國立臺灣大學理學院心理學研究所

碩士論文

Graduate Institute of Psychology
College of Science
National Taiwan University

Master Thesis

結構方程模型多向度構念題目組合表徵之構念意涵

Nature of Multidimensional Constructs Represented by Item Parcels in Structural Equation Modeling

陳宥霖

Yo-Lin Chen

指導教授：翁儷禎博士

Advisor: Li-Jen Weng, Ph.D.

中華民國 106 年 6 月

June, 2017

doi:10.6342/NTU201702669

摘要

題目組合（item parcels）為題目分數之加總或平均，可於結構方程模型（structural equation modeling）分析中作為構念之指標。Little、Rhemtulla、Gibson、及 Schoemann（2013）與 Cole、Perkins、及 Zelkowitz（2016）皆曾指出，多向度構念題目組合表徵之構念意涵可能不同於研究者原先之假設，致影響分析結果，故使用題目組合之前應先釐清其所反映之構念本質。多向度構念為涵蓋數個向度之構念，Cole 等人以及 Williams 與 O’Boyle（2008）皆指出許多心理學研究探討之構念乃為多向度，研究者並建構題目組合作為多向度構念之指標進行結構方程模型分析。本研究因之擴展 Sterba 與 MacCallum（2010）之題目組合共變數矩陣推導，由單向度構念延伸至多向度構念，自多向度構念題目組合之共變數矩陣組成，提供一理論架構使研究者能檢視題目組合所表徵之多向度構念意涵。本研究並進一步以此架構論述不同題目組合策略、向度間相關，以及題目因素結構複雜度之題目組合所反映之多向度構念本質，亦以一模擬資料為例展示推導結果。實徵研究者可透過本研究推演之架構，檢視其所建構之多向度構念題目組合共變數矩陣，藉之釐清其所表徵之多向度構念意涵是否符合原先假設，以避免不當之結構方程模型分析結果。

關鍵字：多向度構念、結構方程模型、題目組合

doi:10.6342/NTU201702669

Nature of Multidimensional Constructs Represented by Item Parcels in Structural Equation Modeling

Yo-Lin Chen

Abstract

Item parcels, represented as summation or average over items, can be used as indicators of latent variables in structural equation modeling (SEM). Little et al. (2013) and Cole et al. (2016) indicated that the nature of multidimensional constructs represented by parcels can be different from that assumed by the researchers and thus affects the results of SEM analysis. Researchers should therefore examine the nature of multidimensional constructs represented by parcels prior to the analysis. Cole et al. and Williams and O'Boyle (2008) indicated that many of the constructs investigated in psychological research are multidimensional, consisting of several facets, and item parcels have been frequently adopted to be indicators for these constructs in SEM. The present study therefore extended the algebraic derivation of the covariance matrix of item parcels in Sterba & MacCallum (2010) from unidimensional to multidimensional constructs to provide a theoretical framework for examining the nature of multidimensional constructs implied by parcels. The effects of parceling strategy, correlations among facets, and factorial complexity of items on the nature of multidimensional constructs represented by parcels were discussed using this framework and illustrated by a numerical simulation example. Researchers may apply the framework proposed in this study to clarify the nature of the multidimensional constructs inferred from item parcels through examining the covariance matrix among

doi:10.6342/NTU201702669

parcels so as to avoid misleading results from SEM analysis.

Keywords: multidimensional constructs, structural equation modeling, item parcels

doi:10.6342/NTU201702669

目 次

doi:10.6342/NTU201702669

壹、緒論

題目組合（Item parceling）係指將數道題目加總或平均，自 Cattell （1956, 1974; Cattell & Burdsal, 1975）提出後即不斷有研究者探討此議題。題目組合常應用於結構方程模型（structural equation modeling）中作為構念的測量指標（Bandalos, 2002, 2008; Bandalos & Finney, 2001; Kim & Hagtvet, 2003; Williams & O'Boyle, 2008），使資料特性更符合結構方程模型之假設需求。Hall、Snell、及 Foust（1999）曾指出題目組合的建構方式可能影響構念的本質（nature of construct），致使構念意涵未必與原先之假設相同，使用題目組合時應注意構念本質是否改變。若構念意涵與原先不同，將改變構念與構念之間的關係，影響結構係數的估計值與模型的適配度。過去題目組合的研究大多集中在單向度構念，然許多學者（Cole, Perkins, & Zelkowitz, 2016; Williams & O'Boyle, 2008）皆指出在臨床、工商及社會心理學等領域中，實徵研究者經常使用結構方程模型探討多向度構念(multidimensional construct)之間的關係，並以題目組合作為測量指標，故本研究將聚焦於多向度構念，檢視題目組合於結構方程模型中表徵之多向度構念意涵。

多向度構念包含數個向度（facet），而各向度復含數道題目，若研究目的在於探討多向度構念之間的關係，則可以選用題目組合表徵此多向度構念。針對多向度構念，向度表徵法（facet-representative strategy）與領域表徵法（domain-representative strategy）為兩種研究者可採行以建構題目組合的策略（Coffman & MacCallum, 2005; Cole et al., 2016; Kishton & Widaman, 1994; Little, Rhemtulla, Gibson, & Schoemann, 2013），前者結合同一向度內的題目以形成題目組合，後者則結合不同向度的題目為題目組合。過去研究鮮少完整地探討多向度構念題目

doi:10.6342/NTU201702669

組合所表徵之構念意涵及其影響因素，Sterba 與 MacCallum（2010）雖曾以矩陣代數推導題目組合共變數矩陣之組成，說明題目組合隱含之構念間共變數矩陣，然僅限於單向度構念的情境。Little 等人與 Cole 等人曾分別以代數推導及圖示分析多向度構念題目組合的共變數與變異數，以文字簡短論述多向度構念本質如何依題目組合策略而不同。然 Little 等人僅比較不同策略建構的題目組合共變數相異之處，Cole 等人則著重在題目組合變異數的部分，兩研究皆未同時考量題目組合之變異數與共變數的變化，藉以更整全地推測多向度構念所包含的變異來源。故本研究將拓展 Sterba 與 MacCallum 的矩陣推導至多向度構念情境，以之整合 Little 等人與 Cole 等人之研究結果，釐清多向度構念題目組合表徵之構念意涵。

影響多向度構念本質之因素，除了題目組合策略外，向度間相關與題目因素結構複雜度亦為可能因素。Cole 等人（2016）指出在題目組合策略外，向度間相關亦會影響題目組合所表徵之多向度構念意涵，惜其未深入論述向度間相關如何影響構念本質。此外，在複雜的真實情境中，多向度構念的題目可能受到不止一個向度影響（Marsh, Ludtke, Nagengast, Morin, & Von Davier, 2013），在此情境下題目組合表徵之構念所包含的變異來源將更為複雜，過去亦未有研究探討此情境下題目組合所表徵之構念意涵。本研究將透過多向度構念題目組合共變數矩陣之推導，提供實徵研究者一檢視題目組合表徵之多向度構念意涵的架構，同時藉由此架構說明題目組合策略、向度間相關，以及題目因素結構複雜度對多向度構念本質之影響，並以一筆模擬資料展示推導結果。

題目組合於結構方程模型之運用

結構方程模型為結合因素分析與路徑分析的方法，藉由衡量理論假設模型與真實資料間的適配程度，幫助研究者了解構念之間的關係（Bollen, 1989）。構念

doi:10.6342/NTU201702669

通常由數個測量指標所表徵，在實徵研究上，許多研究者會以題目組合取代單一題目作為測量指標（Bandalos & Finney, 2001; Cattell, 1956; Cole et al., 2016; Hall et al., 1999; Little, Cunningham, Shahar, & Widaman, 2002; Little et al., 2013; Sterba & Rights, 2016; Williams & O'Boyle, 2008）。根據 Bandalos 與 Finney（2001）的回顧，研究者於結構方程模型中使用題目組合的主要考量分別為增加測量指標的信度、增加觀察變項的常態性與連續性，以及維持理想的樣本人數。

增加測量指標的信度為 Bandalos 與 Finney（2001）回顧中最常被提及的理由，題目組合普遍被認為比單一題目具有更高的信度。第二常見的考量為增加觀察變項的常態性與連續性，由於最大概似估計法（maximum likelihood estimation method）為結構方程模型中最常被使用的參數估計方法 （Jackson, Gillaspy, & Pure-Stephenson, 2009; Kline, 2011; Schreiber, 2008），其假設觀察變項為多元常態分配，而題目組合的使用能促使觀察變項更符合此一假設條件。再者，以題目組合作為測量指標僅需估計題目組合的因素負荷量及誤差變異數，相較於以題目作為測量指標的模型，需要估計的參數大幅度減少。基於結構方程模型的大樣本理論（asymptotic theory），減少需要估計的參數數目能使其與樣本數維持理想的比例，使參數估計結果與統計檢定量趨近其理論分配。此外，Bandalos 與 Finney 的回顧指出減少個別題目的特異性質（idiosyncratic features of the items）以及簡化模型參數的解釋也是實徵研究者採用題目組合作為指標的考量。

題目組合之運用並非完全沒有疑慮，許多學者皆認為題目組合的使用時機必須視研究目的而定（Bagozzi & Edwards, 1998; Bagozzi & Heatherton, 1994; Bandalos & Finney, 2001; Cole et al., 2016; Little et al., 2002; Marsh et al., 2013; Marsh & O'Neill, 1984; Rhemtulla, 2016; Rogers & Schmitt, 2004; Sterba & Rights, 2016; Williams & O'Boyle, 2008）。Bagozzi 等人指出，若研究目的為測驗發展與

doi:10.6342/NTU201702669

修訂，使用單一題目作為測量指標方能幫助釐清題目與潛在變項的關係，此時即不宜採用題目組合。Marsh 等人也指出，若研究目的涉及潛在變項平均數（latent means）、測量恆等性（measurement invariance）或是差別試題功能（differential item functioning），亦不應該使用題目組合進行分析。另一方面，倘若進行結構方程模型分析的目的在於探討潛在變項之間的關係，則可建構題目組合作為構念的指標以釐清構念間的關係。

建構題目組合之前除考量結構方程模型分析之目的外，亦須對題目背後的因素結構有一定程度的瞭解（Bandalos, 2002, 2008; Cole et al., 2016; Little et al., 2002; Little et al., 2013; Marsh et al., 2013; Rhemtulla, 2016）。Hall 等人（1999）及 Bandalos 指出實徵研究者若未先探明可能存在於題目結構中的次要因素（secondary factor）或干擾因素（nuisance factor），使用題目組合而未考量次要因素時，可能誤導研究者得到錯誤的因素間關係。Little 等人亦認為實徵研究者在建構題目組合之前，需對題目結構相當熟習。當以題目組合作為測量指標進行結構方程模型分析時，倘若忽略實際存在的干擾因素，可能導致潛在變項間關係估計之偏誤。

過去許多研究致力於探討結構方程模型分析中應用題目組合的優勢與考量，此等研究大多聚焦於單向度構念的情境（Bandalos, 2002, 2008; Hall et al., 1999; Marsh, Hau, Balla, & Grayson, 1998; Nasser & Wisenbaker, 2003; Nasser & Wisenbaker, 2006; Rogers & Schimitt, 2004; Sass & Smith, 2006）。然心理學實徵研究探討的許多概念乃為多向度構念，研究者亦會以題目組合作為多向度構念的指標進行結構方程模型分析，以探討多向度構念與其他構念間的關係（Cole et al., 2016; Williams & O’Boyle, 2008）。Williams 與 O’Boyle 回顧 2001 到 2007 年間的五個人力資源管理（human resource management）期刊，發現在 75 篇使用結構方程模型的研究中，有 44%採用題目組合作為構念指標，其中有一半研究探討的構

doi:10.6342/NTU201702669

念包含多個向度。Cole 等人亦指出在臨床、發展或教育等方面，經常以題目組合表徵複雜的多向度構念，譬如憂鬱（depression）或自尊（self-esteem）等概念。Coffman 與 MacCallum（2005）亦建議當實徵研究者欲評估數個多向度構念之間的關係時，應盡可能採用潛在變項模型（latent variable model）而非路徑分析模型（path analysis model），並推薦以題目組合作為潛在變項的測量指標，以得到較精確的參數估計值與良好的模型適配度。儘管多向度構念題目組合常見於實徵研究中，過去卻甚少有研究探討此議題，Little 等人（2013）因此認為多向度構念題目組合於結構方程模型中之運用需更多後續研究探討，以釐清其相關議題。本研究即著眼於探究題目組合所表徵之多向度構念的意涵，期能協助研究者瞭解其所分析構念之本質。

多向度構念之意涵

多向度構念係指涵蓋數個不同向度的構念。Coffman 與 MacCallum（2005）、Little 等人（2013），以及 Cole 等人（2016）之研究以階層性模型（hierarchical model），亦即高階因素模型（high-order factor model）說明多向度構念之組成。於此表徵中，高階因素模型中之一階因素（first-order factor）為多向度構念所涵蓋的數個向度，二階因素（second-order factor）為一階因素變異中共同的部分，亦即各向度共有之變異來源，得以解釋向度間相關或共變，一階因素之殘差則代表各向度無法被二階因素解釋的殘差（residual）或獨特項（uniqueness）。

研究者對其欲探討的多向度構念之意涵可能有兩種不同的假設。其一，研究者可能認為多向度構念之意涵為各向度共有之變異來源，即高階因素模型的二階因素。其二，研究者亦可能假設多向度構念之意涵為各向度共同變異來源加上各向度獨特項變異來源，即高階因素模型中的二階因素加上一階因素的殘差，如此

doi:10.6342/NTU201702669

才能充分涵蓋各個向度。舉例而言，研究者可能認為多向度智力構念涵蓋數學能力、語文能力與空間能力三向度，並假設此智力構念的意涵為其下各向度共有之變異來源。於此高階因素模型中，三向度共有的變異來源即為二階因素，而非二階因素所能解釋的獨特性即為一階因素的殘差，此時研究者認為的多向度智力構念等同於高階的二階因素。另一方面，Cole 等人（2016）以憂鬱構念為例指出，實徵研究中用以測量憂鬱構念的量表通常包含數個子因素（subfactor）或症狀（symptom），研究者旨在綜合這些症狀以表徵憂鬱此多向度概念。此時，多向度構念的本質重點即非僅在於萃取各向度共享之變異來源，亦涵納各向度之獨特項變異，於此，高階因素模型中的二階因素結合一階因素之殘差方符合研究者對多向度構念意涵之假設。由上述論述可知，研究者對於多向度構念的意涵即可能立基於不同的假設，由不同的角度定義多向度構念之意涵，在此情形下，不同的題目組合策略能否萃取符合研究者假設之構念本質即乃值得探討的主題。向度表徵法與領域表徵法為建構多向度構念題目組合的兩種常用策略（Coffman & MacCallum, 2005; Cole et al., 2016; Kishton & Widaman, 1994; Little et al., 2013; Williams & O'Boyle, 2008），以下即逐一予以說明。

向度表徵法結合同向度題目形成題目組合，例如將同屬數學能力的分測驗或題目加總或平均，成為題目組合，語文及空間能力的分測驗或題目則分別形成不同的題目組合，以題目組合作為智力構念的指標變項，據之探討智力與其他構念間的關係。由於向度表徵法建構的題目組合乃表徵多向度構念的單一面向，題目組合內的題目彼此相關性較高，各向度的獨特項隔離於題目組合的測量誤差中，故該策略又稱作同質性組合法（homogeneous parceling, Coffman & MacCallum, 2005; Cole et al., 2016）、內部一致性組合法（internal consistent parceling, Kishton & Widaman, 1994）或獨特項隔離法（isolated uniqueness strategy, Hall et al., 1999）。

doi:10.6342/NTU201702669

領域表徵法的題目組合則涵蓋不同向度的題目，以前述智力構念為例，領域表徵法建構的每一個題目組合皆包含分屬於數學、語文及空間能力的分測驗或題目，而以此等題目組合作為智力構念之指標變項。由於領域表徵法建構的題目組合涵蓋多向度構念的不同面向，並且涵蓋各面向的獨特項（亦即將各向度的獨特項皆分散至每個題目組合），故此策略又稱為異質性組合法（heterogeneous parceling, Cole et al., 2016）或獨特項分散法（distributed uniqueness strategy, Hall et al., 1999）。

