.01	0.18	0.01	-0.25	-0.25	-0.25	-0.25
	次序	3	-0.02	-0.02	0.20	-0.02	-0.33	-0.33	-0.33	-0.33

DOI:10.6814/DIS.NCCU.EDU.013.2018.F02

2、β_2之 MRB 描述統計

β_2之整體 MRB 為-0.17，此表示係數之估計約低估 17%，而就 CB-SEM 而言，其整體 MRB 為 0.00，表示約高估 0%，就 PLS-SEM 而言，其整體 MRB 為-0.34，表示約低估 34%，故 CB-SEM 估計較 PLS-SEM 佳。

而在不同方法上，就 CB-SEM 而言，指標乘積法為-0.04，正交法為-0.04，二階段法為 0.12，無限制法為-0.04；在 PLS-SEM 上，指標乘積法為-0.35，正交法為-0.35，二階段法為-0.26，無限制法為-0.40。由此可知，在 CB-SEM 上，可以發現除了二階段法外，其餘皆為低估，但是就 PLS-SEM 而言，俱為低估。

在人數方面，就 CB-SEM 而言，當 2500、500 人，其 MRB 皆為 0.00；就 PLS-SEM 而言，當 2500、2000 時，其 MRB 為-0.35，當 1500 人，MRB 為-0.34，當 1000 人為-0.34，當 500 人時為-0.31。由此可知，就 CB-SEM 而言，其 MRB 變動不大，但是在 PLS-SEM 上，則隨著人數減少而估計日益精準。

在資料型態上，就 CB-SEM 而言，當資料型態為連續時，其 MRB 為 0.04，當資料型態為次序型時，其 MRB 為-0.03；就 PLS-SEM 而言，資料型態為連續時，其 MRB 為-0.27，資料型態為次序型時，其 MRB 為-0.40。由此可知，不同資料型態影響 CB-SEM 估計，當資料型態為連續，MRB 為高估，反之為次序型時，MRB 為低估；就 PLS-SEM 而言，不論何種型態皆為低估，唯當其為次序時，低估更為嚴重。

在指標數目方面，就 CB-SEM 而言，當指標數目為三，其 MRB 為 0.01，當指標數為四其 MRB 為 0.01，指標數目為五之 MRB 為-.01，由此可知，隨著指標數目增加，MRB 由正轉負；在 PLS-SEM 上，當指標數目為三，其 MRB 為-0.40，指標數目為四時，其 MRB 為-0.33，指標數目為五時，其 MRB 為-0.29，故可發現隨著指標數目的增加，MRB 的負向偏差逐漸縮小，低估情形減輕。

國立政治大學 National Chengchi University

DOI:10.6814/DIS.NCCU.EDU.013.2018.F02

表 20

β_2 之 MRB 描述統計

人數	資料型態	指標數	CB-SEM				PLS-SEM			
			指標乘積法	正交法	二階段法	無限制法	指標乘積法	正交法	二階段法	無限制法
2500	連續	5	-0.01	-0.01	0.11	-0.01	-0.24	-0.24	-0.17	-0.28
	次序	5	-0.08	-0.08	0.07	-0.08	-0.37	-0.37	-0.28	-0.43
	連續	4	0.01	0.00	0.15	0.01	-0.28	-0.28	-0.20	-0.32
	次序	4	-0.07	-0.07	0.11	-0.07	-0.42	-0.42	-0.30	-0.47
	連續	3	0.00	0.00	0.17	0.00	-0.35	-0.36	-0.25	-0.40
	次序	3	-0.08	-0.08	0.13	-0.07	-0.49	-0.49	-0.37	-0.54
2000	連續	5	-0.01	-0.01	0.11	-0.01	-0.24	-0.24	-0.17	-0.28
	次序	5	-0.08	-0.08	0.07	-0.08	-0.37	-0.37	-0.28	-0.43
	連續	4	0.01	0.00	0.15	0.01	-0.28	-0.28	-0.20	-0.33
	次序	4	-0.07	-0.07	0.11	-0.07	-0.42	-0.42	-0.30	-0.48
	連續	3	0.00	0.00	0.17	0.01	-0.36	-0.36	-0.25	-0.40
	次序	3	-0.07	-0.08	0.13	-0.07	-0.49	-0.49	-0.37	-0.54
1500	連續	5	-0.01	-0.01	0.11	-0.01	-0.23	-0.23	-0.18	-0.28
	次序	5	-0.09	-0.09	0.06	-0.08	-0.36	-0.36	-0.28	-0.42
	連續	4	0.00	0.00	0.14	0.01	-0.28	-0.28	-0.20	-0.32
	次序	4	-0.07	-0.07	0.10	-0.07	-0.42	-0.42	-0.30	-0.47
	連續	3	0.00	0.00	0.17	0.01	-0.35	-0.36	-0.25	-0.40
	次序	3	-0.07	-0.08	0.13	-0.07	-0.48	-0.49	-0.37	-0.53
1000	連續	5	-0.01	-0.01	0.11	-0.01	-0.22	-0.23	-0.17	-0.27
	次序	5	-0.08	-0.09	0.06	-0.08	-0.35	-0.35	-0.28	-0.42
	連續	4	0.01	0.00	0.15	0.01	-0.27	-0.27	-0.19	-0.32
	次序	4	-0.07	-0.07	0.11	-0.07	-0.41	-0.41	-0.30	-0.47
	連續	3	0.00	0.00	0.17	0.01	-0.35	-0.35	-0.25	-0.39
	次序	3	-0.08	-0.08	0.13	-0.07	-0.48	-0.48	-0.36	-0.53
500	連續	5	0.00	-0.01	0.11	0.00	-0.20	-0.20	-0.16	-0.25
	次序	5	-0.08	-0.08	0.06	-0.08	-0.31	-0.31	-0.26	-0.39
	連續	4	0.01	0.00	0.14	0.01	-0.25	-0.25	-0.19	-0.31
	次序	4	-0.06	-0.07	0.11	-0.06	-0.37	-0.37	-0.29	-0.45
	連續	3	0.01	0.00	0.17	0.01	-0.33	-0.33	-0.24	-0.38
	次序	3	-0.07	-0.08	0.13	-0.07	-0.44	-0.44	-0.35	-0.51

DOI:10.6814/DIS.NCCU.EDU.013.2018.F02

3、β_3 **之 MRB** 描述統計

β_3 之整體 MRB 為-0.27，此結果表示係數之估計約被低估 27%，而就 CB-SEM 而言，其整體 MRB 為-0.26，約低估 0.26%，就 PLS-SEM 而言，其全體 MRB 為-0.29，表示約低估 29%。從這個數據大致上可以發現，若只單純估計 β_1、β_2，CB-SEM 和 PLS-SEM 之 MRB 差異較大，但是當估計 β_3 時，CB-SEM 和 PLS-SEM 的差異縮小。

在不同方法上，在 CB-SEM 上，指標乘積法為-0.23，正交法為-0.23，二階段法為-0. 52，無限制法為-0.06；在 PLS-SEM 上，指標乘積法、正交法為-0.25，二階段法為-0.38，無限制法為-0.25。由此可知，不論 CB-SEM 或 PLS-SEM，β_3 皆被低估，且二階段法皆為被低估最嚴重的方法。

在人數方面，就 CB-SEM 而言，當 2500、2000、1000、500 人時，其 MRB 分別為-0.26、-0.26、-0.26、-0.26、-0.26；就 PLS-SEM 而言，當 2500 時，其 MRB 為-0.29，當 2000 人，MRB 為-0.29，當 1500 人為-0.29，當 1000 人時，其 MRB 為-0.28，在 500 人時，其 MRB 為-0.27。由此可知，不論是 CB-SEM 或 PLS-SEM 而言，其 MRB 不因人數波動而大幅變動。

在資料型態上，就 CB-SEM 而言，當資料型態為連續時，其 MRB 為-0.19，當為次序型資料時，其 MRB 為-0.33；就 PLS-SEM 而言，資料型態為連續時，其 MRB 為-0.23，資料型態為次序型資料時，其 MRB 為-0.34。由此可知，不同資料型態影響估計，當資料型態為連續，不論是 CB-SEM 和 PLS-SEM，其 MRB 皆較估計類別時為佳。

在指標數目方面，就 CB-SEM 而言，當指標數目為三，其 MRB 為-0.29，當指標數為四，其 MRB 為-0.26，指標數目為五之 MRB 為-.23，由此可知，隨著指標數目減少，負向的 MRB 愈小；在 PLS-SEM 上，當指標數目為三，其 MRB 為-0.34，指標數目為四時，其 MRB 為-0.27，指標數目為五時，其 MRB 為-0.24，故可發現隨著指標數目的增加，MRB 的負向偏差逐漸縮小，低估情形減輕。

DOI:10.6814/DIS.NCCU.EDU.013.2018.F02

表 21

***β_3* 之 MRB** 描述統計

人數	資料型態	指標數	CB-SEM				PLS-SEM			
			指標乘積法	正交法	二階段法	無限制法	指標乘積法	正交法	二階段法	無限制法
2500	連續	5	-0.14	-0.14	-0.36	0.01	-0.17	-0.17	-0.25	-0.17
	次序	5	-0.27	-0.27	-0.54	-0.11	-0.28	-0.28	-0.39	-0.28
	連續	4	-0.16	-0.16	-0.42	0.00	-0.19	-0.19	-0.29	-0.19
	次序	4	-0.30	-0.30	-0.61	-0.12	-0.30	-0.30	-0.44	-0.30
	連續	3	-0.19	-0.19	-0.50	0.00	-0.25	-0.25	-0.36	-0.25
	次序	3	-0.32	-0.32	-0.68	-0.12	-0.37	-0.37	-0.50	-0.37
2000	連續	5	-0.14	-0.14	-0.36	0.00	-0.17	-0.17	-0.25	-0.17
	次序	5	-0.27	-0.27	-0.54	-0.11	-0.28	-0.28	-0.39	-0.28
	連續	4	-0.16	-0.17	-0.42	0.00	-0.19	-0.19	-0.30	-0.19
	次序	4	-0.30	-0.30	-0.61	-0.12	-0.30	-0.30	-0.44	-0.30
	連續	3	-0.19	-0.20	-0.50	0.00	-0.25	-0.25	-0.37	-0.25
	次序	3	-0.32	-0.33	-0.69	-0.12	-0.36	-0.36	-0.51	-0.36
1500	連續	5	-0.14	-0.14	-0.36	0.01	-0.17	-0.17	-0.25	-0.17
	次序	5	-0.27	-0.27	-0.54	-0.11	-0.28	-0.28	-0.39	-0.28
	連續	4	-0.16	-0.17	-0.42	0.00	-0.19	-0.19	-0.30	-0.19
	次序	4	-0.30	-0.30	-0.61	-0.13	-0.30	-0.30	-0.45	-0.30
	連續	3	-0.20	-0.20	-0.50	0.00	-0.25	-0.25	-0.37	-0.25
	次序	3	-0.32	-0.33	-0.69	-0.12	-0.36	-0.36	-0.51	-0.36
1000	連續	5	-0.14	-0.14	-0.36	0.01	-0.17	-0.17	-0.25	-0.17
	次序	5	-0.27	-0.27	-0.55	-0.11	-0.27	-0.27	-0.39	-0.27
	連續	4	-0.16	-0.17	-0.42	0.00	-0.19	-0.19	-0.30	-0.18
	次序	4	-0.30	-0.30	-0.62	-0.13	-0.29	-0.29	-0.45	-0.29
	連續	3	-0.19	-0.20	-0.50	0.00	-0.24	-0.25	-0.37	-0.24
	次序	3	-0.32	-0.33	-0.69	-0.12	-0.36	-0.36	-0.51	-0.36
500	連續	5	-0.14	-0.14	-0.36	0.01	-0.15	-0.15	-0.25	-0.15
	次序	5	-0.27	-0.27	-0.55	-0.11	-0.25	-0.25	-0.40	-0.25
	連續	4	-0.16	-0.16	-0.43	0.01	-0.18	-0.18	-0.30	-0.17
	次序	4	-0.30	-0.30	-0.62	-0.12	-0.28	-0.28	-0.45	-0.27
	連續	3	-0.19	-0.19	-0.50	0.01	-0.23	-0.24	-0.37	-0.23
	次序	3	-0.32	-0.32	-0.69	-0.10	-0.35	-0.35	-0.51	-0.34

DOI:10.6814/DIS.NCCU.EDU.013.2018.F02

（二）β_1、β_2、β_3之 MRB 變異數分析

1、β_1之 MRB 的變異數分析

為瞭解β_1之 MRB 的差異，本研究進行混合因子變異數分析。結果顯示，在受試者內（即八個模型）之 F 值為 1115934.94，eta 為.99。在受試者間，資料型態之 F 值為 3118.82，eta 為.17；人數之 F 值為 0.54，eta 為.00，指標數目之 F 值為 814.99，eta 為.10。上述之檢定，除樣本人數外，不論是受試者內或者受試間的因子皆達顯著。而在受試者間的因子，資料型態影響最鉅，其次才是指標數目。

進一步進行分析則發現，β_1的 MRB 在八個類型上，皆有顯著差異。在資料型態上，連續型資料為-.085，次序型資料為-.128，連續資料估計顯著優於次序型資料。在指標數目上，指標數目為三之 MRB 為.127，指標數目為四之 MRB 為.103，指標數目為五之 MRB 為.089，三者之差異皆達顯著，且隨著指標數目增加，低估情形減緩。

而就兩兩的交互作用言，有顯著之兩兩交互作用為「八個類型×資料型態」、「八個類型×人數」、「八個類型×指標數目」、「資料型態×指標數目」而在三項的交互作用上則有「八個類型×資料型態×指標數目」。至於四項、五項的交互作用則不顯著。

在有顯著的交互作用，大於.138（Choen, 1988），具有實務意義有「八個類型×指標數目」和「八個類型×指標數目」。

先就「八個類型×資料類型」而言，進行單純主要效果檢驗，結果發現在不同的資料型態在八種不同的估計方法下，表現各異。就 PLS-SEM 言，四種方法皆是連續型的負向 MRB 較小，但是在 CB-SEM 下，指標乘積法、正交法、無限制法，其連續性資料 MRB 皆為正，但是次序型資料皆為負，相對的，二階段法，其連續性、次序性資料 MRB 皆為正，唯連續性資料之 MRB 較小。

而八種類型在兩種不同的資料型態上，可以發現在連續型資料上，CB-SEM 的指標乘積法、正交法、無限制法無顯著差異，而 PLS-SEM 的指標乘積法、正交法與無限制法無顯著差異，其餘有顯著差異。但是在次序性資料則分歧更多，CB-SEM 之內部指標乘積法和正交法無顯著差異，而在 PLS-SEM 中，指標乘積法和無限制法無顯著差異，其他有顯著差異。

再就「八個類型×指標數目」而言，進行單純主要效果檢驗，結果發現不同指標數目在八種不同估計方法下，表現各異，僅 CB-SEM 二階段法和 PLS-SEM 四種方法在不同指標數目有顯著，易言之，唯此五種方法之估計準確率在不同指標數目有差異。另外，就不同方法在不同指標下，進行單純主要效果檢驗，結果發現不論指標數目為何，八種方法皆有顯著差異，而透過事後比較則發現在指標數目為五下，CB-SEM 的指標乘積法對正交法及無限制法無顯著差異，而 PLS-SEM 的指標乘積法、正交法、無限制法無顯著差異，其餘有顯著差異；在指標數目為四下，CB-SEM 的指標乘積法對正交法無顯著差異，而 PLS-SEM 的指標乘積法和無限制法無顯著差異；在指標數目為三下，CB-SEM 的指標乘積法

DOI:10.6814/DIS.NCCU.EDU.013.2018.F02

對正交法及無限制法無顯著差異，而 PLS-SEM 的無限制法對指標乘積法和正交法無顯著差異，其餘有顯著差異。

表 22

***β_1* 之 MRB 的變異數分析-受試者內檢定結果**

	型 III 平方和	自由度	平均平方和	F 值	顯著性
八個類型	2626.43	2.66	988.63	1115934.94	0.00
八個類型×資料型態	29.22	2.66	11.00	12415.12	0.00
八個類型×人數	0.09	10.63	0.01	9.13	0.00
八個類型×指標數目	63.66	5.31	11.98	13523.12	0.00
八個類型×資料型態×人數	0.01	10.63	0.00	1.47	0.14
八個類型×資料型態×指標數目	0.21	5.31	0.04	44.33	0.00
八個類型×人數×指標數目	0.01	21.25	0.00	0.32	1.00
八個類型×資料型態×人數×指標數目	0.00	21.25	0.00	0.06	1.00

表 23

***β_1* 之 MRB 的變異數分析-受試者間檢定結果**

	型 III 平方和	自由度	平均平方和	F 值	顯著性
資料型態	56.96	1.00	56.96	3118.82	0.00
人數	0.04	4.00	0.01	0.54	0.70
指標數目	29.77	2.00	14.88	814.99	0.00
資料型態×人數	0.00	4.00	0.00	0.02	1.00
資料型態×指標數目	0.38	2.00	0.19	10.42	0.00
人數×指標數目	0.06	8.00	0.01	0.41	0.92

國立政治大學 National Chengchi University

DOI:10.6814/DIS.NCCU.EDU.013.2018.F02

表 24

β_1之不同資料型態在八個類型之單純主要效果

	型 III 平方和	自由度	平均平方和	F 值	顯著性
指標乘積法（CB-SEM）	2.51	1	2.51	975.14	.00
正交法（CB-SEM）	2.44	1	2.44	947.75	.00
二階段法（CB-SEM）	1.06	1	1.06	410.09	.00
無限制法（CB-SEM）	2.60	1	2.60	1008.09	.00
指標乘積法（PLS-SEM）	19.38	1	19.38	7521.37	.00
正交法（PLS-SEM）	19.55	1	19.55	7586.11	.00
二階段法（PLS-SEM）	19.35	1	19.35	7510.06	.00
無限制法（PLS-SEM）	19.28	1	19.28	7482.06	.00
誤差	308.626	119760	0.002577		

表 25

β_1之八個類型在不同資料型態之單純主要效果

	型 III 平方和	自由度	平均平方和	F 值	顯著性
連續性資料	1604.12	7	229.16	681567.7	.00
次序性資料	1051.53	7	150.22	446781.4	.00
誤差	35.233	104790	0.000336		

國立政治大學 National Chengchi University

DOI:10.6814/DIS.NCCU.EDU.013.2018.F02

表 26

β_1之不同指標數目在八個類型之單純主要效果

	型 III 平方和	自由度	平均平方和	F 值	顯著性
指標乘積法（CB-SEM）	.000	2	.000	0.06	n.s.
正交法（CB-SEM）	.002	2	.001	0.30	n. s.
二階段法（CB-SEM）	8.691	2	4.346	1686.31	.00
無限制法（CB-SEM）	.001	2	.000	0.12	n. s.
指標乘積法（PLS-SEM）	21.008	2	10.504	4076.06	.00
正交法（PLS-SEM）	21.098	2	10.549	4093.48	.00
二階段法（PLS-SEM）	21.457	2	10.729	4163.22	.00
無限制法（PLS-SEM）	21.166	2	10.583	4106.76	.00
誤差	308.626	119760	0.002577		

註：n.s 代表不顯著

表 27

β_1之八個類型在不同指標數目之單純主要效果

	型 III 平方和	自由度	平均平方和	F 值	顯著性
指標數目三	1268.46	7	181.21	539315.48	.00
指標數目四	824.14	7	117.73	350386.90	.00
指標數目五	597.50	7	85.357	254038.69	.00
誤差	35.233	104790	0.000336		

DOI:10.6814/DIS.NCCU.EDU.013.2018.F02

2、β_2之 MRB 變異數分析

本研究進行混合因子變異數分析，結果顯示，在受試者內（即八個模型）之 F 值為 89904.09，eta 為.86。在受試者間，資料型態之 F 值為 7729.31，eta 為.34；人數之 F 值為 32.60，eta 為.01，指標數目之之 F 值為 577.75，eta 為.07。故可知，不論是受試者內或者受試者間的因子皆達顯著。而在受試者間的因子，資料型態影響最鉅，其次才是指標數目、人數。

更進一步進行分析發現，β_2的 MRB 在八個類型上，皆有顯著差異。在資料型態上，連續型資料為-.119，次序型資料為-.217，連續資料估計顯然優於次序型資料。在指標數目上，指標數目為三之 MRB 為.194，指標數目為四之 MRB 為.161，指標數目為五之 MRB 為.149，三者之差異皆達顯著，且隨著指標數目增加，低估情形減緩。

另外，就兩兩的交互作用言，有顯著之兩兩交互作用為「八個類型×資料型態」、「八個類型×人數」、「八個類型×指標數目」、而在三項的交互作用上則有「八個類型×資料型態×指標數目」、「八個類型×資料型態×人數」。至於四項、五項的交互作用則不顯著。

國立政治大學 National Chengchi University

DOI:10.6814/DIS.NCCU.EDU.013.2018.F02

表 28

β_2之 MRB 的變異數分析-受試者內檢定結果

	型 III 平方和	自由度	平均平方和	F 值	顯著性
八個類型	3917.21	1.29	3043.81	89904.09	0.00
八個類型×資料型態	32.37	1.29	25.15	743.00	0.00
八個類型×人數	5.55	5.15	1.08	31.83	0.00
八個類型×指標數目	96.12	2.57	37.35	1103.07	0.00
八個類型×資料型態×人數	0.39	5.15	0.08	2.23	0.05
八個類型×資料型態×指標數目	0.31	2.57	0.12	3.61	0.02
八個類型×人數×指標數目	0.10	10.30	0.01	0.29	0.99
八個類型×資料型態×人數×指標數目	0.02	10.30	0.00	0.06	1.00

表 29

β_2之 MRB 的變異數分析-受試者間檢定結果

	型 III 平方和	自由度	平均平方和	F 值	顯著性
資料型態	284.40	1.00	284.40	7729.31	0.00
人數	4.80	4.00	1.20	32.60	0.00
指標數目	42.52	2.00	21.26	577.75	0.00
資料型態×人數	0.22	4.00	0.06	1.52	0.19
資料型態×指標數目	0.00	2.00	0.00	0.06	0.94
人數×指標數目	0.05	8.00	0.01	0.18	0.99

國立政治大學 National Chengchi University

DOI:10.6814/DIS.NCCU.EDU.013.2018.F02

3、β_3 之 MRB 的變異數分析

本研究進行 β_3 之 MRB 混合因子變異數分析。結果顯示，在受試者內之 F 值為 38317.21，eta 為.98。在受試者間，資料型態之 F 值為 13816.04，eta 為.48；人數之 F 值為 8.65，eta 為.00，指標數目之之 F 值為 1708.47，eta 為.19。故可知，不論是受試者內或者受試者間的因子皆達顯著。而在受試者的因子，資料型態影響最鉅，其次才是指標數目、人數。

進一步進行分析發現，β_3 的 MRB 在八個類型上，皆有顯著差異。在資料型態上，連續型資料為-.207，類別型資料為-.337，連續資料估計顯然優於次序資料。在指標數目上，指標數目為三之 MRB 為.314，指標數目為四之 MRB 為.267，指標數目為五之 MRB 為.235，三者之差異皆達顯著，指標數目愈多，低估情形愈少。

另外，就兩兩的交互作用言，有顯著之兩兩交互作用為「八個類型×資料型態」、「八個類型×人數」、「八個類型×指標數目」、而在三項的交互作用上則有「八個類型×資料型態×指標數目」。至於四項的交互作用則不顯著。

國立政治大學
National Chengchi University

DOI:10.6814/DIS.NCCU.EDU.013.2018.F02

表 30

β_3 之 MRB 的變異數分析-受試者內檢定結果

	型 III 平方和	自由度	平均平方和	F 值	顯著性
八個類型	1858.94	1.35	1374.61	38317.21	0.00
八個類型×資料型態	19.63	1.35	14.51	404.56	0.00
八個類型×人數	2.21	5.41	0.41	11.41	0.00
八個類型×指標數目	32.43	2.70	11.99	334.26	0.00
八個類型×資料型態×人數	0.05	5.41	0.01	0.28	0.93
八個類型×資料型態×指標數目	0.31	2.70	0.12	3.23	0.03
八個類型×人數×指標數目	0.12	10.82	0.01	0.30	0.99
八個類型×資料型態×人數×指標數目	0.02	10.82	0.00	0.06	1.00

表 31

β_3 之 MRB 的變異數分析-受試者間檢定結果

	型 III 平方和	自由度	平均平方和	F 值	顯著性
資料型態	506.57	1.00	506.57	13816.04	0.00
人數	1.27	4.00	0.32	8.65	0.00
指標數目	125.28	2.00	62.64	1708.47	0.00
資料型態×人數	0.01	4.00	0.00	0.08	0.99
資料型態×指標數目	0.14	2.00	0.07	1.91	0.15
人數×指標數目	0.02	8.00	0.00	0.08	1.00

