

# Bootstrap 探索性因素分析方法及其应用<sup>\*</sup>

焦 璨<sup>1,2</sup>, 吴 利<sup>2</sup>, 张敏强<sup>2</sup>

(1. 深圳大学 心理学系, 深圳 518000; 2. 华南师范大学 心理应用研究中心, 广州 510631)

**摘 要:**传统的探索性因素分析方法需要满足正态分布等前提假设,且无法提供研究结果可重复性的证据。而 Bootstrap 探索性因素分析方法不必满足正态分布的前提假设,利用已有的测试数据,以评估探索性因素分析的可靠性。Bootstrap 探索性因素分析方法作为传统的探索性因素分析方法的有力补充,克服了其未提供研究结果可重复性的不足,为心理学研究者特别是量表编制者提升研究结果的社会应用价值及可靠性提供了统计方法学上的支持。

**关键词:**Bootstrap 探索性因素分析;有放回抽样;Procrustes 因子旋转

**中图分类号:**B841.2

**文献标识码:**A

**文章编号:**1003-5184(2010)03-0084-07

## 1 引言

应用探索性因素分析(Exploratory Factor Analysis)从为数众多的可观测的心理研究变量中,建立数学模型,从中综合出较少的几个“共同因素”,并以这些“共同因素”解释最大量的观测事实。探索性因素分析用简洁及最基本的概念,揭示事物之间的本质联系,在国内心理学研究中,特别是在量表编制过程、试题结构效度分析中得到广泛的应用。科学的本质在于可重复、可推广性<sup>[1]</sup>,可重复性是科学的必要条件<sup>[2]</sup>、基本原则<sup>[3]</sup>。作为心理学研究者,想要知道研究结果是否可重复、在某一样本得到的研究结果能否推广到同一总体的其他样本中。传统的探索性因素分析方法没有提供研究结果可重复的概率,无法告知这一点。而 Bootstrap 探索性因素分析则可提供研究结果的可靠性方面的信息,如研究者可获得所编制的量表的可靠性如何。

要获得研究结果的可重复性,一般有两种方法:外部重复性方法和内部重复性方法<sup>[2,4]</sup>。外部重复性方法通过重新收集一个新的同质样本来评价研究结果的可重复性,虽然外部重复性方法可获得研究结果可重复性的最好证据,但耗时耗力,心理学研究有时甚至无法得到新的同质样本。而内部重复性方法不需要收集另一个同质样本,充分利用原样本的信息,包括交叉验证法、Jackknife 方法(即刀切法)、Bootstrap 方法(即自助法)。其中,Bootstrap 方法

是 Efron 于 1979 年提出的一种统计推断方法<sup>[5]</sup>,不需要对总体分布作假设或者事先推导统计量的解析式,并且 Efron 和 Gong 证明 Bootstrap 方法优于其他内部重复性方法<sup>[6]</sup>。Bootstrap 方法由于其具有众多优点及计算机技术的快速发展,在近 30 年间已经得到了极大的发展,并被广泛地应用于假设检验、参数估计、结构方程、典型相关分析等各个研究领域。当然,内部重复验证结果只是外部重复结果的必要而非充分条件。

2007 年, Zientek 和 Thompson 首次把 Bootstrap 方法应用到探索性因素分析中<sup>[2]</sup>,提出了 Bootstrap 探索性因素分析方法。Bootstrap 探索性因素分析方法对分布的假设比较宽松,要求样本能够代表总体,克服了传统的探索性因素分析方法难以提供研究结果可重复的概率等不足,可直接评估研究结果的可重复性,告诉研究者研究结果是否可靠、在某一样本得到的研究结果能否推广到同一总体的其他样本中。文章将详细介绍 Bootstrap 探索性因素分析法的基本思想和步骤,并辅以实例,说明 Bootstrap 探索性因素分析在心理学研究中的应用。

## 2 Bootstrap 探索性因素分析的基本思想及步骤

### 2.1 Bootstrap 探索性因素分析的基本思想

Bootstrap 探索性因素分析的核心技术是 Bootstrap 方法,依据的是 resampling 思想,即有放回抽样:意味着从原始样本中得到一个观测值以后,将之