在建構多向度構念題目組合前，研究者須確認研究目的為探討構念間關係，而非在於量表編製與修訂，亦須知悉多向度構念下所涵蓋之向度，以及各題目所屬之向度（Coffman & MacCallum, 2005; Cole et al., 2016; Kishton & Widaman, 1994）。Little 等人（2013）與 Cole 等人（2016）皆曾指出，不同策略建構的題目組合可能表徵不同的多向度構念意涵，Rhemtulla（2016）亦提及許多反對使用題目組合的研究者質疑題目與題目組合兩者所表徵的構念不盡相同。若題目組合表徵之構念意涵非研究者原先之假設，結構方程模型將無法精確量測潛在構念，研究者以結構方程模型探討的構念間關係，亦可能非研究者原先感興趣者。故以題目組合取代原始題目進行分析之前，宜先了解題目組合反映的構念是否為研究者原先所假設之內涵。

題目組合表徵之構念意涵與影響因素

清楚釐清題目組合表徵之構念意涵乃為重要研究議題，以使研究者在運用題目組合探討構念間關係時，能夠充分了解結構方程模型分析推衍之構念意涵是否偏離原先假設。本研究回顧過去有關題目組合的相關文獻，綜整三個可能影響題目組合表徵之多向度構念意涵的因素：題目組合策略、向度間相關，以及題目因素結構複雜度。Hall 等人（1999）應是最早指出採用不同策略建構題目組合可能

doi:10.6342/NTU201702669

會改變構念本質，然該研究探討之構念乃為單向度。多向度構念題目組合表徵之構念意涵至今較少研究系統性檢視與討論，目前僅 Little 等人（2013）與 Cole 等人（2016）以代數及圖示分別探討多向度構念題目組合的共變數與變異數。Little 等人與 Cole 等人皆指出題目組合策略會影響多向度構念題目組合表徵之構念本質，Cole 等人亦以一簡單模擬研究比較兩策略之表現，且指出建構多向度構念題目組合時亦須考量向度間相關，因其可能影響多向度構念的意涵。Kishton 與 Widaman（1994）的實徵研究結果同樣顯示，題目組合策略與向度間相關二者會共同影響多向度構念與其他構念間的關係。Cole 等人與 Marsh 等人（2013）則指出，實徵研究者面對的真實資料通常具有複雜的因素結構，然過去涉及多向度構念之研究，皆假設單純之資料結構，每一個變項僅受單一向度影響，倘若資料結構較複雜，題目組合表徵之多向度構念本質可能改變，故本研究亦將之納入考量。以下將逐一探討可能影響題目組合所表徵之多向度構念意涵的因素，即題目組合策略、向度間相關，以及題目因素結構複雜度。

<u>題目組合策略</u>

Hall 等人（1999）進行一系列模擬研究探討單向度構念題目組合於結構方程模型中的應用，並提醒研究者使用題目組合作為構念的指標變項時，應注意構念本質是否改變。在研究一中，Hall 等人以包含一個外生及一個內生構念的結構方程模型產生模擬資料，外生構念具有六個題目，內生構念則有四個題目作為測量指標，所有題目僅受一單向度構念影響。Hall 等人將外生構念的六個題目兩兩結合形成題目組合，內生構念則維持以四個題目作為測量指標進行分析。研究一結果顯示，在所有題目僅受一單向度構念影響的理想情境下，無論以何種方式建構題目組合，皆得到無偏差的參數估計值與良好的模型適配度，Hall 等人認為此結果乃因題目組合表徵的構念意涵並無改變，故參數估計值及模型適配度不受影響。

doi:10.6342/NTU201702669

在研究二中，Hall 等人（1999）於研究一的資料產生模型增加一次要因素，此次要因素影響外生構念之兩變項，嘗試模擬題目組合運用於複雜資料的情境。除外生構念的兩個題目同受該外生構念與次要因素影響外，其餘題目均僅受單一構念影響。Hall 等人同樣將外生構念的六個題目兩兩加總，形成三個題目組合作為測量指標，內生構念則仍以原四個題目作為指標進行分析，然分析模型未包含次要因素，亦即分析模型為忽略次要因素之模型。研究二因資料產生模型增加一次要因素，題目組合建構方式乃分為向度表徵法與領域表徵法兩策略，向度表徵法將受到次要因素影響的兩個題目置於同一個題目組合之中，領域表徵法則將此二道題目分散至不同的題目組合。研究二結果顯示，雖然兩策略皆得到良好的模型適配度，但向度表徵法得到較精準的參數估計值，領域表徵法則得到偏誤的參數估計值。Hall 等人認為此結果顯示領域表徵法題目組合表徵之構念意涵已不同於原先假設，導致構念之間的關係改變，故建議研究者在使用題目組合時，需注意其表徵之構念意涵是否不同於原先假設。在後續研究中，Bandalos（2002, 2008）以及 Rogers 與 Schmitt（2004）亦發現在單向度構念情境下，忽略次要因素並以題目組合進行分析時，雖然兩策略所得之模型適配度皆良好，向度表徵法得到精準的參數估計值，領域表徵法則否，結果近似 Hall 等人之研究二。

題目組合策略亦會影響多向度構念題目組合所表徵之構念意涵（Cole et al., 2016; Little et al., 2013）。Cole 等人以高階因素模型說明向度表徵法與領域表徵法兩策略所建構之題目組合的變異數，該高階因素模型的二階因素代表各向度共有之變異來源 T，其下一階因素則為多向度構念的 A、B、C 各向度，各個題目指標僅受單一向度影響。以向度表徵法建構題目組合時，題目組合的變異數共同具有之變異來源僅包含 T，其表徵之多向度構念意涵為各向度共同之部分。領域表徵法建構的題目組合之變異數則共同具有 T 與 A、B、C 之獨特項的變異來源，

doi:10.6342/NTU201702669

其表徵之多向度構念涵蓋各向度共同之部分與各向度之獨特項。Little 等人則是藉由題目組合共變數的代數推導，探討其表徵之多向度構念涵蓋的變異來源。Little 等人指出在每個題目僅受單一向度影響的理想情境下，向度表徵法題目組合間的共變數僅包含各向度共有之變異來源，領域表徵法題目組合間的共變數則包含各向度共有的變異來源以及各向度獨特項變異來源，此時共享於領域表徵法題目組合之間的向度獨特項變異來源將被解釋為共同因素的一部份，進而表徵出涵蓋各向度共同之部分與各向度之獨特項的多向度構念意涵。Little 等人並建議後續有關多向度構念題目組合之研究應著重於比較向度表徵法與領域表徵法，探討兩策略在更複雜的情境下之表現。

向度間相關

Cole 等人（2016）的研究結果顯示，向度間相關為可能影響題目組合表徵之多向度構念意涵的另一個因素。該研究以圖示說明向度表徵法與領域表徵法題目組合表徵之構念意涵，並進行一模擬研究探討兩策略對結構方程模型分析結果之影響。其據以產生資料的模型為一多向度構念影響一單變項觀察指標之簡單模型，並以階層性因素模型的一階因素表徵多向度構念的各個向度，二階因素則為向度共有之變異來源。Cole 等人藉由操弄二階因素負荷量以反映向度間相關，二階因素負荷量高表示向度間相關高，低二階因素負荷量則表示向度間相關低。Cole 等人以向度表徵法與領域表徵法建構題目組合作為多向度構念的測量指標並進行分析，研究結果顯示當二階因素負荷量較高，亦即向度間相關高時，向度表徵法與領域表徵法所得之結構係數估計值十分接近；反之，當向度間相關低時，兩策略所得之結構係數估計值可相差至兩倍之多。

兩策略所得參數估計值在向度間相關低時差異大的現象亦出現於 Kishton 與 Widaman（1994）的實徵研究。Kishton 與 Widaman 以實徵資料進行三因素的驗

doi:10.6342/NTU201702669

證性因素分析，包含兩個單向度構念及一個包括三個向度的多向度構念，此多向度構念之三向度間的相關偏低，分別為.23、.15 與.19。Kishton 與 Widaman 以向度表徵法與領域表徵法建構該多向度構念的題目組合進行分析，結果同樣顯示兩策略所得之該多向度構念與其他構念間相關之參數估計值差距甚遠。

Cole 等人（2016）以及 Kishton 與 Widaman（1994）的研究結果皆顯示，當多向度構念所含向度間相關低時，向度表徵法與領域表徵法所得之參數估計值有相當的落差，然 Cole 等人並未深入說明向度間相關對構念意涵之影響。向度表徵法建構之題目組合僅包含各向度共有之變異來源，領域表徵法建構之題目組合則涵蓋各向度共有的變異來源與各向度獨特項變異來源，當向度間相關高時，各向度獨特項之變異較小，此時領域表徵法反映的多向度構念本質涵蓋的向度獨特項變異來源較少，兩策略表徵之多向度構念意涵因此較為接近，致結構係數估計值亦較相同。反之，當向度間相關低時，各向度獨特項之變異較大，此時領域表徵法反映的多向度構念本質涵蓋的向度獨特項變異來源較多，兩策略表徵之多向度構念意涵乃較歧異，故結構係數估計值有所差距。本研究將於題目組合共變數矩陣推導的同時，釐清多向度構念所含向度間的相關對題目組合表徵之多向度構念意涵的影響。

<u>題目因素結構複雜度</u>

除題目組合策略與向度間相關外，影響題目組合表徵之多向度構念意涵的因素亦可能來自複雜的資料結構。Little等人（2013）與Cole等人（2016）雖分別以圖示及代數推導的方式，於多向度構念題目僅受單一向度影響的情境中探討題目組合表徵之多向度構念意涵，然此情境難以精確反映出實徵研究者面對的實際情況。實徵研究中的資料結構很可能更加複雜（Cole et al., 2016; Marsh et al., 2013），此時題目組合表徵之多向度構念的意涵可能不同於先前研究探討之結果。例如，

doi:10.6342/NTU201702669

多倫多述情量表（Toronto Alexithymia Scale-20, TAS-20; Bagby, Parker, & Taylor, 1994）普遍被認為涵蓋三個向度，然過去的探索性因素分析研究指出，有部分題目同時於兩個向度上具有高因素負荷量（Kooiman, Spinhoven, & Trijsburg, 2002; Moriguchi et al., 2007），亦即這些題目同時受到兩個向度影響，跨因素負荷量存在於測量模型。在實徵研究中，研究者經常結合因素結構較為複雜的題目形成題目組合，以作為多向度構念的測量指標，如Gignac（2006）即分別以多倫多述情量表的三個分測驗題目之加總作為潛在構念情緒智力（emotional intelligence）的三個題目組合指標，並以結構方程模型探討情緒智力與生活滿意度（life satisfaction）之關係。由於未考量跨因素負荷量之存在，題目組合表徵之多向度構念意涵可能因而偏離研究者原先之假設，致使研究者無法正確捕捉情緒智力此一多向度構念。多向度構念題目同時受到不只一個向度影響即為一常見的複雜資料結構之例，然以往未有研究曾在此情境下檢視題目組合表徵之多向度構念意涵，故本研究亦考量此因素對題目組合表徵之構念本質的影響，期能協助研究者適當建構題目組合，以用之於結構方程模型分析。

題目組合共變數矩陣推導與本研究目的

為了解多向度構念題目組合所表徵的構念意涵，以及前述三因素，包括題目組合策略、向度間相關與題目因素結構複雜度對其之影響，本研究將採用 Sterba 與 MacCallum（2010）的題目組合共變數矩陣之代數推導，藉由分析題目組合共變數矩陣之組成以探討其表徵之多向度構念意涵。以下將先介紹 Sterba 與 MacCallum 之推導，再簡述其與本研究之關係，以及本研究之目的。

Sterba 與 MacCallum（2010）拓展 MacCallum 與 Tucker （1991）以及 MacCallum、Widaman、Zhang、及 Hong （1999）的理論發展，透過題目組合共

doi:10.6342/NTU201702669

變數矩陣的代數推導，說明在單向度構念情境下，無論是以題目或題目組合作為測量指標，構念間的共變數矩陣乃維持一致。令y_i為$m \times 1$的題目離均差分數（deviation scores）向量，下標 i 表題目層次，F為$q \times 1$的因素分數向量，

$$y_i = \mathbf{\Lambda}_i \mathrm{F} + \epsilon_i\text{，} \tag{1}$$

其中 $\mathbf{\Lambda}_i$ 為$m \times q$的因素負荷量矩陣，$\mathrm{E(F)} = 0$，ϵ_i 為題目測量誤差的$m \times 1$向量，$\mathrm{E}(\epsilon_i) = 0$，測量誤差間無共變，且測量誤差與因素之間無相關，$\mathrm{E}(\epsilon_i \mathrm{F}') = 0$。據式(1)，題目$y_i$的共變數矩陣 $\mathbf{\Sigma}_i$ 為：

$$\mathbf{\Sigma}_i = \mathrm{E}(y_i y_i') = \mathbf{\Lambda}_i \mathbf{\Phi}_i \mathbf{\Lambda}_i' + \mathbf{\Theta}_{\epsilon i}\text{，} \tag{2}$$

其中 $\mathbf{\Phi}_i = \mathrm{E(FF')}$，為$q \times q$的因素共變數矩陣，$\mathbf{\Theta}_{\epsilon i} = \mathrm{E}(\epsilon_i \epsilon_i')$，為測量誤差變異數形成之$m \times m$對角線矩陣。

令 $\mathbf{A}$ 為一$n \times m$的選擇矩陣（selection matrix），將y_i轉換為$n \times 1$的題目組合分數向量y_p，下標 p 表題目組合層次，$y_p = \mathbf{A} y_i$，則題目組合y_p之共變數矩陣 $\mathbf{\Sigma}_p$ 為：

$$\begin{aligned}
\mathbf{\Sigma}_p &= \mathrm{E}(y_p y_p') \\
&= \mathrm{E}(\mathbf{A} y_i y_i' \mathbf{A}') \\
&= \mathbf{A} \mathbf{\Sigma}_i \mathbf{A}' \\
&= \mathbf{A} \mathbf{\Lambda}_i \mathbf{\Phi}_i \mathbf{\Lambda}_i' \mathbf{A}' + \mathbf{A} \mathbf{\Theta}_{\epsilon i} \mathbf{A}' \\
&= \mathbf{\Lambda}_p \mathbf{\Phi}_i \mathbf{\Lambda}_p' + \mathbf{\Theta}_{\epsilon p}\text{，}
\end{aligned} \tag{3}$$

其中，$\mathbf{\Lambda}_p = \mathbf{A}\mathbf{\Lambda}_i$，為$n \times q$的題目組合因素負荷量矩陣，$\mathbf{\Theta}_{\epsilon p} = \mathbf{A}\mathbf{\Theta}_{\epsilon i}\mathbf{A}'$，為$n \times n$的題目組合測量誤差之共變數矩陣。由於$\mathbf{\Theta}_{\epsilon i}$為對角線矩陣，且任一題目僅含納於一個題目組合內，故$\mathbf{\Theta}_{\epsilon p}$亦為一對角線矩陣。依此推演，在單向度構念下，無論選擇矩陣$\mathbf{A}$如何變化，題目組合表徵之構念彼此間的關係依然維持為$\mathbf{\Phi}_i$。換言之，當題目僅受一單向度構念影響，無論以何種方式建構題目組合，題目組合隱含之構

doi:10.6342/NTU201702669

念間共變數矩陣$\mathbf{\Phi}_p$與原始題目隱含之構念共變數矩陣$\mathbf{\Phi}_i$相同，故其表徵之構念意涵皆與原始題目表徵之構念意涵相同。