國立政治大學 National Chengchi University

DOI:10.6814/DIS.NCCU.EDU.013.2018.F02

第三節 CB-SEM、PLS-SEM 之解釋力結果分析

本節共分兩個部份，第一部份為解釋量的描述統計，第二部份為運用混合變異數分析考驗解釋量之 MRB 的結果，茲分述如下。

一、解釋量的估計結果

本研究預設的解釋量為.43，而估計結果之整體解釋量為.32，而就 CB-SEM 而言，其整體解釋量為.42，就 PLS-SEM 而言，其全體解釋量為.23。從這個數據大致上可以發現，CB-SEM 估計較 PLS-SEM 接近原始的解釋量。

在不同方法上，在 CB-SEM 上，指標乘積法和正交法皆為.38，二階段法為.49，無限制法為.41；在 PLS-SEM 上，不論指標乘積法、正交法、二階段法、無限制法皆為.23。由此可知，在 PLS-SEM，不論何種方法，解釋量皆被低估。

在人數方面，就 CB-SEM 而言，不論人數為何，其解釋量皆為.42；就 PLS-SEM 而言，當 2500、2000、1500、1000 時，其解釋量為.23，當 500 人，其解釋量為.24。由此可知，在 CB-SEM 下，其解釋量相當穩定。

在資料型態上，就 CB-SEM 而言，當資料型態為連續時，其解釋量為.43，當為次序時，其解釋量為.40；就 PLS-SEM 而言，資料型態為連續時，其解釋量為.26，資料型態為次序時，其解釋量為.20。由此可知，不論是 CB-SEM 和 PLS-SEM，其解釋量在估計次序資料時皆較估計連續資料時為差。

在指標數目方面，就 CB-SEM 而言，當指標數目為三、四時，其解釋量皆為.42，當指標數目為五時，解釋量為.41；在 PLS-SEM 上，當指標數目為三，其解釋量為.20，指標數目為四時，其解釋量為.24，指標數目為五時，其解釋量為.26，故可發現在 PLS-SEM 上隨著指標數目的增加，解釋量的估計愈接近理論值。

國立政治大學 National Chengchi University

DOI:10.6814/DIS.NCCU.EDU.013.2018.F02

表 32

解釋量估計結果

人數	資料型態	指標數	CB-SEM				PLS-SEM			
			指標乘積法	正交法	二階段法	無限制法	指標乘積法	正交法	二階段法	無限制法
2500	連續	5	.41	.41	.48	.43	.29	.29	.29	.28
	次序	5	.36	.36	.46	.39	.23	.23	.23	.22
	連續	4	.40	.40	.50	.43	.26	.26	.26	.26
	次序	4	.36	.36	.48	.39	.21	.21	.20	.20
	連續	3	.40	.40	.52	.43	.23	.23	.23	.22
	次序	3	.36	.36	.50	.39	.17	.17	.17	.17
2000	連續	5	.41	.41	.48	.43	.29	.29	.29	.28
	次序	5	.36	.36	.46	.39	.23	.23	.23	.22
	連續	4	.40	.40	.50	.43	.26	.26	.26	.26
	次序	4	.36	.36	.48	.39	.21	.21	.20	.20
	連續	3	.40	.40	.52	.43	.23	.23	.23	.22
	次序	3	.36	.36	.50	.39	.17	.17	.17	.17
1500	連續	5	.41	.41	.48	.43	.29	.29	.29	.28
	次序	5	.36	.36	.46	.39	.23	.23	.23	.22
	連續	4	.40	.40	.50	.43	.27	.27	.26	.26
	次序	4	.36	.36	.48	.39	.21	.21	.20	.20
	連續	3	.40	.40	.52	.43	.23	.23	.23	.22
	次序	3	.36	.36	.50	.39	.17	.17	.17	.17
1000	連續	5	.41	.41	.48	.43	.29	.29	.29	.28
	次序	5	.36	.36	.46	.39	.23	.23	.23	.23
	連續	4	.41	.41	.50	.43	.27	.27	.27	.26
	次序	4	.36	.36	.48	.39	.21	.21	.21	.20
	連續	3	.40	.40	.52	.43	.23	.23	.23	.22
	次序	3	.36	.36	.50	.39	.17	.17	.23	.17
500	連續	5	.41	.41	.48	.43	.30	.30	.29	.29
	次序	5	.37	.37	.46	.39	.24	.24	.23	.23
	連續	4	.41	.41	.50	.43	.27	.27	.27	.27
	次序	4	.36	.36	.50	.39	.22	.22	.21	.21
	連續	3	.40	.40	.52	.44	.23	.23	.23	.23
	次序	3	.36	.36	.50	.39	.18	.18	.18	.18

國立政治大學 National Chengchi University

DOI:10.6814/DIS.NCCU.EDU.013.2018.F02

二、解釋量之 MRB 變異數分析

透過混合因子變異數分析，結果顯示，在受試者內之 F 值為 1115498.54，eta 為.99。而在受試者間，資料型態之 F 值為 14080.23，eta 為.49；人數之 F 值為 43.31，eta 為.01，指標數目之之 F 值為 1499.11，eta 為.17。由此可知，不論是受試者內的因子或者受試者間的因子皆達顯著。而在受試者的因子，資料型態影響最鉅，其次分別是指標數目、樣本數。

進一步進行分析發現，解釋量之 MRB 在八個類型上，皆有顯著差異。在資料型態上，連續型資料為-.19，次序型資料為-.30，連續資料估計顯然優於次序型資料。在指標數目上，指標數目為三之解釋量為-.28，指標數目為四之解釋量為-.24，指標數目為五之解釋量為-.22，三者之差異皆達顯著，且隨著指標數目增加，低估情形減緩。

另外，就兩兩的交互作用言，有顯著之兩兩交互作用為「八個類型×資料型態」、「八個類型×人數」、「八個類型×指標數目」、「資料型態×指標數目」、、而在三項的交互作用上則有「八個類型×資料型態×人數」、「八個類型×資料型態×指標數目」、「八個類型×人數×指標數目」。至於四項則有「八個類型×資料型態×人數×指標數目」。

而在顯著的交互作用中，大於.138（Cohen, 1988），有「八個類型×資料型態」、「八個類型×指標數目」。先就「八個類型×資料型態」進行單純主要效果分析，結果發現資料類型在八種方法中皆顯著達，且發現 CB-SEM 之指標乘積法、正交法和 PLS-SEM 四種方法，不論是連續型資料或次序型資料之 MRB 皆為負，且次序型資料較小，而 CB-SEM 的二階段法其 MRB 皆為正，且連續型資料之 MRB 較大，而其無限制法，連續型資料為正，次序型資料為負，且次序型資料絕對值大於連續型資料。

而八種方法在不同的資料類型上，單純主要效果皆達顯著。進行事後比較發現不論在連續型資料或次序型資料 CB-SEM、PLS-SEM 的指標乘積法和正交法無顯著差異，其餘有顯著差異。

而就「八個類型×指標數目」而言，不同的指標數目在八個方法中進行單純主要效果檢驗，結果發現除了 CB-SEM 無限制法外，其餘皆達顯著。而針對不同方法在不同指標間的單純主要效果檢定，結果顯示三個單純主要效果皆達顯著。進一步分析則發現在指標數目為三時，不論是 CB-SEM 或 PLS-SEM 的指標乘積法和正交法估計結果無顯著差異，其餘則有顯著差異，同樣情況亦發現在指標數目為四、五。

DOI:10.6814/DIS.NCCU.EDU.013.2018.F02

表 33

解釋量之 MRB 的變異數分析-受試者內檢定結果

	型 III 平方和	自由度	平均平方和	F 值	顯著性
八個類型	6149.51	1.96	3141.68	1115498.54	0.00
八個類型×資料型態	23.04	1.96	11.77	4179.41	0.00
八個類型×人數	1.73	7.83	0.22	78.51	0.00
八個類型×指標數目	127.94	3.91	32.68	11603.90	0.00
八個類型×資料型態×人數	1.09	7.83	0.14	49.45	0.00
八個類型×資料型態×指標數目	0.77	3.91	0.20	69.66	0.00
八個類型×人數×指標數目	2.33	15.66	0.15	52.87	0.00
八個類型×資料型態×人數×指標數目	2.19	15.66	0.14	49.58	0.00

表 34

解釋量之 MRB 的變異數分析-受試者間檢定結果

	型 III 平方和	自由度	平均平方和	F 值	顯著性
資料型態	348.66	1.00	348.66	14080.23	0.00
人數	4.29	4.00	1.07	43.31	0.00
指標數目	74.24	2.00	37.12	1499.11	0.00
資料型態×人數	0.23	4.00	0.06	2.37	0.05
資料型態×指標數目	0.35	2.00	0.18	7.12	0.00
人數×指標數目	0.18	8.00	0.02	0.90	0.51

國立政治大學 National Chengchi University

DOI:10.6814/DIS.NCCU.EDU.013.2018.F02

表 35

解釋量之不同資料型態在八個類型之單純主要效果

	型 III 平方和	自由度	平均平方和	F 值	顯著性
指標乘積法（CB-SEM）	36.90	1	36.90	9749.88	.00
正交法（CB-SEM）	36.68	1	36.68	9691.44	.00
二階段法（CB-SEM）	7.26	1	7.26	1917.42	.00
無限制法（CB-SEM）	39.64	1	39.64	10475.49	.00
指標乘積法（PLS-SEM）	64.19	1	64.19	16960.82	.00
正交法（PLS-SEM）	64.27	1	64.27	16982.82	.00
二階段法（PLS-SEM）	58.26	1	58.26	15395.29	.00
無限制法（PLS-SEM）	64.51	1	64.51	17045.85	.00
誤差	453.22	119760	0.003784		

表 36

解釋量之八個類型在不同資料型態之單純主要效果

	型 III 平方和	自由度	平均平方和	F 值	顯著性
連續性資料	2737.69	7	39.10	49619.29	.00
次序性資料	3434.87	7	490.70	622715.74	.00
誤差	82.53	104790	0.000788		

國立政治大學 National Chengchi University

DOI:10.6814/DIS.NCCU.EDU.013.2018.F02

表 37

解釋量之不同指標數目在八個類型之單純主要效果

	型 III 平方和	自由度	平均平方和	F 值	顯著性
指標乘積法（CB-SEM）	0.31	2	0.16	41.36	.00
正交法（CB-SEM）	0.31	2	0.16	41.17	.00
二階段法（CB-SEM）	7.41	2	3.70	978.82	.00
無限制法（CB-SEM）	0.02	2	0.01	2.43	n. s.
指標乘積法（PLS-SEM）	25.39	2	12.70	3355.27	.00
正交法（PLS-SEM）	25.35	2	12.67	3349.19	.00
二階段法（PLS-SEM）	24.72	2	12.36	3266.51	.00
無限制法（PLS-SEM）	24.37	2	12.19	3220.45	.00
誤差	453.22	119760	0.003784		

註：n.s 代表不顯著

表 38

解釋量之八個類型在不同指標數目之單純主要效果

	型 III 平方和	自由度	平均平方和	F 值	顯著性
指標數目三	2880.78	7	411.54	522258.58	.00
指標數目四	1966.11	7	280.87	356434.01	.00
指標數目五	1430.57	7	204.37	259352.79	.00
誤差	82.53	104790	0.000788		

DOI:10.6814/DIS.NCCU.EDU.013.2018.F02

第四節　因素分數之結果分析

本節共分兩部份，第一部份描述因素分數之 RMSE 結果，第二部份則運用混合因子變異數分析，檢定各因子是否影響因素分析之估計結果，茲分述如下。

一、因素分數估計之描述統計

（一）ξ_1 之 RMSE 結果

本研究 ξ_1 的 RMSE 估計之平均值為.54。CB-SEM 的估計平均結果為.57，PLS-SEM 的平均估計結果為.51；故就平均結果而言，PLS-SEM 較優於 CB-SEM。

而就 CB-SEM 和 PLS-SEM 各方法看，可以發現在 CB-SEM 中，不論任何種方法其估計平均皆為.57；在 PLS-SEM 亦不論何種方法皆為.51。由以上可知，不論是 CB-SEM 或 PLS-SEM 中，各方法差異不大。

而觀察 CB-SEM 和 PLS-SEM 在人數的變動情形，本研究指出在 CB-SEM 下，從 2500 到 500 人估計皆為.57，顯然變動不大；在 PLS-SEM 下，其估計之 RMSE 亦分別為.51，由此可知，變動亦不大。

次序與連續變項的差異上，在 CB-SEM 下，次序變項的 RMSE 為.62，連續變項的 RMSE 為.52；在 PLS-SEM 下，次序變項的 RMSE 為.55，連續變項的 RMSE 為.47。由此可知，不論是 CB-SEM、PLS-SEM，連續變項的因素分數估計皆較佳。

在指標數上，就 CB-SEM 而言，指標數目為三的係數估計為.60，指標數目為四的 RMSE 為.57，指標數目五的 RMSE 為.54；就 PLS-SEM 而言，指標數目三題的 RMSE 為.56，指標數目四題的 RMSE 為.50，指標數目五題為.46。由此可知，不論是 CB-SEM 或 PLS-SEM 下，隨著指標數目變多，因素分數估計日益精準。

國立政治大學 National Chengchi University

DOI:10.6814/DIS.NCCU.EDU.013.2018.F02

表 39

ξ_1 之 RMSE

人數	資料型態	指標數	CB-SEM 指標乘積法	CB-SEM 正交法	CB-SEM 二階段法	CB-SEM 無限制法	PLS-SEM 指標乘積法	PLS-SEM 正交法	PLS-SEM 二階段法	PLS-SEM 無限制法
2500	連續	5	0.49	0.49	0.49	0.49	0.43	0.43	0.43	0.43
	次序	5	0.59	0.59	0.59	0.59	0.50	0.50	0.50	0.50
	連續	4	0.52	0.52	0.52	0.52	0.47	0.47	0.47	0.47
	次序	4	0.62	0.62	0.62	0.62	0.54	0.54	0.54	0.54
	連續	3	0.56	0.56	0.56	0.56	0.53	0.53	0.53	0.53
	次序	3	0.65	0.65	0.65	0.65	0.60	0.60	0.60	0.60
2000	連續	5	0.49	0.49	0.49	0.49	0.43	0.43	0.43	0.43
	次序	5	0.59	0.59	0.59	0.59	0.50	0.50	0.50	0.50
	連續	4	0.52	0.52	0.52	0.52	0.47	0.47	0.47	0.47
	次序	4	0.62	0.62	0.62	0.62	0.54	0.54	0.54	0.54
	連續	3	0.56	0.56	0.56	0.56	0.53	0.53	0.53	0.53
	次序	3	0.65	0.65	0.65	0.65	0.60	0.60	0.60	0.60
1500	連續	5	0.49	0.49	0.49	0.49	0.43	0.43	0.43	0.43
	次序	5	0.59	0.59	0.59	0.59	0.50	0.50	0.50	0.50
	連續	4	0.52	0.52	0.52	0.52	0.47	0.47	0.47	0.47
	次序	4	0.62	0.62	0.62	0.62	0.54	0.54	0.54	0.54
	連續	3	0.56	0.56	0.56	0.56	0.53	0.53	0.53	0.53
	次序	3	0.65	0.65	0.65	0.65	0.60	0.60	0.60	0.60
1000	連續	5	0.49	0.49	0.49	0.49	0.43	0.43	0.43	0.43
	次序	5	0.59	0.59	0.59	0.59	0.50	0.50	0.50	0.50
	連續	4	0.52	0.52	0.52	0.52	0.47	0.60	0.47	0.47
	次序	4	0.62	0.62	0.62	0.62	0.54	0.54	0.54	0.54
	連續	3	0.56	0.56	0.56	0.56	0.53	0.53	0.53	0.53
	次序	3	0.65	0.65	0.65	0.65	0.60	0.60	0.60	0.60
500	連續	5	0.49	0.49	0.49	0.49	0.43	0.43	0.43	0.43
	次序	5	0.59	0.59	0.59	0.59	0.50	0.50	0.50	0.50
	連續	4	0.52	0.52	0.52	0.52	0.47	0.47	0.47	0.47
	次序	4	0.62	0.62	0.62	0.62	0.54	0.54	0.54	0.54
	連續	3	0.56	0.56	0.56	0.56	0.53	0.53	0.53	0.53
	次序	3	0.65	0.65	0.65	0.65	0.60	0.60	0.60	0.60

DOI:10.6814/DIS.NCCU.EDU.013.2018.F02

（二）ξ_2 之 RMSE 結果

本研究 ξ_2 的 RMSE 估計結果之平均值為 0.88。CB-SEM 的平均估計結果為 0.58，PLS-SEM 的平均估計結果為 1.19；故就平均結果而言，CB-SEM 較優於 PLS-SEM。

而就 CB-SEM 和 PLS-SEM 各方法看，可以發現在 CB-SEM 中，不論任何種方法其 RMSE 平均皆為.58;在 PLS-SEM 中，本研究發現在指標乘積法、正交法、無限制法都是 1.41，而二階段法則是 0.51，故可知，在 CB-SEM 中，各方法差異不大，但是在 PLS-SEM 中，二階段法其估計因素分數較佳。

而觀察 CB-SEM 和 PLS-SEM 在人數的變動的情形，本研究指出在 CB-SEM 下，從 2500 到 500 人 RMSE 皆為 0.58，顯然變動不大；在 PLS-SEM 下，其估計之 RMSE 分別為 1.19、1.19、1.19、1.19、1.18，由此可知，變動亦不大。

就次序與連續變項的差異上，在 CB-SEM 下，次序變項的 RMSE 為.63，連續變項的 RMSE 為.53；在 PLS-SEM 下，次序變項的 RMSE 為 1.2，連續變項的 RMSE 為 1.18。由此可知不論是 CB-SEM、PLS-SEM，連續變項的因素分數估計皆較佳。

在指標數上，就 CB-SEM 而言，指標數目為三的係數估計為 0.61，指標數目為四的 RMSE 為 0.58，指標數目五的 RMSE 為 0.55；就 PLS-SEM 而言，指標數目三題的 RMSE 為 1.20，指標數目四題的 RMSE 為 1.19，指標數目五題為 1.18。由此可知，不論是 CB-SEM 或 PLS-SEM 下，隨著指標數目變多，因素分數估計日益精準。

國立政治大學 National Chengchi University

DOI:10.6814/DIS.NCCU.EDU.013.2018.F02

表 40

ξ_2 之 RMSE

人數	資料型態	指標數	CB-SEM 指標乘積法	CB-SEM 正交法	CB-SEM 二階段法	CB-SEM 無限制法	PLS-SEM 指標乘積法	PLS-SEM 正交法	PLS-SEM 二階段法	PLS-SEM 無限制法
2500	連續	5	0.49	0.49	0.49	0.49	1.41	1.41	0.43	1.41
	次序	5	0.60	0.60	0.60	0.60	1.41	1.41	0.50	1.41
	連續	4	0.53	0.52	0.53	0.53	1.41	1.41	0.47	1.41
	次序	4	0.62	0.62	0.62	0.62	1.41	1.41	0.54	1.41
	連續	3	0.57	0.57	0.57	0.57	1.41	1.41	0.53	1.41
	次序	3	0.66	0.66	0.66	0.66	1.41	1.41	0.60	1.41
2000	連續	5	0.49	0.49	0.50	0.49	1.41	1.41	0.43	1.41
	次序	5	0.60	0.60	0.60	0.60	1.41	1.41	0.50	1.41
	連續	4	0.53	0.53	0.53	0.53	1.41	1.41	0.47	1.41
	次序	4	0.62	0.62	0.62	0.62	1.41	1.41	0.54	1.41
	連續	3	0.57	0.57	0.57	0.57	1.41	1.41	0.53	1.41
	次序	3	0.66	0.66	0.66	0.66	1.41	1.41	0.60	1.41
1500	連續	5	0.49	0.49	0.50	0.49	1.41	1.41	0.43	1.41
	次序	5	0.60	0.60	0.60	0.60	1.41	1.41	0.50	1.41
	連續	4	0.53	0.53	0.53	0.53	1.41	1.41	0.47	1.41
	次序	4	0.62	0.62	0.62	0.62	1.41	1.41	0.55	1.41
	連續	3	0.57	0.57	0.57	0.57	1.41	1.41	0.53	1.41
	次序	3	0.66	0.66	0.66	0.66	1.41	1.41	0.60	1.41
1000	連續	5	0.49	0.49	0.49	0.49	1.41	1.41	0.43	1.41
	次序	5	0.60	0.60	0.60	0.60	1.41	1.41	0.50	1.41
	連續	4	0.53	0.53	0.53	0.53	1.41	1.41	0.47	1.41
	次序	4	0.63	0.63	0.63	0.63	1.41	1.41	0.55	1.41
	連續	3	0.57	0.57	0.57	0.57	1.41	1.41	0.53	1.41
	次序	3	0.66	0.66	0.66	0.66	1.41	1.41	0.61	1.41
500	連續	5	0.49	0.49	0.49	0.49	1.41	1.41	0.43	1.41
	次序	5	0.60	0.60	0.60	0.60	1.41	1.41	0.51	1.41
	連續	4	0.53	0.53	0.53	0.53	1.41	1.41	0.48	1.41
	次序	4	0.62	0.62	0.62	0.62	1.41	1.41	0.55	1.41
	連續	3	0.57	0.57	0.57	0.57	1.41	1.41	0.53	1.41
	次序	3	0.66	0.66	0.66	0.66	1.41	1.41	0.61	1.41

DOI:10.6814/DIS.NCCU.EDU.013.2018.F02

（三）$\xi_1 \times \xi_2$ 之 RMSE 結果

本研究 $\xi_1 \times \xi_2$ 的 RMSE 估計結果之平均值為 0.99。CB-SEM 的平均估計結果為 0.75，PLS-SEM 的平均估計結果為 1.24；故就平均結果而言，CB-SEM 較優於 PLS-SEM。

而就 CB-SEM 和 PLS-SEM 各方法看，可以發現在 CB-SEM 中，指標乘積法、正交法之 RMSE 為 0.71，二階段法為 0.78，無限制法為 0.81；在 PLS-SEM 中，本研究發現在指標乘積法、正交法、無限制法都是 1.41，而二階段法則是 0.70，故可知，在 PLS-SEM 中，二階段法其估計因素分數則較佳。

而觀察 CB-SEM 和 PLS-SEM 在人數的變動的情形，本研究發現在 CB-SEM 下，從 2500 到 500 人 RMSE 皆為 0.75，變動不大；在 PLS-SEM 下，其估計之 RMSE 分別為 1.24、1.23、1.24、1.24、1.23。故可知，變動亦不大。

次序與連續變項的差異上，在 CB-SEM 下，次序變項的 RMSE 為 0.80，連續變項的 RMSE 為 0.70；在 PLS-SEM 下，次序變項的 RMSE 為 1.25，連續變項的 RMSE 為 1.22。因此，不論是 CB-SEM、PLS-SEM，連續變項的因素分數估計皆較佳。

在指標數上，就 CB-SEM 而言，指標數目為三的係數估計為 0.78，指標數目為四的 RMSE 為 0.75，指標數目五的 RMSE 為 0.73；就 PLS-SEM 而言，指標數目三題的 RMSE 為 1.25，指標數目四題的 RMSE 為 1.23，指標數目五題為 1.22。故可知，不論是 CB-SEM 或 PLS-SEM 下，隨著指標數目變多，因素分數估計精準度日益提升。

國立政治大學 National Chengchi University

DOI:10.6814/DIS.NCCU.EDU.013.2018.F02

表 41

$\xi_1 \times \xi_2$ 之 RMSE

人數	資料型態	指標數	CB-SEM 指標乘積法	CB-SEM 正交法	CB-SEM 二階段法	CB-SEM 無限制法	PLS-SEM 指標乘積法	PLS-SEM 正交法	PLS-SEM 二階段法	PLS-SEM 無限制法
2500	連續	5	0.63	0.63	0.70	0.73	1.42	1.42	0.59	1.42
	次序	5	0.74	0.74	0.81	0.84	1.42	1.42	0.68	1.42
	連續	4	0.65	0.66	0.73	0.76	1.42	1.42	0.64	1.42
	次序	4	0.76	0.76	0.83	0.86	1.42	1.42	0.74	1.42
	連續	3	0.69	0.70	0.76	0.79	1.42	1.42	0.72	1.42
	次序	3	0.79	0.79	0.86	0.88	1.42	1.42	0.81	1.42
2000	連續	5	0.63	0.63	0.70	0.73	1.41	1.41	0.59	1.41
	次序	5	0.74	0.74	0.81	0.84	1.41	1.41	0.68	1.41
	連續	4	0.65	0.66	0.72	0.76	1.41	1.41	0.64	1.41
	次序	4	0.76	0.76	0.83	0.85	1.41	1.41	0.74	1.41
	連續	3	0.69	0.69	0.76	0.79	1.41	1.41	0.72	1.41
	次序	3	0.79	0.79	0.86	0.88	1.41	1.41	0.81	1.41
1500	連續	5	0.63	0.63	0.70	0.73	1.42	1.42	0.59	1.42
	次序	5	0.74	0.74	0.81	0.84	1.42	1.42	0.68	1.42
	連續	4	0.65	0.66	0.73	0.76	1.41	1.41	0.64	1.41
	次序	4	0.76	0.76	0.83	0.86	1.41	1.41	0.74	1.41
	連續	3	0.69	0.70	0.76	0.79	1.41	1.41	0.72	1.41
	次序	3	0.79	0.79	0.86	0.88	1.42	1.42	0.81	1.42
1000	連續	5	0.63	0.63	0.70	0.73	1.41	1.41	0.59	1.41
	次序	5	0.74	0.74	0.81	0.84	1.41	1.41	0.68	1.41
	連續	4	0.65	0.66	0.73	0.76	1.41	1.41	0.64	1.41
	次序	4	0.76	0.76	0.83	0.86	1.41	1.41	0.74	1.41
	連續	3	0.70	0.70	0.76	0.79	1.41	1.41	0.72	1.41
	次序	3	0.79	0.79	0.86	0.88	1.41	1.41	0.81	1.41
500	連續	5	0.63	0.63	0.70	0.73	1.41	1.41	0.59	1.41
	次序	5	0.74	0.74	0.81	0.83	1.41	1.41	0.69	1.41
	連續	4	0.66	0.66	0.72	0.76	1.41	1.41	0.65	1.41
	次序	4	0.76	0.76	0.83	0.85	1.41	1.41	0.74	1.41
	連續	3	0.70	0.70	0.76	0.79	1.41	1.41	0.72	1.41
	次序	3	0.79	0.79	0.85	0.88	1.41	1.41	0.82	1.41