<sup>\*</sup> 基金项目:广东省自然科学基金项目(9151063101000002),教育部人文社会科学重点研究基地项目(2009JJDXLX006),广东省哲学社会科学“十一五”规划课题(09sxlq001)。

通讯作者:张敏强, E-mail: zhangmq1117@yahoo. com. cn。

放回,再抽取下一个观测值,结果,任何一个观测值都有可能不止抽到一次,或者一次也没有抽到。每一个重复抽样样本大小等同于原始的随机样本。

Bootstrap 探索性因素分析基本思想是:假设有一个实际观测到的样本量为  $n$  的数据样本,称之为原始样本,从这个原始样本中有放回地随机抽取  $n$  个观测值组成一个新样本,称之为 Bootstrap 样本;利用这个被抽到的 Bootstrap 样本,按照传统探索性因素分析中的因子抽取方法、Procrustes 因子旋转,计算出所需要的统计量:特征值、模式/结构系数(Pattern/ Structure Coefficients);如此反复抽样和估计,最后由估计出的统计量:特征值、模式/结构系数的值分别形成各自的 Bootstrap 分布,利用这两个 Bootstrap 分布来反映特征值、模式/结构系数各自的抽样分布。

Bootstrap 样本之于样本,类似于样本之于总体。原始样本代表总体,所以从这一原始样本中抽取出的 Bootstrap 样本代表着从该总体中抽取的多个样本。一个统计量的 Bootstrap 分布是基于多个重复抽样样本的,代表基于多个样本的该统计量的抽样分布。某统计量的所有 Bootstrap 样本的均值的标准差就是该统计量的标准误(SE)。

2.2 Procrustes 因子旋转

Procrustes 因子旋转也称为目标旋转(Target Rotation),先设定一个目标矩阵,然后使得所有变量经旋转后在目标矩阵处于最佳的拟合位置,得 Bootstrap 模式/结构系数。目标矩阵即所有重复抽样样本的单一共同因子空间,主要有三种来源:1)原始样本的极大方差旋转矩阵;2)依据原始样本极大方差旋转矩阵计算而来的、由 +1、-1 和 0 建构而成的矩阵;3)以往研究中的原始样本的极大方差旋转矩阵。

由于受到抽样误差变幻莫测的影响,如果采用传统的因子旋转方法(如正交旋转、斜交旋转),每个重复抽样样本产生的最初的因子结构会有所不同。比如前 200 个重复抽样样本其第 9、16、20 个变量属于因子 3,但可能在第 201 个重复抽样样本中这些变量却属于因子 2。可能会有研究者审查这些重复抽样样本产生的因子结构来确定哪一种因子结构作为代表,但这种审查策略存在问题<sup>[2]</sup>: Bootstrap 一般要重复抽样数百个或数千个样本,审查这么多个样本的因子结构是费时费力的。因此,为了校正因

子间的变异性,每个重复抽样样本都必须采用 Procrustes 因子旋转方法来使所有变量在目标矩阵处于最佳的拟合位置。

2.3 Bootstrap 探索性因素分析的步骤

2.3.1 确定因子的数目

在采用 Bootstrap 探索性因素分析方法之前要先确定因子抽取的数目,采用传统的探索性因素分析方法中的主成分分析(PCA)来抽取因子,然后根据传统的确定因子数目的准则来确定因子数目。传统的确定因子数目的准则有:特征根大于 1、碎石图、最小平均偏相关法、Bartlett 卡方检验、平行分析<sup>[3]</sup>。由于以上每个准则有其各自的优缺点,Henson 和 Roberts 建议研究者采用多重准则并合理考虑<sup>[3]</sup>。因此,在确定因子抽取的数目时,应根据多渠道信息作合理的决定,而不是单独依赖某一准则。

Bootstrap 探索性因素分析方法是在传统的探索性因素分析方法确定的因子数目的基础上进一步进行分析。

2.3.2 确定采用何种 Bootstrap 方法

Bootstrap 方法有两种:参数 Bootstrap 方法和非参数 Bootstrap 方法<sup>[7,8]</sup>。两者的主要区别在于:参数 Bootstrap 方法需要依据假定的先验总体分布函数重复抽取 Bootstrap 样本;而非参数 Bootstrap 方法不需要对总体分布作假设,采用有放回的重抽样方法。虽然 Cui 和 Kolen 采用蒙特卡罗模拟方法发现:在等百分位数等化法中参数 Bootstrap 方法比非参数 Bootstrap 方法更精确<sup>[8]</sup>,但参数 Bootstrap 方法是以较大的系统误差为代价来得到比非参数 Bootstrap 方法较大的精确性。

