

对齐探索性结构方程模型： 多组探索性结构方程模型与对齐法的整合*

温聪聪¹, 黄依梵²

(1. 厦门大学国际学院, 厦门 361005; 2. 厦门大学高等教育发展研究中心, 厦门 361005)

摘要: 当多组探索性结构方程模型中存在一定量的不等参数时, 传统强测量不变性检验难以获取精确的截距和潜因子均值估计结果。而当传统对齐法模型中存在交叉载荷时, 亦无法精确估计因子载荷、潜因子间协方差和潜因子均值等参数。文章系统阐述多组验证性因子分析、多组探索性结构方程模型、传统对齐法和对齐探索性结构方程模型的原理和运算过程, 并总结了对齐探索性结构方程模型整合对齐法和多组探索性结构方程模型的优势: 第一, 有效避开强测量不变性假设进行测量不变性检验和多组比较; 第二, 基于模型度较好的形态不变模型进行建模; 第三, 提供更精确的主载荷、交叉载荷、不等参数、潜因子间协方差、潜因子均值等参数估计; 第四, 为模型中的参数不变性/不等性提供诊断。最后, 以中国大学生职业价值观研究为例, 演示在 Mplus 中对齐探索性结构方程模型的实现步骤, 证实该方法在不满足强测量不变性条件下的适用性。

关键词: 多组探索性结构方程模型; 对齐法; 对齐探索性结构方程模型; 测量不变性; 多组比较

中图分类号: B841.2

文献标志码: A

文章编号: 1003–5184(2025)04–0370–08

1 引言

在社会科学实证研究中, 由于不同组别的个案对量表的理解可能不同, 如何检验不同组别的个案是否在同一尺度回答量表中的问题是多组比较需要首先解决的问题。具体而言, 传统的多组比较方法是对各组进行多组验证性因子分析 (Multiple – group Confirmatory Factor Analysis) 以检验模型的测量不变性 (白新文, 陈毅文, 2004; 刘军, 吴维库, 2005; 宋琼雅等, 2021; 王阳等, 2020; Deng & Yuan, 2016; Millsap, 2012)。一般来说, 当模型满足强不变性时, 就可以认为各组对量表的理解基本一致, 研究者便可以对估计出的潜因子均值和因子得分进行直接比较 (王孟成, 2014; 温聪聪等, 2019; 温聪聪, 史秋衡, 2022; Jiang et al., 2017; Millsap, 2012)。但在实际研究中经常发现, 强测量不变性假设很难满足。尤其是当模型中的组数目较多、潜因子结构较复杂的情况下, 该假设显得尤为苛刻 (宋琼雅等, 2021; 王阳等, 2020; 温聪聪等, 2019; 温聪聪, 史秋衡, 2022; Davidov et al., 2014; Nagengast & Marsh, 2013; Rutkowski & Svetina, 2014; Zercher et al., 2015)。

传统对齐法 (Alignment) 的提出使测量不变性

检验可以绕过检验模型的强测量不变性, 在形态不变模型中引入总损失函数和成分损失函数使原本无法识别的潜因子均值和潜因子方差参数变得可识别, 通过检验模型中因子载荷和截距参数的近似测量不变性以完成测量不变性检验 (Asparouhov & Muthén, 2014)。

2014 年传统对齐法被提出时, 已经出现了多组探索性结构方程模型 (Multiple – group Exploratory Structural Equation Model, see Asparouhov & Muthén, 2009; 麦玉娇, 温忠麟, 2013), 该方法可以有效估计模型中的交叉载荷、潜因子间协方差等参数, 但和多组验证性因子分析一样需要模型满足强测量不变性假设才能对各组潜因子均值进行直接比较, 而强测量不变性假设在大多数情况下又很难满足。这些年来, 将传统对齐法与探索性结构方程模型整合的呼声越来越高 (Wen & Hu, 2022)。

Asparouhov 和 Muthén (2023) 将对齐法和多组探索性结构方程模型进行了整合与拓展, 提出了对齐探索性结构方程模型 (Aligned – Exploratory Structural Equation Model, 简称 AESEM)。新模型整合了传统对齐法和探索性结构方程模型的优势, 使对齐

* 基金项目: 2024 年度福建省教育系统哲学社会科学研究项目 (JSZF24001)。

通信作者: 黄依梵, E-mail: yifanhuang@xmu.edu.cn。

法的适用性变得更广。接下来,将回顾多组验证性因子分析、多组探索性结构方程模型、对齐法等几种常用的多组比较分析法,并引入对齐探索性结构方程模型。

2 常用多组比较方法的综述和新方法的介绍

2.1 多组验证性因子分析

当需要对样本进行多组比较的时候,最常用的方法是多组验证性因子分析。下面对该方法进行简要介绍。假设多组验证性因子分析的形态不变模型用下式表示:

$$y_{ipg} = v_{pg} + \sum_{m=1}^M \lambda_{pmg} \eta_{img} + \varepsilon_{ipg} \quad (1)$$