DOI:10.6814/DIS.NCCU.EDU.013.2018.F02

（四）η 之 RMSE 結果

本研究 η 的 RMSE 之平均值為 0.55。CB-SEM 的平均結果為 0.57，PLS-SEM 的平均估計結果為 0.52；故就平均結果而言，PLS-SEM 較優於 CB-SEM。

而就 CB-SEM 和 PLS-SEM 各方法看，可以發現在 CB-SEM 中，指標乘積法、正交法、無限制法之 RMSE 為 0.57，二階段法為 0.58；在 PLS-SEM 中，本研究發現在四種方法都是 0.52。

而就 CB-SEM 和 PLS-SEM 在人數的變動情形，本研究發現在 CB-SEM 下，從 2500 到 500 人 RMSE 皆為 0.57，變動不大；在 PLS-SEM 下，亦皆為 0.52。故可知，變動亦不大。

次序與連續變項的差異上，在 CB-SEM 下，次序變項的 RMSE 為 0.63，連續變項的 RMSE 為 0.52；在 PLS-SEM 下，次序變項的 RMSE 為 0.57，連續變項的 RMSE 為 0.47。是故，不論是 CB-SEM、PLS-SEM，連續變項的因素分數估計皆較佳。

在指標數上，就 CB-SEM 而言，指標數目為 3 的係數估計為 0.60，指標數目為 4 的 RMSE 為 0.57，指標數目 5 的 RMSE 為 0.54；就 PLS-SEM 而言，指標數目 3 題的 RMSE 為 0.58，指標數目 4 題的 RMSE 為 0.51，指標數目 5 題為 0.47。故可知，不論是 CB-SEM 或 PLS-SEM 下，隨著指標數目變多，因素分數之估計逐漸精準。

國立政治大學 National Chengchi University

DOI:10.6814/DIS.NCCU.EDU.013.2018.F02

表 42

***η* 之 RMSE**

人數	資料型態	指標數	CB-SEM				PLS-SEM			
			指標乘積法	正交法	二階段法	無限制法	指標乘積法	正交法	二階段法	無限制法
2500	連續	5	0.48	0.48	0.49	0.49	0.42	0.42	0.42	0.42
	次序	5	0.60	0.60	0.61	0.60	0.52	0.52	0.52	0.52
	連續	4	0.51	0.51	0.52	0.51	0.47	0.47	0.47	0.47
	次序	4	0.63	0.63	0.63	0.63	0.56	0.56	0.56	0.56
	連續	3	0.55	0.55	0.55	0.55	0.53	0.53	0.53	0.53
	次序	3	0.66	0.66	0.66	0.66	0.62	0.62	0.62	0.62
2000	連續	5	0.48	0.48	0.49	0.49	0.43	0.43	0.43	0.43
	次序	5	0.60	0.60	0.61	0.60	0.52	0.52	0.52	0.52
	連續	4	0.51	0.51	0.52	0.51	0.47	0.47	0.47	0.47
	次序	4	0.63	0.63	0.63	0.63	0.56	0.56	0.56	0.56
	連續	3	0.55	0.55	0.55	0.55	0.53	0.53	0.53	0.53
	次序	3	0.66	0.66	0.66	0.66	0.62	0.62	0.62	0.62
1500	連續	5	0.48	0.48	0.49	0.49	0.43	0.43	0.43	0.43
	次序	5	0.60	0.60	0.61	0.60	0.52	0.52	0.52	0.52
	連續	4	0.51	0.51	0.52	0.51	0.47	0.47	0.47	0.47
	次序	4	0.63	0.63	0.63	0.63	0.56	0.56	0.56	0.56
	連續	3	0.55	0.55	0.55	0.55	0.53	0.53	0.53	0.53
	次序	3	0.66	0.66	0.66	0.66	0.62	0.62	0.62	0.62
1000	連續	5	0.48	0.48	0.49	0.49	0.43	0.43	0.43	0.43
	次序	5	0.60	0.60	0.61	0.60	0.52	0.52	0.52	0.52
	連續	4	0.51	0.51	0.52	0.51	0.47	0.47	0.47	0.47
	次序	4	0.63	0.63	0.63	0.63	0.56	0.56	0.56	0.56
	連續	3	0.55	0.55	0.55	0.55	0.53	0.53	0.53	0.53
	次序	3	0.66	0.66	0.66	0.66	0.62	0.62	0.62	0.62
500	連續	5	0.49	0.49	0.49	0.49	0.43	0.43	0.43	0.43
	次序	5	0.60	0.60	0.61	0.60	0.52	0.52	0.52	0.52
	連續	4	0.52	0.52	0.52	0.52	0.47	0.47	0.47	0.47
	次序	4	0.63	0.63	0.63	0.63	0.56	0.56	0.56	0.56
	連續	3	0.55	0.55	0.56	0.55	0.53	0.53	0.53	0.53
	次序	3	0.66	0.66	0.66	0.66	0.62	0.62	0.62	0.62

DOI:10.6814/DIS.NCCU.EDU.013.2018.F02

二、變異數分析結果

（一）ξ_1 之 RMSE 變異數分析結果

本研究為了進行混合因子變異數分析，乃先將 RMSE 取 log，轉換成常態分配，再進行變異數分析（Harwell et al., 1996）。結果顯示，在受試者內之 F 值為 157346.67，eta 為.91。而在受試者間，資料型態之 F 值為 150093.46，eta 為.91；人數之 F 值為 13.36，eta 為.00，指標數目之之 F 值為 50417.70，eta 為.87。故不論是受試者內的因子或者受試者間的因子皆達顯著。而在受試者間的因子，資料型態影響最大，其次才是指標數目、人數。

進一步分析，取 log 後的 RMSE 在八個類型上，皆有顯著差異。在資料型態上，連續資料估計顯著優於次序型資料。在指標數目上，指標數目為五之取 log 後的 RMSE 為-.30，指標數目為四為-.27，指標數目為三為-.23，三者之差異皆達顯著，且隨著指標數目增加，因素分數估計日益準確。

而就交互作用言，有顯著之兩兩交互作用為「八個類型×資料型態」、「八個類型×指標數目」、「資料型態×指標數目」、，而在三項的交互作用上則有「八個類型×資料型態×指標數目」、「八個類型×人數×指標數目」。

而在這些交互作用中，變異數分析之 eta 大於.138（Cohen, 1988）共有「八個類型×資料型態」、「八個類型×指標數目」兩項。先就「八個類型×資料型態」分析。本研究發現在不同資料在八種方法表現相當一致，皆達顯著，且連續性資料之 RMSE 皆小於次序性資料。但是不同方法在不同資料類型則顯示出不一致的表現。在連續型資料，CB-SEM 中的指標乘積法和正交法表現無顯著差異，其他方法間則有顯著差異，而 PLS-SEM 四種方法皆無顯著差異，但是在次序型資料，不論是 CB-SEM 或 PLS-SEM 內部四種方法皆無顯著差異。

而就「八個類型×人數×指標數目」，則發現不同的估計方法在指標數目為三、四、五時皆有顯著差異，在指標數目為三時，大致上可分成兩群，即 PLS-SEM 和 CB-SEM，唯 CB-SEM 內之正交法和二階段有顯著差異；在指標數目四時，可大致分為兩群，唯 CB-SEM 內之指標乘積法和正交法之於二階段有顯著差異；而在指標數目為五時，亦可大致分為 PLS-SEM 和 CB-SEM 兩群，而類似前面之狀況，CB-SEM 內之指標乘積法和正交法之於二階段有顯著差異。至於不同指標數目在在各方法之差異，亦皆達顯著。

DOI:10.6814/DIS.NCCU.EDU.013.2018.F02

表 43

ξ_1 之 RMSE 的變異數分析-受試者內檢定結果

	型 III 平方和	自由度	平均平方和	F 值	顯著性
八個類型	74.38	1.00	74.26	157346.67	0.00
八個類型×資料型態	1.12	1.00	1.12	2375.78	0.00
八個類型×人數	0.00	4.01	0.00	0.32	0.87
八個類型×指標數目	7.18	2.00	3.59	7599.24	0.00
八個類型×資料型態×人數	0.00	4.01	0.00	0.17	0.95
八個類型×資料型態×指標數目	0.03	2.00	0.02	35.56	0.00
八個類型×人數×指標數目	0.00	8.01	0.00	0.38	0.93
八個類型×資料型態×人數×指標數目	0.00	8.01	0.00	0.05	1.00

表 44

ξ_1 之 RMSE 的變異數分析-受試者間檢定結果

	型 III 平方和	自由度	平均平方和	F 值	顯著性
資料型態	139.41	1.00	139.41	150093.46	0.00
人數	0.05	4.00	0.01	13.36	0.00
指標數目	93.66	2.00	46.83	50417.70	0.00
資料型態×人數	0.00	4.00	0.00	0.38	0.82
資料型態×指標數目	0.95	2.00	0.47	509.54	0.00
人數×指標數目	0.00	8.00	0.00	0.64	0.75
資料型態×人數×指標數目	0.00	8.00	0.00	0.01	1.00

DOI:10.6814/DIS.NCCU.EDU.013.2018.F02

表 45

ξ_1 的 RMSE 之不同資料型態在八個類型之單純主要效果

	型 III 平方和	自由度	平均平方和	F 值	顯著性
指標乘積法（CB-SEM）	6.12	2	3.06	17494.84	.00
正交法（CB-SEM）	6.12	2	3.06	17487.32	.00
二階段法（CB-SEM）	6.11	2	3.06	17469.24	.00
無限制法（CB-SEM）	6.13	2	3.06	17499.29	.00
指標乘積法（PLS-SEM）	19.09	2	9.55	54543.11	.00
正交法（PLS-SEM）	19.09	2	9.55	54543.09	.00
二階段法（PLS-SEM）	19.09	2	9.55	54544.49	.00
無限制法（PLS-SEM）	19.09	2	9.55	54543.17	.00
誤差	20.98	119760	0.000175		

表 46

ξ_1 的 RMSE 之八個類型在不同資料型態之單純主要效果比較

	型 III 平方和	自由度	平均平方和	F 值	顯著性
連續型資料	28.62	7	4.09	62190.65	.00
次序型資料	46.89	7	6.70	101917.22	.00
誤差	7.078	104790	0.00006573		

國立政治大學 National Chengchi University

DOI:10.6814/DIS.NCCU.EDU.013.2018.F02

表 47

ξ_1 的 RMSE 之指標數目在八個類型之單純主要效果

	型 III 平方和	自由度	平均平方和	F 值	顯著性
指標乘積法（CB-SEM）	20.73	1	20.725	118304.58	.00
正交法（CB-SEM）	20.74	1	20.736	118367.91	.00
二階段法（CB-SEM）	20.61	1	20.608	117634.28	.00
無限制法（CB-SEM）	20.71	1	20.711	118222.26	.00
指標乘積法（PLS-SEM）	14.44	1	14.439	82420.69	.00
正交法（PLS-SEM）	14.44	1	14.439	82420.73	.00
二階段法（PLS-SEM）	14.44	1	14.438	82418.06	.00
無限制法（PLS-SEM）	14.44	1	14.439	82420.43	.00
誤差	20.98	119760	0.000175		

表 48

ξ_1 的 RMSE 之八個類型在不同指標數目之單純主要效果

	型 III 平方和	自由度	平均平方和	F 值	顯著性
指標數目三	9.024	7	1.289	19613.50	.00
指標數目四	26.53	7	3.79	57669.64	.00
指標數目五	46.01	7	6.57	99999.50	.00
誤差	7.078	104790	0.00006573		

國立政治大學 National Chengchi University

DOI:10.6814/DIS.NCCU.EDU.013.2018.F02

（二）ξ_2 之 **RMSE 變異數分析結果**

本研究進行混合因子變異數分析，以瞭解各因子的影響，結果顯示，在受試者內之 F 值為 8310924.14，eta 為.998，達顯著。而在受試者間，除了人數之 F 值為 1.06，eta 為.00，未達顯著，其餘皆達顯著：資料型態之 F 值為 101667.90，eta 為.87；指標數目之之 F 值為 21939.19，eta 為.75。故可知，在受試者的因子，資料型態影響最大，其次才是指標數目。

進一步分析，取 log 後之 RMSE 在八個類型上，皆有顯著差異。在資料型態上，連續資料估計顯著優於次序型資料。在指標數目上，指標數目為三，取 log 後的 RMSE 為-0.08，指標數目四為-0.10，指標數目五為-0.12，三者之差異皆達顯著，而當指標數目增加時，因素分數估計也愈準確。

而就交互作用言，有顯著之兩兩交互作用為「八個類型×資料型態」、「八個類型×人數」、「八個類型×指標數目」、「資料型態×指標數目」，而在三項的交互作用上則有「八個類型×資料型態×指標數目」。至於四項，則皆沒有顯著。

在交互作用中，其 eta 值大於.138（Cohen, 1988），共有「八個類型×資料型態」、「八個類型×指標數目」。先就「八個類型×資料型態」而言，本研究先檢驗不同資料資料型態在各種估計方法的表現，透過單純主要效果檢定發現，資料型態除了在 PLS-SEM 的指標乘積法、正交法、無限制法未達顯著，其餘皆達顯著，且顯著者，其 RMSE 皆是連續型資料小於次序型資料。另外，就不同估計方法在不同資料型態而言，透過單純主要效果檢定，不論連續型或次序型資料皆達顯著，進一步進行事後比較則發現不論是次序型資料或連續型資料，皆可分為三群即 CB-SEM 四種估計方法，PLS-SEM 的指標乘積法、正交法、無限制法及 PLS-SEM 的二階段法。

而就「八個類型×指標數目」而言，透過單純主要效果分析，發現如前述的分析，指標數目在 PLS-SEM 的指標乘積法、正交法、無限制法未達顯著；另一方面亦發現，八種估計方法，不論是在指標數目為三、四、五，其估計結果皆可簡單分成三群，CB-SEM 四種方法皆無顯著差異，PLS-SEM 指標乘積法、正交法、無限制法此三種方法無顯著差異，而 PLS-SEM 的二段階法則與其他方法有顯著差異。

DOI:10.6814/DIS.NCCU.EDU.013.2018.F02

表 49

ξ_2 之 RMSE 的變異數分析-受試者內檢定結果

	型 III 平方和	自由度	平均平方和	F 值	顯著性
八個類型	4542.18	1.89	2400.93	8310924.14	0.00
八個類型×資料型態	37.10	1.89	19.61	67881.20	0.00
八個類型×人數	0.08	7.57	0.01	36.84	0.00
八個類型×指標數目	18.41	3.78	4.87	16841.01	0.00
八個類型×資料型態×人數	0.00	7.57	0.00	0.59	0.78
八個類型×資料型態×指標數目	0.25	3.78	0.07	227.55	0.00
八個類型×人數×指標數目	0.00	15.13	0.00	0.83	0.64
八個類型×資料型態×人數×指標數目	0.00	15.13	0.00	0.03	1.00

表 50

ξ_2 之 RMSE 的變異數分析-受試者間檢定結果

	型 III 平方和	自由度	平均平方和	F 值	顯著性
資料型態	61.20	1.00	61.20	101667.90	0.00
人數	0.00	4.00	0.00	1.06	0.37
指標數目	26.41	2.00	13.21	21939.19	0.00
資料型態×人數	0.00	4.00	0.00	0.88	0.48
資料型態×指標數目	0.41	2.00	0.21	341.27	0.00
人數×指標數目	0.00	8.00	0.00	0.36	0.94
資料型態×人數×指標數目	0.00	8.00	0.00	0.03	1.00

DOI:10.6814/DIS.NCCU.EDU.013.2018.F02

表 51

ξ_2 的 RMSE 之資料型態在八個類型之單純主要效果

	型 III 平方和	自由度	平均平方和	F 值	顯著性
指標乘積法（CB-SEM）	20.722	1	20.722	144338.26	.00
正交法（CB-SEM）	20.735	1	20.735	144432.57	.00
二階段法（CB-SEM）	20.693	1	20.693	144138.65	.00
無限制法（CB-SEM）	20.719	1	20.719	144321.66	.00
指標乘積法（PLS-SEM）	.000	1	.000	0.00	n.s
正交法（PLS-SEM）	.000	1	.000	0.16	n.s.
二階段法（PLS-SEM）	15.426	1	15.426	107453.03	.00
無限制法（PLS-SEM）	.000	1	.000	0.11	n.s..
誤差	17.193	119760	0.000144		

註：n.s 代表不顯著

表 52

ξ_2 的 RMSE 之八個類型在不同資料型態之單純主要效果

	型 III 平方和	自由度	平均平方和	F 值	顯著性
連續型資料	2693.77	7.00	384.82	4928584.88	.00
次序型資料	1885.51	7.00	269.36	3449774.68	.00
誤差	8.182	104790	0.00007808		

DOI:10.6814/DIS.NCCU.EDU.013.2018.F02

表 53

ξ_2 的 RMSE 之指標數目在八個類型之單純主要效果

	型 III 平方和	自由度	平均平方和	F 值	顯著性
指標乘積法（CB-SEM）	6.51	2.00	3.26	22605.86	.00
正交法（CB-SEM）	6.51	2.00	3.25	22590.28	.00
二階段法（CB-SEM）	6.49	2.00	3.25	22547.37	.00
無限制法（CB-SEM）	6.51	2.00	3.26	22609.89	.00
指標乘積法（PLS-SEM）	0.00	2.00	0.00	1.18	n.s
正交法（PLS-SEM）	0.00	2.00	0.00	0.36	n.s.
二階段法（PLS-SEM）	18.80	2.00	9.40	65267.86	.00
無限制法（PLS-SEM）	0.00	2.00	0.00	0.04	n.s..
誤差	17.193	119760	0.000144		

註：n.s 代表不顯著

表 54

ξ_2 的 RMSE 之八個類型在不同指標數目之單純主要效果

	型 III 平方和	自由度	平均平方和	F 值	顯著性
指標數目三	1291.355	7	184.479	2362695.30	.00
指標數目四	1528.078	7	218.297	2795809.32	.00
指標數目五	1741.153	7	248.736	3185657.58	.00
誤差	8.182	104790	0.00007808		

DOI:10.6814/DIS.NCCU.EDU.013.2018.F02

（三）$\xi_1 \times \xi_2$ 之 RMSE 變異數分析結果

分析結果顯示，在受試者內的 F 值為 2841634.36，其 eta 為.995，達顯著。而在受試者間，除了人數之 F 值為 1.44，eta 為.00，未達顯著，其餘皆為顯著。在資料型態上，其 F 值為 25191.00，eta 為.63；指標數目之之 F 值為 4281.66，eta 為.36。故可知，在受試者間的因子，資料型態影響最深，其次才是指標數目，人數未達顯著影響。

進一步分析，取 log 後之 RMSE 在八個類型上，皆有顯著差異。在資料型態上，連續資料估計顯著優於次序型資料。在指標數目上，指標數目三，取 log 後的 RMSE 為-0.01，指標數目四為-0.03，指標數目為五為-0.04，三者之兩兩差異皆達顯著，而隨著指標數目增加時，估計也日益準確。

就交互作用言，有顯著之兩兩交互作用為「八個類型×資料型態」、「八個類型×人數」、「八個類型×指標數目」、「資料型態×指標數目」，在三項的交互作用上有顯著的有「八個類型×資料型態×指標數目」。至於四項之交互作用，則全部沒有顯著。

而進一步檢查交互作用，發現大於.138（Cohen, 1988）共有「八個類型×資料型態」、「八個類型×指標數目」。先就「八個類型×資料型態」分析，透過單純主要效果檢定，發現不同的資料型態在八個類型中，其差異非全然有顯著。在 CB-SEM 的四種方法及 PLS-SEM 二階段法有顯著差異，其他則無顯著異。另外，就八種估計方法在不同的資料型態而言，可以發現不論是連續型資料或次序型資料，CB-SEM 與 PLS-SEM 四種方法間皆有顯著差異，CB-SEM 的指標乘積法和正交法無顯著差異，而二階段法與無限制法與其他方法有顯著差異，相對的，PLS-SEM 的指標乘積法、無限制法、正交法無顯著差異，但是其二階段法與其他的方法皆有顯著差異。

而就「八個類型×指標數目」而言，不同的指標數目在 CB-SEM 的四種方法和 PLS-SEM 的二階段法有顯著差異，但是在 PLS-SEM 的指標乘積法、正交法、無限制法無顯著差異；另外，不同估計方法在不同的指標數目有顯著差異，但是不論是指標數目為三、四、五，CB-SEM 的指標乘積法、正交法皆無顯著差異，PLS-SEM 的指標乘積法、正交法、無限制法亦無顯著差異，而 CB-SEM 的二階段法、無限制法，PLS-SEM 的二階段則皆與其方法有顯著差異。

DOI:10.6814/DIS.NCCU.EDU.013.2018.F02

表 55

$\xi_1 \times \xi_2$ 之 RMSE 的變異數分析-受試者內檢定結果

	型 III 平方和	自由度	平均平方和	F 值	顯著性
八個類型	2294.86	2.12	1083.24	2841634.36	0.00
八個類型×資料型態	24.71	2.12	11.66	30597.64	0.00
八個類型×人數	0.03	8.47	0.00	9.49	0.00
八個類型×指標數目	13.33	4.24	3.15	8253.28	0.00
八個類型×資料型態×人數	0.00	8.47	0.00	1.46	0.16
八個類型×資料型態×指標數目	0.28	4.24	0.07	172.30	0.00
八個類型×人數×指標數目	0.00	16.95	0.00	0.44	0.98
八個類型×資料型態×人數×指標數目	0.00	16.95	0.00	0.08	1.00

表 56

$\xi_1 \times \xi_2$ 之 RMSE 的變異數分析-受試者間檢定結果

	型 III 平方和	自由度	平均平方和	F 值	顯著性
資料型態	40.87	1.00	40.87	25191.00	0.00
人數	0.01	4.00	0.00	1.44	0.22
指標數目	13.89	2.00	6.95	4281.66	0.00
資料型態×人數	0.00	4.00	0.00	0.34	0.85
資料型態×指標數目	0.44	2.00	0.22	136.36	0.00
人數×指標數目	0.00	8.00	0.00	0.05	1.00
資料型態×人數×指標數目	0.00	8.00	0.00	0.00	1.00

DOI:10.6814/DIS.NCCU.EDU.013.2018.F02

表 57

$\xi_1 \times \xi_2$ 的 RMSE 之資料型態在八個類型之單純主要效果

	型 III 平方和	自由度	平均平方和	F 值	顯著性
指標乘積法（CB-SEM）	15.199	1	15.199	50034.81	.00
正交法（CB-SEM）	14.784	1	14.784	48668.55	.00
二階段法（CB-SEM）	12.537	1	12.537	41271.27	.00
無限制法（CB-SEM）	10.089	1	10.089	33212.50	.00
指標乘積法（PLS-SEM）	.000	1	.000	0.15	n.s
正交法（PLS-SEM）	.000	1	.000	0.15	n.s.
二階段法（PLS-SEM）	12.975	1	12.975	42713.20	.00
無限制法（PLS-SEM）	.000	1	.000	0.15	n.s..
誤差	36.379	119760	0.000304		

註：n.s 代表不顯著

表 58

$\xi_1 \times \xi_2$ 的 RMSE 之八個類型在不同資料類型之單純主要效果

	型 III 平方和	自由度	平均平方和	F 值	顯著性
連續型資料	1397.088	7	199.584	1729893.15	.00
次序型資料	922.486	7	131.784	1142235.10	.00
誤差	12.09	104790	0.000115		

國立政治大學 National Chengchi University

DOI:10.6814/DIS.NCCU.EDU.013.2018.F02

表 59

$\xi_1 \times \xi_2$ 的 RMSE 之指標數目在八個類型之單純主要效果

	型 III 平方和	自由度	平均平方和	F 值	顯著性
指標乘積法（CB-SEM）	3.17	2.00	1.59	5222.00	.00
正交法（CB-SEM）	3.05	2.00	1.53	5018.43	.00
二階段法（CB-SEM）	2.54	2.00	1.27	4174.00	.00
無限制法（CB-SEM）	1.80	2.00	0.90	2960.78	.00
指標乘積法（PLS-SEM）	0.00	2.00	0.00	0.08	n.s
正交法（PLS-SEM）	0.00	2.00	0.00	0.08	n.s.
二階段法（PLS-SEM）	16.66	2.00	8.33	27401.98	.00
無限制法（PLS-SEM）	0.00	2.00	0.00	0.08	n.s..
誤差	36.379	119760	0.000304		