Sterba與MacCallum（2010）的題目組合共變數矩陣之推導僅限於單向度構念情境，多向度構念題目組合之共變數矩陣將更複雜。考量心理學研究中有不少構念為多向度構念，本研究乃將Sterba與MacCallum的矩陣代數推導，由單向度構念擴展至多向度構念。多向度構念之表徵則沿續Coffman與MacCallum（2005）、Little等人（2013），以及Cole等人（2016）之研究，以高階因素模型表示題目與多向度構念各向度的關係，藉以探討題目組合表徵之多向度構念意涵。在此多向度構念題目組合共變數矩陣推導之基礎上，本研究進而探討題目組合策略、向度間相關，以及題目因素結構之複雜度三因素如何影響題目組合表徵之多向度構念的意涵，期能縱整Little等人與Cole等人的代數與圖示結果。題目組合策略包含向度表徵法與領域表徵法，向度間相關可反映於二階因素對一階因素的負荷量，題目因素結構則分為每題目僅受單一向度影響的簡單因素結構，以及部分題目受不只一個向度影響的複雜因素結構情境。本研究另藉由Coffman與MacCallum研究中採用的多向度構念結構方程模型產生一筆模擬資料，以之為例建構題目組合作為測量指標進行分析，以展示題目組合共變數矩陣代數推導之結果。

doi:10.6342/NTU201702669

貳、方法

題目組合共變數矩陣之推導

本研究擴展 Sterba 與 MacCallum（2010）題目組合共變數矩陣之推導，由單向度構念延伸至多向度構念情境。多向度構念之表徵即以研究者慣用之高階因素模型為本（Coffman & MacCallum, 2005; Cole et al., 2016; Little et al., 2013），其下各向度以高階因素模型的一階因素表徵，各向度共有之變異來源為二階因素，一階因素的殘差表各向度無法為二階因素解釋的獨特項。本研究以此高階因素模型為基礎建構題目組合，並分析多向度構念題目組合共變數矩陣內的變異數及共變數之特性。如前言所論，在探討多向度構念之意義上，Cole 等人檢視題目組合之變異數，Little 等人論述題目組合之共變數，本研究將能整合前兩者之研究，同步考量題目組合變異數與共變數，期能提供一通用架構幫助實徵研究者釐清其建構的多向度構念題目組合所表徵之構念意涵。

本研究進一步以此架構逐一探討題目組合策略、向度間相關與題目因素結構複雜度對題目組合所表徵的多向度構念本質之影響。題目組合策略包含向度表徵法與領域表徵法，向度間相關以二階因素負荷量之高低探討，題目因素結構則分為每題目僅受單一向度影響的簡單因素結構，以及部分題目受不只一個向度影響的複雜因素結構情境。

模擬資料例示

本研究以 Coffman 與 MacCallum （2005）之結構方程模型為例，代表題目具簡單因素結構之情形。該模型如圖 1 所示，包含四個多向度構念（D_1～D_4），以高階因素模型中的二階因素表徵，各向度則以一階因素表之，並皆包含三個測

doi:10.6342/NTU201702669

量變項，各參數之設定如圖 1 所示。Coffman 與 MacCallum 探討二階因素（D_1～D_4）間結構係數之估計，因此，此模型所假設之多向度構念的內涵為各向度共有之部分，而未含納各向度之獨特項。本研究另以 Coffman 與 MacCallum 之模型為基礎，令每個向度的第一個題目同時受另一個向度影響，亦即增加跨因素負荷量，以模擬題目具複雜因素結構的情形。該模型與其參數設定如圖 2 所示。為呈現向度間相關對題目組合表徵之構念意涵的影響，在此模擬例示中，本研究操弄二階因素負荷量，將圖 1 與圖 2 之二階因素負荷量 0.6 延伸為 0.1～0.9 九個情境，一階因素的殘差變異數與題目測量誤差變異數將依二階因素負荷量而調整，使一階因素與題目之變異數皆為 1。本研究在此 18 個情境下（2 題目因素結構複雜度 ×9 二階因素負荷量）皆各產生 10 筆樣本數為 100000 的模擬資料，藉由大樣本減少抽樣誤差之影響（Coffman & MacCallum, 2005），並由 10 筆資料評估結果之穩定度。

為展示題目組合策略對題目組合表徵之構念意涵的影響，本研究針對各情境產生的模擬資料，以向度表徵法與領域表徵法建構題目組合。無論以向度表徵法或領域表徵法建構題目組合，每個題目皆僅含納於一個題目組合內，每個多向度構念分別包含三個題目組合指標，並以此進行結構方程模型分析，探討四個多向度構念間的關係，分析模型如圖 3 所示。針對每一個多向度構念，向度表徵法與領域表徵法的題目組合建構方式分別以選擇矩陣$\mathbf{A}_f$與$\mathbf{A}_d$表示如下：

$$\mathbf{A}_f = \frac{1}{3}\begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 1 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}, \tag{4}$$

$$\mathbf{A}_d = \frac{1}{3}\begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}。 \tag{5}$$

本研究以 R 軟體 3.4.0 版本（R Core Team, 2017）產生資料與分析。模擬資料產生採 MASS（Venables & Ripley, 2002）的 mvrnorm 函數，以產生具常態分

doi:10.6342/NTU201702669

配的模擬資料，並以 moments（Komsta &Novomestky, 2015）計算所有變項之一至四級動差，以檢視所產生資料之分配。以題目組合為測量指標之結構方程模型分析則以 lavaan（Rossel, 2012）進行，分析時將每個因素之第一個指標的因素負荷量定為 1，以設定潛在變項之單位，並以最大概似法估計參數，疊代次數若超過 150 次而未收斂即視為未收斂解，將另產生新的模擬資料進行分析，於每個情境下補足 10 筆模擬資料分析。本研究將以此模擬資料分析展示前述推導結果，比較各情境所得之結構係數估計值及其標準誤，以及卡方檢定值（χ^2）與 CFI（comparative fit index; Bentler, 1990）、TLI（Tucker-Lewis index; Tucker & Lewis, 1973）、RMSEA（root mean square error of approximation; Steiger & Lind, 1980）、SRMR（standardized root mean square residual; Bentler, 1995）等模型適配度指標。

doi:10.6342/NTU201702669

參、結果

本研究拓展 Sterba 與 MacCallum（2010）於單向度構念情境下之題目組合共變數矩陣推導至多向度構念，以式(1) $y_i = \mathbf{\Lambda}_i \mathrm{F} + \epsilon_i$ 為基礎，進一步將 F 視為一階因素以建構二階因素模型。於此高階因素模型中，二階因素表各向度共有的變異來源，一階因素的殘差則為各向度的獨特項，以此建構多向度構念題目組合之共變數矩陣。

多向度構念題目組合共變數矩陣之推導

延續 Coffman 與 MacCallum（2005）、Little 等人（2013），以及 Cole 等人（2016）之研究，本研究以高階因素模型表示多向度構念的原始題目、各個向度，以及高階因素間的關係。令 D 為 $r \times 1$ 的二階因素分數向量，表各向度共有之變異來源，$\mathbf{\Gamma}_i$ 為 $q \times r$ 的二階因素負荷量矩陣，ζ_i 為 $q \times 1$ 的一階因素殘差，表各向度之獨特項。一階因素與二階因素的關係為：

$$\mathrm{F} = \mathbf{\Gamma}_i \mathrm{D} + \zeta_i\text{，} \tag{6}$$

其中 $\mathrm{E}(\mathrm{D}) = 0$，$\mathrm{E}(\zeta_i) = 0$。在高階因素模型假設下，式(1)可進一步改寫為：

$$y_i = \mathbf{\Lambda}_i \mathrm{F} + \epsilon_i = \mathbf{\Lambda}_i (\mathbf{\Gamma}_i \mathrm{D} + \zeta_i) + \epsilon_i\text{。} \tag{7}$$

於此，多向度構念題目分數向量 y_i 的共變數矩陣 $\mathbf{\Sigma}_i$ 為：

$$\begin{aligned} \mathbf{\Sigma}_i &= \mathrm{E}(y_i y_i') \\ &= \mathbf{\Lambda}_i \mathbf{\Phi}_i \mathbf{\Lambda}_i' + \mathbf{\Theta}_{\epsilon i} \\ &= \mathbf{\Lambda}_i (\mathbf{\Gamma}_i \mathbf{\Phi} \mathbf{\Gamma}_i' + \mathbf{\Psi}_i) \mathbf{\Lambda}_i' + \mathbf{\Theta}_{\epsilon i}\text{，} \end{aligned} \tag{8}$$

其中 $\mathbf{\Phi} = \mathrm{E}(\mathrm{DD}')$，為 $r \times r$ 的二階因素共變數矩陣，$\mathbf{\Psi}_i = \mathrm{E}(\zeta_i \zeta_i')$，為 $q \times q$ 的一階因素殘差共變數矩陣。

doi:10.6342/NTU201702669

如 Sterba 與 MacCallum（2010），令 $\mathbf{A}$ 為$n \times m$的選擇矩陣，將y_i轉換為$n \times 1$的多向度構念題目組合分數向量y_p，$y_p = \mathbf{A}y_i$，多向度構念題目組合分數向量y_p的共變數矩陣$\boldsymbol{\Sigma}_p$即為：

$$
\begin{aligned}
\boldsymbol{\Sigma}_p &= \mathrm{E}(y_p y_p{}') \\
&= \mathrm{E}(\mathbf{A}y_i y_i{}'\mathbf{A}') \\
&= \mathbf{A}\boldsymbol{\Sigma}_i\mathbf{A}' \\
&= \mathbf{A}(\boldsymbol{\Lambda}_i\boldsymbol{\Phi}_i\boldsymbol{\Lambda}_i{}' + \boldsymbol{\Theta}_{\epsilon i})\mathbf{A}' \\
&= \mathbf{A}\boldsymbol{\Lambda}_i\boldsymbol{\Phi}_i\boldsymbol{\Lambda}_i{}'\mathbf{A}' + \mathbf{A}\boldsymbol{\Theta}_{\epsilon i}\mathbf{A}' \\
&= \mathbf{A}\boldsymbol{\Lambda}_i(\boldsymbol{\Gamma}_i\boldsymbol{\Phi}\boldsymbol{\Gamma}_i{}' + \boldsymbol{\Psi}_i)\boldsymbol{\Lambda}_i{}'\mathbf{A}' + \mathbf{A}\boldsymbol{\Theta}_{\epsilon i}\mathbf{A}' \\
&= \mathbf{A}\boldsymbol{\Lambda}_i\boldsymbol{\Gamma}_i\boldsymbol{\Phi}\boldsymbol{\Gamma}_i{}'\boldsymbol{\Lambda}_i{}'\mathbf{A}' + \mathbf{A}\boldsymbol{\Lambda}_i\boldsymbol{\Psi}_i\boldsymbol{\Lambda}_i{}'\mathbf{A}' + \mathbf{A}\boldsymbol{\Theta}_{\epsilon i}\mathbf{A}' 。 \qquad (9)
\end{aligned}
$$

式(9)的多向度構念題目組合共變數矩陣可拆解為三個矩陣：與二階因素共變數矩陣$\boldsymbol{\Phi}$相關之矩陣、與一階因素殘差共變數矩陣$\boldsymbol{\Psi}_i$攸關之矩陣，以及與原始題目測量誤差共變數矩陣$\boldsymbol{\Theta}_{\epsilon i}$有關之矩陣。以下將分別以 $\mathbf{X}$、$\mathbf{Y}$、$\mathbf{Z}$ 代稱此三矩陣，

$$\mathbf{X} = \mathbf{A}\boldsymbol{\Lambda}_i\boldsymbol{\Gamma}_i\boldsymbol{\Phi}\boldsymbol{\Gamma}_i{}'\boldsymbol{\Lambda}_i{}'\mathbf{A}' , \qquad (10)$$

$$\mathbf{Y} = \mathbf{A}\boldsymbol{\Lambda}_i\boldsymbol{\Psi}_i\boldsymbol{\Lambda}_i{}'\mathbf{A}' , \qquad (11)$$

$$\mathbf{Z} = \mathbf{A}\boldsymbol{\Theta}_{\epsilon i}\mathbf{A}' 。 \qquad (12)$$

透過此一多向度構念題目組合共變數矩陣之拆解，能進一步解釋各變異來源對多向度構念題目組合共變數矩陣之影響，繼之檢視題目組合表徵之多向度構念意涵。題目組合表徵之多向度構念意涵主要取決於矩陣 $\mathbf{Y}$ 之特徵，以下將先說明矩陣 $\mathbf{X}$ 與 $\mathbf{Z}$ 之特性，再說明矩陣 $\mathbf{Y}$ 之特性。

矩陣 $\mathbf{X}$ 包含原始題目隱含的二階因素共變數矩陣$\boldsymbol{\Phi}$，在本研究所採高階因素模型的表徵中，二階因素為一階因素，即各向度，共有之變異來源。如前所述，研究者對多向度構念意涵可能有不同假設，然無論實徵研究者假設其欲探討的多

doi:10.6342/NTU201702669

向度構念意涵為各向度共有之變異來源，或為各向度共有之變異來源再加上各向度獨特項變異來源，該多向度構念皆會含納各向度共有之變異來源於其中，此即 **X** 矩陣表徵部分。

矩陣 **Z** 表題目組合測量誤差共變數矩陣，為原始題目的測量誤差共變數矩陣$\mathbf{\Theta}_{\epsilon i}$經選擇矩陣 **A** 轉換而成。據前述假設，原始題目測量誤差之間不具有共變關係，故$\mathbf{\Theta}_{\epsilon i}$為一對角線矩陣，對角線各元素為原始題目測量誤差之變異數。由於建構多向度構念題目組合時，任一題目僅含納於一個題目組合內，故矩陣 **Z** 亦為一對角線矩陣，於此推導中並不影響題目組合表徵之多向度構念意涵。

題目組合表徵之多向度構念是否包含各向度獨特項變異將取決於矩陣 **Y**。矩陣 **Y** 包含一階因素的殘差共變數矩陣$\mathbf{\Psi}_i$，於此高階因素模型中表徵各向度無法為二階因素解釋之獨特項變異。矩陣 **Y** 會因組合策略的選擇，以及向度間相關高低與題目因素結構複雜度等資料特性而展現不同特徵，向度獨特項變異來源依 **Y** 之特性可能被視為多向度構念意涵的一部分，或為題目組合的測量誤差。題目組合表徵之多向度構念意涵與矩陣 **Y** 的兩個特徵有關。第一個特徵為矩陣 **Y** 中隸屬於同一二階因素下之對角線元素是否皆具共同變異來源。若同二階因素下之對角線元素具共同變異來源，表該二階因素下的題目組合變異數除共享高階因素模型中二階因素之變異外，亦共享向度獨特項變異，此共享的變異來源將含納於多向度構念中。反之，若同二階因素下之對角線元素不具共同變異來源，表示題目組合變異數未共享獨特項部分，至於各向度的獨特項變異來源是否將被視為題目組合之測量誤差，則需再考量矩陣 **Y** 之非對角線元素的特性。影響多向度構念本質之 **Y** 矩陣的第二個關鍵特徵為：隸屬於同一二階因素下之非對角線元素是否皆為 0。若同二階因素下之非對角線元素皆為 0，表示題目組合共變數不包含向度獨特項變異來源，此時向度獨特項變異將不含納於多向度構念，而是存在

doi:10.6342/NTU201702669

於題目組合的測量誤差之中。若同二階因素下之非對角線元素不全為 0，結構方程模型將試圖解釋此共變關係，致使向度獨特項變異亦含括於多向度構念之中。

矩陣 **Y** 中隸屬於同一二階因素下之對角線與非對角線元素特徵將共同影響其所對應之多向度構念題目組合的共變數矩陣之樣貌，致向度獨特項變異可能為同多向度構念之題目組合共享的變異來源，或僅為各題目組合之測量誤差，影響題目組合表徵之多向度構念意涵。如若非對角線元素不全為 0，則向度獨特項變異來源必包含於多向度構念之中，無論對角線元素是否具共同的獨特項變異來源。然題目組合表徵之多向度構念含納向度獨特項變異來源之程度，將依其對應之對角線元素共享變異與非對角線元素的數值大小而異。如若矩陣 **Y** 中隸屬於同一二階因素下之非對角線元素皆為 0，則對角線元素不可能具共享的獨特項變異來源，此時題目組合表徵之多向度構念將僅含納向度共有變異來源。