$$E(\eta_{mg}) = \alpha_{mg} = 0, V(\eta_{mg}) = \psi_{mg} = 1 \quad (2)$$

其中 y 为观测变量, λ 为因子载荷, η 为因子, 残差为 ε 。这些参数可以属于不同的组、因子、观测变量、不同组中的个案, 所以有了下标。其中 $p = 1, 2, \dots, p$, 为观测变量序号; $m = 1, 2, \dots, m$, 为因子序号; $g = 1, 2, \dots, g$, 为组序号; $i = 1, 2, \dots, i$, 为组 g 中的独立个案序号。假设 ε_{ipg} 均值为 0, 方差为 θ_{pg} , 服从正态分布; 假设 η_{img} 均值为 α_{mg} , 方差为 ψ_{mg} , 服从正态分布。在形态不变性假设下, 各组模型的因子数相同, 所有因子载荷和截距自由估计, 潜因子均值 α_{mg} 和潜因子方差 ψ_{mg} 由于模型识别问题分别设为 0 和 1。弱测量不变性假设则是在形态不变模型的基础上设置各组的因子载荷跨组相等, 潜因子均值由于模型识别问题设为 0, 潜因子方差被自由估计。强测量不变性假设则是在弱测量不变模型的基础上设置各组的截距跨组相等, 潜因子方差和潜因子均值被自由估计。通常来说, 当多组验证性因子分析模型满足强测量不变性时, 就可以认为各组对量表的理解一致, 可以对各组的潜因子均值进行直接比较。但正如前文所述, 强测量不变性假设较为苛刻, 尤其是在高组数目、模型复杂程度较高的情况下很难满足, 所以这是多组验证性因子分析的局限之一。

2.2 多组探索性结构方程模型

先前蒙特卡洛模拟研究表明, 多组验证性因子分析模型忽略交叉载荷会导致主载荷和潜因子间协方差的高估, 导致潜因子均值估计产生偏差 (Asparouhov & Muthén, 2009; Asparouhov & Muthén, 2023; Marsh et al., 2013; Wen & Hu, 2022)。多组探索性结构方程模型将探索性因子分析的做法应用于测量不变性检验和多组比较。多组探索性结构方程模型可以精确估计模型中的主因子载荷、交叉载荷等参数, 防止因忽略估计交叉载荷造成的潜因子间

协方差的高估和潜因子均值的偏误估计。

不过, 在实际研究中进行多组比较时, 该方法仍然需要模型满足强测量不变性假设, 而强测量不变性假设又很难满足, 这一不足限制了多组探索性结构方程模型的适用性和可推广性。

2.3 对齐法

对齐法虽然也是基于验证性因子分析模型进行测量不变性检验, 但其有一些明显优势: 首先, 由于下文公式(3)总损失函数 F 和公式(4)成分损失函数 f 的引入, 形态不变模型中原本无法识别的潜因子均值和潜因子方差变得可以识别。在强测量不变性假设被拒绝的情况下, 形态不变模型的拟合度往往更好。其次, 强测量不变性假设检验的是模型中的因子载荷和截距参数跨组不变, 而对齐法检验的则是模型中因子载荷和截距的跨组近似测量不变性, 允许参数有一定程度的变动, 是一个更宽容的假设。再次, 由于成分损失函数 f 会倾向于得出拥有少量较大不等参数和大多满足近似测量不变性参数的解, 对齐法相比多组验证性因子分析和多组探索性结构方程模型得出的解更简洁, 更易解释 (Asparouhov & Muthén, 2023)。最后, 对齐法可以得出模型中每个参数的测量不变性/不等性诊断结果, 而多组验证性因子分析和多组探索性结构方程模型只能检验模型参数整体是否满足弱测量不变性、强测量不变性等。

但由于传统对齐法是基于验证性因子分析模型进行分析, 如果模型中存在中低程度的显著交叉载荷, 会造成主因子载荷和潜因子间协方差的高估, 以及潜因子均值的偏误估计 (Asparouhov & Muthén, 2009; Asparouhov & Muthén, 2023; Marsh et al., 2013; Wen & Hu, 2022)。

2.4 对齐探索性结构方程模型

Asparouhov 和 Muthén (2023) 将多组探索性结构方程模型与对齐法进行整合, 提出了对齐探索性结构方程模型, 充分结合了两方法的优点。对齐探索性结构方程模型的运算过程主要分为以下三步:

①基于未旋转的形态不变模型拟合数据。

②基于探索性因子分析的旋转标准对第一步中的模型进行旋转。

③对齐旋转后的形态不变探索性结构方程模型。

Mplus 8.8 及之后版本软件在使用该模型拟合数据样本时遵循的就是这三个步骤。出于简洁易操

作的考虑,在软件中只需要运行一组语法就可以完成三个步骤的分析。通过三步运算,对齐探索性结构方程模型可以精确估计模型中的主载荷、交叉载荷、不等参数、潜因子间协方差和潜因子均值等参数。