註：n.s 代表不顯著

表 60

$\xi_1 \times \xi_2$ 的 RMSE 之八個類型在不同指標數目之單純主要效果

	型 III 平方和	自由度	平均平方和	F 值	顯著性
指標數目三	647.47	7.00	92.50	804308.05	.00
指標數目四	775.32	7.00	110.76	963133.84	.00
指標數目五	885.40	7.00	126.49	1099880.81	.00
誤差	12.09	104790	0.000115		

國立政治大學 National Chengchi University

DOI:10.6814/DIS.NCCU.EDU.013.2018.F02

（四）***η* 之 RMSE 變異數分析結果**

分析結果顯示，在受試者內的 F 值為 134215.77，其 eta 為.90，達顯著。而在受試者間，所有因子皆顯著。在資料型態上，其 F 值為 245132.38，eta 為.94；人數之 F 值為 5.03，eta 為.00，指標數目之之 F 值為 51884.99，eta 為.87。故可知，在受試者間的因子，影響力之大小依序為：資料型態、指標數目、人數。

進一步分析，取 log 後之 RMSE 在八個類型上，皆有顯著差異。在資料型態上，連續資料估計顯著優於次序型資料。在指標數目上，指標數目為三，取 log 後的 RMSE 為-0.23，指標數目四為-0.27，指標數目五 5 為-0.30，三者之兩兩差異皆達顯著。

就交互作用言，有顯著之兩兩交互作用為「八個類型×資料型態」、「八個類型×指標數目」、「資料型態×指標數目」在三項的交互作用上有顯著的有「八個類型×資料型態×指標數目」。

而在顯著的交互作用，大於.138（Cohen, 1988）為「八個類型×指標數目」。不同的指標數目在不同的估計方法中，皆達顯著，且皆為指標數目三的 RMSE 最大，而指標數目五的 RMSE 最小。而就不同估計方法在不同指標數目的單純效果而言，其結果指出皆達顯著，且不論指標數為何 CB-SEM 四種估計方法皆無顯著差異，PLS-SEM 的四種方法亦無顯著差異。

國立政治大學 National Chengchi University

DOI:10.6814/DIS.NCCU.EDU.013.2018.F02

表 61

η 之 RMSE 的變異數分析-受試者內檢定結果

	型 III 平方和	自由度	平均平方和	F 值	顯著性
八個類型	53.63	1.01	53.11	134215.77	0.00
八個類型×資料型態	0.25	1.01	0.25	621.36	0.00
八個類型×人數	0.00	4.04	0.00	2.30	0.06
八個類型×指標數目	7.92	2.02	3.92	9913.36	0.00
八個類型×資料型態×人數	0.00	4.04	0.00	0.01	1.00
八個類型×資料型態×指標數目	0.01	2.02	0.00	8.54	0.00
八個類型×人數×指標數目	0.00	8.08	0.00	0.33	0.96
八個類型×資料型態×人數×指標數目	0.00	8.08	0.00	0.06	1.00

表 62

η 之 RMSE 的變異數分析-受試者間檢定結果

	型 III 平方和	自由度	平均平方和	F 值	顯著性
資料型態	205.53	1.00	205.53	245132.38	0.00
人數	0.02	4.00	0.00	5.03	0.00
指標數目	87.01	2.00	43.50	51884.99	0.00
資料型態×人數	0.01	4.00	0.00	1.90	0.11
資料型態×指標數目	1.21	2.00	0.61	723.86	0.00
人數×指標數目	0.00	8.00	0.00	0.35	0.94
資料型態×人數×指標數目	0.00	8.00	0.00	0.02	1.00

DOI:10.6814/DIS.NCCU.EDU.013.2018.F02

表 63

η 的 RMSE 之不同指標數目在八個類型之單純主要效果

	型 III 平方和	自由度	平均平方和	F 值	顯著性
指標乘積法（CB-SEM）	5.29	2.00	2.64	17081.40	.00
正交法（CB-SEM）	5.29	2.00	2.64	17079.59	.00
二階段法（CB-SEM）	5.38	2.00	2.69	17378.15	.00
無限制法（CB-SEM）	5.30	2.00	2.65	17121.89	.00
指標乘積法（PLS-SEM）	18.42	2.00	9.21	59526.61	.00
正交法（PLS-SEM）	18.42	2.00	9.21	59525.72	.00
二階段法（PLS-SEM）	18.41	2.00	9.21	59489.85	.00
無限制法（PLS-SEM）	18.42	2.00	9.21	59507.02	.00
誤差	18.533	119760	0.000155		

表 64

η 的 RMSE 之八個類型在不同指標數目之單純主要效果

	型 III 平方和	自由度	平均平方和	F 值	顯著性
指標數目三	4.49	7.00	0.64	9062.15	.00
指標數目四	20.27	7.00	2.90	40906.10	.00
指標數目五	36.79	7.00	5.26	74224.71	.00
誤差	5.981	104790	0.0000708		

國立政治大學 National Chengchi University

DOI:10.6814/DIS.NCCU.EDU.013.2018.F02

第五節 因素負荷量之結果分析

本節主要探討 ξ_1、ξ_2、η 三個潛在變數對明顯變數之因素負荷量的估計情形。而為了進行因素負荷量之變異數分析，乃將因素負荷量，透過 R.A. Fisher 轉換法，轉換成常態分配，再進行變異數分析（朱經明，2007）。而值得注意的是本研究雖然亦有估計交互作用的潛在變項及其對明顯變項之因素負荷量，然而由於其因素負荷量並無預設值，亦無從比較其優劣，故本研究在此不予討論。

除此之外，不論是 ξ_1、ξ_2 或 η 之構面，每一個構面至少有三個指標以上，最多則有五個，若將不同指標數目之因素負荷量同時比較顯然較不合理，然而，若先分成指標數目三、指標數目四、指標數目五，之後再根據指標數目，各分別進行三、四、五次的變異數分析，則又太冗贅，且亦無法瞭解同一構面的因素負荷量是否一致。故本研究乃將同指標數目，且潛在變項相同之因素負荷量，視為同一單位，做一次變異數分析，以瞭解資料類型、人數、八種估計方法及同一構面的各明顯變項是否會影響到因素負荷量的估計。

另外，由於指標數目眾多，若每一個指標數目皆詳列其描述統計，則篇幅太多，故本研究僅就變異數分析進行討論。

一、 指標數目三

在指標數目三中，每一個構面各有三個指標，故組間因子為資料型態（兩種）、人數（五種）、不同的指標（三種），組內因子則為八種類型。

（一）ξ_1 對明顯變項之因素負荷量估計結果分析

進行混合因子變異數分析結果發現，組內因子其 F 值為 1368440.24，達顯著，在組間因子上，資料類型、人數均達顯著，其 F 值分別為 11731.28、3.67，然而，不同指標之間則不顯著。由此可知，各指標的估計大致相似，但是卻會因為不同的資料型態、人數及八種不同分析類型而造成估計結果的差異。

再進一步分析可以發現，在八種分析方法中，CB-SEM 四種方法彼此間沒有差異，PLS-SEM 四種方法間彼此亦無差異，然而 CB-SEM 的 Fish 轉換後的平均數 0.82，PLS-SEM 則為 1.1，顯然的，CB-SEM 較接近理論值 0.87，估計較佳。

在資料類型上，連續型資料和次序型資料有顯著差異，其 eta 為.44，連續型資料的 Fish 轉換後的平均數為.94，次序型資料 Fish 轉換後的平均數為.84，由此可知，連續型資料傾向高估，次序型資料傾向低估，但次序型資料估計較佳。至於在人數上，其 eta 為.00，故實質效果量，其實甚微。

DOI:10.6814/DIS.NCCU.EDU.013.2018.F02

表 65

指標數目三 ξ_1 因素負荷量的變異數分析-受試者內檢定結果

	型 III 平方和	自由度	平均平方和	F 值	顯著性
八個類型	2231.10	1.02	2193.21	1368440.24	0.00
八個類型×資料型態	1.40	1.02	1.38	858.34	0.00
八個類型×人數	0.02	4.07	0.00	2.35	0.05
八個類型×不同指標間	0.02	2.03	0.01	7.65	0.00
八個類型×資料型態×人數	0.00	4.07	0.00	0.04	1.00
八個類型×資料型態×不同指標間	0.00	2.03	0.00	0.32	0.73
八個類型×人數×不同指標間	0.01	8.14	0.00	0.93	0.49
八個類型×資料型態×人數×不同指標間	0.00	8.14	0.00	0.08	1.00

表 66

指標數目三 ξ_1 因素負荷量的變異數分析-受試者間檢定結果

	型 III 平方和	自由度	平均平方和	F 值	顯著性
資料型態	206.57	1.00	206.57	11731.28	0.00
人數	0.26	4.00	0.06	3.67	0.01
不同指標間	0.09	2.00	0.05	2.63	0.07
資料型態×人數	0.01	4.00	0.00	0.09	0.98
資料型態×不同指標間	0.41	2.00	0.21	11.75	0.00
人數×不同指標間	0.07	8.00	0.01	0.52	0.84
資料型態×人數×不同指標間	0.03	8.00	0.00	0.19	0.99

DOI:10.6814/DIS.NCCU.EDU.013.2018.F02

（二）ξ_2 對明顯變項之因素負荷量估計結果分析

對因素負荷量進行混合因子變異數分析，其結果為在組內因子上，F 值為 241851.2，達顯著。在組間因子上，僅資料類型達顯著，其 F 值為 7981.32；人數及不同指標皆不顯著。

進一步分析其結果可以得知，在本研究的八種分析方法中，CB-SEM 和 PLS-SEM 可謂涇渭分明，CB-SEM 四種方法間彼此沒有差異，PLS-SEM 亦然，而 CB-SEM 的 Fish 轉換後的平均數為.82，PLS-SEM 則為 1.09，顯然 CB-SEM 估計較接近模擬的理論值 0.87。

而在資料類型上，其 eta 為.45，顯示連續型資料和次序型資料有顯著差異。在連續型資料中，其 Fish 轉換後的平均數為 1.00，在次序資料中，其 Fish 轉換後的平均數為 0.91，顯然的，次序型資料估計較準確，較接近理論值。

國立政治大學
National Chengchi University

DOI:10.6814/DIS.NCCU.EDU.013.2018.F02

表 67

指標數目三 ξ_2 因素負荷量的變異數分析-受試者內檢定結果

	型 III 平方和	自由度	平均平方和	F 值	顯著性
八個類型	2239.13	1.00	2232.94	241851.21	0.00
八個類型×資料型態	1.55	1.00	1.54	167.03	0.00
八個類型×人數	0.01	4.01	0.00	0.25	0.91
八個類型×不同指標間	0.11	2.01	0.06	6.17	0.00
八個類型×資料型態×人數	0.00	4.01	0.00	0.00	1.00
八個類型×資料型態×不同指標間	0.04	2.01	0.02	2.15	0.12
八個類型×人數×不同指標間	0.03	8.02	0.00	0.35	0.95
八個類型×資料型態×人數×不同指標間	0.06	8.02	0.01	0.79	0.61

表 68

指標數目三 ξ_2 因素負荷量的變異數分析-受試者間檢定結果

	型 III 平方和	自由度	平均平方和	F 值	顯著性
資料型態	225.25	1.00	225.25	7981.32	0.00
人數	0.08	4.00	0.02	0.68	0.60
不同指標間	0.00	2.00	0.00	0.04	0.96
資料型態×人數	0.00	4.00	0.00	0.01	1.00
資料型態×不同指標間	0.04	2.00	0.02	0.77	0.47
人數×不同指標間	0.20	8.00	0.02	0.89	0.53
資料型態×人數×不同指標間	0.17	8.00	0.02	0.74	0.66

DOI:10.6814/DIS.NCCU.EDU.013.2018.F02

（三）η 對明顯變項之因素負荷量估計結果分析

本研究對因素負荷量進行混合因子變異數分析，結果顯示在組內因子之 F 值為 2592164.36，達顯著。在組間因子上，資料類型之 F 值為 21081.06；人數之 F 值為.86；不同指標間之 F 值為.4，故僅資料類型、各指標間有達顯著，人數未達顯著。

進一步分析可以得知，在本研究的八種分析方法中，如同前述之結果，CB-SEM 四種方法間彼此沒有差異，PLS-SEM 亦然，而 CB-SEM 的 Fish 轉換後的平均數為 0.81，PLS-SEM 則為 1.09。由此可知，CB-SEM 估計較接近模擬的理論值。

而在資料類型上，其 eta 為.59，顯示連續型資料和次序型資料有顯著差異。在連續型資料中，其 Fish 轉換後的平均數為 1.00，在次序資料中，其 Fish 轉換後的平均數為 0.90，故得知，次序型資料估計較準確，較接近理論值，且連續型資料傾向過度高估因素負荷量。在不同指標中，其 eta 為.00，由此可知，其雖然顯著，對估計之影響實則甚微。

另外，值得注意是其交互作用達顯著者僅「八個類型×資料型態」，且其 eta 大於.138（Cohen, 1988）。本研究進行單純主要效果分析，發現不同的資料型態在八種估計方法皆有顯著差異，且皆為連續資料之值大於次序型資料。另外，就不同估計方法在不同資料的單純主要效果而言，本研究發現不論連續或者次序型資料 CB-SEM 和 PLS-SEM 內部四者方法皆無顯著，但 CB-SEM 四種方法和 PLS-SEM 四種方法則有顯著差異。

國立政治大學 National Chengchi University

DOI:10.6814/DIS.NCCU.EDU.013.2018.F02

表 69

指標數目三 η 因素負荷量的變異數分析-受試者內檢定結果

	型 III 平方和	自由度	平均平方和	F 值	顯著性
八個類型	2262.73	1.72	1315.91	2592164.36	0.00
八個類型×資料型態	2.37	1.72	1.38	2711.51	0.00
八個類型×人數	0.01	6.88	0.00	2.32	0.02
八個類型×不同指標間	0.03	3.44	0.01	18.32	0.00
八個類型×資料型態×人數	0.00	6.88	0.00	0.03	1.00
八個類型×資料型態×不同指標間	0.00	3.44	0.00	1.75	0.15
八個類型×人數×不同指標間	0.01	13.76	0.00	1.21	0.26
八個類型×資料型態×人數×不同指標間	0.00	13.76	0.00	0.09	1.00

表 70

指標數目三 η 因素負荷量的變異數分析-受試者間檢定結果

	型 III 平方和	自由度	平均平方和	F 值	顯著性
資料型態	327.11	1.00	327.11	21081.06	0.00
人數	0.05	4.00	0.01	0.86	0.49
不同指標間	0.38	2.00	0.19	12.40	0.00
資料型態×人數	0.00	4.00	0.00	0.06	0.99
資料型態×不同指標間	0.07	2.00	0.03	2.19	0.11
人數×不同指標間	0.07	8.00	0.01	0.53	0.84
資料型態×人數×不同指標間	0.01	8.00	0.00	0.08	1.00

DOI:10.6814/DIS.NCCU.EDU.013.2018.F02

表 71

指標數目三 η 因素負荷量之不同資料型態在八個類型之單純主要效果

	型 III 平方和	自由度	平均平方和	F 值	顯著性
指標乘積法（CB-SEM）	48.140	1	48.140	23497.67	.00
正交法（CB-SEM）	48.139	1	48.139	23497.57	.00
二階段法（CB-SEM）	48.144	1	48.144	23499.94	.00
無限制法（CB-SEM）	48.139	1	48.139	23497.59	.00
指標乘積法（PLS-SEM）	34.226	1	34.226	16706.44	.00
正交法（PLS-SEM）	34.228	1	34.228	16707.00	.00
二階段法（PLS-SEM）	34.230	1	34.230	16708.38	.00
無限制法（PLS-SEM）	34.228	1	34.228	16707.25	.00
誤差	245.352	119760	0.002049		

表 72

指標數目三 η 因素負荷量之八個類型在不同資料型態之單純主要效果

	型 III 平方和	自由度	平均平方和	F 值	顯著性
連續型資料	1059.37	7.00	151.34	1213646	.00
次序型資料	1205.73	7.00	172.25	1381327	.00
誤差	13.067	104790	0.000125		

國立政治大學 National Chengchi University

DOI:10.6814/DIS.NCCU.EDU.013.2018.F02

二、 指標數目四

（一）ξ_1 對明顯變項之因素負荷量估計結果分析

透過對因素負荷量進行混合因子變異數分析，結果顯示在組內因子之 F 值為 1184319.06，達顯著。在組間因子上，資料類型之 F 值為 13033.15；人數之 F 值為.18；不同指標間之 F 值 14.65，上述三個組間因子僅資料類型、各指標間有達顯著，人數未達顯著。

進一步分析發現，在本研究的八種分析方法中，CB-SEM 四種方法間彼此沒有差異，PLS-SEM 亦然，然而 CB-SEM 的 Fish 轉換後的平均數為 0.82，PLS-SEM 經 Fish 轉換後則為 1.02，故得知，CB-SEM 估計較接近模擬的理論值。

在資料類型上，其 eta 為.40，而在連續型資料中，其 Fish 轉換後的平均數為 0.97，在次序資料中，其 Fish 轉換後的平均數為 0.88，故得知，次序型資料估計較連續型資料準確，較接近理論值，且連續型資料易過度高估因素負荷量。另外，在不同指標中，其 eta 為.00，故可知，雖然顯著，然而，對估計之影響微乎其微。

國立政治大學 National Chengchi University

DOI:10.6814/DIS.NCCU.EDU.013.2018.F02

表 73

指標數目四 ξ_1 因素負荷量的變異數分析-受試者內檢定結果

	型 III 平方和	自由度	平均平方和	F 值	顯著性
八個類型	1553.72	1.01	1536.09	1184319.06	0.00
八個類型×資料型態	1.24	1.01	1.22	943.66	0.00
八個類型×人數	0.01	4.05	0.00	1.89	0.11
八個類型×不同指標間	0.00	3.03	0.00	0.32	0.82
八個類型×資料型態×人數	0.00	4.05	0.00	0.05	1.00
八個類型×資料型態×不同指標間	0.00	3.03	0.00	0.15	0.93
八個類型×人數×不同指標間	0.00	12.14	0.00	0.29	0.99
八個類型×資料型態×人數×不同指標間	0.00	12.14	0.00	0.05	1.00

表 74

指標數目四 ξ_1 因素負荷量的變異數分析-受試者間檢定結果

	型 III 平方和	自由度	平均平方和	F 值	顯著性
資料型態	300.07	1.00	300.07	13033.15	0.00
人數	0.02	4.00	0.00	0.18	0.95
不同指標間	1.01	3.00	0.34	14.65	0.00
資料型態×人數	0.00	4.00	0.00	0.01	1.00
資料型態×不同指標間	0.30	3.00	0.10	4.33	0.00
人數×不同指標間	0.06	12.00	0.01	0.23	1.00
資料型態×人數×不同指標間	0.01	12.00	0.00	0.04	1.00

DOI:10.6814/DIS.NCCU.EDU.013.2018.F02

（二）ξ_2 對明顯變項之因素負荷量估計結果分析

透過對因素負荷量進行混合因子變異數分析，結果發現在組內因子之 F 值為 255372.26，達顯著。在組間因子上，僅資料型態有顯著。資料類型之 F 值為 11690.67；其餘兩個因子皆不顯著。

進一步分析發現，在本研究的八種分析方法中，CB-SEM 四種方法間彼此沒有差異，PLS-SEM 亦然，然而 CB-SEM 的 Fish 轉換後的平均數為 0.82，PLS-SEM 經 Fish 轉換後則為 1.02，故得知，CB-SEM 估計較接近模擬的理論值。

在資料類型上，其 eta 為.37，而在連續型資料中，其 Fish 轉換後的平均數為 0.97，在次序型資料中，其 Fish 轉換後的平均數為 0.88。由此可知，連續型資料易過度高估因素負荷量；且較次序型資料估計不精確。

國立政治大學
National Chengchi University

DOI:10.6814/DIS.NCCU.EDU.013.2018.F02

表 75

指標數目四 ξ_2 因素負荷量的變異數分析-受試者內檢定結果

	型 III 平方和	自由度	平均平方和	F 值	顯著性
八個類型	1544.48	1.00	1541.53	255372.26	0.00
八個類型×資料型態	1.28	1.00	1.28	211.74	0.00
八個類型×人數	0.04	4.01	0.01	1.47	0.21
八個類型×不同指標間	0.06	3.01	0.02	3.25	0.02
八個類型×資料型態×人數	0.00	4.01	0.00	0.07	0.99
八個類型×資料型態×不同指標間	0.01	3.01	0.00	0.51	0.67
八個類型×人數×不同指標間	0.14	12.02	0.01	1.90	0.03
八個類型×資料型態×人數×不同指標間	0.01	12.02	0.00	0.20	1.00

表 76

指標數目四 ξ_2 因素負荷量的變異數分析-受試者間檢定結果

	型 III 平方和	自由度	平均平方和	F 值	顯著性
資料型態	326.80	1.00	326.80	11690.67	0.00
人數	0.01	4.00	0.00	0.13	0.97
不同指標間	0.18	3.00	0.06	2.18	0.09
資料型態×人數	0.00	4.00	0.00	0.01	1.00
資料型態×不同指標間	0.08	3.00	0.03	0.92	0.43
人數×不同指標間	0.11	12.00	0.01	0.32	0.99
資料型態×人數×不同指標間	0.02	12.00	0.00	0.06	1.00

DOI:10.6814/DIS.NCCU.EDU.013.2018.F02

（三）η 對明顯變項之因素負荷量估計結果分析

在影響因素負荷量估計的因子中，本研究發現在組內因子上，其 F 值為 734980.77，達顯著。在組間因子上，資料類型之 F 值為 23717.21，不同指標間，其 F 值為 4.69，兩者皆達顯著差異，但人數則未達顯著差異。

進一步分析可得知，在本研究的八種分析方法中，CB-SEM 四種方法間彼此沒有差異，PLS-SEM 亦是如此，而 CB-SEM 的 Fish 轉換後的平均數為 0.81，PLS-SEM 經 Fish 轉換後則為 1.01，是故，相較於 PLS-SEM，CB-SEM 估計較接近模擬的理論值。

在資料類型上，其 eta 為.54，而在連續型資料中，其 Fish 轉換後的平均數為 0.97，在次序型資料中，其 Fish 轉換後的平均數為 0.88，由此可知，連續型資料易過度高估因素負荷量；且較次序型資料估計不精確。在不同指標上，其 eta 為.00，故雖然顯著，實則無太大之影響。

國立政治大學
National Chengchi University

DOI:10.6814/DIS.NCCU.EDU.013.2018.F02

表 77

指標數目四 η 因素負荷量的變異數分析-受試者內檢定結果

	型 III 平方和	自由度	平均平方和	F 值	顯著性
八個類型	1584.31	1.14	1392.22	734980.77	0.00
八個類型×資料型態	2.04	1.14	1.79	945.76	0.00
八個類型×人數	0.01	4.55	0.00	0.78	0.55
八個類型×不同指標間	0.03	3.41	0.01	4.11	0.00
八個類型×資料型態×人數	0.00	4.55	0.00	0.02	1.00
八個類型×資料型態×不同指標間	0.00	3.41	0.00	0.33	0.83
八個類型×人數×不同指標間	0.05	13.66	0.00	1.98	0.02
八個類型×資料型態×人數×不同指標間	0.01	13.66	0.00	0.34	0.99

表 78

指標數目四 η 因素負荷量的變異數分析-受試者間檢定結果

	型 III 平方和	自由度	平均平方和	F 值	顯著性
資料型態	455.95	1.00	455.95	23717.21	0.00
人數	0.10	4.00	0.02	1.29	0.27
不同指標間	0.27	3.00	0.09	4.69	0.00
資料型態×人數	0.00	4.00	0.00	0.01	1.00
資料型態×不同指標間	0.04	3.00	0.01	0.75	0.52
人數×不同指標間	0.13	12.00	0.01	0.55	0.88
資料型態×人數×不同指標間	0.02	12.00	0.00	0.09	1.00

DOI:10.6814/DIS.NCCU.EDU.013.2018.F02

三、指標數目五

（一） ξ_1 對明顯變項之因素負荷量估計結果分析

在影響因素負荷量估計的因子中，本研究發現在組內因子上，其 F 值為 2432531.50，達顯著。在組間因子上，資料類型之 F 值為 32277.47，不同指標間，其 F 值為 39.20，人數上，其 F 值為 3.00，三者皆達顯著差異。

而在本研究的八種分析方法中，CB-SEM 四種方法間彼此沒有顯著差異，PLS-SEM 亦是如此，而 CB-SEM、PLS-SEM 經 Fish 轉換後的平均數分別為 0.82、0.98，由此可知，相較於 PLS-SEM，CB-SEM 估計較接近模擬的理論值。