本研究推導之多向度構念題目組合共變數矩陣通用架構與過去研究之整合

本研究延伸 Sterba 與 MacCallum（2010）之推導至多向度構念題目組合共變數矩陣，推衍所得之架構可整合 Little 等人（2013）與 Cole 等人（2016）之論述，用以檢視不同組合策略對題目組合表徵之多向度構念本質的影響。Little 等人與 Cole 等人皆以高階因素模型表徵題目與多向度構念各向度的關係，且假設各題目僅受單一向度影響。Little 等人以代數方式推導多向度構念題目組合的共變數，指出向度表徵法建構的題目組合共變數僅包含向度共有之變異來源，領域表徵法建構的題目組合共變數則同時包含向度獨特項變異來源於其中，致多向度構念之本質因所採組合策略不同而有所差異。若以本研究推導所得之理論架構觀之，Little 等人之結果相當於說明矩陣 **Y** 中隸屬於同一二階因素下的非對角元素之特徵，亦即向度表徵法隸屬於同一二階因素下的非對角線元素皆為 0，領域表徵法

doi:10.6342/NTU201702669

對應之元素則不全為 0；故前者建構的題目組合表徵之多向度構念僅包含向度共有變異來源，後者建構的題目組合表徵之多向度構念包含向度共有與向度獨特項變異來源。Little 等人的推導並未同步討論矩陣 **Y** 中對應之對角線元素之特徵。雖於此情境中結論不受影響，然若於題目具複雜因素結構的情境下，僅觀察矩陣 **Y** 的非對角線元素特徵可能忽略對角線元素之影響。

Cole 等人（2016）以圖示說明向度表徵法建構的題目組合之變異數皆僅具向度共有變異來源，領域表徵法建構的題目組合之變異數則皆同時具有向度共有與向度獨特項變異來源。此結果相當於論述矩陣 **Y** 之對角線元素特徵，對於同一二階因素下之題目組合，向度表徵法所得 **Y** 矩陣之對角線元素不具共同的獨特項變異來源，領域表徵法對應的對角線元素則具有共同的獨特項變異來源。因此，向度表徵法建構的題目組合表徵之多向度構念僅包含向度共有變異來源，領域表徵法建構的題目組合表徵之多向度構念包含向度共有與向度獨特項變異來源。Cole 等人並未同步說明矩陣 **Y** 中對應之非對角線元素的影響。如同 Little 等人（2013）之論述，雖 Cole 等人的結論於簡單因素結構下不受影響，然若題目因素結構更為複雜，即可能產生對角線元素不具共同變異來源而非對角線元素不全為 0 之情形，此時僅觀察對角線元素之特徵將導致研究者誤判題目組合表徵之多向度構念的本質。

Little 等人（2013）與 Cole 等人（2016）雖就多向度構念題目組合的變異數與共變數探討題目組合表徵之多向度構念意涵，然如前所述，矩陣 **Y** 的對角線與非對角線元素之特徵共同影響題目組合表徵之多向度構念是否涵納向度獨特項變異來源，故若能整全檢視矩陣 **Y** 之對角線與非對角線元素之共同變化，將得以更清晰釐清所建構之題目組合所表徵之多向度構念的本質。此外，Little 等人與 Cole 等人僅聚焦於不同題目組合策略對題目組合所表徵的多向度構念本質

doi:10.6342/NTU201702669

之影響，且假設每題目僅受單一向度影響。本研究透過多向度構念題目組合共變數矩陣組成之分析，可得一檢視題目組合表徵之多向度構念意涵的通用架構，並可進一步以此架構探討除題目組合策略外，向度間相關與題目因素結構複雜度對其之影響。

本研究推導結果所得之理論架構亦可解釋 Coffman 與 MacCallum（2005）之研究結果。該研究以圖 1 產生一筆模擬資料，其每個二階因素的二階因素負荷量為 0.6、0.7、0.8，每個一階因素的一階因素負荷量為 0.3、0.4、0.5，觀察變項與潛在變項的變異數皆設定為 1，此模型假設之多向度構念意涵為僅包含向度共有變異來源。Coffman 與 MacCallum 並分別採路徑分析模型、經信度校正的路徑分析模型，以及以向度表徵法與領域表徵法建構題目組合作為指標的潛在變項模型分析此筆資料，比較四者之分析結果。結果發現向度表徵法所得之參數估計值最接近真實值，其次為領域表徵法與信度校正的路徑分析模型，最後為路徑分析模型。Coffman 與 MacCallum 指出此結果為分析時未考量測量誤差所造成，然其建構之觀察指標所表徵的多向度構念意涵在三種分析中未與圖 1 之假設一致亦為影響因素。當研究者將所有多向度構念題目結合為單一指標，用以表徵多向度構念建構路經分析模型時，透過本研究之理論架構可發現此時矩陣 **X**、**Y**、**Z** 皆為 1×1 的矩陣，多向度構念含納向度共有變異來源、向度獨特項變異來源與測量誤差，與圖 1 多向度構念本質之假設差異甚大，致參數估計值嚴重偏誤。經信度校正測量誤差的路徑分析模型與領域表徵法題目組合建構的潛在變項模型所表徵之多向度構念皆包含向度共有變異來源與各向度獨特項變異來源，致兩者參數估計值表現較為接近並偏離真實值。向度表徵法建構的題目組合表徵之多向度構念意涵則同圖 1 多向度構念本質之假設，故參數估計值最接近真實值。

doi:10.6342/NTU201702669

多向度構念題目組合共變數矩陣通用架構之應用例示

實徵研究者在建構多向度構念題目組合時，應充分了解題目的因素結構與各向度之間的相關，並選用合宜的題目組合策略，以建構適當的題目組合指標表徵研究者所假設之多向度構念的理論意涵。以下將以圖 1 與圖 2 的 y_1～y_9 為例，亦即 D_1 之測量題目，用以闡釋本研究推導結果所得之通用架構的應用，分別說明簡單因素結構與複雜因素結構下，不同的題目組合策略與向度間相關對於多向度構念題目組合共變數矩陣中之 $\mathbf{X}$、$\mathbf{Y}$、$\mathbf{Z}$ 三矩陣的影響，以具體實例呈現題目組合於不同情境下所表徵之多向度構念意涵，期能協助研究者瞭解本研究之推導結果與論述，於建構多向度構念題目組合時，得以採行適宜的題目組合指標進行結構方程模型分析。

<u>簡單因素結構</u>

圖 1 為題目具簡單因素結構的情境，多向度構念題目分數 y_1～y_9 可以9×1的y_i向量表示：

$$y_i^{'} = [y_1 \quad y_2 \quad y_3 \quad y_4 \quad y_5 \quad y_6 \quad y_7 \quad y_8 \quad y_9], \tag{13}$$

其中每三題各受 F_1、F_2、F_3 三向度之一影響。此題目具簡單因素結構示例之一階因素負荷量$\mathbf{\Lambda}_i$可表示為：

$$\mathbf{\Lambda}_i^{'} = \begin{bmatrix} \lambda_{11} & \lambda_{21} & \lambda_{31} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \lambda_{42} & \lambda_{52} & \lambda_{62} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \lambda_{73} & \lambda_{83} & \lambda_{93} \end{bmatrix}。 \tag{14}$$

此例之三向度同受二階因素D_1影響，其中無法為此二階因素解釋之殘差分別為ζ_1、ζ_2，以及ζ_3。二階因素負荷量矩陣$\mathbf{\Gamma}_i$、二階因素共變數矩陣$\mathbf{\Phi}$，以及一階因素殘差共變數矩陣$\mathbf{\Psi}_i$分別為：

$$\mathbf{\Gamma}_i^{'} = [\gamma_{11} \quad \gamma_{21} \quad \gamma_{31}], \tag{15}$$

$$\mathbf{\Phi} = [\mathrm{var}(D_1)], \tag{16}$$

doi:10.6342/NTU201702669

$$\boldsymbol{\Psi}_i = \begin{bmatrix} \mathrm{var}(\zeta_1) & 0 & 0 \\ 0 & \mathrm{var}(\zeta_2) & 0 \\ 0 & 0 & \mathrm{var}(\zeta_3) \end{bmatrix}, \tag{17}$$

多向度構念題目的測量誤差共變數矩陣$\boldsymbol{\Theta}_{\epsilon i}$則為：

$$\boldsymbol{\Theta}_{\epsilon i} = \begin{bmatrix} \mathrm{var}(\epsilon_1) & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \mathrm{var}(\epsilon_2) & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \mathrm{var}(\epsilon_3) & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \mathrm{var}(\epsilon_4) & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \mathrm{var}(\epsilon_5) & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \mathrm{var}(\epsilon_6) & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \mathrm{var}(\epsilon_7) & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \mathrm{var}(\epsilon_8) & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \mathrm{var}(\epsilon_9) \end{bmatrix}。 \tag{18}$$

針對此多向度構念題目分數向量y_i，本研究以式(4)與式(5)之選擇矩陣，即向度表徵法與領域表徵法，分別建構三個題目組合，於簡單因素結構下推衍兩策略建構的多向度構念題目組合之共變數矩陣，並說明向度間相關對多向度構念題目組合共變數矩陣之影響。

表 1 與表 2 分別為多向度構念題目具簡單因素結構下，以向度表徵法與領域表徵法建構題目組合所得之多向度構念題目組合共變數矩陣拆解後的 **X**、**Y**、**Z** 三矩陣。在所有題目僅受單一向度影響的簡單因素結構下，兩策略所得之矩陣 **X** 皆具有二階因素的變異來源var(D_1)，表示兩策略建構的題目組合表徵之多向度構念皆包含三向度共有之變異來源。兩策略所得之矩陣 **Z** 皆為對角線矩陣，其內各元素代表題目組合的測量誤差，並與多向度構念之意涵無關。然兩策略所得之 **Y** 矩陣相當不同。如表 1 所示，向度表徵法建構的題目組合所得之 **Y** 矩陣，其對角線元素不具共同變異來源，且非對角線元素皆為 0，代表題目組合表徵之多向度構念不包含三向度獨特項變異來源，僅含納與三向度共有之變異來源var(D_1)有關者。由表 2 可知，領域表徵法建構的題目組合所得之 **Y** 矩陣，其對角線元素具有共同變異來源var(ζ_1)、var(ζ_2)，以及var(ζ_3)，同時，其非對角線元素

doi:10.6342/NTU201702669

亦皆包含各向度獨特項變異來源。領域表徵法建構的題目組合所表徵之多向度構念因之與向度共有之變異來源var(D_1)和各向度獨特項變異來源var(ζ_1)、var(ζ_2)、var(ζ_3)攸關。

向度間相關為影響題目組合表徵多向度構念意涵的另一個因素。向度間相關與二階因素負荷量$\mathbf{\Gamma}_i$有關，並影響 $\mathbf{Y}$ 矩陣中$\mathbf{\Psi}_i$矩陣的數值。向度間相關高表示各向度的變異來源大多來自各向度共有之變異來源，各向度獨特項變異來源因之較低，亦即$\mathbf{\Psi}_i$的數值較小；反之，若向度間相關較低，向度獨特項變異來源則較高，$\mathbf{\Psi}_i$的數值亦較高。

向度間相關亦與不同的題目組合策略共同影響題目組合表徵之多向度構念意涵。當向度間相關高時，領域表徵法表徵之多向度構念含納較少的向度獨特項變異來源，亦即$\mathbf{\Psi}_i$中的var(ζ_1)、var(ζ_2)、var(ζ_3)數值較低，此時其意涵將與僅包含向度共有之變異來源的向度表徵法題目組合表徵之多向度構念相近，兩者皆包含較多的向度共有之變異來源。當向度間相關為 1，所探討之構念可視為單向度，此時向度獨特項變異數將為 0，兩策略所得之矩陣 $\mathbf{Y}$ 皆為零矩陣，致兩策略題目組合表徵之構念意涵均相同，即如 Sterba 與 MacCallum（2010）的推導以及 Hall 等人（1999）研究一之結果：對於單向度簡單因素結構題目，無論採向度表徵法或領域表徵法建構題目組合，其表徵之構念意涵皆與原始題目表徵者相同。

在向度間相關極低時，向度獨特項變異來源較大，亦即var(ζ_1)、var(ζ_2)、var(ζ_3)的數值較高。此時兩策略建構的題目組合表徵之多向度構念意涵十分不同，向度表徵法表徵之多向度構念含納向度共有之變異來源，領域表徵法表徵之多向度構念則含納向度共有之變異來源與較多的向度獨特項變異來源，致使兩策略所得之參數估計值相差甚遠。Cole 等人（2016）的模擬研究情境以及 Kishton 與 Widaman（1994）的實徵資料分析情境即如此。Cole 等人操弄二階因素負荷量之高低以反

doi:10.6342/NTU201702669

映向度間相關，並以兩策略建構題目組合進行結構方程模型分析。Kishton 與 Widaman 則同樣以兩策略建構題目組合進行一三因素的驗證性因素分析，其中一因素為向度間相關偏低的多向度構念。兩研究皆顯示向度表徵法與領域表徵法所得之參數估計值相差甚遠，反映兩策略建構之題目組合表徵的多向度構念本質之歧異。

<u>複雜因素結構</u>

多向度構念題目除各題僅受單向度影響的簡單因素結構情境外，亦相當可能具較複雜之因素結構（Marsh et al., 2013）。本研究以部分題目同時受到不只一個向度影響作為複雜因素結構之例，此情形常見於實際的資料結構中，如前述的多倫多述情量表，其探索性因素分析結果顯示部分題目不只受一個向度影響（Kooiman et al., 2002; Moriguchi et al., 2007），研究者亦可能於此情境建構題目組合表徵多向度構念進行結構方程模型分析（Gignac, 2006）。然過去探討多向度構念題目組合之研究（Cole et al., 2016; Little et al., 2013）皆僅論述簡單因素結構之情境，而未探討較複雜之資料型態，故本研究即以部分題目同時受到不只一個向度影響作為複雜因素結構之例。本研究以圖 2 的多向度構念題目 y_1～y_9 為題目具複雜因素結構之例，推衍當部分題目受兩向度影響時，兩策略建構的多向度構念題目組合之共變數矩陣。此例假設題目之一階因素負荷量矩陣$\mathbf{\Lambda}_i$為：

$$\mathbf{\Lambda}_i^{'} = \begin{bmatrix} \lambda_{11} & \lambda_{21} & \lambda_{31} & \lambda_{41} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \lambda_{42} & \lambda_{52} & \lambda_{62} & \lambda_{72} & 0 & 0 \\ \lambda_{13} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \lambda_{73} & \lambda_{83} & \lambda_{93} \end{bmatrix}, \tag{19}$$