接下来解析第三步对齐旋转后的形态不变探索性结构方程模型的基本原理和运算过程。首先,形态不变模型每一个组的潜因子均值和潜因子方差都被标准化为 $\alpha_{mg,0} = 0$ 和 $\psi_{mg,0} = 1$,所有的截距、因子载荷、残差方差作为待估计参数被自由估计。由于对齐的模型 $M1$ 和形态不变模型 $M0$ 有相同的似然值和模型拟合度,使对齐的模型选取相应的 α_{mg} 和 ψ_{mg} ,算出对应的 λ_{pmg} 和 v_{pg} ,通过总损失函数 F 加和模型中的参数不等性,并求得 F 的最小值才意味着测量不等性被最小化。总损失函数 F 如下式所示:

$$F = \sum_p \sum_{g^1 < g^2} W_{g^1, g^2} f(\lambda_{pmg^1} - \lambda_{pmg^2}) + \sum_p \sum_{g^1 < g^2} W_{g^1, g^2} f(v_{pg^1} - v_{pg^2}) \quad (3)$$

对于任意一对组 g^1, g^2 ,截距和因子载荷的差异 $\lambda_{pmg^1} - \lambda_{pmg^2}$ 和 $v_{pg^1} - v_{pg^2}$ 通过成分损失函数 f 的缩放被纳入总损失函数 F 进行计算。成分损失函数如下式所示:

$$f(x) = \sqrt[4]{x^2 + \varepsilon} \quad (4)$$

其中 x 就是公式(3)中的 $\lambda_{pmg^1} - \lambda_{pmg^2}$ 和 $v_{pg^1} - v_{pg^2}$,体现的是不同组的因子载荷、截距间的不等性。 ε 取接近 0 的较小正值能让总损失函数 F 拥有一阶连续导数,使对齐法优化运算更容易且更稳定。为了厘清成分损失函数 $f(x) \approx \sqrt{|x|}$ 求最小化解的逻辑,使用如图 1 所示的 $f(x) = \sqrt{|x|} - x$ 的函数图来说明。当 $0 < x < 0.25$ 时, $\sqrt{|x|} > x$,且 $\sqrt{|x|} - x$ 的值单调递增,成分损失函数 $f(x) \approx \sqrt{|x|}$ 被高估的程度越来越大;当 $0.25 < x < 1$ 时, $\sqrt{|x|} > x$,且 $\sqrt{|x|} - x$ 的值单调递减,成分损失函数 $f(x) \approx \sqrt{|x|}$ 被高估的程度越来越小;当 $x > 1$ 时, $\sqrt{|x|} < x$, $f(x) = \sqrt{|x|} - x$ 为负数,成分损失函数 $f(x) \approx \sqrt{|x|}$ 被低估。所以,根据 $f(x) \approx \sqrt{|x|}$ 的性质,当 x 取值接近 0 或接近 1 时, $\sqrt{|x|} - x$ 的高估程度很小;当 x 取值大于 1 时, $f(x) \approx \sqrt{|x|}$ 被低估。所以,总损失函数 F 取得最小值的解应是当模型拥有少量较大不等参数和大多数满足近似测量不变性参数的时候。

当总损失函数 F 被最小化后,对齐法通常可以

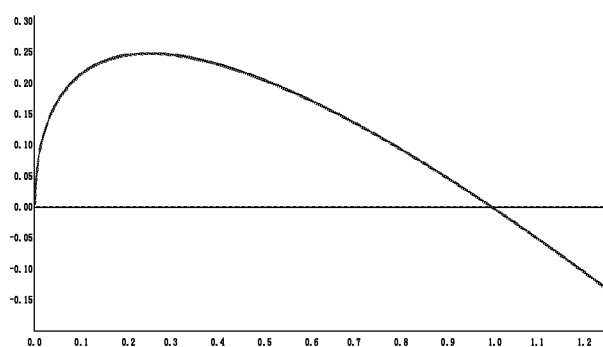


图 1 $f(x) \approx \sqrt{|x|} - x$ 在第一、二象限部分区间的函数图
识别除第一组外的所有组的潜因子均值和潜因子方差。计算第一组的潜因子均值可以分为固定优化和自由优化两种算法。固定优化算法设定第一个组的因子均值 α_1 为定值 0,潜因子方差 ψ_1 为定值 1,该组也被称为参照组(默认为 $g1$, Mplus 中可以自行改变参照组)。自由优化算法没有设置参照组,设置 α_1 为自由估计,但需要利用以下参数限定计算 ψ_1 :

$$\psi_1 \times \psi_2 \times \cdots \times \psi_g = 1 \quad (5)$$

由此式可知,自由识别算法利用 $\psi_1 = \frac{1}{\psi_2 \times \cdots \times \psi_g}$ 的参数限定识别并估计 ψ_1 和 α_1 。