在資料類型上，其 eta 為.56，而在連續型資料中，其 Fish 轉換後的平均數為 0.94，在次序型資料中，其 Fish 轉換後的平均數為 0.86。由此可知，相較於次序型資料，連續型資料估計較不精確。另外，在不同指標上，其 eta 值僅.01；人數上，其 eta 值僅.00，故雖然兩者顯著，實影響不大。

國立政治大學
National Chengchi University

DOI:10.6814/DIS.NCCU.EDU.013.2018.F02

表 79

指標數目五 ξ_1 因素負荷量的變異數分析-受試者內檢定結果

	型 III 平方和	自由度	平均平方和	F 值	顯著性
八個類型	1211.26	1.01	1195.42	2432531.50	0.00
八個類型×資料型態	1.06	1.01	1.05	2130.20	0.00
八個類型×人數	0.01	4.05	0.00	5.20	0.00
八個類型×不同指標間	0.01	4.05	0.00	4.67	0.00
八個類型×資料型態×人數	0.00	4.05	0.00	0.08	0.99
八個類型×資料型態×不同指標間	0.00	4.05	0.00	0.92	0.45
八個類型×人數×不同指標間	0.01	16.21	0.00	0.90	0.57
八個類型×資料型態×人數×不同指標間	0.00	16.21	0.00	0.05	1.00

表 80

指標數目五 ξ_1 因素負荷量的變異數分析-受試者間檢定結果

	型 III 平方和	自由度	平均平方和	F 值	顯著性
資料型態	385.54	1.00	385.54	32277.47	0.00
人數	0.14	4.00	0.04	3.00	0.02
不同指標間	1.87	4.00	0.47	39.20	0.00
資料型態×人數	0.00	4.00	0.00	0.05	1.00
資料型態×不同指標間	0.37	4.00	0.09	7.76	0.00
人數×不同指標間	0.28	16.00	0.02	1.44	0.11
資料型態×人數×不同指標間	0.01	16.00	0.00	0.06	1.00

DOI:10.6814/DIS.NCCU.EDU.013.2018.F02

（二）ξ_2 對明顯變項之因素負荷量估計結果分析

本研究運用混合因子變異數分析，結果發現在組內因子上，其 F 值為 438847.50，達顯著。在組間因子上，資料類型之 F 值為 28153.60；不同指標間，其 F 值為 2.4，二者皆達顯著，惟人數其 F 值為.49，未達顯著差異。

進一步分析發現，在本研究的八種分析方法中，CB-SEM 四種方法間彼此沒有顯著差異，PLS-SEM 亦是如此，沒有顯著差異，而 CB-SEM、PLS-SEM 經 Fish 轉換後的平均數分別為 0.82、0.98。

在資料類型上，其 eta 為.56，而在連續型資料中，其 Fish 轉換後的平均數為 0.94，在次序型資料中，其 Fish 轉換後的平均數為 0.85，故可知，連續型資料易過度高估因素負荷量且估計不精確。

另外，在不同指標上，其 eta 值為.00，顯示其影響不大。

國立政治大學
National Chengchi University

DOI:10.6814/DIS.NCCU.EDU.013.2018.F02

表 81

指標數目五 ξ_2 因素負荷量的變異數分析-受試者內檢定結果

	型 III 平方和	自由度	平均平方和	F 值	顯著性
八個類型	1201.25	1.00	1196.99	438847.50	0.00
八個類型×資料型態	1.01	1.00	1.01	370.45	0.00
八個類型×人數	0.06	4.01	0.01	5.22	0.00
八個類型×不同指標間	0.07	4.01	0.02	6.68	0.00
八個類型×資料型態×人數	0.00	4.01	0.00	0.39	0.81
八個類型×資料型態×不同指標間	0.01	4.01	0.00	0.99	0.41
八個類型×人數×不同指標間	0.06	16.06	0.00	1.45	0.11
八個類型×資料型態×人數×不同指標間	0.00	16.06	0.00	0.10	1.00

表 82

指標數目五 ξ_2 因素負荷量的變異數分析-受試者間檢定結果

	型 III 平方和	自由度	平均平方和	F 值	顯著性
資料型態	409.26	1.00	409.26	28153.61	0.00
人數	0.03	4.00	0.01	0.49	0.74
不同指標間	0.14	4.00	0.03	2.40	0.05
資料型態×人數	0.00	4.00	0.00	0.02	1.00
資料型態×不同指標間	0.01	4.00	0.00	0.24	0.92
人數×不同指標間	0.06	16.00	0.00	0.25	1.00
資料型態×人數×不同指標間	0.01	16.00	0.00	0.04	1.00

DOI:10.6814/DIS.NCCU.EDU.013.2018.F02

（三）η 對明顯變項之因素負荷量估計結果分析

透過混合因子因子變異數分析因素負荷量，發現組內因子達顯著，其 F 值為 4951783.06，組內因子有兩個顯著，分別為資料類型與不同指標，其 F 值分別為 50692.13、2.65。而在組內因子上，仍是一樣分成 CB-SEM、PLS-SEM 兩組，其經 Fish 轉換後的平均數分別為.81、.97。而在組間因子上，資料類型與不同指標間的 eta 值分別為.67、.00，且次序型資料亦優於連續型資料。由此可知，資料類型的影響力較大，而不同指標的影響微乎其微。而進行交互作用分析，發現其 eta 大於.138（Cohen, 1988）為「八個類型×資料型態」。進行單純主要效果分析，則發現在八個類型中，資料型態的差異皆達到顯著，且皆連續型資料大於次序型資料。另外，就不同資料型態而言，不論是連續型資料或者是次序型資料，CB-SEM 四種方法無顯著差異，PLS-SEM 亦然，但是 CB-SEM 四種方法和 PLS-SEM 四種方法有顯著差異。

國立政治大學
National Chengchi University

DOI:10.6814/DIS.NCCU.EDU.013.2018.F02

表 83

指標數目五 η 因素負荷量的變異數分析-受試者內檢定結果

	型 III 平方和	自由度	平均平方和	F 值	顯著性
八個類型	1232.77	1.78	691.24	4951783.06	0.00
八個類型×資料型態	1.69	1.78	0.95	6775.46	0.00
八個類型×人數	0.00	7.13	0.00	4.73	0.00
八個類型×不同指標間	0.01	7.13	0.00	5.98	0.00
八個類型×資料型態×人數	0.00	7.13	0.00	0.14	1.00
八個類型×資料型態×不同指標間	0.00	7.13	0.00	0.37	0.92
八個類型×人數×不同指標間	0.00	28.53	0.00	0.77	0.80
八個類型×資料型態×人數×不同指標間	0.00	28.53	0.00	0.14	1.00

表 84

指標數目五 η 因素負荷量的變異數分析-受試者間檢定結果

	型 III 平方和	自由度	平均平方和	F 值	顯著性
資料型態	572.97	1.00	572.97	50692.13	0.00
人數	0.08	4.00	0.02	1.88	0.11
不同指標間	0.12	4.00	0.03	2.65	0.03
資料型態×人數	0.00	4.00	0.00	0.02	1.00
資料型態×不同指標間	0.02	4.00	0.00	0.34	0.85
人數×不同指標間	0.23	16.00	0.01	1.28	0.20
資料型態×人數×不同指標間	0.01	16.00	0.00	0.07	1.00

DOI:10.6814/DIS.NCCU.EDU.013.2018.F02

表 85

指標數目五 η 因素負荷量之不同資料型態在八個類型的單純主要效果

	型 III 平方和	自由度	平均平方和	F 值	顯著性
指標乘積法（CB-SEM）	79.60	1.00	79.60	55126.55	.00
正交法（CB-SEM）	79.60	1.00	79.60	55126.58	.00
二階段法（CB-SEM）	79.61	1.00	79.61	55132.50	.00
無限制法（CB-SEM）	79.60	1.00	79.60	55126.93	.00
指標乘積法（PLS-SEM）	64.04	1.00	64.04	44350.20	.00
正交法（PLS-SEM）	64.05	1.00	64.05	44353.49	.00
二階段法（PLS-SEM）	64.09	1.00	64.09	44386.39	.00
無限制法（PLS-SEM）	64.06	1.00	64.06	44363.50	.00
誤差	288.217	199600	0.001443973		

表 86

指標數目五 η 因素負荷量之八個類型在不同資料型態之單純主要效果

	型 III 平方和	自由度	平均平方和	F 值	顯著性
連續型資料	571.63	7.00	81.66	2296265	.00
次序型資料	662.83	7.00	94.69	2662626	.00
誤差	6.211	174650	0.0000355626		

國立政治大學 National Chengchi University

DOI:10.6814/DIS.NCCU.EDU.013.2018.F02

第六節　綜合討論

回顧本研究，由於五百人以下的樣本，在 CB-SEM 容易有估計不出來的問題，故前面的結果僅敘述五百人以上的結果，而為了彌補此缺憾，本研究第一個部份將簡述包含五百人以下的結果，以使本研更具實用性。

第二部份則回答在何種情況，用何種方法估計最佳。至於第三個部份，本研究將會將結果與過去的文獻進行比較，以瞭解其差異，並指出其可能的原因。茲就這三個部份分述如下。

一、大小樣本之綜合分析

（一）迴歸係數的分析

本研究中的迴歸係數運用混合因子變異數分析可以發現，不論哪一條迴歸路徑，其在不同方法、資料類型、指標數目皆達顯著。但在人數上，β_1 則不顯著，β_2、β_3 則顯著，此項結果與大樣本分析的結果相符。

為了更易瞭解不同方法在各變項的變動情形並比較方法上的優劣，本研究乃製作圖 8~圖 19。

1、β_1 之分析

從圖 8 至圖 11 中可以發現在分析 β_1 上，除了小樣本中，CB-SEM 的無限制法在下小樣本較 PLS-SEM 差外，其餘各方法皆較 PLS-SEM 佳。其中值得注意的是在 CB-SEM 中，指標乘積法和正交法其分析結果沒有多大的差異，而在 PLS-SEM 中，四種方法在大樣本下，也差異不大。

而從人數的觀點看，可以發現在 CB-SEM 下，指標乘積法、二階段法、正交法皆變動不大，僅無限制法在受樣本影響較大，在小樣本下，估計明顯較大樣本差。在 PLS-SEM 下，指標乘積法和無限制法較不受樣本影響，二階段法隨著樣本增加而估計變差，正交法則相反，隨著樣本增加而估計變佳。

而從指標數目的觀點看，可以發現在 CB-SEM 下，指標乘積法、正交法法變動不大，但是二階段法、無限制法則隨著指標數增加而變佳。而 PLS-SEM 則不論何種方法皆隨著指標數目增加而估計日益精準。

至於在資料類型上，則不論是 CB-SEM 或 PLS-SEM 之何種方法，連續型變項之估計皆優於次序型變項。

DOI:10.6814/DIS.NCCU.EDU.013.2018.F02

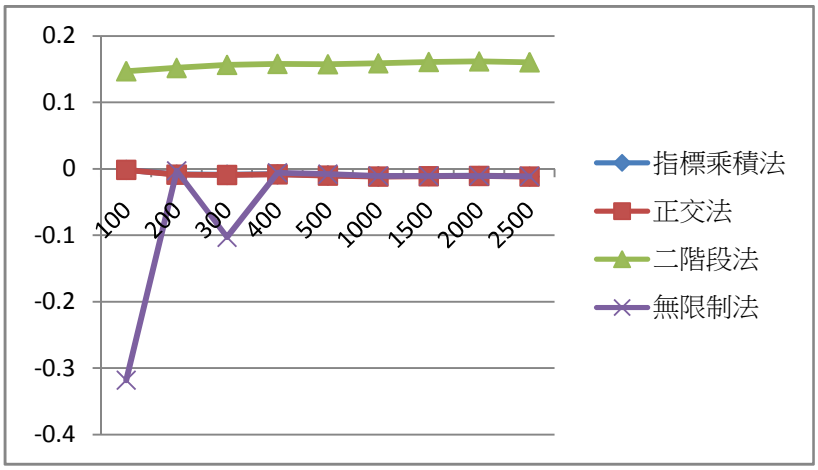

圖 8 CB-SEM 中 β_1 之 MRB 在人數之變動情形

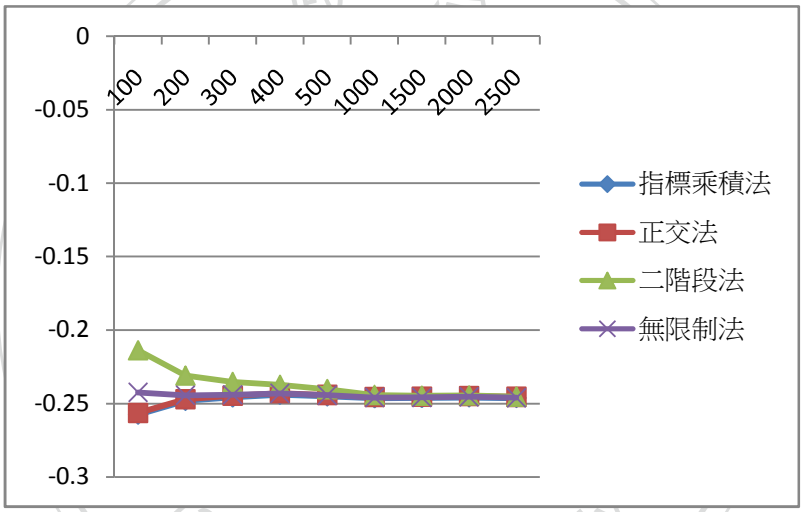

圖 9 PLS-SEM 中 β_1 之 MRB 在人數之變動情形

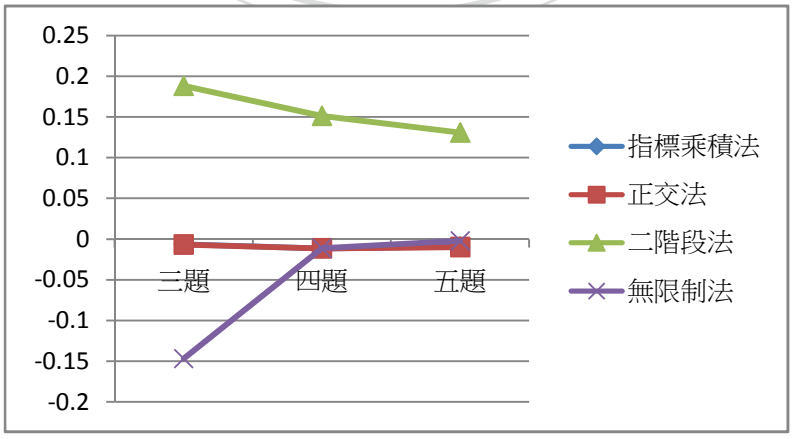

圖 10 CB-SEM 中 β_1 之 MRB 在指標數目之變動情形

DOI:10.6814/DIS.NCCU.EDU.013.2018.F02

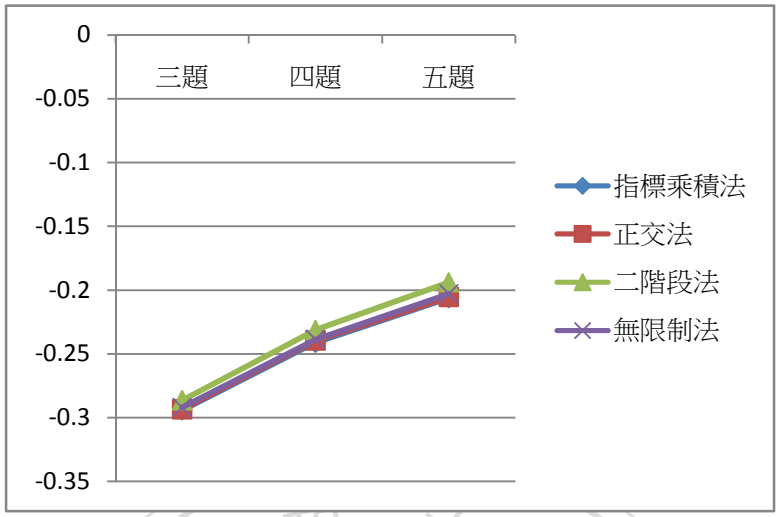

圖 11 PLS-SEM 中 β_1 之 MRB 在人數之變動情形

2、β_2 之分析

從圖 12 至圖 15 中可以發現在分析 β_2 上， CB-SEM 大致上皆較 PLS-SEM 佳，僅小樣本無限制法較差而已。其中值得注意的是在不論是 CB-SEM 或是 PLS-SEM，指標乘積法和正交法其分析結果沒有多大的差異。

而從人數的觀點看，可以發現在 CB-SEM 下，指標乘積法和正交法估計相當接近，皆較二階段法為優，且變動不大，唯無限制法在受樣本影響較大，在小樣本下，估計明顯較大樣本差。在 PLS-SEM 下，指標乘積法和正交法估計類似，隨著人數增加而估計變差，而二階段法估計亦有類似之情況，唯其估計較為平穩，故至大樣本時，反而較前兩者方法為佳，至於無限制法則是 PLS-SEM 四者中最差的方法，唯其估計亦如同前三者，樣本愈大愈差。

而從指標數目的觀點看，可以發現在 CB-SEM 下，指標乘積法、正交法變動不大，然而無限制法則波動相當大，在指標數目為三時，MRB 為負，至指標數目為四、五時，則轉為正，波動劇烈，而二階段法則隨著指標數目增加而估計日益精準。至於 PLS-SEM 則不論何種方法皆隨著指標數目增加而估計日益精準，唯二階段法估計最佳。

在資料類型上，除了 CB-SEM 之二階段法外，其餘之方法，連續型變項之估計皆優於次序型變項。

DOI:10.6814/DIS.NCCU.EDU.013.2018.F02

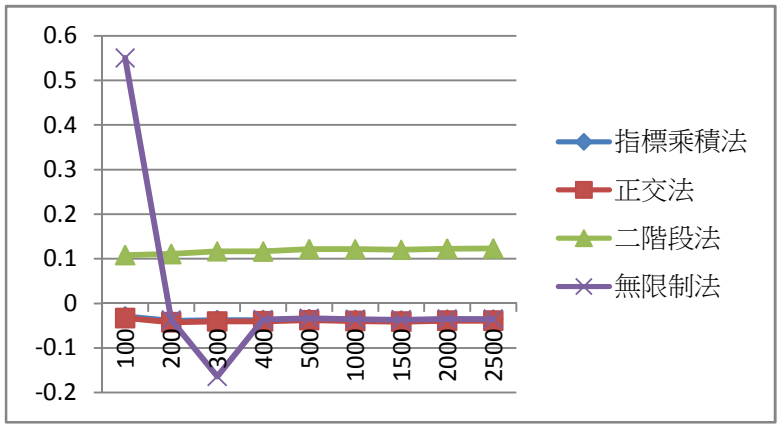

圖 12 CB-SEM 中 β_2 之 MRB 在人數之變動情形

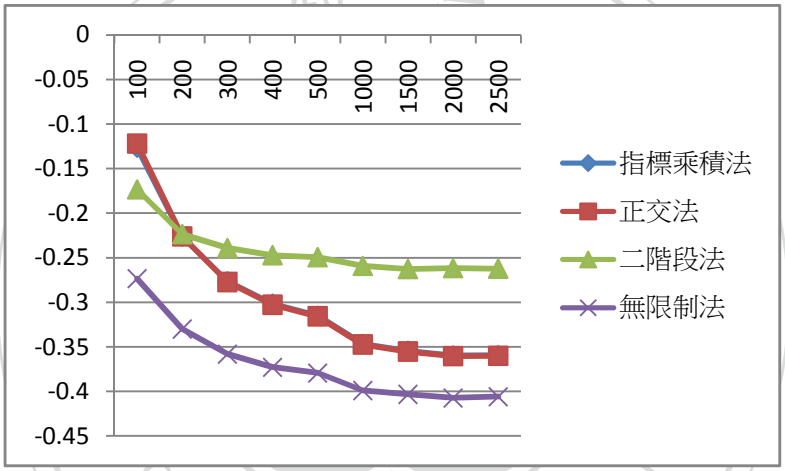

圖 13 PLS-SEM 中 β_2 之 MRB 在人數之變動情形

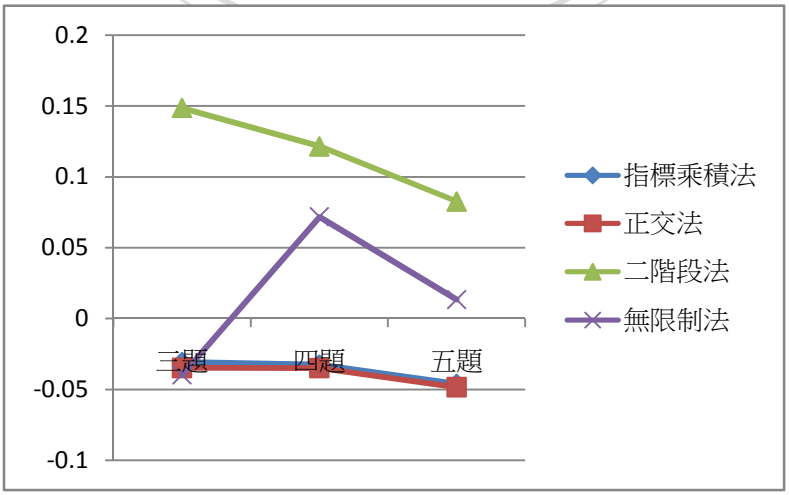

圖 14 CB-SEM 中 β_2 之 MRB 在指標數目之變動情形

DOI:10.6814/DIS.NCCU.EDU.013.2018.F02

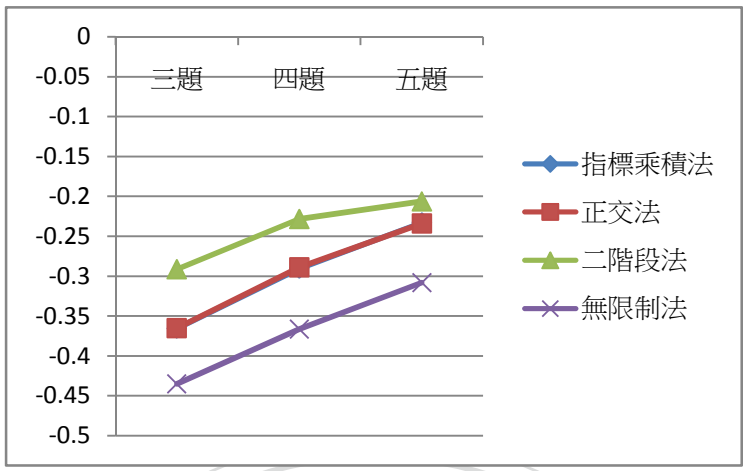

圖 15 PLS-SEM 中 β_2 之 MRB 在人數之變動情形

3、β_3 之分析

β_3 之 MRB 中，在 100 人的資料中，PLS-SEM 之方法相對於 CB-SEM 之同同一方法皆較佳。然而，當超過 400 人以上之後，除了 CB-SEM 之二階段法，其他三種方法皆比 PLS-SEM 佳，然而，CB-SEM 之二階段法為所有方法估計最差。

就人數的觀點來看，CB-SEM 下的指標乘積法和正交法估計類似，且較不受樣本數影響，而二階段法雖然亦相當穩定，唯其估計一直較指標乘積法、正交法差；而無限制法則是變動很大的一種方法，在小樣本中相當不穩定。在 PLS-SEM 下，二階段法隨著人數增加，估計日益精準，然而，指標乘積法、正交法、無限制法卻隨著人數的增加而估計日益不準。