其中 y_1、y_4、y_7 分別受兩向度影響，其餘$\mathbf{\Gamma}_i$、$\mathbf{\Phi}$、$\mathbf{\Psi}_i$，以及$\mathbf{\Theta}_{\epsilon i}$矩陣之設定同式(15)～(18)。針對具此複雜因素結構的多向度構念題目，本研究同樣以式(4)與式(5)之選擇矩陣，分別以向度表徵法與領域表徵法建構三個題目組合，推衍對應之多向度構念題目組合共變數矩陣，並進一步將之拆解為表 3 與表 4 所列之 **X**、**Y**、**Z**

doi:10.6342/NTU201702669

三矩陣。

在如式(19)之複雜因素結構下，兩策略建構的題目組合之矩陣 **X** 皆具有二階因素的變異來源 var(D_1)，且矩陣 **Z** 皆為對角線矩陣，表示題目組合表徵之多向度構念皆包含三向度共有之變異來源且未含題目測量誤差於其中。題目組合表徵之多向度構念是否含納向度獨特項變異來源則取決於矩陣 **Y** 之特性。如表 3 所示，向度表徵法建構的題目組合所得之 **Y** 矩陣，其對角線元素僅兩兩共同具有單一向度獨特項之變異來源，而非所有對角線元素皆具共同變異來源，致各題目組合變異數內含的向度獨特項變異將被視為題目組合之測量誤差。**Y** 矩陣之非對角線元素不全為 0，其元素含向度獨特項之變異來源，結構方程模型分析將試圖解釋此共變關係，致使向度獨特項變異來源亦被含納於多向度構念之中。向度表徵法題目組合表徵之多向度構念因之包含三向度共有之變異來源var(D_1)與各向度獨特項變異來源var(ζ_1)、var(ζ_2)、var(ζ_3)。表 4 領域表徵法建構的題目組合所得之 **Y** 矩陣的樣貌近似表 2，即同策略於簡單因素結構之結果，其對角線元素皆具共同變異來源var(ζ_1)、var(ζ_2)，以及var(ζ_3)，非對角線元素皆非 0，並包含各向度獨特項變異來源，故題目組合表徵之多向度構念將同時包含向度共有變異來源與向度獨特項變異來源。縱整而言，當題目具如式(19)之因素結構時，無論採向度表徵法或領域表徵法建構題目組合，其表徵之多向度構念皆包含向度共有變異來源與向度獨特項變異來源，然兩者之相對比例將依$\mathbf{\Lambda}_i$與$\mathbf{\Gamma}_i$等之實際數值而異。於此，向度間相關之高低將影響兩策略表徵之多向度構念的本質。當向度間相關高，亦即$\mathbf{\Gamma}_i$之元素數值大時，兩策略表徵之多向度構念將包含較少向度獨特項變異來源，多向度構念本質主要將反映向度共有之變異來源。當向度間相關低，亦即$\mathbf{\Gamma}_i$之元素數值小時，兩策略表徵之多向度構念將包含較多的向度獨特項變異來源，其本質將較接近向度共有之變異再加上向度獨特項變異來源。

doi:10.6342/NTU201702669

在部分題目受到不只一個向度影響的複雜因素結構下，向度表徵法與領域表徵法建構的題目組合表徵之多向度構念雖皆包含向度共有之變異來源與向度獨特項變異來源，然透過觀察本研究推導所得之 **Y** 矩陣，可發現兩策略表徵之多向度構念含納不等量的向度獨特項變異來源。向度表徵法所得之矩陣 **Y**，其對角線元素不具共同之獨特項變異來源，致使其含納之向度獨特項變異來源被視為題目組合之測量誤差而非共同因素之變異，而其非對角線的各元素僅包含單一向度的獨特項變異來源，致多向度構念將僅涵納較少的向度獨特項變異來源。另一方面，領域表徵法所得之 **Y** 矩陣，其對角線元素皆具共有的獨特項變異來源，此變異來源將含納於多向度構念變異中，且其非對角線元素亦皆具有三向度之獨特項變異來源，故其題目組合表徵之多向度構念將含納較大量的向度獨特項變異來源。因此，在複雜因素結構且向度間相關相等的情境下，向度表徵法表徵之多向度構念將含納較少的向度獨特項變異來源，領域表徵法表徵之多向度構念則含納較多的向度獨特項變異來源，兩策略建構的題目組合所表徵之多向度構念意涵仍有所不同，此亦將導致兩策略所得結構方程模型分析結果之差異。

模擬資料例示

本研究於 18 個情境下（2 題目因素結構複雜度 × 9 二階因素負荷量）各產生 10 筆模擬資料並分析，此例示之主要目的乃為展示前述推導結果。各情境模擬資料之所有變項的四級動差顯示，產生之模擬資料應近似常態分配，一級動差絕對值皆低於 0.02，二級動差之範圍為 0.98~1.02，三級動差之範圍為-0.05~0.03，四級動差之範圍為-0.12~0.12。除簡單因素結構、二階因素負荷量為 0.1 至 0.3 且以向度表徵法建構題目組合之情境外，本研究以題目組合所進行的結構方程模型分析均收斂且參數估計值皆無不適當解。在簡單因素結構、二階因素負荷量為 0.1

doi:10.6342/NTU201702669

至0.3且以向度表徵法建構題目組合之情境則產生未收斂或參數估計值具不適當解之情形，故於此三情境下分別進行 31、13、12 次的模擬資料產生與分析，以得 10 次收斂且未具不適當解之分析結果。以下分別說明簡單因素結構與複雜因素結構情境之分析結果。

<u>簡單因素結構</u>

本研究根據圖 1 的模型產生題目具簡單因素結構之模擬資料，以圖 3 作為以式(4)與(5)建構之題目組合資料的分析模型。圖 1 的多向度構念表徵各向度共有之變異來源，同於本研究例示中簡單因素結構向度表徵法之推導結果，然異於領域表徵法表徵之推導結果，因其多向度構念除向度共有之變異來源外亦含向度獨特項變異來源。因此，以向度表徵法建構題目組合所表徵之構念較符研究者對多向度構念意涵之假設，分析所得參數估計值應亦較接近母群參數值。

表 5 呈現題目具簡單因素結構時，以向度表徵法與領域表徵法建構題目組合分析之結構係數估計值的平均值與標準差，及其標準誤的平均值，為得與 Cole 等人（2016）之結果相比較，本研究乃呈現標準化估計值及其標準誤。除二階因素負荷量低如 0.1 的情境外，向度表徵法所得之結構係數估計值與真實值十分接近，領域表徵法所得之結構係數估計值則嚴重偏離真實值，偏離程度隨二階因素負荷量變高而減少，二階因素負荷量極高時偏離程度即小。二階因素負荷量越高，亦即向度間相關越高時，向度表徵法與領域表徵法所得之參數估計值愈接近；二階因素負荷量低，亦即向度間相關越小時，兩策略所得之參數估計值則差異甚大。此即反映前述推導結果，亦即兩策略表徵之多向度構念本質隨向度間相關增加而越趨近似。由於此例示之樣本數相當大，兩策略所得參數估計值的標準誤皆極小，然當二階因素負荷量偏低時，向度表徵法所得之結構係數估計值標準誤相當大，表其參數估計甚不穩定，此結果與 Cole 等人之結果相同。當題目僅受單一向度

doi:10.6342/NTU201702669

影響時，Cole 等人的結果顯示，向度表徵法所得之結構係數估計值於低二階因素負荷量時偏離真實值，其餘情境皆接近真實值；領域表徵法所得之結構係數估計值在二階因素負荷量高時接近真實值，其餘情境則皆偏離真實值。此外，Cole 等人亦指出二階因素負荷量低時，向度表徵法所得之參數估計值標準誤較大，估計不穩定。

表 6 為題目具簡單因素結構下，以向度表徵法與領域表徵法題目組合進行分析所得之卡方檢定值，與 CFI、TLI、RMSEA，以及 SRMR 等模型適配度指標數值的平均值與標準差。因分析模型為產生資料之模型的結構部分，故預期分析結果應建議保留該模型。向度表徵法所得之卡方值與適配度指標皆建議保留模型，領域表徵法所得之 CFI、TLI、RMSEA、SRMR 亦建議保留模型，然其所得之卡方值於二階因素負荷量為 0.1 時拒絕假設模型。

綜整而言，在簡單因素結構下，向度表徵法分析之模型適配良好，結構係數估計值精確，因其表徵之多向度構念意涵接近研究者之假設，僅包含各向度共有之變異來源。向度表徵法所得之結構係數估計值的標準誤則受向度間相關高低影響。此例之樣本數相當大，因此除向度間相關偏低的情形外，所得之標準誤皆小；當向度間相關極低時，向度表徵法的標準誤高，顯示其估計值之不穩定。領域表徵法建構的題目組合表徵之多向度構念含納向度共有之變異來源與向度獨特項變異來源，異於圖 1 假設之多向度構念意涵，其估計值因之易偏離真實值，偏離程度隨向度間相關增加而減小。當向度間相關高時，向度獨特項變異來源較少，故領域表徵法題目組合表徵之多向度構念意涵較接近向度表徵法之表徵，亦即圖 1 假設者，故結構係數估計值較接近母群真實值。當向度間相關偏低時，獨特項變異來源較大，兩策略表徵之多向度構念意涵分歧，領域表徵法所得結構係數估

doi:10.6342/NTU201702669

計值因之較真實值低。領域表徵法所得之結構係數估計值的標準誤同樣因大樣本數而極小，在模型適配度評估上，除卡方值外皆建議保留此模型。

<u>複雜因素結構</u>

本研究根據圖 2 的模型產生題目具複雜因素結構之模擬資料，每向度的第一個指標變項同時受另一向度影響，同樣以圖 3 作為依式(4)與(5)建構之題目組合資料的分析模型。圖 2 的多向度構念同樣表徵向度共有之變異來源，然推導結果顯示此情境下，兩策略表徵之多向度構念皆包含向度共有之變異來源與向度獨特項變異來源，異於圖 2 之假設，分析所得之參數估計值預期應皆偏離真實值。偏離程度應隨二階因素負荷量增加而減小，當二階因素負荷量大，即向度間相關高時，偏離程度較小；二階因素負荷量小，即向度間相關低時，偏離程度應甚大。

表 7 呈現當部分題目同受兩向度影響時，以向度表徵法與領域表徵法建構題目組合進行分析所得之標準化結構係數估計值的平均值與標準差，及其標準誤的平均值。兩策略所得之結構係數估計值皆如預期低於真實值，領域表徵法所得之估計值偏離程度略高於向度表徵法所得者，兩者偏離程度亦如預期隨二階因素負荷量增加而減少。當二階因素負荷量極高時，亦即向度間相關高時，參數估計值皆接近真實值；二階因素負荷量低，亦即向度間相關小時，參數估計值則皆嚴重偏離真實值。向度間相關若增加則將減少題目組合表徵之多向度構念所含納的向度獨特項變異來源，故參數估計值亦趨接近真實值，此結果即反映題目組合所表徵之多向度構念本質與研究者假設之歧異，致影響所估計之構念間關係。對於同一二階因素負荷量，亦即向度間相關相同時，向度表徵法所得之結構係數估計值皆較領域表徵法接近真實值，此即因向度表徵法題目組合表徵之多向度構念含納較少的向度獨特項變異來源所致。兩策略所得之結構係數估計值標準誤同樣因樣本相當大而極小。於此複雜因素結構情境，由於多向度構念亦涵納獨特項變異，

doi:10.6342/NTU201702669

致向度表徵法所得之標準誤未因低二階因素負荷量而變大，估計值較對應之簡單因素結構情境穩定。

表 8 為題目具複雜因素結構下，以向度表徵法及領域表徵法題目組合為測量指標所得之卡方檢定值與模型適配度指標值之平均值與標準差。兩策略所得之結果相近，卡方值僅於二階因素負荷量為 0.1 時保留假設模型，其餘皆拒絕分析模型，其餘適配度指標之數值則皆顯示分析模型之適配度相當良好。

綜整而言，在部分題目同受兩向度影響的複雜測量情境下，兩策略表徵之多向度構念意涵皆偏離假設模型之原假設，致使結構係數估計值偏離真實值，其偏離程度隨向度間相關增加而減少。當向度間相關較高時，兩策略表徵之多向度構念含納較少的向度獨特項變異來源，致其構念本質較接近圖 2 之假設，故結構係數估計值亦較接近真實值。當向度間相關較低時，兩策略表徵之多向度構念含納較多的向度獨特項變異來源，其構念意涵與研究者假設歧異，故所得之結構係數估計值偏低。向度表徵法所得之參數估計值的偏離程度略低於領域表徵法，因其表徵之多向度構念含納較少的向度獨特項變異來源。兩策略所得之結構係數估計值標準誤則因本例的樣本數相當大而極小，且向度表徵法無估計不穩定之情形。兩策略所得之適配度指標數值皆建議保留假設模型，卡方值則於向度間相關極低時建議保留模型。

doi:10.6342/NTU201702669

肆、討論

本研究探討題目組合於結構方程模型中表徵之多向度構念的意涵。延續 Coffman 與 MacCallum（2005）、Little 等人（2013），以及 Cole 等人（2016）之研究脈絡，本研究以高階因素模型表徵多向度構念與各向度，及其下題目之關係，進而將 Sterba 與 MacCallum（2010）的題目組合共變數矩陣代數推導由單向度擴展至多向度構念，藉之解析多向度構念題目組合的共變數矩陣及釐清其表徵之多向度構念意涵。研究者可能自兩角度定義多向度構念的意涵，其可能為各向度共有之變異來源，或為各向度共享之部分加上向度獨特項變異來源；前者主涉高階因素模型中的二階因素，後者復涵蓋一階因素之殘差。研究者可藉本研究所提供之架構，檢視題目組合表徵之多向度構念的意涵是否與所假設者一致。

多向度構念題目組合共變數矩陣可進一步拆解為 **X**、**Y**、**Z** 三矩陣，分別表示與高階因素模型之二階因素共變數矩陣、一階因素殘差共變數矩陣，以及題目組合測量誤差共變數矩陣有關之內容，可藉以檢視各變異來源對題目組合共變數矩陣之影響。矩陣 **X** 與向度共有之變異來源有關，故無論研究者對多向度構念意涵之假設為何，皆會包含於其中。矩陣 **Z** 與測量誤差有關，於本研究推導架構下為一對角線矩陣，致不影響多向度構念之意涵。在本研究之架構中，題目組合表徵之多向度構念意涵主要取決於矩陣 **Y** 之特徵。實徵研究者藉由檢視矩陣 **Y** 的對角線與非對角線元素之特徵，可瞭解題目組合表徵之多向度構念意涵是否與原預設角度相同，以避免誤導構念間關係之估計。

當研究者建構多向度構念題目組合以進行結構方程模型分析前，需先確認分析目的為探討構念間關係，亦需知悉多向度構念題目之因素結構，並應注意題目組合表徵之構念意涵是否符合原先之假設。題目組合表徵之多向度構念意涵可能

doi:10.6342/NTU201702669

隨採用的題目組合策略、向度間相關高低，以及題目因素結構之複雜度而改變。研究者得以透過本研究提出之架構，於各種情境下檢視題目組合所表徵之多向度構念意涵。題目組合策略為過去研究最常提及的因素，Little 等人（2013）與 Cole 等人（2016）皆曾在題目具簡單因素結構下，比較向度表徵法與領域表徵法建構的題目組合所表徵之多向度構念本質。本研究亦透過推導所得之架構比較此二策略建構的題目組合表徵之多向度構念意涵，並與 Little 等人以及 Cole 等人得到一致的結論。當題目具簡單因素結構時，向度表徵法表徵之多向度構念意涵為各向度共有之變異，領域表徵法表徵之多向度構念則含納各向度共有變異以及向度獨特項變異。