总体来说,对齐探索性结构方程模型是多组比较方法的一个重要进展,在保留传统对齐法优势的基础上进一步与多组探索性结构方程模型结合,其主要优势为有效绕开强测量不变性假设进行测量不变性检验和多组比较,基于模型拟合度较好的形态不变模型进行建模,精确估计模型中的各类参数并提供参数不变性/不等性诊断,防止了主载荷和潜因子间协方差的高估以及不等参数、交叉载荷和潜因子均值的偏误估计。

3 研究步骤

对齐探索性结构方程模型是心理统计与测量领域多组比较方法的最新进展之一,该方法目前已经能在 Mplus 8.8 及之后版本软件中运行,但在实证研究中的应用较少。接下来对使用对齐探索性结构方程模型在内的多组比较模型拟合数据的步骤进行总结,主要应遵循以下几个步骤:

第一,进行探索性因子分析,检验量表的结构与研究设计是否相同,并且初步查看模型中各因子是否存在显著有意义的交叉载荷。

第二,使用多组验证性因子分析、多组探索性结构方程模型、传统对齐法、对齐探索性结构方程模型

检验模型的测量不变性,并参考以下标准比较模型拟合数据的表现:1. BIC、CFI、TLI、RMSEA、SRMR 等拟合指数和参数数量、卡方值、自由度等统计量;2. 模型中参数估计值的偏差率是否在 10% 以内,重要的交叉载荷、潜因子均值、不等参数的偏差率是否在 5% 以内,95% 置信区间的真值覆盖率是否在 91% ~ 98% 等 (Muthén & Muthén, 2002); 3. 比较探索性因子分析和对齐探索性结构方程拟合数据样本的 CFI 值,如果 CFI 值较高并且接近相等,则证明探索

性因子分析得出的因子结构适用于各子群体;4. 根据分析的实际情况选取对齐优化算法和因子分析旋转方法。

此外,如果需要检验某一模型拟合样本数据的稳定性,可以将保存下来的参数估计结果作为真值,运用蒙特卡洛模拟研究检验该特定情境下特定模型是否有效地估计了模型参数,不过这一步骤并不是一定要进行的。

以下流程图展示了这几个步骤。

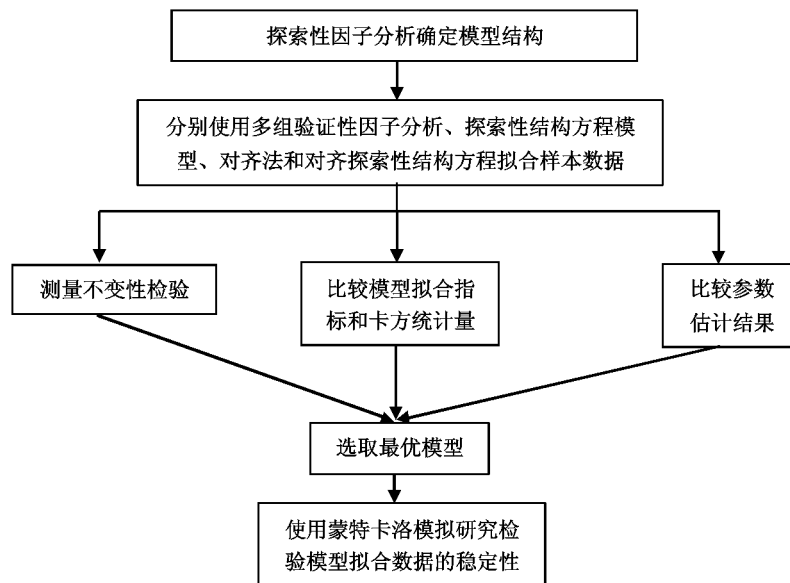


图2 基于各类模型进行多组比较的流程图

4 研究实例*

接下来,将运用全国高校本科生职业价值观研究实例来演示如何运用对齐探索性结构方程模型进行测量不变性检验和多组比较。2014 年夏季,北京大学“高等理科教育改革调研组”(《关于开展高等理科教育改革调研的通知》高教司函[2012]221号)在全国百余所高校中进行了本科生网络问卷调查,重新抽样过后的总样本共计 41282 名学生,其中有 478 名本科生来自 C9 高校**,5409 名本科生来自非 C9 高校的其他 985 高校,5442 名本科生来自 211 高校,29953 名本科生来自普通本科高校。来自每类高校的本科生数量都满足对齐法所需的组样本量。

研究实例使用的职业价值观量表是印第安纳大学问卷的简化修改版 (Maltese et al., 2014),与温聪聪等人 (2019) 演示如何使用传统对齐法进行数据分析使用的量表一致。与先前研究不同的是,此研

究实例分析的样本拓展到了全国重新抽样总样本,先前研究则是选用了福建省 4 所高校的本科生样本。量表所包含的具体维度和题项如表 1 所示。量表包含三个维度,使用 4 点计分(1 分代表不重要,2 分代表不太重要,3 分代表比较重要,4 分代表重要)的形式进行测量。