就指標數目的觀點而言，不論是 CB-SEM 或 PLS-SEM 下，都隨著指標數目增多而估計日益精準；而就資料類型觀看，亦是連續變項優於次序變項。

DOI:10.6814/DIS.NCCU.EDU.013.2018.F02

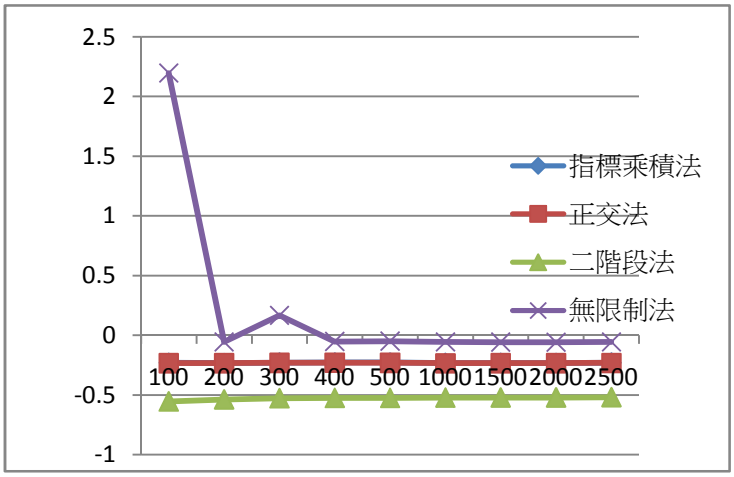

圖 16 CB-SEM 中 β_3 之 MRB 在人數之變動情形

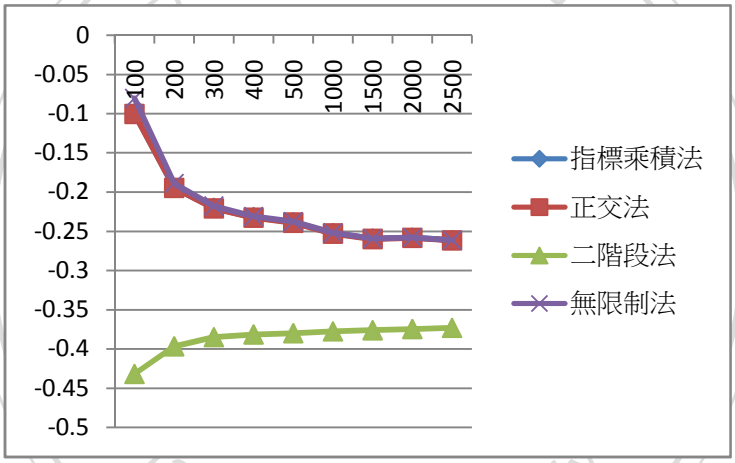

圖 17 PLS-SEM 中 β_3 之 MRB 在人數之變動情形

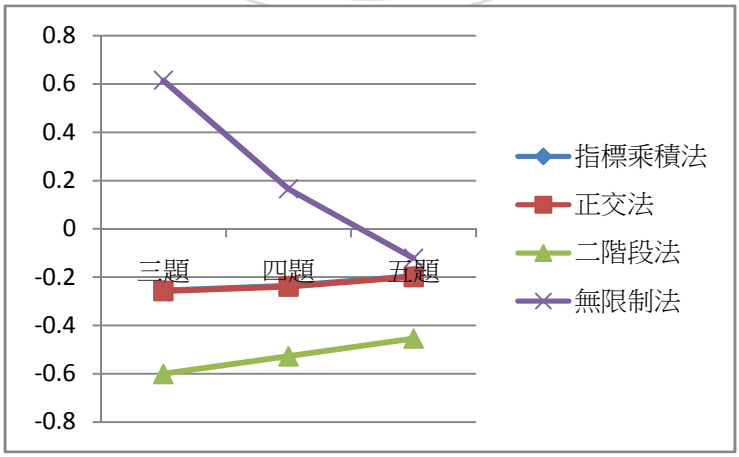

圖 18 CB-SEM 中 β_3 之 MRB 在指標數目之變動情形

DOI:10.6814/DIS.NCCU.EDU.013.2018.F02

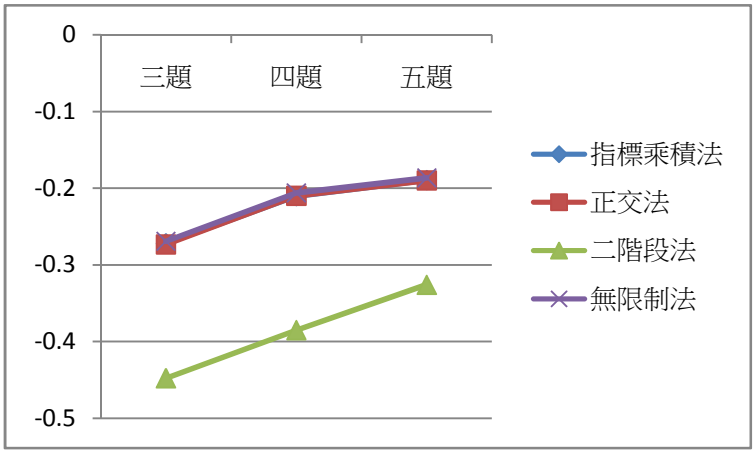

圖 19 PLS-SEM 中 β_3 之 MRB 在人數之變動情形

（二）解釋量之 MRB 的分析

透過變異數分析發現，不論是八種方法、指標數目、人數、資料型態皆達顯著，此結果與大樣本一致。

就人數的觀點進行比較，除了在一百人的小樣本下的無限制法外，CB-SEM 的各種方法皆優於 PLS-SEM，皆較接近模擬值 0.43，而就指標的觀點進行比較，則發現，不論指標數目為何，CB-SEM 亦皆較 PLS-SEM 為佳。

而就人數的趨勢言，在 CB-SEM 下，指標乘積法、正交法、二階段法皆表現相對平穩定，較不因人數而變動，但是無限制法則波動甚大，而較值得注意的是指標乘積法、正交法雖然波動不大，但卻隨著人數增加而估計日益不準確。而就 PLS-SEM 言，大致上，隨著人數增加而估計日益不準確。

而就指標的趨勢而言，不論是 CB-SEM 抑是 PLS-SEM，皆隨著指標數目增加，估計日益接近模擬真值，另外，就資料型態的趨勢言，除了 CB-SEM 下的二階段法和無限制法，其餘皆是連續變項的估計優於次序型變項。

DOI:10.6814/DIS.NCCU.EDU.013.2018.F02

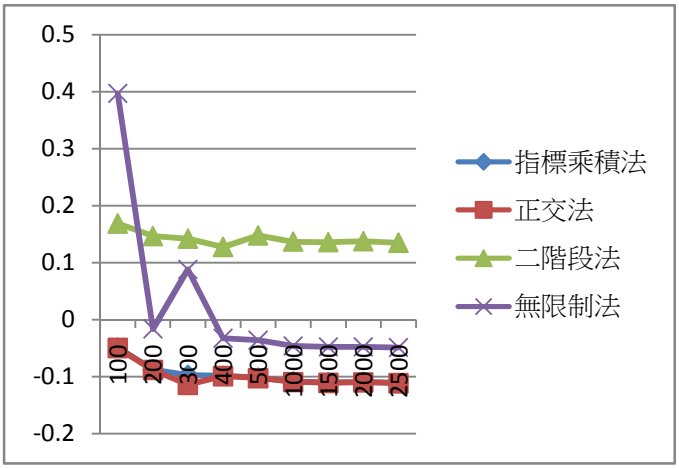

圖 20 CB-SEM 中解釋量之 MRB 在人數之變動情形

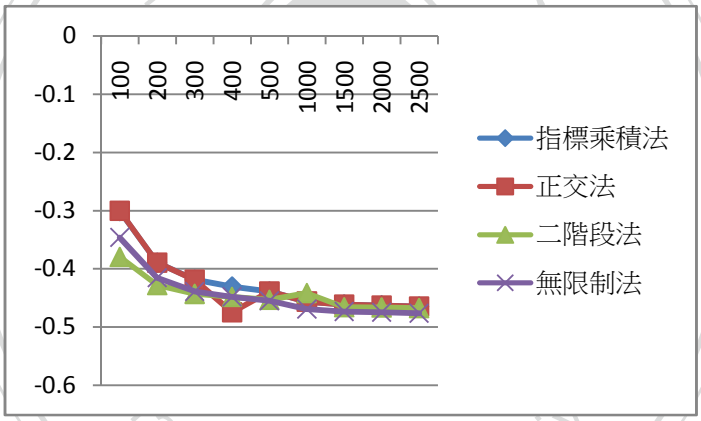

圖 21 PLS-SEM 中解釋量之 MRB 在人數之變動情形

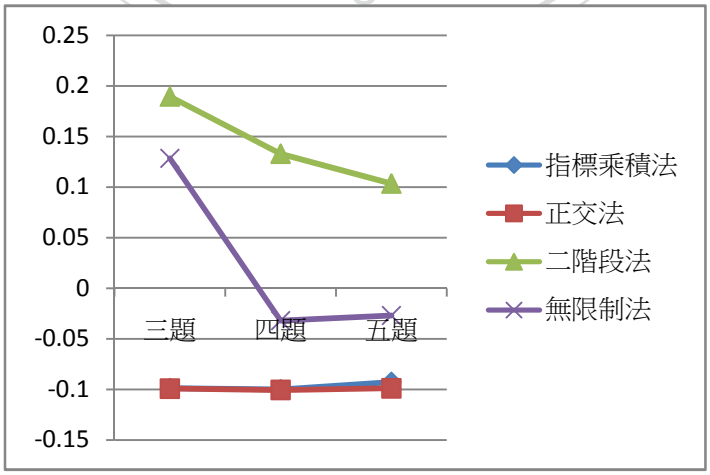

圖 22 CB-SEM 中解釋量之 MRB 在指標數目之變動情形

DOI:10.6814/DIS.NCCU.EDU.013.2018.F02

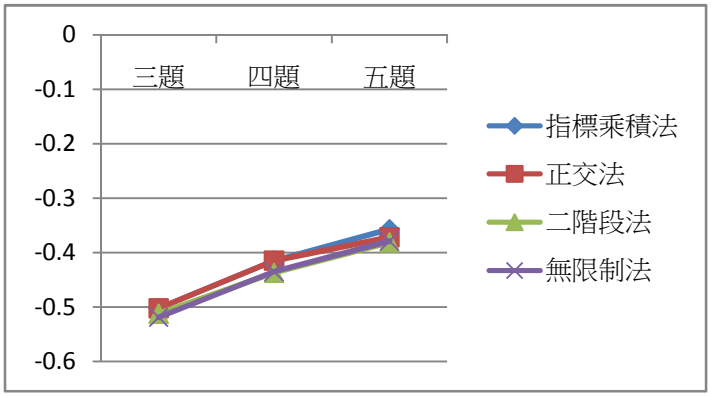

圖 23 PLS-SEM 中解釋量之 MRB 在指標數目之變動情形

（三）因素分數估計差異

運用變異數分析發現四個因數分數的估計，不管是不同的方法、資料類型、人數、指標數目皆達顯著，唯其結果與大樣本不同，在大樣本中，ξ_1、ξ_2 的估計在人數無顯著差異。

1、因素分數 ξ_1 估計結果

不論就人數或者指標數目的觀點進行比較，可以發現 PLS-SEM 任一估計方法對因數分數估計皆優於 CB-SEM。且從圖 24 和圖 25 可以發現，PLS-SEM 或 CB-SEM 內部四種方法之任一方法估計皆非常相似，幾乎沒有多大的差異。

而就人數觀點觀察變動的情形，可以發現不論是 CB-SEM 或者 PLS-SEM 其對因數分數的估計精準度皆隨著人數增加而上升。同樣的，就指標數目觀點看，亦可發現隨著指標數目上升，八種方法估計皆日益精準。

另外，就資料類型論，則八種方法皆顯示連續型資料優於次序型資料。

DOI:10.6814/DIS.NCCU.EDU.013.2018.F02

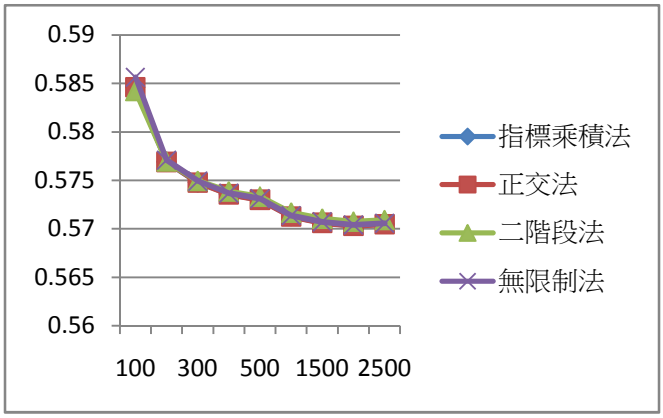

圖 24 CB-SEM 中因素分數 ξ_1 在人數之變動情形

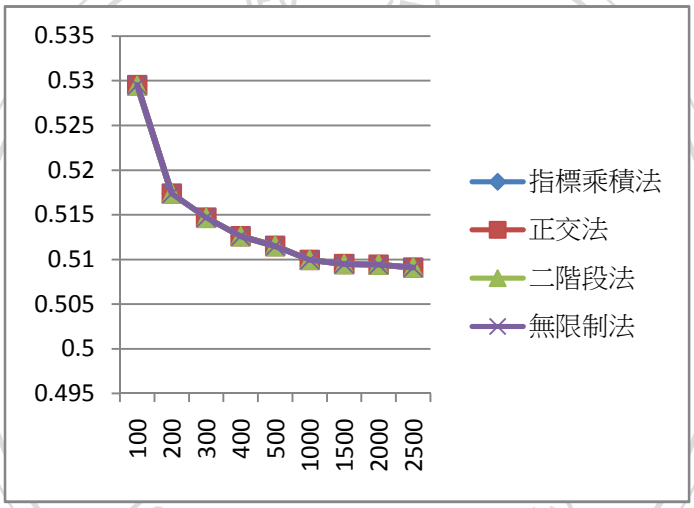

圖 25 PLS-SEM 中因素分數 ξ_1 在人數之變動情形

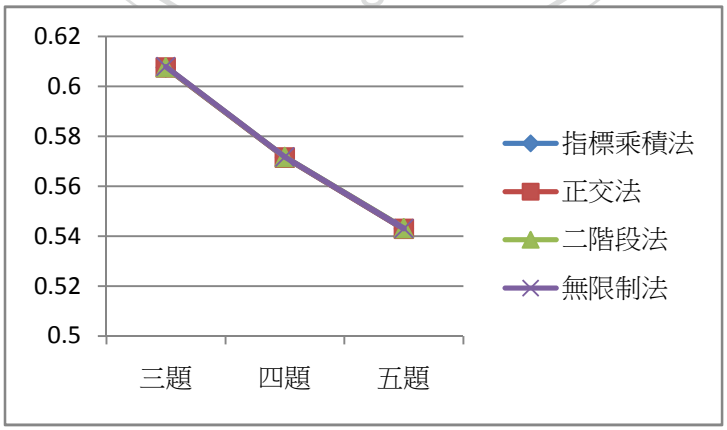

圖 26 CB-SEM 中因素分數 ξ_1 在指標數目之變動情形

DOI:10.6814/DIS.NCCU.EDU.013.2018.F02

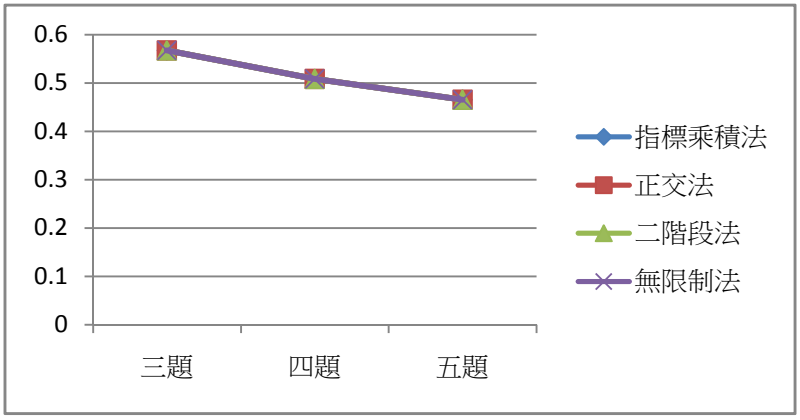

圖 27 PLS-SEM 中因素分數 ξ_1 在指標數目之變動情形

2、因數分數 ξ_2 估計結果

從圖 28 到圖 31 可以發現不論是從人數的觀點或者從指標數目的觀點來看，皆發現在 PLS-SEM 中除了二階段法外，其餘的指標乘積法、正交法、無限制法皆較 CB-SEM 之任一種方法估計來得差，但是 PLS-SEM 之二階段法則是八種方法最優的一種。

而就人數變動的趨勢而言，在 CB-SEM 下，大致上隨著人數估計增加而估計日益精準，但是 PLS-SEM 的變動則較為平緩；而就指標數目言，可以發現在 CB-SEM 下，隨著指標數目增加而估計日益精準，但是 PLS-SEM 的指標乘積法、正交法、無限制法則較不隨著指標數目而變動，唯二階段法，隨著指標數目增加而估計日益精準。

另外，就資料類型而言，在 CB-SEM 下，連續型資料估計皆較次序型資料佳，然而，在 PLS-SEM 下，除了二階段法連續型資料較次序型資料佳外，其餘的，皆是次序型資料較佳，唯差異不大。

國立政治大學 National Chengchi University

DOI:10.6814/DIS.NCCU.EDU.013.2018.F02

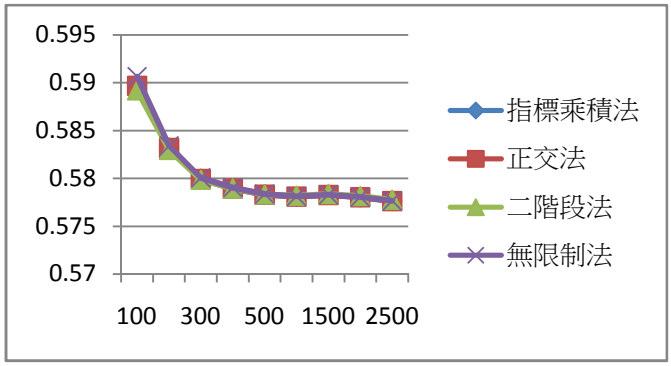

圖 28 CB-SEM 中因素分數 ξ_2 在人數之變動情形

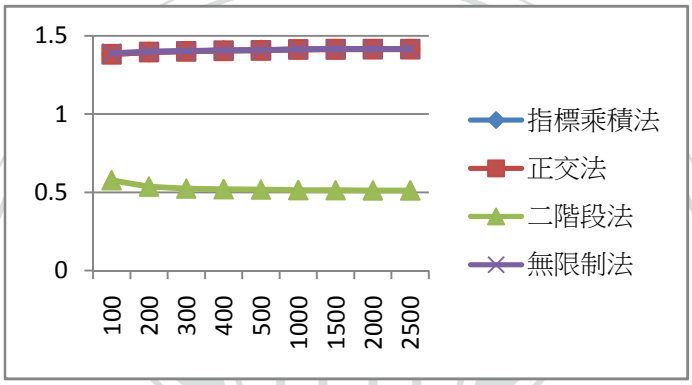

圖 29 PLS-SEM 中因素分數 ξ_2 在人數之變動情形

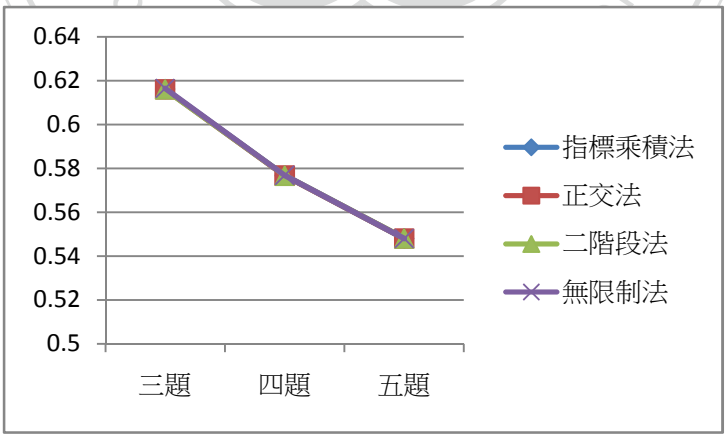

圖 30 CB-SEM 中因素分數 ξ_2 在指標數目之變動情形

DOI:10.6814/DIS.NCCU.EDU.013.2018.F02

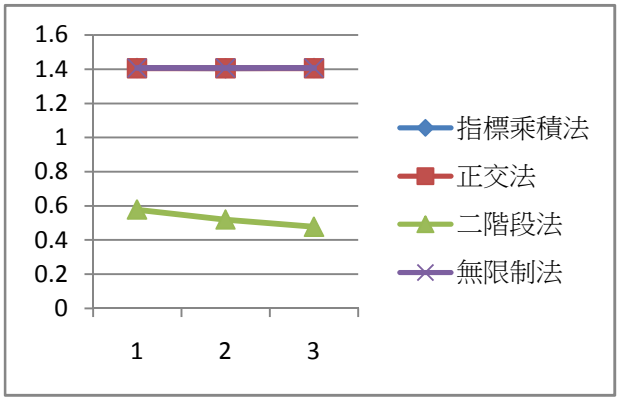

圖 31 PLS-SEM 中因素分數 ξ_2 在指標數目之變動情形

3、因數分數 $\xi_1 \times \xi_2$ 估計結果

從人數的觀點分析 PLS-SEM 和 CB-SEM 的優劣，可以發現在 100-200 人小樣本時，CB-SEM 的無限制法、指標乘積法、正交法皆表現相當不佳。然而到五百人之後，除了沒有勝過 PLS-SEM 的二階段法外，CB-SEM 之任一方法皆勝過 PLS-SEM 之其他三種方法。而從指標數目的觀點看，不論題數幾題，CB-SEM 的無限制法皆是最差方法，而 PLS-SEM 之二階段法皆是最佳方法。

而從人數的觀點分析趨勢走向，可以發現就 CB-SEM 之四種方法及 PLS-SEM 之二階段法大致隨著人數增加而估計日益精準，但是 PLS-SEM 其他三種方法，則有隨著樣本增加而估計日益變差之現象，唯差異不大。而就指標數目的觀點來看，則可以發現在 CB-SEM 中任何一方法，皆隨著指標數目增加而估計日趨精準。但是在 PLS-SEM 除了二階段法有此現象外，其餘三個方法皆相當平穩。另外，就資料型態討論則可以發現在 PLS-SEM，四種方法在連續型資料皆表現較優，但是 CB-SEM 則不一定，二階段法、無限制法在連續型資料表現較佳，但是指標乘積法、正交法則相反。

DOI:10.6814/DIS.NCCU.EDU.013.2018.F02

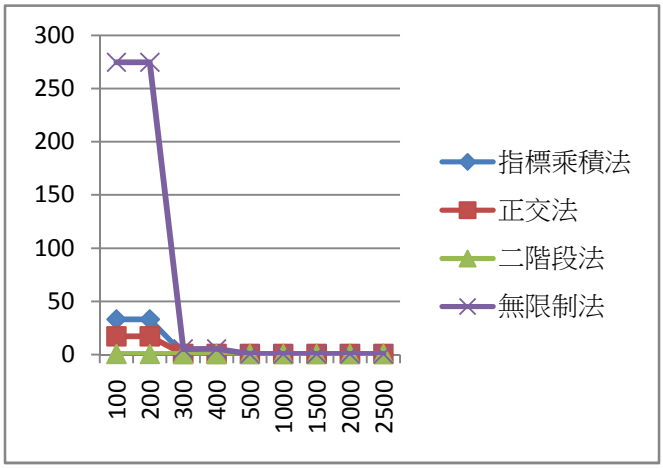

圖 32 CB-SEM 中因素分數 $\xi_1 \times \xi_2$ 在人數之變動情形

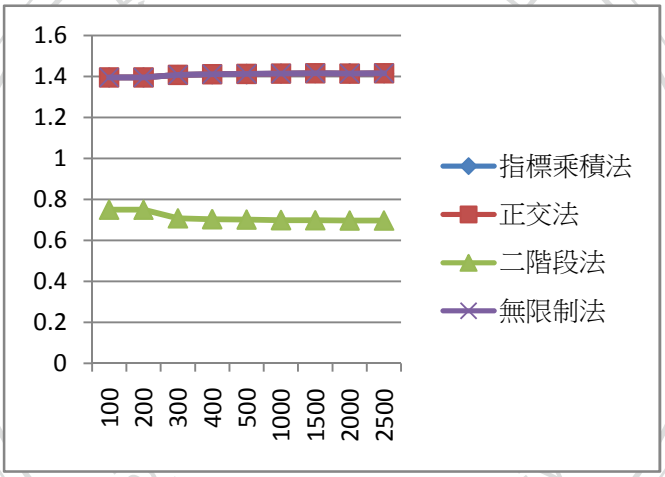

圖 33 PLS-SEM 中因素分數 $\xi_1 \times \xi_2$ 在人數之變動情形

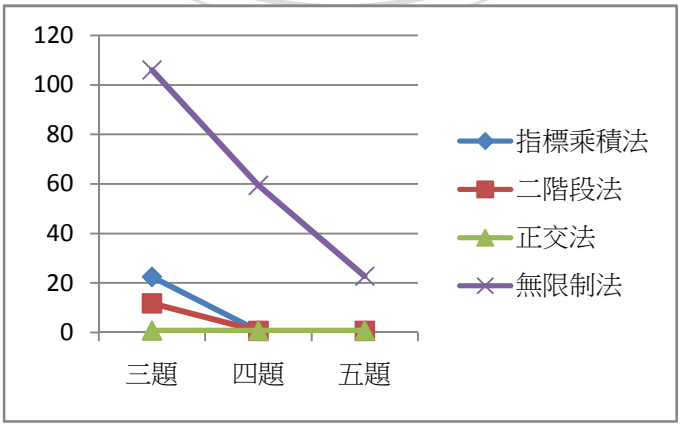

圖 34 CB-SEM 中因素分數 $\xi_1 \times \xi_2$ 在指標數目中之變動情形

DOI:10.6814/DIS.NCCU.EDU.013.2018.F02

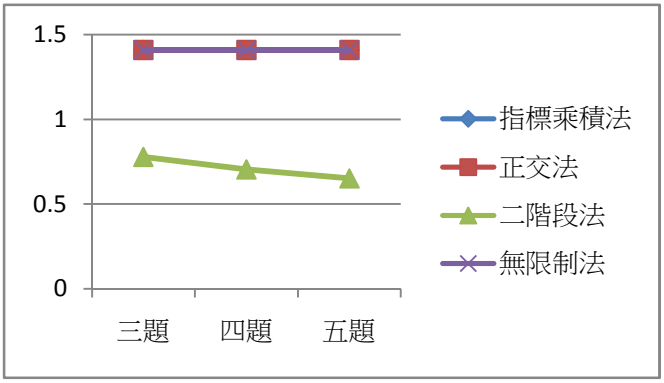

圖 35 PLS-SEM 中因素分數 $\xi_1 \times \xi_2$ 在之指標數目中變動情形

4、因數分數 η 估計結果

就人數的觀點分析 PLS-SEM 和 CB-SEM 估計之良窳，可以得到，不論是大樣本或是小樣本，PLS-SEM 之任一種方法皆勝過 CB-SEM 之任一方法，而就指標數目的觀點而言，亦是如此。