多向度構念題目組合之運用並可擴展至題目具複雜因素結構，此一常見於實徵研究之情境（Cole et al., 2016; Marsh et al., 2013），本研究以部分題目同時受到兩個向度影響為此情境之例。透過本研究架構之推導可發現在此情境下，無論採向度表徵法或領域表徵法建構題目組合，向度獨特項變異來源皆會涵納於多向度構念之中。本研究之架構亦可說明向度間相關對題目組合表徵之多向度構念意涵的影響。向度間相關之高低將影響題目組合表徵之多向度構念所含納的向度獨特項變異來源之多寡；向度間相關高，多向度構念之意涵較接近僅表向度共有變異來源的多向度構念；向度間相關愈低，多向度構念含納的向度獨特項變異來源將愈多。

本研究並以 Coffman 與 MacCallum（2005）之研究模型產生模擬資料，展示本研究之推導結果與應用。在題目具簡單因素結構的情況下，當研究者假定多向度構念的本質為各向度共有之變異來源時，使用向度表徵法建構題目組合較為貼近此一假設，因而得到較為精準的參數估計值，領域表徵法則得到偏誤的參數估計值。需特別注意的是，在題目具簡單因素結構且向度間相關極低之情況下，使

doi:10.6342/NTU201702669

用向度表徵法容易得到未收斂或不適當解，其參數估計值標準誤亦較大，估計不穩定。Kishton 與 Widaman（1994）的研究中，多向度構念之三向度間相關平均為 0.19，採向度表徵法建構題目組合時，即得到因素間相關估計值大於 1 的不適當解。本研究於簡單因素結構下之例示結果亦與 Cole 等人（2016）的模擬研究結果一致。然當題目具複雜因素結構，且研究者假定多向度構念的本質僅為各向度共有變異來源時，使用兩策略建構的題目組合皆不符合此一假設，因而得到偏誤的參數估計值。

本研究推導所得之多向度構念題目組合共變數矩陣通用架構並得以統整 Little 等人（2013）與 Cole 等人（2016）分別由題目組合共變數與變異數論述多向度構念本質之觀點，以矩陣形式同時說明題目組合的變異數與共變數之特性。此理論架構亦可解釋 Coffman 與 MacCallum（2005）研究中，以不同方式建構之觀察指標所表徵的多向度構念之本質，包含將所有題目分數加總而成的單一指標、經信度校正的單一測量指標，以及以向度表徵法與領域表徵法建構的題目組合指標。此一架構之應用並可延伸至其他層次之觀察指標，例如以分測驗（subscale）之總分作為指標，檢視其於結構方程模型中所表徵之多向度構念的本質。

本研究沿用 Coffman 與 MacCallum（2005）、Little 等人（2013），以及 Cole 等人（2016）之研究，以高階因素模型推導多向度構念題目組合共變數矩陣釐清構念本質，然此架構仍有其限制與未來研究可擴充之處。首先，以高階因素模型產生的模擬資料，其假設的多向度構念本質為包含向度共有變異來源，難以模擬同時亦含納向度獨特項變異來源的多向度構念。未來研究可探討如何表徵含納向度共有變異來源與向度獨特項變異來源的多向度構念，亦可探討當多向度構念亦涵蓋向度獨特項變異時，以目前架構但採領域表徵法是否仍能適度反映構念間關係。

doi:10.6342/NTU201702669

其次，本研究對題目組合表徵之多向度構念意涵的探討未考量抽樣誤差，然此為實徵研究中難以避免之情況。當抽樣誤差存在時，題目組合的測量誤差共變數矩陣可能不再為對角線矩陣，致使題目組合表徵之多向度構念含納測量誤差。抽樣誤差亦可能導致題目組合聚合變異性（parcel-allocation variability），亦即同樣的組合基準（combination scheme）下，以不同聚合方式建構題目組合進行分析所得參數估計值與模型適配度之變動程度上升（Sterba, 2011; Sterba & MacCallum, 2010; Sterba & Rights, 2016）。未來可以蒙地卡羅模擬研究探討抽樣誤差對多向度構念題目組合結構方程模型分析結果之影響，亦可探討一階因素負荷量之高低（Sterba, 2011; Sterba & Rights, 2016）、題目組合指標的多寡（Marsh et al., 1998; Rogers & Schmitt, 2004），以及模型誤設（Bandalos, 2002, 2008; Hall et al., 1999; Rogers & Schmitt, 2004）等過去探討單向度構念題目組合時所提及之模型特徵如何影響多向度構念題目組合結構方程模型分析之結果。為增進本研究所推導之多向度構念題目組合共變數矩陣理論架構之實用性，未來亦可考慮開發此架構之 R 套件，方便實徵研究者於輸入所欲採用的題目組合建構方式與資料結構等資訊後，即得以檢視其建構之題目組合共變數矩陣之特徵，以增進對其所表徵之多向度構念意涵的理解，避免題目組合之誤用，促進題目組合於結構方程模型之合宜運用。

doi:10.6342/NTU201702669

表 1 簡單因素結構題目之多向度構念題目組合共變數矩陣拆解：向度表徵法

矩陣	代數形式
矩陣 **X**	$\frac{1}{9}\begin{bmatrix} (\lambda_{11}+\lambda_{21}+\lambda_{31})^2\gamma_{11}^{\ 2} & & \text{Sym.} \\ (\lambda_{11}+\lambda_{21}+\lambda_{31})(\lambda_{42}+\lambda_{52}+\lambda_{62})\gamma_{11}\gamma_{21} & (\lambda_{42}+\lambda_{52}+\lambda_{62})^2\gamma_{21}^{\ 2} & \\ (\lambda_{11}+\lambda_{21}+\lambda_{31})(\lambda_{73}+\lambda_{83}+\lambda_{93})\gamma_{11}\gamma_{31} & (\lambda_{42}+\lambda_{52}+\lambda_{62})(\lambda_{73}+\lambda_{83}+\lambda_{93})\gamma_{21}\gamma_{31} & (\lambda_{73}+\lambda_{83}+\lambda_{93})^2\gamma_{31}^{\ 2} \end{bmatrix}\mathrm{var}(D_1)$
矩陣 **Y**	$\frac{1}{9}\begin{bmatrix} (\lambda_{11}+\lambda_{21}+\lambda_{31})^2\mathrm{var}(\zeta_1) & 0 & 0 \\ 0 & (\lambda_{42}+\lambda_{52}+\lambda_{62})^2\mathrm{var}(\zeta_2) & 0 \\ 0 & 0 & (\lambda_{73}+\lambda_{83}+\lambda_{93})^2\mathrm{var}(\zeta_3) \end{bmatrix}$
矩陣 **Z**	$\frac{1}{9}\begin{bmatrix} \mathrm{var}(\varepsilon_1)+\mathrm{var}(\varepsilon_2)+\mathrm{var}(\varepsilon_3) & 0 & 0 \\ 0 & \mathrm{var}(\varepsilon_4)+\mathrm{var}(\varepsilon_5)+\mathrm{var}(\varepsilon_6) & 0 \\ 0 & 0 & \mathrm{var}(\varepsilon_7)+\mathrm{var}(\varepsilon_8)+\mathrm{var}(\varepsilon_9) \end{bmatrix}$

doi:10.6342/NTU201702669

表 2 簡單因素結構題目之多向度構念題目組合共變數矩陣拆解：領域表徵法

矩陣	代數形式
矩陣 **X**	$\frac{1}{9}\begin{bmatrix} (\lambda_{11}\gamma_{11}+\lambda_{42}\gamma_{21}+\lambda_{73}\gamma_{31})^2 & & \text{Sym.} \\ \begin{matrix}(\lambda_{11}\gamma_{11}+\lambda_{42}\gamma_{21}+\lambda_{73}\gamma_{31}) \\ (\lambda_{21}\gamma_{11}+\lambda_{52}\gamma_{21}+\lambda_{83}\gamma_{31})\end{matrix} & (\lambda_{21}\gamma_{11}+\lambda_{52}\gamma_{21}+\lambda_{83}\gamma_{31})^2 & \\ \begin{matrix}(\lambda_{11}\gamma_{11}+\lambda_{42}\gamma_{21}+\lambda_{73}\gamma_{31}) \\ (\lambda_{31}\gamma_{11}+\lambda_{62}\gamma_{21}+\lambda_{93}\gamma_{31})\end{matrix} & \begin{matrix}(\lambda_{21}\gamma_{11}+\lambda_{52}\gamma_{21}+\lambda_{83}\gamma_{31}) \\ (\lambda_{31}\gamma_{11}+\lambda_{62}\gamma_{21}+\lambda_{93}\gamma_{31})\end{matrix} & (\lambda_{31}\gamma_{11}+\lambda_{62}\gamma_{21}+\lambda_{93}\gamma_{31})^2 \end{bmatrix}\mathrm{var}(D_1)$
矩陣 **Y**	$\frac{1}{9}\begin{bmatrix} \lambda_{11}{}^2\mathrm{var}(\zeta_1)+\lambda_{42}{}^2\mathrm{var}(\zeta_2)+\lambda_{73}{}^2\mathrm{var}(\zeta_3) & & \text{Sym.} \\ \begin{matrix}\lambda_{11}\lambda_{21}\mathrm{var}(\zeta_1)+\lambda_{42}\lambda_{52}\mathrm{var}(\zeta_2)+ \\ \lambda_{73}\lambda_{83}\mathrm{var}(\zeta_3)\end{matrix} & \lambda_{21}{}^2\mathrm{var}(\zeta_1)+\lambda_{52}{}^2\mathrm{var}(\zeta_2)+\lambda_{83}{}^2\mathrm{var}(\zeta_3) & \\ \begin{matrix}\lambda_{11}\lambda_{31}\mathrm{var}(\zeta_1)+\lambda_{42}\lambda_{62}\mathrm{var}(\zeta_2)+ \\ \lambda_{73}\lambda_{93}\mathrm{var}(\zeta_3)\end{matrix} & \begin{matrix}\lambda_{21}\lambda_{31}\mathrm{var}(\zeta_1)+\lambda_{52}\lambda_{62}\mathrm{var}(\zeta_2)+ \\ \lambda_{83}\lambda_{93}\mathrm{var}(\zeta_3)\end{matrix} & \lambda_{31}{}^2\mathrm{var}(\zeta_1)+\lambda_{62}{}^2\mathrm{var}(\zeta_2)+\lambda_{93}{}^2\mathrm{var}(\zeta_3) \end{bmatrix}$
矩陣 **Z**	$\frac{1}{9}\begin{bmatrix} \mathrm{var}(\varepsilon_1)+\mathrm{var}(\varepsilon_4)+\mathrm{var}(\varepsilon_7) & 0 & 0 \\ 0 & \mathrm{var}(\varepsilon_2)+\mathrm{var}(\varepsilon_5)+\mathrm{var}(\varepsilon_8) & 0 \\ 0 & 0 & \mathrm{var}(\varepsilon_3)+\mathrm{var}(\varepsilon_6)+\mathrm{var}(\varepsilon_9) \end{bmatrix}$

doi:10.6342/NTU201702669

表 3 複雜因素結構題目之多向度構念題目組合共變數矩陣拆解：向度表徵法

矩陣	代數形式
矩陣 **X**	$\frac{1}{9}\begin{bmatrix} (\lambda_{11}\gamma_{11}+\lambda_{21}\gamma_{11}+\lambda_{31}\gamma_{11}+\lambda_{13}\gamma_{31})^2 & & \text{Sym.} \\ \begin{matrix}(\lambda_{11}\gamma_{11}+\lambda_{21}\gamma_{11}+\lambda_{31}\gamma_{11}+\lambda_{13}\gamma_{31}) \\ (\lambda_{42}\gamma_{21}+\lambda_{52}\gamma_{21}+\lambda_{62}\gamma_{21}+\lambda_{41}\gamma_{11})\end{matrix} & (\lambda_{42}\gamma_{21}+\lambda_{52}\gamma_{21}+\lambda_{62}\gamma_{21}+\lambda_{41}\gamma_{11})^2 & \\ \begin{matrix}(\lambda_{11}\gamma_{11}+\lambda_{21}\gamma_{11}+\lambda_{31}\gamma_{11}+\lambda_{13}\gamma_{31}) \\ (\lambda_{73}\gamma_{31}+\lambda_{83}\gamma_{31}+\lambda_{93}\gamma_{31}+\lambda_{72}\gamma_{21})\end{matrix} & \begin{matrix}(\lambda_{42}\gamma_{21}+\lambda_{52}\gamma_{21}+\lambda_{62}\gamma_{21}+\lambda_{41}\gamma_{11}) \\ (\lambda_{73}\gamma_{31}+\lambda_{83}\gamma_{31}+\lambda_{93}\gamma_{31}+\lambda_{72}\gamma_{21})\end{matrix} & (\lambda_{73}\gamma_{31}+\lambda_{83}\gamma_{31}+\lambda_{93}\gamma_{31}+\lambda_{72}\gamma_{21})^2 \end{bmatrix}\mathrm{var}(D_1)$
矩陣 **Y**	$\frac{1}{9}\begin{bmatrix} (\lambda_{11}+\lambda_{21}+\lambda_{31})^2\mathrm{var}(\zeta_1)+(\lambda_{13})^2\mathrm{var}(\zeta_3) & & \text{Sym.} \\ (\lambda_{11}+\lambda_{21}+\lambda_{31})\lambda_{41}\mathrm{var}(\zeta_1) & (\lambda_{42}+\lambda_{52}+\lambda_{62})^2\mathrm{var}(\zeta_2)+(\lambda_{41})^2\mathrm{var}(\zeta_1) & \\ (\lambda_{73}+\lambda_{83}+\lambda_{93})\lambda_{13}\mathrm{var}(\zeta_3) & (\lambda_{42}+\lambda_{52}+\lambda_{62})\lambda_{72}\mathrm{var}(\zeta_2) & (\lambda_{73}+\lambda_{83}+\lambda_{93})^2\mathrm{var}(\zeta_3)+(\lambda_{72})^2\mathrm{var}(\zeta_2) \end{bmatrix}$
矩陣 **Z**	$\frac{1}{9}\begin{bmatrix} \mathrm{var}(\varepsilon_1)+\mathrm{var}(\varepsilon_2)+\mathrm{var}(\varepsilon_3) & 0 & 0 \\ 0 & \mathrm{var}(\varepsilon_4)+\mathrm{var}(\varepsilon_5)+\mathrm{var}(\varepsilon_6) & 0 \\ 0 & 0 & \mathrm{var}(\varepsilon_7)+\mathrm{var}(\varepsilon_8)+\mathrm{var}(\varepsilon_9) \end{bmatrix}$