表1 问卷中职业价值观量表的维度设计

维度设计	题号	题项内容
利他因子	Q1	有助于可持续发展和环境保护
	Q5	帮助他人
	Q9	做对社会发展有重要的事情
个人志趣因子	Q2	自我发展
	Q3	做我感兴趣的事情
	Q4	获得一份有保障的工作
	Q6	发挥我的天赋和能力
经济因子	Q7	获得高薪的机会
	Q8	尽快开始赚钱

* 此研究实例所涉及的所有 mplus 语法文件已经上传至科学数据银行官方网站备案,具体链接为: <https://www.scidb.cn/s/NrE7fm>

** C9 大学名单有北京大学、清华大学、复旦大学、上海交通大学、南京大学、浙江大学、中国科学技术大学、哈尔滨工业大学、西安交通大学等 9 所高校,全称为九校联盟 (C9 League)。

4.1 探索性因子分析

首先进行探索性因子分析检验量表的结构与研究设计是否相同,并且初步查看模型中各因子是否存在交叉载荷。执行探索性因子分析后,输出结果指示因子数量应当为 3,得出表 2 所示的因子载荷矩阵。可以看出,因子载荷 λ_{11} 、 λ_{71} 、 λ_{91} 、 λ_{62} 、 λ_{82} 、 λ_{43} 都属于交叉载荷,大部分为低程度或中等程度。

表 2 旋转后的因子载荷矩阵(N=41282)

题项	F1	F2	F3
1. 有助于可持续发展和环境保护	0.24	0.50	
2. 自我发展	0.89		
3. 做我感兴趣的事情	0.78		
4. 获得一份有保障的工作	0.46		0.32
5. 帮助他人		0.83	
6. 发挥我的天赋和能力	0.57	0.18	
7. 获得高薪的机会	0.29		0.70
8. 尽快开始赚钱		0.14	0.65
9. 做对社会发展有重要意义的事情	0.20	0.57	

注: * 黑体数值在 5% 的显著性水平统计显著, 低于 0.1 的交叉载荷未展示。

4.2 多组验证性因子分析

分别限制模型形态不变、弱测量不变、强测量不变,基于多组验证性因子分析进行测量不变性检验,得出表 3 所示的结果。形态不变模型的卡方值最低,参数最多。由于形态不变、弱测量不变、强测量不变模型互为嵌套模型,经过计算,卡方变化值与自由度变化值对应的 p 值在 5% 的显著性水平均拒绝原假设,因此形态不变模型是最优模型。

表 4 分别使用对齐法和对齐探索性结构方程模型拟合数据样本得出的模型拟合指数结果(N=41282)

分析模型	对数似然值	BIC	RMSEA	CFI	TLI	SRMR
对齐法	-286989.63	582447.28	0.09	0.96	0.94	0.04
对齐探索性结构方程模型	-286989.63	578023.60	0.07	0.99	0.96	0.01

表 5、表 6、表 7 展示了两种模型中不同组在三个因子上的潜因子均值比较结果。可以看出,两种模型分析提供的各组在三个因子上的潜因子均值排序基本相同,不同之处是利他因子上 985 高校和 211 高校学生的潜因子均值排序不同。两种模型中 4 个高校学生群体的潜因子均值进行两两比较所采

表 3 使用多组验证性因子分析进行测量不变性检验得出的结果(N=41282)

模型	参数数目	卡方值 或 $\Delta\chi^2$	自由度 或 Δdf	p 值
形态不变	120	7192.64	96	<0.001
弱测量不变	102	7255.42	114	<0.001
强测量不变	84	7732.35	132	<0.001
弱测量不变优于形态不变	—	62.78	18	<0.001
强测量不变优于形态不变	—	539.71	36	<0.001
强测量不变优于弱测量不变	—	476.93	18	<0.001

4.3 传统对齐法分析与对齐探索性结构方程模型分析

分别使用传统对齐法和采用目标旋转法的对齐探索性结构方程模型分析数据样本。输出结果显示自由优化算法对齐法模型难以识别,需要使用固定优化算法对齐法进行运算。表 4 展示了两种模型分别拟合数据样本的模型拟合指数结果。由于两种模型都是基于形态不变模型进行分析,所以它们的对数似然值相等。对齐探索性结构方程模型的 BIC、RMSEA、SRMR 指标都较小,而 CFI 和 TLI 都较大,可以认为在此研究情境下对齐探索性结构方程模型拟合数据样本的表现优于传统对齐法。探索性因子分析模型的 CFI 为 0.99,传统对齐法为 0.96,对齐探索性结构方程模型为 0.99,表明探索性因子分析得出的总样本的因子结构适用于对齐探索性结构方程模型分析中的各组群体。

用的 Z 检验的显著性基本一致,但也有一些不同。例如对齐探索性结构方程模型得出 C9 高校学生在利他因子和经济因子上的潜因子均值显著低于其他类型高校的学生,而传统对齐法则得出 C9 高校学生的潜因子均值仅低于部分类型高校的学生。