而就人數觀察其變化趨勢，則可知不論是 PLS-SEM 抑或 CB-SEM，其估計皆隨人數增多而精準，此種趨勢在指標數目亦是如此，隨著指標數目增多，而估計誤差減少。另外，在資料型態，八種方法皆一致表現出連續型資料估計優於次序型資料之性質。

國立政治大學 National Chengchi University

DOI:10.6814/DIS.NCCU.EDU.013.2018.F02

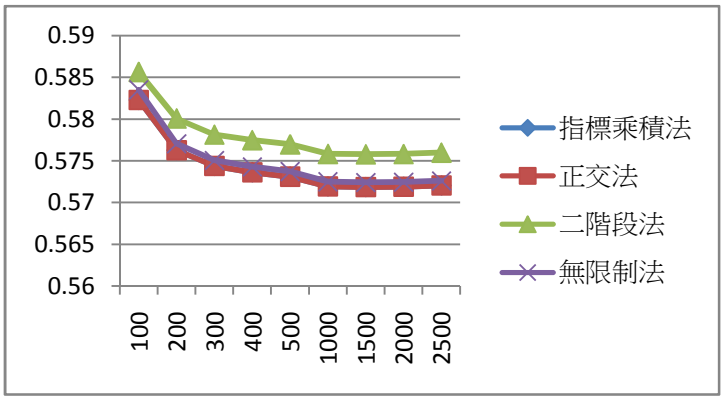

圖 36 CB-SEM 中因素分數 η 在人數之變動情形

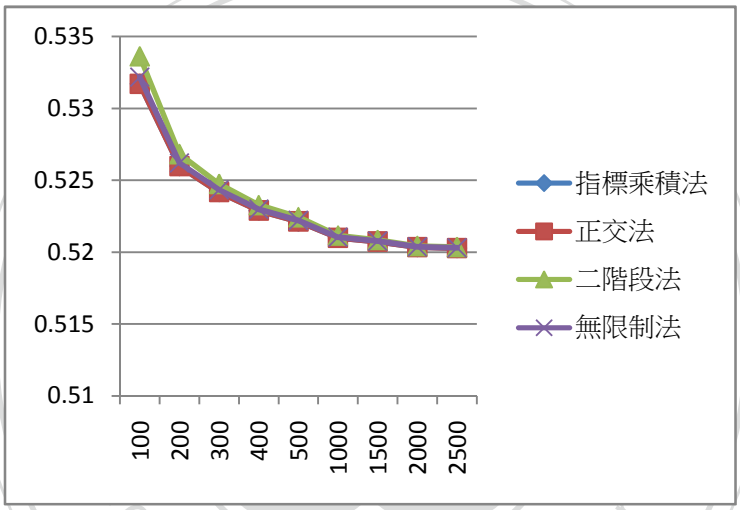

圖 37 PLS-SEM 中因素分數 η 在人數之變動情形

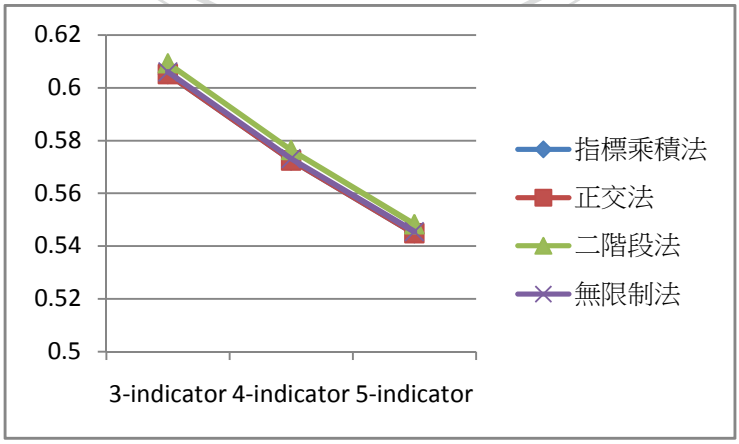

圖 38 CB-SEM 中因素分數 η 在指標數目之變動情形

DOI:10.6814/DIS.NCCU.EDU.013.2018.F02

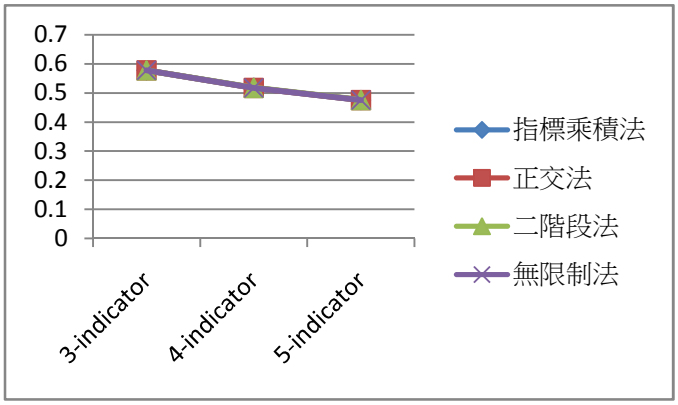

圖 39 PLS-SEM 中因素分數 η 在指標數目之變動情形

國立政治大學
National Chengchi University

DOI:10.6814/DIS.NCCU.EDU.013.2018.F02

二、各情境下迴歸係數、解釋量、因素分數之最佳估計法

為了瞭解八種方法在各情境下何種最優，乃在一種條件情況下進行單因子變異分析，茲將結果陳述如下。

（一）迴歸係數

從

表 87 可以發現，對於 β_1 的估計，大部份的情況都以 CB-SEM 中的指標乘積法、正交法、無限制法表現最佳，且此三種無顯著差異，400 人以上，更是皆是如此，只有當人數在 300 人以下時，無限制法表現不佳，不過最優的估計法仍是 CB-SEM 中的指標乘積法、正交法。

而在 β_2 上，根據表 88 可以發現，在大樣本超過 200 人上，指標數目為五題，資料類型為連續型，CB-SEM 中的指標乘積法、正交法、無限制法表現最佳。資料類型為次序型，則以 CB-SEM 二階段法表現較佳。值得注意的是在指標三、指標四中，何種估計方法較優則較不確定，不過大致上 CB-SEM 中的指標乘積法、正交法、無限制法皆表現甚佳。而 PLS-SEM 一直到一百人時，連續型資料，指標數目為五，其指標乘積法、正交法才能與 CB-SEM 之指標乘積法、正交法、無限制法並駕齊驅。

而在 β_3 中，可以發現在大部份的情況下，皆是無限制法較好，而在小於 300 人的小樣本，有部份的情況下，無顯著差異，而 PLS-SEM 表現較佳的情況只有在一百人、指標數目為五、連續資料下，其無限制法表現較佳。

（二）解釋量

在解釋量上，在四百人以上，指標數為三、四者，不論是連續或者類別，皆以 CB-SEM 無限制法較佳，然而，在指標數目為五者，連續資料仍以 CB-SEM 無限制法較佳，在類別資料上，則以 CB-SEM 二階段法較佳。而在三百人以下，某些情況為無顯著差異，某些情況下，CB-SEM 正交法、指標乘積法為估計之最好之方法，但是不論何種情況，PLS-SEM 之估計皆無法優於 CB-SEM。

（三）因素分數

在因素分數上，ξ_1 的估計，不論在何種情況下，PLS-SEM 二階段法皆是表現最好的方法之一種，而當樣本數目四百人以上，指標數目為三時，PLS-SEM 四種方法無差異，且皆優於 CB-SEM；而在其他情況，PLS-SEM 之正交法、指標乘積法、無限制法不見得是最佳方法，然而，皆優於 CB-SEM 四種方法。

在 ξ_2 的估計上，不論何種情況下，皆以 PLS-SEM 二階段法最佳。

而在 $\xi_1 \times \xi_2$ 估計上，在指標數目為四、五，且人數超過四百人時，PLS-SEM 二階段法為最佳估計方法。但是在指標數目為三、且人數超過四百人時，CB-SEM 指標乘積法為最佳方法。而在 300 人以下，則較不固定，CB-SEM 的指標乘積法、

DOI:10.6814/DIS.NCCU.EDU.013.2018.F02

二階段法、正交法在某些情況亦為最佳估計，然而，不論如何，PLS-SEM 之指標乘積法、正交法、無限制法及 CB-SEM 之無限制法，皆非最佳估計方法。

在估計 η 上，在人數四百人以上，且指標數目為四、五時，皆顯示 PLS-SEM 之正交法、指標乘積法為最佳估計方法，然而當指標數為三，或者人數三百人以下時，何者為最佳估計方法則較不確定。不過大致仍 PLS-SEM 正交法、指標乘積法、無限制法估計較優，CB-SEM 之方法表現較不佳。

表 87

***β_1* 各估計方法優劣比較**

		指標數目三	指標數目四	指標數目五
2500	連續	1、2、4	1、2、4	1、2、4
	次序	1、2、4	1、2、4	1、2、4
2000	連續	1、2、4	1、2、4	1、2、4
	次序	1、2、4	1、2、4	1、2、4
1500	連續	1、2、4	1、2、4	1、2、4
	次序	1、2、4	1、2、4	1、2、4
1000	連續	1、2、4	1、2、4	1、2、4
	次序	1、2、4	1、2、4	1、2、4
500	連續	1、2、4	1、2、4	1、2、4
	次序	1、2、4	1、2、4	1、2、4
400	連續	1、2、4	1、2、4	1、2、4
	次序	1、2、4	1、2、4	1、2、4
300	連續	1、2、4	1、2、4	1、2、4
	次序	1、2*	1、2、4	1、2、4
200	連續	1、2、4	1、2、4	1、2、4
	次序	1、2、4	1、2、4	1、2、4
100	連續	1、2	1、2	1、2、4
	次序	1、2	1、2	1、2、4

註：1、2、3、4 分別代表 CB-SEM 之指標乘積法、正交法、二階段法、正交法；5、6、7、8 則分別代表 PLS-SEM 之指標乘積法、正交法、二階段法、正交法

DOI:10.6814/DIS.NCCU.EDU.013.2018.F02

表 88

***β_2* 各估計方法優劣比較**

		指標數目三	指標數目四	指標數目五
2500	連續	1	1、2	1、2、4
	次序	1、2、4	1、2、4	3
2000	連續	2	1、2	1、2、4
	次序	1、4	1、2、4	3
1500	連續	1	1、2	1、2、4
	次序	1、4	1、4	3
1000	連續	2	1、2、4	1、2、4
	次序	1、4	1、2、4	3
500	連續	2	1、2	1、2、4
	次序	1、4	1、2、4	3
400	連續	2	1、2	1、2、4
	次序	1、4	1、2、4	3
300	連續	2、4	2	1、2、4
	次序	無顯著差異	1、2、4	3
200	連續	1	1、4	1、2、4
	次序	1、4	1、2	3
100	連續	2	無顯著差異	1、2、4、5、6
	次序	無顯著差異	無顯著差異	無顯著差異

註：1、2、3、4 分別代表 CB-SEM 之指標乘積法、正交法、二階段法、正交法；5、6、7、8 則分別代表 PLS-SEM 之指標乘積法、正交法、二階段法、正交法

國立政治大學 National Chengchi University

DOI:10.6814/DIS.NCCU.EDU.013.2018.F02

表 89

***β_3* 各估計方法優劣比較**

		指標數目三	指標數目四	指標數目五
2500	連續	4	4	4
	次序	4	4	4
2000	連續	4	4	4
	次序	4	4	4
1500	連續	4	4	4
	次序	4	4	4
1000	連續	4	4	4
	次序	4	4	4
500	連續	4	4	4
	次序	4	4	4
400	連續	4	4	4
	次序	4	4	4
300	連續	4	4	4
	次序	無顯著差異	4	4
200	連續	4	4	4
	次序	4	4	4
100	連續	無顯著差異	無顯著差異	8
	次序	無顯著差異	無顯著差異	無顯著差異

註：1、2、3、4 分別代表 CB-SEM 之指標乘積法、正交法、二階段法、正交法；5、6、7、8 則分別代表 PLS-SEM 之指標乘積法、正交法、二階段法、正交法

國立政治大學 National Chengchi University

DOI:10.6814/DIS.NCCU.EDU.013.2018.F02

表 90

解釋量各估計方法優劣比較

		指標數目三	指標數目四	指標數目五
2500	連續	4	4	4
	次序	4	4	3
2000	連續	4	4	4
	次序	4	4	4
1500	連續	4	4	4
	次序	4	4	3
1000	連續	4	4	4
	次序	4	4	3
500	連續	4	4	4
	次序	4	4	3
400	連續	4	4	4
	次序	4	4	3
300	連續	4	4	4
	次序	不顯著	4	3
200	連續	1	4	4
	次序	4	4	4
100	連續	不顯著	不顯著	1、2
	次序	不顯著	不顯著	4

註：1、2、3、4 分別代表 CB-SEM 之指標乘積法、正交法、二階段法、正交法；5、6、7、8 則分別代表 PLS-SEM 之指標乘積法、正交法、二階段法、正交法

國立政治大學 National Chengchi University

DOI:10.6814/DIS.NCCU.EDU.013.2018.F02

表 91

ξ_1 各估計方法優劣比較

		指標數目三	指標數目四	指標數目五
2500	連續	5、6、7、8	5、6、7、8	5、6、7、8
	次序	5、6、7、8	5、6、7	6、7、8
2000	連續	5、6、7、8	5、6、8	5、6、7、8
	次序	5、6、7、8	5、6、7、8	6、7、8
1500	連續	5、6、7、8	5、6、7、8	5、6、7、8
	次序	5、6、7、8	5、6、7、8	5、6、7、8
1000	連續	5、6、7、8	5、6、7、8	5、6、7、8
	次序	5、6、7、8	5、6、7、8	5、6、7、8
500	連續	5、6、7、8	5、6、7、8	7
	次序	5、6、7、8	5、6、7、8	7
400	連續	5、6、7、8	5、6、7、8	7
	次序	5、6、7、8	5、6、7、8	7
300	連續	5、6、7、8	5、6、7、8	7
	次序	7、8	5、6、7、8	7
200	連續	5、6、7、8	5、6、7、8	5、6、7、8
	次序	5、6、7、8	5、6、7、8	7
100	連續	7	7	7、8
	次序	5、6、7、8	5、6、7、8	7、8

註：1、2、3、4 分別代表 CB-SEM 之指標乘積法、正交法、二階段法、正交法；5、6、7、8 則分別代表 PLS-SEM 之指標乘積法、正交法、二階段法、正交法

國立政治大學 National Chengchi University

DOI:10.6814/DIS.NCCU.EDU.013.2018.F02

表 92

ξ_2 各估計方法優劣比較

		指標數目三	指標數目四	指標數目五
2500	連續	7	7	7
	次序	7	7	7
2000	連續	7	7	7
	次序	7	7	7
1500	連續	7	7	7
	次序	7	7	7
1000	連續	7	7	7
	次序	7	7	7
500	連續	7	7	7
	次序	7	7	7
400	連續	7	7	7
	次序	7	7	7
300	連續	7	7	7
	次序	7	7	7
200	連續	7	7	7
	次序	7	7	7
100	連續	7	7	7
	次序	7	7	7

註：1、2、3、4 分別代表 CB-SEM 之指標乘積法、正交法、二階段法、正交法；5、6、7、8 則分別代表 PLS-SEM 之指標乘積法、正交法、二階段法、正交法

國立政治大學 National Chengchi University

DOI:10.6814/DIS.NCCU.EDU.013.2018.F02

表 93

$\xi_1 \times \xi_2$ 各估計方法優劣比較

		指標數目三	指標數目四	指標數目五
2500	連續	1	7	7
	次序	1	7	7
2000	連續	1	7	7
	次序	1	7	7
1500	連續	1	7	7
	次序	1	7	7
1000	連續	1	7	7
	次序	1	7	7
500	連續	1	7	7
	次序	1	7	7
400	連續	1	7	7
	次序	1	7	7
300	連續	1	1、7	7
	次序	1	7	7
200	連續	1	1[1]	7
	次序	1	1[2]	7
100	連續	1、2、3、7	1、2	1、7
	次序	1、2	1、2	1[3]

註：1、2、3、4 分別代表 CB-SEM 之指標乘積法、正交法、二階段法、正交法；5、6、7、8 則分別代表 PLS-SEM 之指標乘積法、正交法、二階段法、正交法

國立政治大學 National Chengchi University

DOI:10.6814/DIS.NCCU.EDU.013.2018.F02

表 94

η 各估計方法優劣比較

		指標數目三	指標數目四	指標數目五
2500	連續	5、6	5、6	5、6
	次序	5、6、8	5、6	5、6
2000	連續	5、6	5、6	5、6
	次序	5、6	5、6	5、6
1500	連續	5、6、8	5、6	5、6
	次序	5、6	5、6	5、6
1000	連續	5、6	5、6	5、6
	次序	5、6	5、6	5、6
500	連續	5、6、8	5、6	5、6
	次序	5、6	5、6	5、6
400	連續	5、6	5、6	5、6
	次序	5、6	5、6	5、6
300	連續	5、6	5、6	5、6、8
	次序	5、6	5、6	5、6
200	連續	5、6	5、6	5、6、8
	次序	5、6	6	5、6
100	連續	5、6	5、6	5、6、8
	次序	5、6	5、6	5、6

註：1、2、3、4 分別代表 CB-SEM 之指標乘積法、正交法、二階段法、正交法；5、6、7、8 則分別代表 PLS-SEM 之指標乘積法、正交法、二階段法、正交法

國立政治大學 National Chengchi University

DOI:10.6814/DIS.NCCU.EDU.013.2018.F02

三、模擬結果異同與文獻的比較

在與文獻的比較共可分兩個部份，第一個部份是探討用類似方法模擬結果之異同，另一個部份則是與過去文獻做比對。

（一）模擬結果異同問題

本研究的模擬與過去的研究有部份高度類似，故本研究特地以原始潛在變項方程式為「$0.5\times\xi_1+0.3\times\xi_2+0.3\times\xi_1\times\xi_2+\zeta=\eta$」，且因素負荷量設為 0.7 為標準，（Chin et al. ,2003; Henseler & Chin, 2010）凡是符合此標準即納入比較，茲將類似的文獻加以討論，並討論其原因。

1、和 Henseler 與 Chin (2010)的研究比較

在 Henseler 與 Chin (2010)的研究中，基本上，其製造資料方式是與本研究一致的，然而由於分析方法的差異—即其估計參數時，可以指定交互作用項，故其估計之 MRB 明顯較優，見表 95~表 96。不過，顯著性則有相似之處，在不同方法、指標數目皆達顯著（Henseler & Chin, 2010）。

表 95

指標數目為四之指標乘積法在 Henseler and Chin (2010)和本研究 MRB 之比較

	Henseler and Chin (2010)的研究			本研究		
	β_1	β_2	β_3	β_1	β_2	β_3
100	-0.05	-0.10	-0.04	-0.23	-0.09	-0.04
200	-0.05	-0.10	-0.07	-0.21	-0.19	-0.13
500	-0.06	-0.10	-0.08	-0.20	-0.20	-0.17

表 96

指標數目為四之正交法在 Henseler and Chin (2010)和本研究 MRB 之比較

	Henseler and Chin (2010)的研究			本研究		
	β_1	β_2	β_3	β_1	β_2	β_3
100	-0.04	-0.09	-0.03	-0.22	-0.08	-0.03
200	-0.05	-0.09	-0.07	-0.21	-0.19	-0.13
500	-0.06	-0.10	-0.08	-0.20	-0.25	-0.18

DOI:10.6814/DIS.NCCU.EDU.013.2018.F02

表 97

指標數目為四之二階段法在 Henseler and Chin (2010)和本研究 MRB 之比較

	Henseler and Chin (2010)的研究			本研究		
	β_1	β_2	β_3	β_1	β_2	β_3
100	-0.04	-0.09	-0.09	-0.19	-0.12	-0.35
200	-0.05	-0.10	-0.10	-0.20	-0.16	-0.32
500	-0.06	-0.10	-0.09	-0.20	-0.19	-0.25

2、與 Chin et al. (2003)的研究比較

在 Chin et al. (2003)的研究中其採用 PLS-SEM 之指標乘積法進行分析，其中指標數目四，人數 100、200、500 人之研究與本研究完全相同，而其分析之 MRB 結果如表 98。其結果顯然不若本研究之精準，究其原委，本研究認為乃在其交互作用方式與本研究產生方式不同，該研究的交互作用之明顯變項乃由交互作用之潛在變項並以因素負荷量 0.49 的方式產生(Chin et al. ,2003)，而本研究則是明顯變項相乘產生。由於本研究產生方法較合理，故分析結果較佳。

表 98

指標數目為四之指標乘積法在 Chin et al. (2003)之研究和本研究 MRB 之比較

	Chin et al. (2003)的研究			本研究		
	β_1	β_2	β_3	β_1	β_2	β_3
100	-0.35	-0.31	-0.44	-0.23	-0.09	-0.04
200	-0.34	-0.34	-0.41	-0.21	-0.19	-0.13
500	-0.34	-0.34	-0.45	-0.20	-0.20	-0.17

（二）文獻的比較

回顧過去比較 PLS-SEM 與 CB-SEM 的比較，許多研究者皆將焦點集中於樣本數大小、潛在變項的分布(Goodhue, Lewis, & Thompson, 2012; Hair, Hult, Ringle, & Sarstedt, 2014; Qureshi & Compeau, 2009)，且綜論性的書籍多半會評論在小樣本、非常態下，PLS-SEM 較 CB-SEM 佳(Hair et al., 2014)，亦有模擬研究支持此論點(Reinartz, Haenlein, & Henseler, 2009; Sharma & Kim, 2013)，然而有的學者根據模擬研究認為 PLS-SEM 在小樣本、非常態下並未有估計的優勢(Goodhue et al., 2012)，亦有學者認為樣本並非單純的因素，而是會與其他的因素交互作用，造成 PLS-SEM 與 CB-SEM 在偵測多群組優劣情況不同所致(Qureshi & Compeau, 2009)。這些模擬研究的差異，有可能是模擬情境的差異，甚至是分析比較對象的差異所造成，例如有的分析迴歸係數的估計精準，有的則是分析對多群組判斷的準確度(Goodhue et al., 2012; Reinartz, Haenlein, & Henseler, 2009; Sharma & Kim, 2013; Qureshi & Compeau, 2009)。故要比較，首先要進行同性質

DOI:10.6814/DIS.NCCU.EDU.013.2018.F02

的比較才意義，易言之，討論迴歸係數的精準性則只就研究迴歸係數模擬相關論文獻討論。

就迴歸係數而言，Reinartz et al. (2009)、Goodhue et al. (2012)、Sharma 與 Kim(2013)皆曾分析迴歸係數，且透過而 Reinartz et al. (2009)、Sharma 與 Kim, (2013)的研究指出在小樣本的情況下，PLS-SEM 有優勢，然而 Goodhue et al. (2012)的研究卻認為 PLS-SEM 在小樣本的估計上並無優勢，本研究結論亦傾向認為如此。至於為何結論會與 Reinartz et al. (2009)、Sharma 與 Kim(2013)的研究相反，過去的研究認為可能與模型複雜度有關及程式的收斂有關（Goodhue et al., 2012），本研究和 Goodhue et al. (2012)的研究模型都較為簡略，利於 CB-SEM 的擬合，但是 Reinartz et al. (2009)的研究模型較複雜，不利擬合（Goodhue et al., 2012）；而 Sharma 與 Kim(2013)的研究則用的是較舊的免費軟體，可能造成擬合較困難，唯此為研究者之推測，然而是否是如此，由於相關研究篇數較少，建議往後的研究繼續探究。

除了比較優劣的議題外，另一個值得探討議題即是指標數目、樣本數目對估計的影響(Chin, Marcolin, & Newsted, 2003; Henseler & Chin, 2010)。關於這一議題，相關的研究相當多，故本研究僅將文獻的分析集中於交互作用或比較 PLS-SEM 與 CB-SEM 估計的相關文獻(Chin, Marcolin, & Newsted, 2003; Goodhue et al., 2012; Henseler & Chin, 2010; Martínez-Ruiz & Aluja-Banet, 2013; Reinartz et al., 2009; Yang-Wallentin, 2001)。在大部份的研究中，皆指出指標數對估計有顯著的影響(Goodhue et al., 2012; Henseler & Chin, 2010)，且指出指標數目並非愈多或者愈少愈好，而是適中最有利於估計(Chin et al., 2003; Henseler & Chin, 2010; Marsh, Wen, & Hau, 2004; Martínez-Ruiz & Aluja-Banet, 2013)，此情況在樣本少時，更是如此(Chin et al., 2003; Henseler & Chin, 2010)，故之前的文獻皆發現樣本數會與指標數目交互作用(Goodhue et al., 2012; Henseler & Chin, 2010)。本研究的指標數目三~五個，指標數目相較於過去的研究不算多(Chin et al., 2003; Goodhue et al., 2012; Henseler & Chin, 2010)，故在大部份的情況下，皆是隨著指標數目增加而估計日益精準。