doi:10.6342/NTU201702669

表 4 複雜因素結構題目之多向度構念題目組合共變數矩陣拆解：領域表徵法

矩陣	代數形式
矩陣 **X**	$\frac{1}{9}\begin{bmatrix} \begin{pmatrix}\lambda_{11}\gamma_{11}+\lambda_{42}\gamma_{21}+\lambda_{73}\gamma_{31}+\\ \lambda_{13}\gamma_{31}+\lambda_{41}\gamma_{11}+\lambda_{72}\gamma_{21}\end{pmatrix}^2 & & \text{Sym.} \\ \begin{pmatrix}\lambda_{11}\gamma_{11}+\lambda_{42}\gamma_{21}+\lambda_{73}\gamma_{31}+\\ \lambda_{13}\gamma_{31}+\lambda_{41}\gamma_{11}+\lambda_{72}\gamma_{21}\end{pmatrix}(\lambda_{21}\gamma_{11}+\lambda_{52}\gamma_{21}+\lambda_{83}\gamma_{31}) & (\lambda_{21}\gamma_{11}+\lambda_{52}\gamma_{21}+\lambda_{83}\gamma_{31})^2 & \\ \begin{pmatrix}\lambda_{11}\gamma_{11}+\lambda_{42}\gamma_{21}+\lambda_{73}\gamma_{31}+\\ \lambda_{13}\gamma_{31}+\lambda_{41}\gamma_{11}+\lambda_{72}\gamma_{21}\end{pmatrix}(\lambda_{31}\gamma_{11}+\lambda_{62}\gamma_{21}+\lambda_{93}\gamma_{31}) & \begin{matrix}(\lambda_{21}\gamma_{11}+\lambda_{52}\gamma_{21}+\lambda_{83}\gamma_{31})\\ (\lambda_{31}\gamma_{11}+\lambda_{62}\gamma_{21}+\lambda_{93}\gamma_{31})\end{matrix} & (\lambda_{31}\gamma_{11}+\lambda_{62}\gamma_{21}+\lambda_{93}\gamma_{31})^2 \end{bmatrix}\mathrm{var}(D_1)$
矩陣 **Y**	$\frac{1}{9}\begin{bmatrix} \begin{matrix}(\lambda_{11}+\lambda_{41})\mathrm{var}(\zeta_1)+(\lambda_{42}+\lambda_{72})\mathrm{var}(\zeta_2)+\\ (\lambda_{73}+\lambda_{13})\mathrm{var}(\zeta_3)\end{matrix} & & \text{Sym.} \\ \begin{matrix}(\lambda_{11}+\lambda_{41})\lambda_{21}\mathrm{var}(\zeta_1)+(\lambda_{42}+\lambda_{72})\lambda_{52}\mathrm{var}(\zeta_2)+\\ (\lambda_{73}+\lambda_{13})\lambda_{83}\mathrm{var}(\zeta_3)\end{matrix} & \lambda_{21}{}^2\mathrm{var}(\zeta_1)+\lambda_{52}{}^2\mathrm{var}(\zeta_2)+\lambda_{83}{}^2\mathrm{var}(\zeta_3) & \\ \begin{matrix}(\lambda_{11}+\lambda_{41})\lambda_{31}\mathrm{var}(\zeta_1)+(\lambda_{42}+\lambda_{72})\lambda_{62}\mathrm{var}(\zeta_2)+\\ (\lambda_{73}+\lambda_{13})\lambda_{93}\mathrm{var}(\zeta_3)\end{matrix} & \begin{matrix}\lambda_{21}\lambda_{31}\mathrm{var}(\zeta_1)+\lambda_{52}\lambda_{62}\mathrm{var}(\zeta_2)+\\ \lambda_{83}\lambda_{93}\mathrm{var}(\zeta_3)\end{matrix} & \lambda_{31}{}^2\mathrm{var}(\zeta_1)+\lambda_{62}{}^2\mathrm{var}(\zeta_2)+\lambda_{93}{}^2\mathrm{var}(\zeta_3) \end{bmatrix}$
矩陣 **Z**	$\frac{1}{9}\begin{bmatrix} \mathrm{var}(\varepsilon_1)+\mathrm{var}(\varepsilon_4)+\mathrm{var}(\varepsilon_7) & 0 & 0 \\ 0 & \mathrm{var}(\varepsilon_2)+\mathrm{var}(\varepsilon_5)+\mathrm{var}(\varepsilon_8) & 0 \\ 0 & 0 & \mathrm{var}(\varepsilon_3)+\mathrm{var}(\varepsilon_6)+\mathrm{var}(\varepsilon_9) \end{bmatrix}$

doi:10.6342/NTU201702669

表 5 簡單因素結構題目以向度表徵法與領域表徵法題目組合分析之標準化結構係數估計值平均數與標準差及其標準誤

結構係數	φ_{21}			γ_1			γ_2			β_1		
母群參數值	.3			.6			.6			.6		
二階因素負荷量	*M*	*SD*	*M(SE)*[a]	*M*	*SD*	*M(SE)*	*M*	*SD*	*M(SE)*	*M*	*SD*	*M(SE)*
	向度表徵法											
0.1	.22	.17	.18	.51	.17	.25	.55	.21	.17	.56	.17	.24
0.2	.29	.07	.06	.57	.05	.07	.58	.04	.05	.61	.05	.07
0.3	.30	.03	.03	.59	.02	.03	.59	.02	.02	.60	.03	.03
0.4	.30	.02	.02	.60	.01	.02	.60	.02	.01	.60	.01	.02
0.5	.30	.01	.01	.60	.01	.01	.60	.01	.01	.60	.01	.01
0.6	.30	.01	.01	.60	.01	.01	.60	.01	.01	.60	.01	.01
0.7	.30	.01	.01	.60	.01	.01	.60	.01	.00	.60	.01	.01
0.8	.30	.01	.01	.60	.00	.00	.60	.00	.00	.60	.00	.00
0.9	.30	.01	.00	.60	.00	.00	.60	.00	.00	.60	.00	.00
	領域表徵法											
0.1	.01	.01	.01	.02	.01	.01	.02	.00	.01	.02	.00	.01
0.2	.03	.01	.01	.08	.00	.01	.08	.01	.01	.07	.01	.01
0.3	.07	.01	.01	.17	.00	.01	.17	.01	.01	.15	.01	.01
0.4	.11	.01	.01	.27	.00	.01	.27	.01	.01	.24	.01	.01
0.5	.15	.01	.01	.35	.00	.00	.35	.01	.00	.34	.01	.00
0.6	.19	.01	.00	.43	.01	.00	.43	.00	.00	.42	.00	.00
0.7	.22	.01	.00	.49	.00	.00	.49	.00	.00	.48	.00	.00
0.8	.25	.01	.00	.53	.00	.00	.54	.00	.00	.53	.00	.00
0.9	.28	.01	.00	.57	.00	.00	.57	.00	.00	.57	.00	.00

註：[a] 參數估計值標準誤的平均值。

doi:10.6342/NTU201702669

表 6 簡單因素結構題目以向度表徵法與領域表徵法題目組合分析之模型適配平均數與標準差

二階因素負荷量	$\chi^2(df=50)$		CFI		TLI		RMSEA		SRMR	
	M	*SD*	*M*	*SD*	*M*	*SD*	*M*	*SD*	*M*	*SD*
					向度表徵法					
0.1	41.56 (.75)[a]	8.42	.99	.03	1.19	.17	.00	.00	.00	.00
0.2	43.15 (.68)	9.41	1.00	.00	1.01	.01	.00	.00	.00	.00
0.3	44.86 (.62)	10.32	1.00	.00	1.00	.00	.00	.00	.00	.00
0.4	50.47 (.48)	13.29	1.00	.00	1.00	.00	.00	.00	.00	.00
0.5	50.80 (.47)	11.87	1.00	.00	1.00	.00	.00	.00	.00	.00
0.6	50.39 (.47)	12.77	1.00	.00	1.00	.00	.00	.00	.00	.00
0.7	50.55 (.44)	13.34	1.00	.00	1.00	.00	.00	.00	.00	.00
0.8	51.14 (.45)	11.41	1.00	.00	1.00	.00	.00	.00	.00	.00
0.9	46.96 (.57)	11.94	1.00	.00	1.00	.00	.00	.00	.00	.00
					領域表徵法					
0.1	56.90 (.30)	9.56	1.00	.00	1.00	.00	.00	.00	.00	.00
0.2	154.72 (.00)	26.47	1.00	.00	1.00	.00	.00	.00	.01	.00
0.3	423.59 (.00)	52.28	1.00	.00	.99	.00	.01	.00	.01	.00
0.4	766.06 (.00)	80.39	.99	.00	.99	.00	.01	.00	.01	.00
0.5	1015.15 (.00)	88.19	.99	.00	.99	.00	.01	.00	.02	.00
0.6	1027.42 (.00)	71.02	.99	.00	.99	.00	.01	.00	.02	.00
0.7	835.36 (.00)	66.96	1.00	.00	1.00	.00	.01	.00	.01	.00
0.8	513.86 (.00)	53.69	1.00	.00	1.00	.00	.01	.00	.01	.00
0.9	203.69 (.00)	31.81	1.00	.00	1.00	.00	.01	.00	.00	.00

註：*df* = degrees of freedom; CFI = comparative fit index; TLI = Tucker-Lewis index; RMSEA = root mean square error of approximation; SRMR = standardized root mean square residual。[a] 括弧內為 *p* 值。

doi:10.6342/NTU201702669

表 7 複雜因素結構題目以向度表徵法與領域表徵法題目組合分析之結構係數估計值平均數與標準差及其標準誤

結構係數	φ_{21}			γ_1			γ_2			β_1		
母群參數值	.3			.6			.6			.6		
二階因素負荷量	*M*	*SD*	*M(SE)*[a]	*M*	*SD*	*M(SE)*	*M*	*SD*	*M(SE)*	*M*	*SD*	*M(SE)*
	向度表徵法											
0.1	.02	.01	.01	.04	.01	.01	.04	.01	.01	.03	.01	.01
0.2	.05	.01	.01	.14	.01	.01	.14	.01	.01	.12	.01	.01
0.3	.10	.01	.01	.26	.00	.01	.25	.01	.01	.24	.01	.01
0.4	.15	.01	.01	.36	.00	.01	.36	.00	.01	.35	.01	.01
0.5	.19	.01	.01	.44	.00	.00	.44	.00	.00	.43	.01	.00
0.6	.22	.01	.00	.49	.00	.00	.49	.00	.00	.49	.00	.00
0.7	.25	.01	.00	.53	.00	.00	.53	.00	.00	.53	.00	.00
0.8	.27	.00	.00	.56	.00	.00	.56	.00	.00	.56	.00	.00
0.9	.29	.00	.00	.58	.00	.00	.58	.00	.00	.58	.00	.00
	領域表徵法											
0.1	.01	.00	.00	.02	.00	.00	.02	.01	.00	.02	.00	.00
0.2	.03	.01	.00	.08	.01	.00	.08	.00	.00	.07	.01	.00
0.3	.07	.00	.00	.17	.00	.00	.17	.00	.00	.14	.01	.00
0.4	.11	.00	.00	.26	.00	.00	.26	.00	.00	.23	.00	.00
0.5	.15	.00	.00	.35	.00	.00	.35	.00	.00	.32	.01	.00
0.6	.19	.00	.00	.42	.00	.00	.42	.00	.00	.40	.00	.00
0.7	.22	.00	.00	.48	.00	.00	.48	.00	.00	.47	.00	.00
0.8	.25	.00	.00	.53	.00	.00	.53	.00	.00	.52	.00	.00
0.9	.28	.00	.00	.57	.00	.00	.57	.00	.00	.57	.00	.00

註：[a] 參數估計值標準誤的平均值。

doi:10.6342/NTU201702669

表 8 複雜因素結構題目以向度表徵法與領域表徵法題目組合分析之模型適配度平均數與標準差

二階因素負荷量	$\chi^2(df=50)$		CFI		TLI		RMSEA		SRMR	
	M	*SD*	*M*	*SD*	*M*	*SD*	*M*	*SD*	*M*	*SD*
					向度表徵法					
0.1	62.73 (.17)[a]	8.96	1.00	.00	1.00	.00	.00	.00	.00	.00
0.2	211.83 (.00)	31.70	1.00	.00	.99	.00	.01	.00	.00	.00
0.3	507.60 (.00)	43.01	.99	.00	.99	.00	.01	.00	.00	.00
0.4	760.84 (.00)	75.39	.99	.00	.99	.00	.01	.00	.01	.00
0.5	864.85 (.00)	61.19	.99	.00	.99	.00	.01	.00	.01	.00
0.6	793.11 (.00)	59.69	1.00	.00	1.00	.00	.01	.00	.01	.00
0.7	632.68 (.00)	52.49	1.00	.00	1.00	.00	.01	.00	.01	.00
0.8	410.40 (.00)	47.53	1.00	.00	1.00	.00	.01	.00	.01	.00
0.9	180.21 (.00)	24.41	1.00	.00	1.00	.00	.01	.00	.00	.00
					領域表徵法					
0.1	70.96 (.10)	14.56	1.00	.00	1.00	.00	.00	.00	.00	.00
0.2	293.69 (.00)	44.78	1.00	.00	1.00	.00	.01	.00	.00	.00
0.3	840.92 (.00)	63.89	1.00	.00	.99	.00	.01	.00	.00	.00
0.4	1589.81 (.00)	104.30	.99	.00	.99	.00	.02	.00	.02	.00
0.5	2250.63 (.00)	117.77	.99	.00	.99	.00	.02	.00	.03	.00
0.6	2472.46 (.00)	117.61	.99	.00	.99	.00	.02	.00	.02	.00
0.7	2273.96 (.00)	115.78	.99	.00	.99	.00	.02	.00	.02	.00
0.8	1687.51 (.00)	108.00	1.00	.00	1.00	.00	.02	.00	.01	.00
0.9	803.67 (.00)	68.67	1.00	.00	1.00	.00	.01	.00	.01	.00

註：*df* = degrees of freedom; CFI = comparative fit index; TLI = Tucker-Lewis index; RMSEA = root mean square error of approximation; SRMR = standardized root mean square residual。[a]括弧內為 *p* 值。