表 5 两种模型个人志趣潜因子均值的比较结果(N=41282)

模型	潜因子均值 排名	组名称	显著小于该组 的组名称	模型	潜因子均值 排名	组名称	显著小于该组 的组名称
对齐法	1	C9 高校	普通高校,211	对齐探索 性结构方 程模型	1	C9 高校	普通高校,211
	2	985 高校	普通高校,211		2	985 高校	普通高校,211
	3	普通高校	211		3	普通高校	
	4	211 高校			4	211 高校	

表 6 两种模型利他潜因子均值的比较结果 (N = 41282)

模型	潜因子均值 排名	组名称	显著小于该组 的组名称	模型	潜因子均值 排名	组名称	显著小于该组 的组名称
对齐法	1	普通高校	985,211,C9	对齐探索 性结构方 程模型	1	普通高校	211,985,C9
	2	985 高校			2	211 高校	C9
	3	211 高校			3	985 高校	C9
	4	C9 高校			4	C9 高校	

表 7 两种模型经济潜因子均值的比较结果 (N = 41282)

模型	潜因子均值 排名	组名称	显著小于该组 的组名称	模型	潜因子均值 排名	组名称	显著小于该组 的组名称
对齐法	1	普通高校	211,985,C9	对齐探索 性结构方 程模型	1	普通高校	211,985,C9
	2	211 高校	985,C9		2	211 高校	985,C9
	3	985 高校			3	985 高校	C9
	4	C9 高校			4	C9 高校	

4.4 蒙特卡洛模拟研究

将上一节对齐法和对齐探索性结构方程模型分析保存的参数估计结果作为真值,运用蒙特卡洛模拟研究检验在该情境下两种模型分析结果的稳定性。表 8 展示了传统对齐法提供的部分参数估计结果。可以看出,模型的因子载荷、截距、潜因子间协方差参数的估计结果都很精确,但潜因子均值的绝

对偏差都超过 0.05,均方误差也较大,95% 置信区间真值覆盖率也较多数低于 90%,潜因子均值估计的效果不好 (Muthén & Muthén, 2002; Asparouhov & Muthén, 2014)。究其原因,应是模型忽略估计交叉载荷导致主因子载荷、潜因子间协方差虽被高估,但仍能得到稳定的高估估计结果,而偏误的潜因子均值并不能重复得出真值结果。

表 8 重复对齐法拟合数据样本的研究条件,进行蒙特卡洛模拟研究得到的部分有代表性的参数估计结果 (N = 41282)

参数	真值	估计值	绝对偏差	均方误差	真值覆盖率	参数	真值	估计值	绝对偏差	均方误差	真值覆盖率
组 1						组 3					
λ_{92}	0.49	0.49	<0.01	<0.001	0.95	λ_{52}	0.48	0.48	<0.01	<0.001	0.97
ψ_{23}	0.38	0.38	<0.01	<0.001	0.95	ψ_{12}	0.99	1.00	0.01	<0.001	0.97
F_1	1.27	0.98	0.29	0.25	0.86	F_1	1.22	0.92	0.30	0.25	0.86
F_2	0.33	0.25	0.08	0.16	0.96	F_3	2.17	1.87	0.30	0.32	0.84
v_2	2.93	3.06	0.13	0.05	0.86	v_5	3.07	3.11	0.04	0.04	0.96
组 2						组 4					
λ_{73}	0.65	0.65	<0.01	<0.001	0.95	λ_{83}	0.49	0.49	<0.01	<0.001	0.95
ψ_{13}	0.62	0.62	<0.01	<0.001	0.95	ψ_{23}	0.59	0.59	<0.01	<0.001	0.94
F_2	0.29	0.21	0.08	0.16	0.96	F_1	1.22	0.92	0.30	0.25	0.86
F_3	2.03	1.74	0.29	0.33	0.84	F_3	2.17	1.87	0.30	0.32	0.84
v_3	2.89	3.02	0.13	0.05	0.86	v_7	1.94	2.12	0.18	0.13	0.83

表 9 展示了对齐探索性结构方程模型提供的部分参数估计结果。可以看出,对齐探索性结构方程模型能精确估计模型中的主因子载荷、交叉载荷、截距、潜因子间协方差和潜因子均值等参数。这些参数的绝对偏差都小于 0.05,均方误差大多小于等于 0.001,95% 置信区间真值覆盖率绝大部分都高于

91%,参数估计效果很好 (温聪聪, 史秋衡, 2022; Asparouhov & Muthén, 2014)。对数似然值为 -288068.22, BIC 为 577921.97, RMSEA 为 0.002, CFI 为 1, TLI 为 1, 各项模型拟合指数结果也很好。综上所述,对齐探索性结构方程模型的优势得到证明。