而就樣本數而言，過去的研究運用變異數分析認為樣本數並不一定是影響估計結果因素(Henseler & Chin, 2010)。Henseler and Chin (2010)的研究即指出，樣本僅顯著影響 β_1 之 MRB、但不影響 β_2 及 β_3 之 MRB，但是 Reinartz et al. (2009)以整體 MARE 分析（對樣本取以 10 為底的對數），卻指出樣本數確有影響。本研究結果同於 Henseler and Chin (2010)的研究，但是卻與 Reinartz et al. (2009)的研究不同，而之所以不同，本研究認為有三點原因，第一標準不同，本研究運用 MRB，而 Reinartz et al. (2009)的研究運用 MARE；第二模型不同；第三、計算的方法不一樣，Reinartz et al. (2009)以整體，而本研究對每一個迴歸係數進行討論。

另外，若不考慮運用變異數分析，僅從圖表觀察，可以發現有文獻指出，在以單一模式的研究中，迴歸係數的 MRB 或 bias 隨著樣本增加而下降

DOI:10.6814/DIS.NCCU.EDU.013.2018.F02

(Martínez-Ruiz & Aluja-Banet, 2013)，但是部份比較不同模型的研究卻並未發現同樣的趨勢，而發現不同模型有不同的情況，有的呈現負轉正的趨勢，有的則呈現無一致規律的情況(Marsh et al., 2004; Moulder & Algina, 2002)，而本研究同於 Moulder 與 Algina, (2002)和 Marsh et al. (2004)，亦發現不論是 CB-SEM 或是 PLS-SEM，皆非全部一致下降，而是不同模型有不同的情況。

在解釋量上，過去以 PLS-SEM 為研究，指出樣本數、估計方法、指標數皆為影響因素，此結果同於本研究；而隨著指標數增加，人數減少，估計日益精準，此結果則與本研究之 PLS-SEM 部份吻合 (Henseler & Chin, 2010)。但是在本研究對 CB-SEM 之探究中，其趨勢則沒那麼明顯。此外，Henseler and Chin (2010)亦指出在 PLS-SEM 中正交法、指標乘積法優於二階段法，本研究的 PLS-SEM、CB-SEM 結果亦指出如此。

在因素分數上，由於過去沒有類似的文獻，故無法進行比較。但值得注意的是本研究發現在因素分數皆是 PLS-SEM 方法估計較準確，本研究推測很可能與估計方法有關(Kaplan, 2009; Lohmöller, 1989)。PLS-SEM 的估計方法是先推算因素分數，再估計迴歸係數；而 CB-SEM 則是運用最大概估法推估擬合矩陣，而擬合矩陣只與迴歸係數有關與因素分數無關(Kaplan, 2009; Lohmöller, 1989)，故 PLS-SEM 推算因素分數較佳。唯關於這方面的研究較少，可能需要未來更多的研究支持。

另外，之前的討論皆未涉及資料型態上的討論，誠然，過去交互作用並沒有探討相關的議題，但是本研究卻指出資料型態是重要的影響。事實上，由於相對於連續資料，次序型資料的資訊較少(朱經明, 2007)，理論上，應該估計較不準確。然而本研究經過分析亦發現少數的資料：CB-SEM 二階段法之 β_2（效果量為.01）、ξ 在 PLS-SEM 下之二階段法（效果量.30）、$\xi_1 \times \xi_2$ 在 CB-SEM 之指標乘積法（效果量.23）、正交法（效果量.28）其連續資料估計較次序型資料差，至於原因有待之後的研究繼續探究。

DOI:10.6814/DIS.NCCU.EDU.013.2018.F02

國立政治大學
National Chengchi University

DOI:10.6814/DIS.NCCU.EDU.013.2018.F02

第五章　結論與建議

本研究根據研究結果做出結論與建議，茲分述如下。

第一節 結論

一、CB-SEM 在迴歸係數、因素負荷量、解釋量表現佳，PLS-SEM 在因素分數估計表現佳

過去有許多研究、專書皆在探討 CB-SEM 與 PLS-SEM 的差異，有研究者認為 CB-SEM 與 PLS-SEM 之差異，主要在於在小樣本下，PLS-SEM 表現較佳；（蕭文龍，2015；Hair et al., 2014; Reinartz, Haenlein, & Henseler, 2009）然而，本研究結果顯示，在迴歸係數上，只有有在極端小樣本 100 人時，PLS-SEM 才有可能勝過 CB-SEM，否則其他情況，皆是 CB-SEM 表現較佳。另外，就解釋量而言，本研究則發現 PLS-SEM 並不會擴大解釋量，或求取最大變異，且皆是低估，其估計亦無 CB-SEM 準確。不過，以上之研究結果並非指出 PLS-SEM 一無價值。事實上在因素分數上，只要指標數目四個以上，且人數超過 400 人，PLS-SEM 估計較佳，且就整體而言，亦是 PLS-SEM 估計較佳。

此外，在因素負荷量上，本研究雖未擴及 500 人以下，然而，就 500 人以上進行研究，則發現 CB-SEM 亦優於 PLS-SEM。

深究此原因，本研究推測 PLS-SEM 在估計時，是先求逼近因素分數（Lohmöller, 1989），故其估計因素分數較準，然而 CB-SEM 則是用迴歸係數、因素負荷量擬合原始矩陣（Kaplan, 2009），故在求因數分數上，PLS-SEM 較準確，而在求迴歸係數時則是 CB-SEM 較準確，唯此點尚待往後的研究驗證。

二、就迴歸係數、解釋量而言，四百人以上，建議採用 CB-SEM 無限制法

就迴歸係數而言，可以發現迴歸係數的估計結果，在不同路徑有不同方法各擅勝場。整體而言，CB-SEM 優於 PLS-SEM，而進行更細緻的比較，在超過 400 人的大樣本的情況下，建議採取無限制法，原因是 CB-SEM 的無限制法在交互作用及 β_1 上表現最佳；此外，在 β_2 中，雖然無限制法，並非最佳表現之唯一方法，然而，實際上，差異並不大。而在解釋量上，在 400 人以上的大樣本，大部份的情況下，仍以 CB-SEM 無限制法表現最佳，只有在少部份的情況下，CB-SEM 二階段法優於無限制法。故綜合上述，如果僅能就一種方法推薦估計交互作用中最常討論的迴歸係數和解釋量，無疑的，在 400 人以上，最佳的方法是 CB-SEM 無限制法。

DOI:10.6814/DIS.NCCU.EDU.013.2018.F02

三、就因素分數而言，在三百人、四題以上，建議採取 PLS-SEM 二階段法

本研究發現在三百人、四題以上，PLS-SEM 二階段法估計相當優良，雖然在估計 η 上，比起 PLS-SEM 指標乘積法、正交法較差，然而在估計 ξ_2、$\xi_1 \times \xi_2$，PLS-SEM 指標乘積法、正交法與二階段法有顯著差異，且其估計結果甚至比不上 CB-SEM 中的指標乘積法、正交法、二階段法。故本研究認為，若基於研究需要，要同時獲得交互作用中 ξ_1、ξ_2、$\xi_1 \times \xi_2$、η 之因素分數的估計，在三百人、題數四題以上，PLS-SEM 二階段法不失為一個比較好的方法。

四、資料型態、指標數目對估計有顯著影響，人數則不一定

本研究指出在 500 人以上的大樣本中，不論是迴歸係數的 MRB、解釋量、因素分數皆是連續型資料優於次序型資料。此原因無他，乃在於教育、心理常用的量表，相較於連續量表除了有測量誤差外，又多了一道從連續變項轉為次序變項的誤差（Falenchuk, 2006）。故其估計較不準乃當然爾。

本研究亦指出在指標數目為三、四、五個時，指標數目愈多，估計愈準。事實上，在測驗理論亦有許多類似的情況，即測驗愈長，對能力值估計愈準（Falenchuk, 2006; Park, 2000）。而之所以如此，應是本研究之整體題數不算多，故當題目愈長，既不會因為一題的測量誤差而影響，且其擬合亦不困難，故能估計較為準確（Marsh et al., 2004）。

值得注意，本研究結果顯示在 500 人以上的大樣本下，人數不見得會顯著影響估計結果；事實上，就算有影響，其 eta 亦相當低。由此可知，當人數達到 500 人以上，估計日趨穩定，此與過去的文獻結論類似（Hu, Bentler, & Kano, 1992）。

五、小樣本對 CB-SEM 無限制法估計影響大

CB-SEM 無限制法不論在估計迴歸係數、解釋量、乃至因數分數，當小樣本時對估計影響相當大，此部份結論同於過去的文獻（Marsh et al., 2004）。此外，在小樣本下，無限制法常出現估計不出來的問題，此問題隨著樣本數變小而日益嚴重（Marsh et al., 2004），且影響之程度遠遠高於同是 CB-SEM 的指標乘積法、正交法、二階段法。故本研究極度不建議小樣本使用 CB-SEM 無限制法估計。

第二節 建議

根據結論，本研究提出針對未來研究方向及交互作用估計問題，提出建議。

一、研究方向的建議

（一）運用具有能設定估計交互作用的軟體進行分析

本研究與過去的研究無法比較的原因，主要在於過去的研究，研究者使用的軟體能設定估計交互作用（Henseler & Chin, 2010），但是本研究由於使用自由軟

DOI:10.6814/DIS.NCCU.EDU.013.2018.F02

體，無法設定估計交互作用，故其估計結果自然較差(Monecke, 2013; Rossee, 2012)。而事實上，現今的商業軟體如 Mplus 或 SmartPLS 皆有設定估計交互作用的功能，唯此種軟體較難運用迴圈大量運算（Hair et al., 2014; Muthén & Muthén, 2017)，所以直接運用此商業軟體進行模擬確有難度。是故，往後進行模擬分析時，可以自行開發軟體，研究可設定交互作用的程式，如此比較則更為精確。

（二）納入五點量表及其他型態的量表進行研究

本研究在量表研究上分為連續型及次序型，然而這種方法較為粗糙，以次序型而言，次序型量表不僅四點量表，五點量表亦相當常用。另外，量表的點數亦是研究的重點（Park, 2000）。故建議往後的研究，可以針對實際常用的五點量表，亦可針對量表點數對交互作用估計的影響進行分析，以更深入了解何種點數的量表最能準確估計交互作用。

（三）比較多群組分析的優劣

在結構方程式上，多群組分析一直是一個重要的議題（余民寧，2006；邱皓政，2003），故往後的研究可針交互作用在多群組下進行深入的研究。可以研究的主題除了本研究談到迴歸係數、解釋量、因素分數外，更可以加入多群組特有的議題：結構恆等性、測量恒等性，甚至是平均數的估計（余民寧，2006；邱皓政，2003），以瞭解不同方法對交互作用之結構恆等性判斷情形及平均數的估計良窳，如此，對交互作用的研究必然更徹底及深入。

（四）用新軟體比較複雜模型和簡單模型 CB-SEM 與 PLS-SEM 在小樣本估計

過去的研究在比較 CB-SEM 與 PLS-SEM 於小樣本估計時，結論不一致，有的文獻指小樣本中，PLS-SEM 估計較佳(Reinartz et al. ,2009；Sharma & Kim, 2013)，有的則指出 PLS-SEM 在小樣本估計沒有任何優勢(Goodhue et al. ,2012)。本研究的結論，則指出 PLS-SEM 在小樣本估計並無優勢。而為何如此，過去文獻推測 Reinartz et al. (2009)的研究之所以如此，可能是模型的複雜程度影響估計，模型愈複雜，CB-SEM 擬合愈困難，估計可能愈不佳，則其估計結果，自然無法和 PLS-SEM 競爭（Goodhue et al., 2012）；另外，就 Sharma & Kim (2013)的研究而言，亦有可能是過舊的免費軟體，造成擬合估計較困難，惟此推論仍須往後更多的研究，方能獲得支持。

二、對實務的建議-設計一份有利估計交互作用的量表

根據本研究結果顯示，如果運用結構方程式，精準估計迴歸係數、解釋量，在量表設計上，題數應適當（Marsh et al., 2004），人數則至少 400 人以上，而在估計上，可選擇 CB-SEM 無限制法進行估計。但是如果目的是估計因素分數，則建議增加題數，人數至少 300 人以上，而在估計上則建議運用 PLS-SEM 二階段法進行估計。

DOI:10.6814/DIS.NCCU.EDU.013.2018.F02

國立政治大學
National Chengchi University

DOI:10.6814/DIS.NCCU.EDU.013.2018.F02

參考文獻

朱經明(2007)。**教育統計學** 。臺北市:五南。

余民寧(2006)。**潛在變項模式：SIMPLIS 的應用**。臺北市: 高等教育。

邱皓政(2003)。**結構方程模式 ：LISREL 的理論、技術與應用**。臺北市: 雙葉書廊。

陳順宇 (2007)。**結構方程模式 ：Amos 操作**。臺北市: 心理總經銷.

黃文璋 (2003)。**數理統計**。臺北市: 華泰.

黃芳銘 (2010)。**結構方程模式理論與應用**。臺北市: 五南.

蕭文龍 (2015)。**統計分析入門與應用-SPSS 中文版+PLS-SEM(SmartPLS)**。臺北市:碁峰。

Aiken, L. S., & West, S. G. (1991). *Multiple regression: Testing and interpreting interactions*. Newbury Park, CA: Sage.

Bartholomew, D. J., & Knott, M. (1999). *Latent variable models and factor analysis*. New York: Oxford University Press.

Bollen, K. A. (1989). *Structural equations with latent variables*. New York: Wiley.

Bollen, K. A., & Paxton, P. (1998). Two-stage least squares estimation of interaction effects. In R. E. Schumacker & G. A. Marcoulides (Eds.), *Interaction and nonlinear effects in structural equation modeling*. Mahwah, NJ: Lawrence Erlbaum Associates.

Brandt, H., Kelava, A., & Klein, A. (2014). A simulation study comparing recent approaches for the estimation of nonlinear effects in sem under the condition of nonnormality. *Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal, 21*(2), 181-195.

Chen, C. (2016). The role of resilience and coping styles in subjective well-being among chinese university students. *Asia-Pacific Education Researcher, 25*(3), 377-387.

Chin, W. W., Marcolin, B. L., & Newsted, P. R. (2003). A partial least squares latent variable modeling approach for measuring interaction effects: Results from a Monte Carlo simulation study and an electronic-mail emotion/adoption study. *Information Systems Research, 14*(2), 189-217.

Cohen, J. (1978). Partialed products are interactions; partialed powers are curve components. *Psychological Bulletin, 85*(4), 858-866.

Cohen, J. (1988).Statistical power analysis for the behavioral sciences. Hillsdale, NJ: Eribaum.

Falenchuk, O. (2006). *A study of unidimensional IRT models for items scored in multiple ordered response categories.* (Doctoral dissertation Ph.D.), University of Toronto (Canada), Ann Arbor. Retrieved from

DOI:10.6814/DIS.NCCU.EDU.013.2018.F02

http://search.proquest.com/docview/304929555?accountid=10067 ProQuest Dissertations & Theses A&I database. (304929555)

Fox, J., Nie, Z., Byrnes, J., Culbertson, M., DebRoy, S., Friendly, M., . . . Monette, G. (2017). *Package 'sem'*. Retrieved from https://cran.r-project.org/web/packages/lavaan/lavaan.pdf

Garson, G. D. (2016). *Partial least squares: regression and structural equation models*. Asheboro, NC: Statistical Publishing Associates.

Goodhue, D. L., Lewis, W., & Thompson, R. (2012). Does pls have advantages for small sample size or non-normal data? *Mis Quarterly, 36*(3), 981-1001.

Gordon, M. K. (2016). Achievement Scripts: Media Influences on Black Students' Academic Performance, Self-Perceptions, and Career Interests. *Journal of Black Psychology, 42*(3), 195-220.

Harwell, M., Stone, C., Hsu, T. & Kirisci, L. (1996). Monte Carlo studies in item response theory. *Applied Psychological Measurement, 20*,101-125.

Hair, J. F., Hult, G. T. M., Ringle, C. M., & Sarstedt, M. (2014). *A primer on partial least squares structural equations modeling (PLS-SEM)*. Thousand Oaks: SAGE Publications.

Hair, J. F., Ringle, C. M., & Sarstedt, M. (2011). PLS-SEM: Indeed a silver bullet. *Journal of Marketing Theory and Practice, 19*(2), 139-152.

Henseler, J., & Chin, W. W. (2010). A comparison of approaches for the analysis of interaction effects between latent variables using partial least squares path modeling. *Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal, 17*(1), 82-109.

Henseler, J., & Fassott, G. (2010). Testing moderating effects in pls path models: an illustration of available procedures. In V. Esposito Vinzi, W. W. Chin, J. Henseler, & H. Wang (Eds.), *Handbook of partial least squares: Concepts, methods and applications*. New York : Springer .

Hu, L. T., & Bentler, P. M. (1999). Cutoff criteria for fit indexes in covariance structure analysis: Conventional criteria versus new alternatives. *Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal, 6*(1), 1-55.

Hu, L. T., Bentler, P. M., & Kano, Y. (1992). Can test statistics in covariance structure-analysis be trusted. *Psychological Bulletin, 112*(2), 351-362.

Jöreskog, K. G., & Wallentin, F. Y. (1996). Nonlinear structural equation models: The Kenny-Judd model with interaction effects. In G. A. Marcoulides & R. E. Schumacker (Eds.), *Advanced structural equation modeling* (pp. 57-89). Mahwh, NJ: Lawrence Erlbaum

Jöreskog, K. G., Cudeck, R., Du Toit, S. H. C., & Sörbom, D. (2001). *Structural equation modeling, present and future : A festschrift in honor of Karl Jöreskog*.

DOI:10.6814/DIS.NCCU.EDU.013.2018.F02

Lincolnwood, IL: Scientific Software International.

Kaplan, D. (2009). *Structural equation modeling : Foundations and extensions* (2nd ed.. ed.). Los Angeles: Los Angeles : SAGE.

Kenny, D. A., & Judd, C. M. (1984). Estimating the nonlinear and interactive effects of latent-variables. *Psychological Bulletin, 96*(1), 201-210.

Klein, A., & Moosbrugger, H. (2000). Maximum likelihood estimation of latent interaction effects with the LMS method. *Psychometrika, 65*(4), 457-474.

Kraemer, H. C., & Blasey, C. M. (2004). Centring in regression analyses: a strategy to prevent errors in statistical inference. *International Journal of Methods in Psychiatric Research, 13*(3), 141-151.

Leite, W. L., & Zuo, Y. Z. (2011). Modeling Latent Interactions at Level 2 in Multilevel Structural Equation Models: An Evaluation of Mean-Centered and Residual-Centered Unconstrained Approaches. *Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal, 18*(3), 449-464.

Little, T. D., Bovaird, J. A., & Widaman, K. F. (2006). On the merits of orthogonalizing powered and product terms: Implications for modeling interactions among latent variables. *Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal, 13*(4), 497-519.

Lohmöller, J.-B. (1989). *Latent variable path modeling with partial least squares.* Heidelberg, Germany: Physica-Verlag.

Marquardt, D. W. (1980). You should standardize the predictor variables in your regression model. *Journal of the American Statistics Association, 75*, 87-91.

Marsh, H. W., Wen, Z. L., & Hau, K. T. (2004). Structural equation models of latent interactions: Evaluation of alternative estimation strategies and indicator construction. *Psychological Methods, 9*(3), 275-300.

Martínez-Ruiz, A., & Aluja-Banet, T. (2013). Two-step PLS path modeling mode B: Nonlinear and interaction effects between formative constructs. In H. A. W. W. Chin, V. E. Vinzi, G. Russolillo, & L. Trinchera (Eds.), *New perspectives in partial least squares and related methods*. Springer: New York.

Monecke, A. (2013). *Package 'semPLS'*. Retrieved from https://cran.r-project.org/web/packages/semPLS/index.html

Moulder, B. C., & Algina, J. (2002). Comparison of methods for estimating and testing latent variable interactions. *Structural Equation Modeling, 9*(1), 1-19.

Mueller, R. O. (1996). *Basic principles of structural equation modeling : An introduction to LISREL and EQS*. New York: Springer.

Muthén, L. K., & Muthén, B. O. (2017). *Mplus user's guide: Version 8*. Los Angeles, CA: Muthen & Muthen.

Park, H. (2000). *Comparison of IRT models for ordered polytomous response*

DOI:10.6814/DIS.NCCU.EDU.013.2018.F02

data(Order No. 9983591). Available from ProQuest Dissertations & Theses A&I. (304612642). Retrieved from http://search.proquest.com/docview/304612642?accountid=10067

Quintana, S. M., & Maxwell, S. E. (1999). Implications of recent developments in structural equation modeling for counseling psychology. *Counseling Psychologist, 27*(4), 485-527.

Qureshi, I., & Compeau, D. (2009). Assessing between-group differences in information systems research: A comparison of covariance- and component-based sem. *Mis Quarterly, 33*(1), 197-214.

Reinartz, W., Haenlein, M., & Henseler, J. (2009). An empirical comparison of the efficacy of covariance-based and variance-based SEM. *International Journal of Research in Marketing, 26*(4), 332-344.

Rossee, Y. (2012). lavaan: An R package for structural equation modeling. *Journal of Statistical Software, 48*(2), 1-36.

Rosseel, Y., Oberski, D., Byrnes, J., Vanbrabant, L., Savalei, V., Merkle, E., . . . Barendse, M. (2015). *Package 'lavaan'*. Retrieved from https://cran.r-project.org/web/packages/lavaan/lavaan.pdf

Schumacker, R. E. (2002). Latent variable interaction modeling. *Structural Equation Modeling, 9*(1), 40-54.

Schumacker, R. E. (2016). *A beginner's guide to structural equation modeling*. New York : Routledge.

Sharma, P. N., & Kim, K. H. (2013). A comparison of PLS and ML bootstrapping techniques in SEM: A Monte Carlo Study. In H. Abdi, W. W. Chin, V. Esposito Vinzi, G. Russolillo, & L. Trinchera (Eds.), *New perspectives in partial least squares and related methods* (pp. 201-208). New York, NY: Springer New York.

Wall, M. M., & Amemiya, Y. (2001). Generalized appended product indicator procedure for nonlinear structural equation analysis. *Journal of Educational and Behavioral Statistics, 26*(1), 1-29.

Wang, L. J., & Preacher, K. J. (2015). Moderated mediation analysis using Bayesian methods. *Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal, 22*(2), 249-263.

Wen, Z. L., Marsh, H. W., & Hau, K. T. (2010). Structural equation models of latent interactions: An appropriate standardized solution and its scale-free properties. *Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal, 17*(1), 1-22.

Yang-Wallentin, F. (2001). Comparisons of the ML and TSLS estimators for the Kenny-Judd. In D. Sörbom, S. H. C. Du Toit, & R. Cudeck (Eds.), *Structural equation modeling present and future : A festschrift in honor of Karl Jöreskog*

DOI:10.6814/DIS.NCCU.EDU.013.2018.F02

(pp. 425-442). Lincolnwood, IL Scientific Software International.

國立政治大學
National Chengchi University

DOI:10.6814/DIS.NCCU.EDU.013.2018.F02

國立政治大學
National Chengchi University

DOI:10.6814/DIS.NCCU.EDU.013.2018.F02

附錄：虛擬程式碼

一、製造潛在變項

Repeat 500 times
Creat two standard normal distribution variables h1 and h2
Let h3=h1*h2
Make newh3 standarized
Creat a standard normal distribution variable h4
Let oldh=0.5*h1+0.3*h2+0.3*newh3
Calculate the deviation of oldh which is called after newstd
Let h=0.5*h1+0.3*h2+0.3*newh3+sqrt(1-newstd*newstd)*h4
Latent variables are h1,h2,newh3, and h

二、製造三題連續明顯變項

Get data from latent variable fs1, fs2, and fs2.
Creat nine normal distribution variables d1, d2, d3, d4, d5, d6, d7, d8, and d9.
Creat three constructs, and each construct has three manifest variables as follows:
x1=0.7*fs1+sqrt(0.51)*d1
x2=0.7*fs1+sqrt(0.51)*d2
x3=0.7*fs1+sqrt(0.51)*d3
x4=0.7*fs2+sqrt(0.51)*d4
x5=0.7*fs2+sqrt(0.51)*d5
x6=0.7*fs2+sqrt(0.51)*d6
x7=0.7*fs4+sqrt(0.51)*d7
x8=0.7*fs4+sqrt(0.51)*d8
x9=0.7*fs4+sqrt(0.51)*d9
creat product indicator variables

三、製造三題類別明顯變項

Get continuous latent variable
Creat threshold
Transform continuous latent variable to manifest ordinal variable

DOI:10.6814/DIS.NCCU.EDU.013.2018.F02