doi:10.6342/NTU201702669

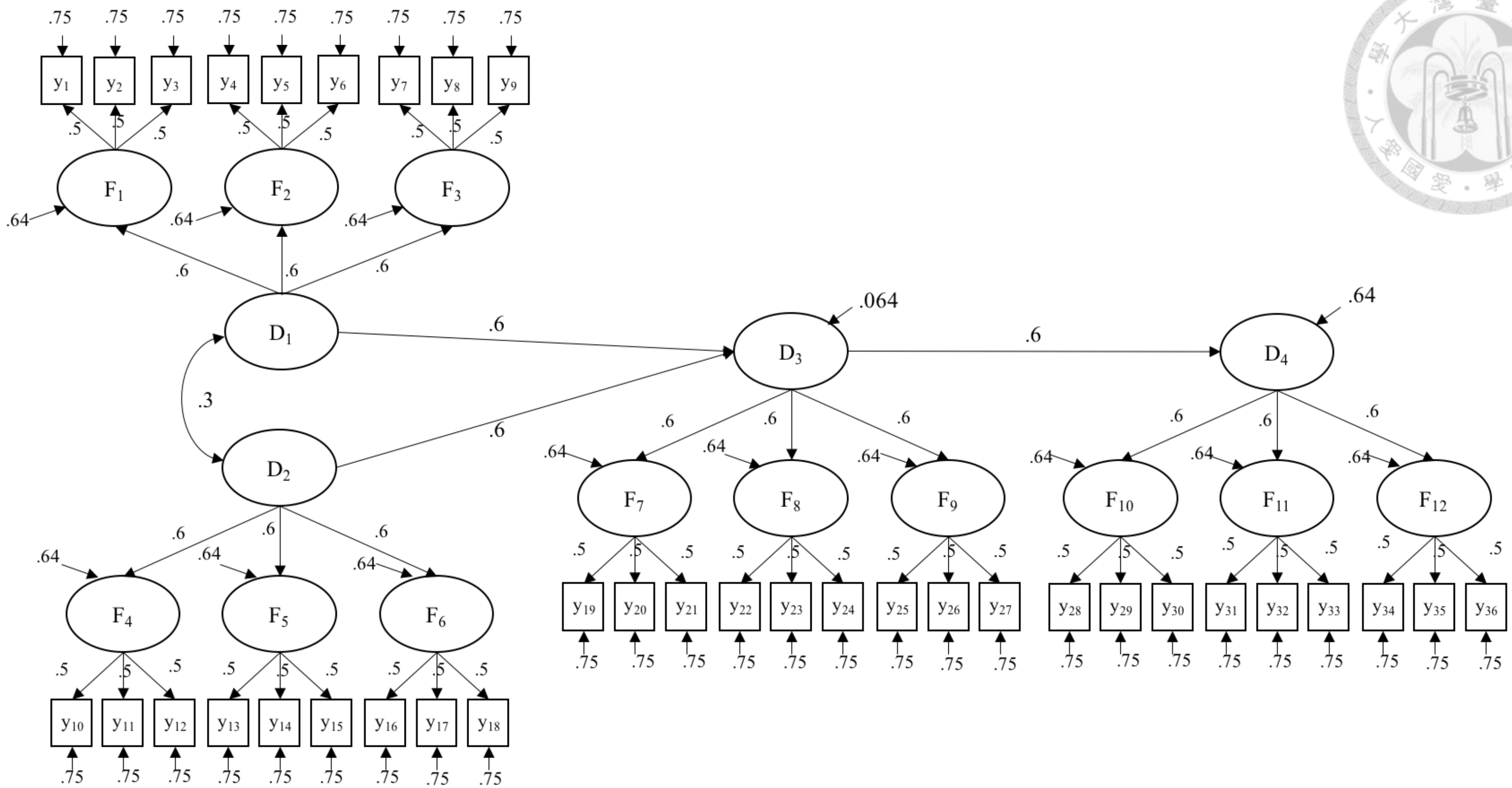

圖 1：題目具簡單因素結構之資料產生模型

註：模型取自 Coffman 與 MacCallum（2005）之研究。

doi:10.6342/NTU201702669

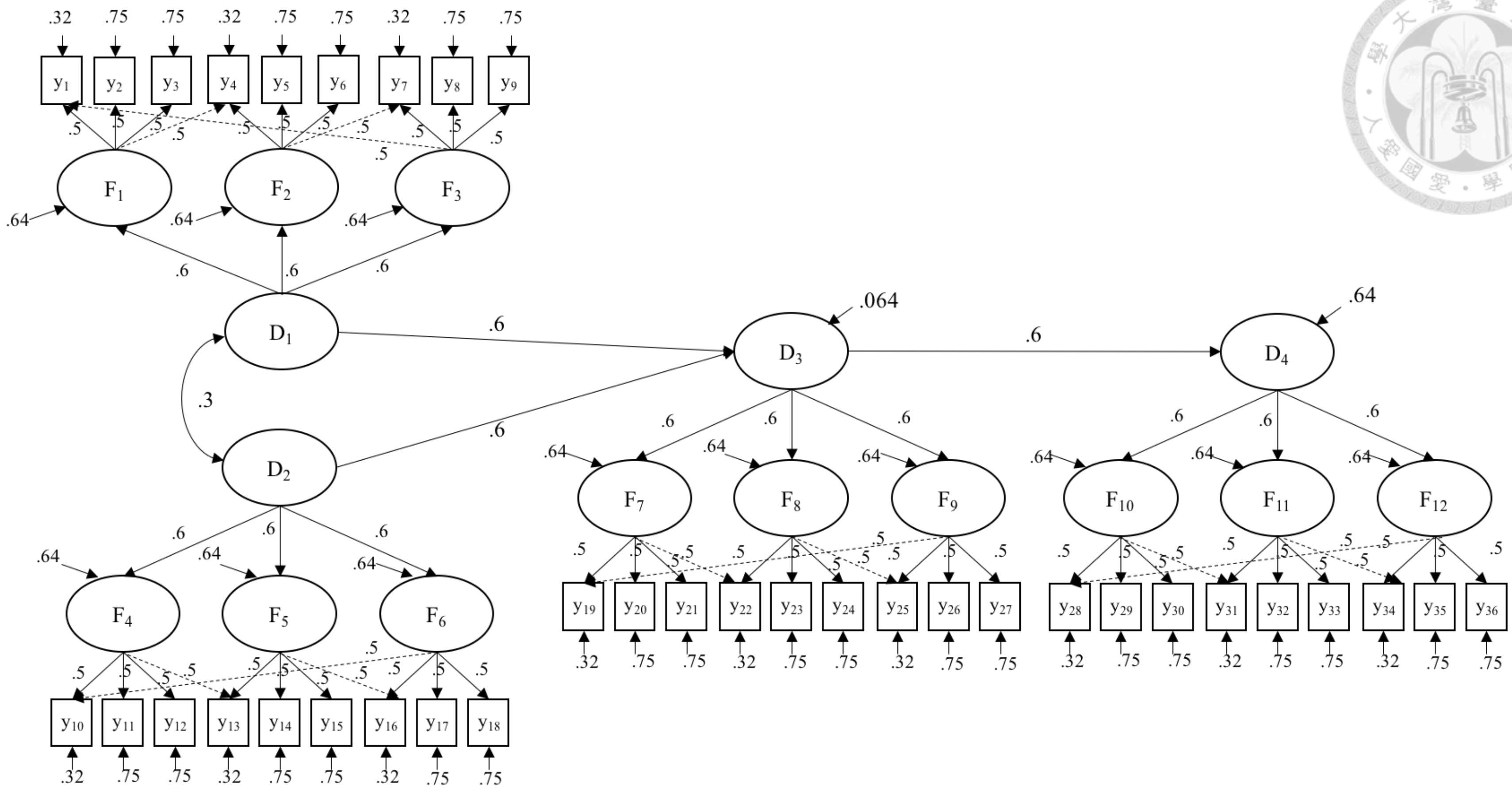

圖 2：題目具複雜因素結構之資料產生模型

註：虛線為跨因素負荷量。

doi:10.6342/NTU201702669

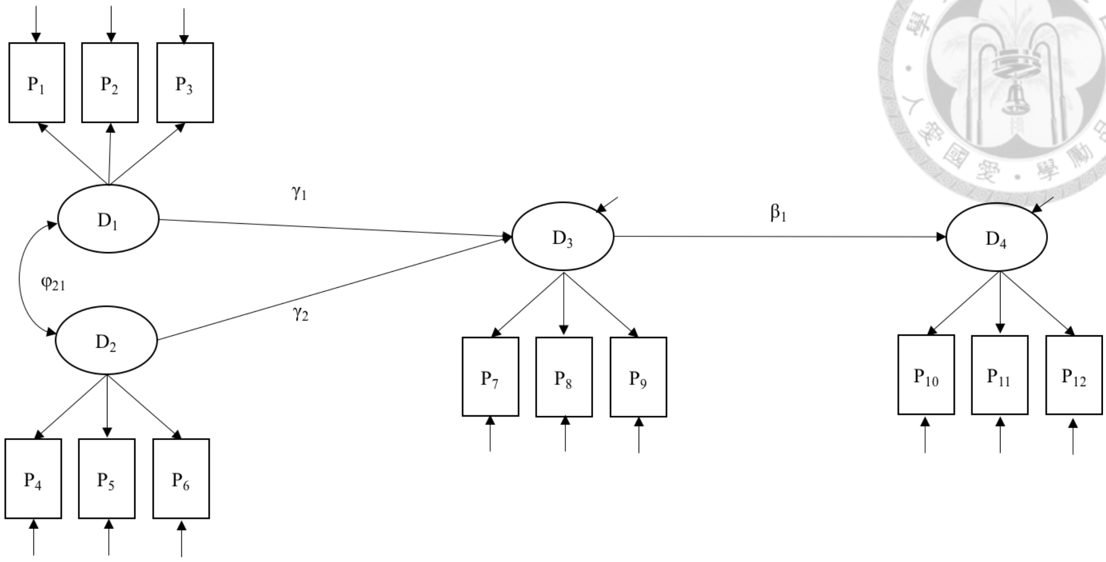

圖 3：題目組合資料之分析模型

doi:10.6342/NTU201702669

參考文獻

Bagby, R. M., Parker, J. D., & Taylor, G. J. (1994). The twenty-item Toronto Alexithymia Scale: I. Item selection and cross-validation of the factor structure. *Journal of Psychosomatic Research, 38,* 23-32.

Bagozzi, R. P., & Edwards, J. R. (1998). A general approach to representing constructs in organizational research. *Organizational Research Methods, 1,* 45-87.

Bagozzi, R. P., & Heatherton, T. F. (1994). A general approach to representing multifaceted personality constructs: Application to state self-esteem. *Structural Equation Modeling, 1,* 35-67.

Bandalos, D. L. (2002). The effects of item parceling on goodness-of-fit and parameter estimate bias in structural equation modeling. *Structural Equation Modeling, 9,* 78-102.

Bandalos, D. L. (2008). Is parceling really necessary? A comparison of results from item parceling and categorical variable methodology. *Structural Equation Modeling, 15,* 211-0240.

Bandalos, D. L., & Finney, S. J. (2001). Item parceling issues in structural equation modeling. In G. A. Marcoulides & R. E. Schumacker (Eds.), *New developments and techniques in structural equation modeling* (pp. 269-296). Mahwah, NJ: Lawrence Erlbaum Associates.

Bentler, P. M. (1990). Comparative fit indexes in structural models. *Psychological Bulletin, 107*, 238–246.

doi:10.6342/NTU201702669

Bentler, P. M. (1995). *EQS structural equations program manual.* Encino, CA: Multivariate Software.

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

Cattell, R. B. (1956). Validation and intensification of the sixteen personality factors questionnaire. *Journal of Clinical Psychology*, *12,* 205-214.

Cattell, R. B. (1974). Radial parcel factoring-vs-item factoring in defining personality structure in questionnaires: Theory and experimental checks. *Australian Journal of Psychology, 26,* 103-119.

Cattell, R. B., & Burdsal, C. A., Jr. (1975). The radial parcel double factoring design: A solution to the item-vs-parcel controversy. *Multivariate Behavioral Research, 10,* 165-179.

Coffman, D. L., & MacCallum, R. C. (2005). Using parcels to convert path analysis models into latent variable models. *Multivariate Behavioral Research, 40,* 235-259.

Cole, D. A., Perkins, C. E., & Zelkowitz, R. L. (2016). Impact of homogeneous and heterogeneous parceling strategies when latent variables represent multidimensional constructs. *Psychological Methods, 21,* 164-174.

Gignac, G. E. (2006). Self-reported emotional intelligence and life satisfaction: Testing incremental predictive validity hypotheses via structural equation modeling (SEM) in a small sample. *Personality and Individual Differences, 40,* 1569-1577.

Hall, R. J., Snell, A. F., & Foust, M. S. (1999). Item parceling strategies in SEM:

doi:10.6342/NTU201702669

Investigating the subtle effects of unmodeled secondary constructs. *Organizational Research Methods, 2,* 233-256.

Jackson, D. L., Gillaspy, J. A., & Pure-Stephenson, R. (2009). Reporting practices in confirmatory factor analysis: An overview and some recommendations. *Psychological Methods, 14,* 6-23.

Kim, S., & Hagtvet, K. A. (2003). The impact of misspecified item parceling on representing latent variables in covariance structure modeling: A simulation study. *Structural Equation Modeling, 10,* 101-127.

Kishton, J. M., & Widaman, K. F. (1994). Unidimensional versus domain representative parceling of questionnaire items: An empirical example. *Educational and Psychological Measurement, 54,* 757-765.

Kline, R. B. (2011). *Principles and practice of structural equation modeling* (3rd ed.). New York, NY: The Guilford Press.

Komsta, L. & Novomestky, F. (2015). *Moments: Moments, cumulants, skewness, kurtosis and related tests.* R package version 0.14. Retrieved from https://cran.r-project.org/web/packages/moments/index.html.

Kooiman, C. G., Spinhoven, P., & Trijsburg, R. W. (2002). The assessment of alexithymia: A critical review of the literature and a psychometric study of the Toronto Alexithymia Scale-20. *Journal of Psychosomatic Research, 53,* 1083-1090.

Little, T. D., Cunningham, W. A., Shahar, G., & Widaman, K. F. (2002). To parcel or not to parcel: Exploring the question, weighing the merits. *Structural Equation Modeling, 9,* 151-173.

doi:10.6342/NTU201702669

Little, T. D., Rhemtulla, M., Gibson, K., & Schoemann, A. M. (2013). Why the items versus parcels controversy needn't be one. *Psychological Methods, 18,* 285-300.

MacCallum, R. C., & Tucker, L. R. (1991). Representing sources of error in the common-factor model: Implications for theory and practice. *Psychological Bulletin, 109,* 502–511.

MacCallum, R. C., Widaman, K. F., Zhang, S., & Hong, S. (1999). Sample size in factor analysis. *Psychological Methods, 4,* 84–89.

Marsh, H. W., Hau, K.-T., Balla, J. R., & Grayson, D. (1998). Is more ever too much? The number of indicators per factor in confirmatory factor analysis. *Multivariate Behavioral Research, 33*, 181-220.

Marsh, H. W., Ludtke, O., Nagengast, B., Morin, A. J. S., & Von Davier, M. (2013). Why item parcels are (almost) never appropriate: Two wrongs do not make a right – Camouflaging misspecification with item parcels in CFA models. *Psychological Methods, 18,* 257-284.

Marsh, H. W., & O'Neill, R. (1984). Self Description Questionnaire III (SDQ III): The construct validity of multidimensional self-concept ratings by late adolescents. *Journal of Educational Measurement, 21,* 153-174.

Moriguchi, Y., Maeda, M., Igarashi, T., Ishikawa, T., Shoji, M., Kubo, C., & Komaki, G. (2007). Age and gender effect on alexithymia in large, Japanese community and clinical samples: A cross-validation study of the Toronto Alexithymia Scale (TAS-20). *Biopsychosocial Medicine, 1,* 1-15.

Nasser, F., & Wisenbaker, J. (2003). A Monte Carlo study investigating the impact of item parceling on measures of fit in confirmatory factor analysis. *Educational*

doi:10.6342/NTU201702669

and Psychological Measurement, 63, 729-757.

Nasser, F., & Wisenbaker, J. (2006). A Monte Carlo study investigating the impact of item parceling strategies on parameter estimates and their standard errors in CFA. *Structural Equation Modeling, 13,* 204-228.

R Core Team (2017). *R: A language and environment for statistical computing.* Vienna, Austria: R Foundation for Statistical Computing.

Rhemtulla, M. (2016). Population performance of SEM parceling strategies under measurement and structural model misspecification. *Psychological Methods, 21,* 348-368.

Rogers, W. M., & Schmitt, N. (2004). Parameter recovery and model fit using multidimensional composites: A comparison of four empirical parceling algorithms. *Multivariate Behavioral Research, 39,* 379-412.

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

Sass, D. A., & Smith, P. L. (2006). The effects of parceling unidimensional scales on structural parameter estimates in structural equation modeling. *Structural Equation Modeling, 13,* 566-586.

Schreiber, J. B. (2008). Core reporting practices in structural equation modeling. *Research in Social and Administrative Pharmacy, 4,* 83-97.

Steiger, J. H., & Lind, J. C. (1980). *Statistically-based tests for the number of common factors.* Paper presented at the annual Spring meeting of the Psychometric Society, Iowa City, IA.

Sterba, S. K. (2011). Implications of parcel-allocation variability for comparing fit of

doi:10.6342/NTU201702669

item-solutions and parcel-solutions. *Structural Equation Modeling, 18,* 554-577.

Sterba, S. K., & MacCallum, R. C. (2010). Variability in parameter estimates and model fit across repeated allocations of items to parcels. *Multivariate Behavioral Research, 45,* 322-358.

Sterba, S. K., & Rights, J. D. (2016). Accounting for parcel-allocation variability in practice: Combining sources of uncertainty and choosing the number of allocations. *Multivariate Behavioral Research, 51,* 296-313.

Tucker, L. R., & Lewis, C. (1973). A reliability coefficient for maximum likelihood factor analysis. *Psychometrika, 38*, 1-10.

Venables, W. N. & Ripley, B. D. (2002). *Modern applied statistics with S* (4th ed.). New York, NY: Springer.

Williams, L. J., & O'Boyle, E. H., Jr. (2008). Measurement models for linking latent variables and indicators: A review of human resource management research using parcels. *Human Resource Management Review, 18*, 233-242.

doi:10.6342/NTU201702669