表 9 重复对齐探索性结构方程模型拟合数据样本的研究条件,进行蒙特卡洛模拟研究得到的部分有代表性的参数估计结果 (N = 41282)

参数	真值	估计值	绝对偏差	均方误差	真值覆盖率	参数	真值	估计值	绝对偏差	均方误差	真值覆盖率
组 1						组 3					
λ_{62}	0.18	0.18	<0.01	<0.001	0.95	λ_{52}	0.53	0.54	0.01	<0.001	0.99
λ_{92}	0.36	0.36	<0.01	<0.001	0.95	ψ_{12}	0.87	0.87	<0.01	0.001	0.95

续表 9

参数	真值	估计值	绝对偏差	均方误差	真值覆盖率	参数	真值	估计值	绝对偏差	均方误差	真值覆盖率
ψ_{23}	0.50	0.49	0.01	0.001	0.93	F_1	0.01	0.01	<0.01	<0.001	0.97
v_2	3.45	3.45	<0.01	<0.001	0.95	F_3	0.11	0.11	<0.01	<0.001	0.96
组 2						v_5	3.19	3.19	<0.01	<0.001	0.95
λ_{43}	0.27	0.26	0.01	<0.001	0.95	组 4					
ψ_{13}	0.40	0.41	0.01	0.002	0.95	λ_{62}	0.14	0.14	<0.01	<0.001	0.96
F_2	0.03	0.03	<0.01	<0.001	0.95	ψ_{12}	0.74	0.73	0.01	0.01	0.95
F_3	-0.10	-0.10	<0.01	<0.001	0.95	F_1	0.23	0.22	0.01	0.004	0.95
v_3	3.41	3.41	<0.01	<0.001	0.96	F_3	-0.20	-0.20	<0.01	0.004	0.96
						v_7	3.29	3.29	<0.01	<0.001	0.97

5 研究总结与展望

5.1 研究总结

文章介绍了几种传统多组比较分析法,引入了对齐探索性结构方程模型,并运用全国高校本科生职业价值观研究实例演示了如何运用对齐探索性结构方程模型分析实证数据。研究发现,对齐探索性结构方程模型在继承传统对齐法能够精确估计模型中一定量不等参数的优点的基础上,克服了传统对齐法忽略估计交叉载荷的不足,整合了多组探索性结构方程模型与传统对齐法的优势。对齐探索性结构方程模型目前可以在 Mplus 8.8 及之后版本中运行,模型设定并不复杂,输出结果也较为全面详实。模型估计法不但可以使用原先的最大似然估计法和贝叶斯估计法,现在还能使用加权最小二乘法分析分类观测指标。总之,对齐探索性结构方程模型作为一种多组比较方法,具有自身明显的优势,在未来将会被实证研究者们更多使用。

5.2 研究展望

此研究的定位是引入新方法、探究新方法的表现和其相对传统方法的优势,演示如何使用新方法分析实证数据。虽然此研究解决了一些问题,但也发现不少值得未来研究进一步研究的内容,下面做一个展望:

第一,由于对齐探索性结构方程模型是对传统对齐法和探索性结构方程模型的整合,因而可以猜测模型参数的不等程度、不等参数率、交叉载荷数量可能影响对齐探索性结构方程模型的表现。未来研究可以通过蒙特卡洛模拟研究方法探究对齐探索性结构方程模型的适用性和可推广性,帮助国内外研究者在更恰当的情境使用对齐探索性结构方程模型。

第二,对齐探索性结构方程模型目前仍然是基于横截面数据的单水平分析,未来的多组比较方法的开发应朝多水平、跨时序纵贯数据分析模型方向发展(刘源,姚志晨,2025)。

第三,多组探索性结构方程模型、对齐法和对齐

探索性结构方程模型可以认为是属于一脉的多组比较方法,但心理统计与测量领域也存在其他的多组比较方法,例如等效性检验(王阳等,2020;Deng & Yuan,2016;Jiang et al.,2017),二水平随机效应法(Muthén & Asparouhov,2018),贝叶斯结构方程模型(宋琼雅等,2021;Muthén & Asparouhov,2012)等方法。未来研究可以比较对齐探索性结构方程模型和上述多组比较方法的表现。