鉴于在心理学研究中,研究者一般事先无法推知总体的分布形态,非参数 Bootstrap 方法可以得到被试群体许多不同的分布形态,且系统误差比参数 Bootstrap 方法小,更适用于探索性因素分析方法中。在 Zientek 和 Thompson 的研究中就采用了非参数 Bootstrap 方法。

2.3.3 构建目标矩阵

如前所述,目标矩阵的构建有三种来源。在 Zientek 和 Thompson 研究中,依据原始样本的极大方差旋转矩阵构建目标矩阵,构建过程为:如果某个变量归属于某个因子,则用 1(或 -1)代替,相应列的其他元素则用 0 来代替,如表 1 所示。

表 1 目标矩阵的构建

变量	极大方差旋转而来的因子			目标因子		
	I	II	III	I	II	III
T6	0.89	0.09	0.12	1	0	0
T7	0.91	0.10	0.00	1	0	0
T9	0.88	0.11	0.07	1	0	0
T10	0.03	0.77	0.15	0	1	0
T12	0.05	0.84	0.01	0	1	0
T13	0.20	0.70	0.06	0	1	0
T14	0.19	-0.02	0.79	0	0	1
T15	-0.04	0.02	0.79	0	0	1
T17	0.05	0.36	0.64	0	0	1

注:数据引自 Zientek 和 Thompson 的研究

2.3.4 确定重复抽样的次数

恰当的重复抽样次数可以得到可信的 Bootstrap 估计结果,研究者还可以省时省力。Bootstrap 统计量的抽样误差包含了两部分:1)原始样本的抽样误差;2)Bootstrap 再抽样误差。只要重复抽样次数足够大,第二部分的再抽样误差就会趋于消失,Bootstrap 估计的误差就接近原始样本的抽样误差。Efron 提出:重复抽样次数为 200 时 Bootstrap 估计的误差与原始样本的抽样误差就已经相差不大<sup>[9]</sup>。因此,研究者可以根据需要选择恰当的重复抽样次数:200 次或以上。

2.3.5 进行 Procrustes 因子旋转

采用 Procrustes 因子旋转方法使得每一个 Bootstrap 样本的所有变量在目标矩阵处于最佳的拟合位置,得到 Bootstrap 模式/结构系数。这一步所采用的方法完全不同于传统的探索性因素分析中的因子旋转方法,具有其独特的特点。

2.3.6 评价研究结果的可重复性

Bootstrap 探索性因素分析方法可获得 m 次重复抽样样本的特征值、模式/结构系数,可评价原始样本得到的研究结果的可重复性。

评价因子抽取数目的可重复性:同时结合 m 次重复抽样样本的平均特征值和特征值的抽样分布箱型图来确定因子抽取的数目在 m 次重复抽样样本中是否稳定。

评价模式/结构系数在 m 次重复抽样样本中的可重复性,可结合三个指标判断:1)标准误 SE 相对小;2)每个变量的 Bootstrap 均值接近原始样本经

Procrustes 因子旋转而来的模式/结构系数;3)Bootstrap 均值与 SE 的比率 $\geq 2$ 。如果原始样本经 Procrustes 因子旋转而来的模式/结构系数与 Bootstrap 均值不接近,或 SE 相对比较大,或 Bootstrap 均值与 SE 的比率 $< 2$ ,那么就反映了参数估计不稳定、偏差较大,因此原始样本得到的研究结果不能推广到同一总体的其他样本中,解释样本数据的时候应该小心。

3 所采用的软件

采用 SPSS 的编程语言。

4 实例分析

4.1 原始数据来源

本例中所采用是一项关于澳门私立学校初三学生数学焦虑的调查研究数据。采用整群随机抽样方法,抽取澳门五所有代表性的私立中学的 450 名初三学生作为调查对象,回收有效问卷 426 份。