参考文献

- 白新文,陈毅文.(2004). 测量等价性的概念及其判定条件. *心理科学进展*,12(2),231-239.
- 刘军,吴维库.(2005). 心理测量平衡性研究与实例. *心理科学*,28(1),170-174,169.
- 刘源,姚志晨.(2025). 追踪研究中的趋势与动态:模型发展,整合与分化. *心理科学进展*,33(7),1181.
- 麦玉娇,温忠麟.(2013). 探索性结构方程建模(ESEM):EFA和CFA的整合. *心理科学进展*,21(5),934-939.
- 宋琼雅,张沥今,潘俊豪.(2021). 贝叶斯多组比较:渐近测量不变性. *心理学探新*,41(1),69-75.
- 王孟成.(2014). *潜变量建模与Mplus应用*. 重庆大学出版社.
- 王阳,温忠麟,付媛妹.(2020). 等效性检验:结构方程模型评价和测量不变性分析的新视角. *心理科学进展*,28(11),1961-1969.
- 温聪聪,史秋衡.(2022). 对齐法在单因子和三因子多组比较中允许的不等参数率. *心理科学*,45(5),1230-1242.
- 温聪聪,伍伟平,林光杰.(2019). 对齐(Alignment):一种新的多群组分析法. *心理科学进展*,27(1),181-189.
- Asparouhov, T., & Muthén, B. (2009). Exploratory structural equation modeling. *Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal*,16(3),397-438.
- Asparouhov, T., & Muthén, B. (2014). Multiple-group factor analysis alignment. *Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal*,21(4),495-508.
- Asparouhov, T., & Muthén, B. (2023). Multiple group alignment for exploratory and structural equation models. *Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal*,30(2),169-

- 191.
- Davidov, E., Meuleman, B., Cieciuch, J., Schmidt, P., & Billiet, J. (2014). Measurement equivalence in cross-national research. *Annual Review of Sociology*, 40, 55–75.
- Deng, L., & Yuan, K.-H. (2016). Comparing latent means without mean structure models: A projection-based approach. *Psychometrika*, 81, 802–829.
- Jiang, G., Mai, Y. J., & Yuan, K. H. (2017). Advances in measurement invariance and mean comparison of latent variables: Equivalence testing and a projection-based approach. *Frontiers in Psychology*, 8, Article 1823.
- Maltese, A. V., Ross, H., Wang, L., & Wang, Y. (2014). Assessing Multinational Interest in STEM: Implementing a Comparative Survey Research Study in China. *International Journal of Chinese Education*, 3(1), 109–131.
- Marsh, H. W., Lüdtke, O., Nagengast, B., Morin, A. J., & 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(3), 257.
- Millsap, R. E. (2012). *Statistical approaches to measurement invariance*. Routledge.
- Muthén, B., & Asparouhov, T. (2012). Bayesian structural equation modeling: A more flexible representation of substantive theory. *Psychological Methods*, 17(3), 313.
- Muthén, B., & Asparouhov, T. (2018). Recent methods for the study of measurement invariance with many groups: Alignment and random effects. *Sociological Methods & Research*, 47(4), 637–664.
- Muthén, L. K., & Muthén, B. (2002). How to use a Monte Carlo study to decide on sample size and determine power. *Structural Equation Modeling*, 9(4), 599–620.
- Nagengast, B., & Marsh, H. W. (2013). Motivation and engagement in science around the globe: Testing measurement invariance with multigroup structural equation models across 57 countries using PISA 2006. In L. Rutkowski, M. von Davier, & D. Rutkowski (Eds.), *Handbook of international large-scale assessment: Background, technical issues, and methods of data analysis* (pp. 317–344). CRC Press.
- Rutkowski, L., & Svetina, D. (2014). Assessing the hypothesis of measurement invariance in the context of large-scale international surveys. *Educational and Psychological Measurement*, 74(1), 31–57.
- Wen, C., & Hu, F. (2022). Investigating the Applicability of Alignment—A Monte Carlo Simulation Study. *Frontiers in Psychology*, 13, 1–13.
- Zercher, F., Schmidt, P., Cieciuch, J., & Davidov, E. (2015). The comparability of the universalism value over time and across countries in the European Social Survey: Exact vs. Approximate measurement invariance. *Frontiers in Psychology*, 6, Article 733.

Aligned – Exploratory Structural Equation Modeling: Integration of Multiple – group ESEM and Alignment

Wen Congcong¹, Huang Yifan²

(1. International College, Xiamen University, Xiamen 361005;

2. Center for Higher Education Development Research, Xiamen University, Xiamen 361005)

Abstract: When certain noninvariant parameters exist in multiple – group ESEM model, strong measurement invariance model struggles to yield precise estimates of intercepts and factor means. Conversely, traditional alignment method cannot accurately estimate factor loadings, factor covariances, or factor mean parameters when the model contains cross – loadings. This article systematically elaborates on the theoretical principles and computational procedures of multi – group CFA, multi – group ESEM, traditional alignment method, and aligned – ESEM. It summarizes the advantages of integrating the alignment method with multiple – group ESEM: bypassing the strong measurement invariance assumption for measurement invariance testing and multi – group comparisons; utilizing well – fitting configural invariance model for analysis; providing more accurate estimates of primary loadings, cross – loadings, noninvariant parameters, factor covariances, and factor means; and offering diagnostic insights into parameter – specific invariance/non – invariance within the model. Finally, using a study on work values among Chinese undergraduates as an example, the implementation steps of aligned – ESEM in Mplus are demonstrated, confirming the method's applicability when strong measurement invariance conditions are unmet.

Key words: multiple – group exploratory structural equation model; alignment; aligned exploratory structural equation model; measurement invariance; multiple – group comparison