最初的数学焦虑问卷由 30 道题组成,经项目分析后剩下 25 道题,然后进行传统的探索性因素分析。对 25 个项目进行主成分分析,同时根据 Bartlett 卡方检验、特征值大于 1、碎石图和平行分析(平行分析的结果如图 1 所示)这四个准则确定抽取三个因子,累积方差贡献率为 58.33%。经极大方差旋转,获取最终因素结构。旋转后的各因子负荷量均在 0.50 以上,25 个项目的共同度介于 0.440~0.751 之间。三个因子的 Cronbach's  $\alpha$  系数分别为 0.932、0.837 和 0.830。数学焦虑由考试焦虑和压力知觉、数学学习担忧、数学学习厌恶这三个因子组成,每个因子包含的题目如表 2 所示。

下面将以实例说明 Bootstrap 探索性因素分析在澳门私立学校初三学生的数学焦虑研究中的应用,进行重复抽样 500 次,采用非参数化 Bootstrap 方法,依据原始样本的极大方差旋转矩阵来构建目标矩阵。

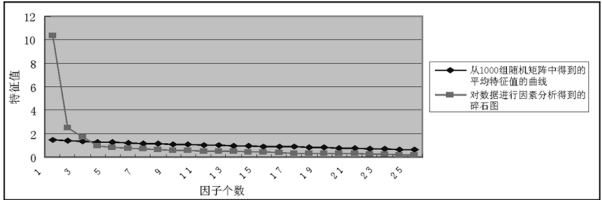


图 1 对数据进行平行分析的图示

注:如果真实数据的特征值落在随机矩阵的平均特征值曲线之上,则保留这些因子;反之,则舍弃这些因子<sup>[10]</sup>。由图 1 可知,保留三个因子。

表 2  数学焦虑三个因子各自包含的题目

因子	所包含的题目	因子	所包含的题目
考试焦虑和压力知觉	T1 考数学的时候,我常想起过去的成绩表现而感到紧张。	数学学习担忧	T10 上数学课的时候,我常感到心跳加快。
	T2 数学考试时,我愈想考得好,我愈觉得慌乱。		T14 我时常梦见数学考不好被父母老师责骂。
	T3 不管我如何用功准备数学,我面对数学科考试仍感到害怕。		T19 吃饭的时候,如果想到数学,我会有吃不下饭的感觉。
	T5 我真希望摆脱数学科的压力。		T22 只要看到“数学”这两个字,我就感到紧张。
	T9 在数学考试的时候,我常因过度紧张而把应该会的都忘记了。		T23 我害怕碰到数学科老师。
	T11 数学考完后,我常会为我的作答感到不安、恐惧。		T26 同学在讨论数学时,我会感到紧张。
	T12 即使我这次数学考试科考得很好,但是我仍然对下次考试没有信心。	数学学习厌恶	T27 我一看到数目字就感到头昏脑胀。
	T16 我觉得自己比别的同学更害怕数学。		T13 上数学课的时候,我一直盼望下课的钟声赶快响。
	T17 当别人看着我写数学作业时,我会觉得很紧张。		T15 我最讨厌补上数学课。
	T18 我担心父母对我的数学成绩感到失望。		T25 我对数学颇有好感。
	T21 当要做数学题目时,我的头脑就一片空白。		T28 做数学时我常感到轻松愉快。
	T24 不管我再怎样努力,我的数学总是不好。		T29 在所有的科目中我最害怕数学科。
			T30 我希望每天都上数学课。

4.2  数据结果与分析

4.2.1  Bootstrap 样本的特征值

表 3 是原始样本的特征值及 500 次 Bootstrap 样本的平均特征值(即 M(BR))、SE、Bootstrap 特征值均值与 SE 的比率(即 M(BR)/SE),图 2 是 500 次 Bootstrap 样本的特征值的抽样分布箱型图。

表 3  原始样本的特征值及 500 次 Bootstrap 样本的平均特征值

原始样本的特征值	500 次 Bootstrap 样本的平均特征值 M(BR)	SE	M(BR)/SE
10.331	10.341	0.3642	28.39
2.499	2.533	0.1572	16.11
1.753	1.783	0.1181	15.09
0.946	1.029	0.0648	15.89
0.855	0.900	0.0458	19.64
0.763	0.807	0.0392	20.62
0.698	0.737	0.0369	19.98
0.656	0.675	0.0324	20.84
0.587	0.621	0.0292	21.28
0.572	0.575	0.0283	20.34
0.537	0.536	0.0247	21.71
0.526	0.499	0.0234	21.37
0.482	0.462	0.0219	21.08
0.419	0.427	0.0202	21.09
0.415	0.397	0.0183	21.73
0.392	0.371	0.0170	21.78
0.349	0.345	0.0165	20.95
0.341	0.321	0.0161	19.88
0.328	0.299	0.0154	19.35
0.318	0.278	0.0146	19.02
0.307	0.258	0.0137	18.86
0.258	0.234	0.0130	18.03
0.245	0.212	0.0120	17.61
0.218	0.191	0.0121	15.81
0.206	0.168	0.0125	13.40

从表 3 可知,虽然 500 次 Bootstrap 样本的前四个平均特征值都大于 1,但是第四个平均特征值只是略大于 1,与 1 相差不大;500 次 Bootstrap 样本的前三个平均特征值与原始

样本经传统的探索性因素分析得到的特征值接近;且 500 次 Bootstrap 样本的特征值的抽样分布箱型图显示抽取前三个因子会比较好。以上分析都表明:传统的探索性因素分析确定原始样本可抽取三个因子,这个结果在 500 次 Bootstrap 样本中比较稳定。

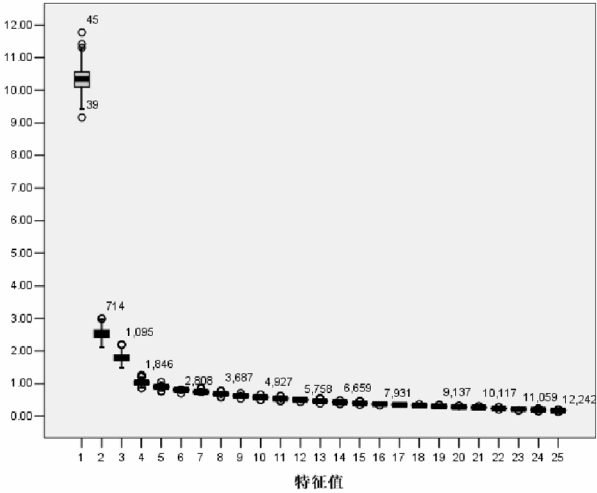


图 2  500 次 Bootstrap 样本的特征值的抽样分布箱型图

4.2.2  Bootstrap 样本的模式/结构系数

表 4 呈现了数学焦虑的 25 个变量在三个因子上的 500 次 Bootstrap 样本的模式/结构系数的最小值、最大值,而表 5 则呈现了 25 个变量在原始样本中经 Procrustes 旋转而来的模式/结构系数、25 个变量的 500 次 Bootstrap 样本的模式/结构系数的均值、SE、Bootstrap 均值与 SE 的比率。表 5 结果显示,在 25 个变量各自所属的因子上,每个变量的 500 次 Bootstrap 样本的模式/结构系数均值都接近原始样本经 Procrustes 旋转而来的模式/结构系数,并且每个变量的 Bootstrap 均值与 SE 的比率都远远大于 2;每个变量在各自所属因子的模式/结构系数均接近 1,原始样本的分析表明,变量

T27 原本属于数学学习担忧因子,不存在双负荷问题。但变量 T27 在其所属的数学学习担忧因子上的 500 次 Bootstrap 样本模式/结构系数的最小值与最大值相差很大(为 0.54),且其在考试焦虑和压力知觉因子与数学学习担忧因子上的 500 次 Bootstrap 样本的模式/结构系数均值相差不大,存在

双负荷问题。以上分析表明变量 T27 在 500 次的 Bootstrap 样本中的结果不够稳定,其可能属于数学学习担忧因子,也有可能属于考试焦虑和压力知觉因子,变量 T27 在原始样本得到的研究结果不能推广到澳门私立学校初三学生的其他样本中。

表 4 25 个变量在三个因子上的 500 次 Bootstrap 样本的模式/结构系数的描述统计

变量	考试焦虑和压力知觉		数学学习担忧		数学学习厌恶	
	最小值	最大值	最小值	最大值	最小值	最大值
T1	0.94	1.00	-0.17	0.26	-0.29	0.08
T2	0.96	1.00	-0.17	0.23	-0.27	0.15
T3	0.93	0.99	-0.06	0.19	0.12	0.35
T5	0.78	0.95	-0.08	0.30	0.32	0.61
T9	0.89	0.99	0.09	0.45	-0.01	0.28
T10	0.25	0.68	0.71	0.97	-0.41	0.11
T11	0.83	0.98	0.21	0.55	-0.22	0.15
T12	0.89	1.00	0.05	0.45	-0.14	0.26
T13	-0.13	0.34	0.16	0.70	0.71	0.98
T14	0.21	0.63	0.77	0.97	-0.24	0.21
T15	-0.03	0.32	0.19	0.56	0.81	0.98
T16	0.75	0.92	0.28	0.56	0.22	0.48
T17	0.58	0.96	0.27	0.81	-0.18	0.27
T18	0.75	0.99	0.12	0.65	-0.30	0.17
T19	0.28	0.68	0.63	0.94	-0.04	0.46
T21	0.68	0.89	0.25	0.54	0.31	0.61
T22	0.48	0.72	0.60	0.83	0.20	0.47
T23	-0.05	0.41	0.87	0.99	0.02	0.49
T24	0.81	0.95	0.12	0.38	0.20	0.52
T25	0.19	0.51	-0.22	0.16	0.85	0.98
T26	0.39	0.73	0.67	0.92	-0.20	0.17
T27	0.34	0.81	0.31	0.85	0.15	0.69
T28	0.37	0.72	-0.15	0.22	0.69	0.93
T29	0.53	0.86	0.00	0.48	0.48	0.80
T30	-0.13	0.19	-0.21	0.25	0.97	1.00

传统的探索性因素分析对原始样本的分析表明,变量 T29 原本属于数学学习厌恶因子。但在原始样本中,变量 T29 在考试焦虑和压力知觉因子上的经 Procrustes 旋转而来的模式/结构系数反而大于数学学习厌恶因子的;其在考试焦虑和压力知觉因子上的 500 次 Bootstrap 样本的模式/结构系数的均值也大于数学学习厌恶因子的,且变量 T29 的 500 次 Bootstrap 样本的模式/结构系数的最小值、最大值在考试焦虑和压力知觉因子、数学学习厌恶因子上都相差

大。以上分析都说明,虽然在原始样本中变量 T29 归属于数学学习厌恶因子,但在 500 次重复抽样样本中极不稳定,存在双负荷现象。

因此,Bootstrap 探索性因素分析结果显示,除了变量 T27、T29 外,所选取的其他 23 个变量在原始样本中得到的研究结果在 500 个重复抽样样本中相对稳定,偏差较小,在原始样本得到的研究结果可推广到在研究中未抽取的澳门私立学校的其他学校的初三学生群体中。

表 5 25 个变量的原始样本与 Bootstrap 样本的模式/结构系数

变量	考试焦虑和压力知觉				数学学习担忧				数学学习厌恶			
	原始 样本	Bootstrap 均值 M(BR)	SE	M(BR) /SE	原始 样本	Bootstrap 均值 M(BR)	SE	M(BR) /SE	原始 样本	Bootstrap 均值 M(BR)	SE	M(BR) /SE
T1	0.9942	0.9894	0.0083	118.62	0.0346	0.0363	0.0751	0.48	-0.1020	-0.1042	0.0558	-1.87
T2	0.9977	0.9929	0.0069	144.68	0.0494	0.0528	0.0690	0.77	-0.0455	-0.0445	0.0675	-0.66
T3	0.9685	0.9669	0.0108	89.45	0.0738	0.0752	0.0437	1.72	0.2378	0.2363	0.0406	5.82
T5	0.8864	0.8834	0.0281	31.43	0.0889	0.0947	0.0569	1.66	0.4544	0.4515	0.0524	8.62
T9	0.9495	0.9468	0.0172	55.04	0.2803	0.2796	0.0509	5.49	0.1412	0.1396	0.0540	2.58
T10	0.4345	0.4442	0.0750	5.92	0.8896	0.8773	0.0448	19.57	-0.1406	-0.1382	0.0795	-1.74
T11	0.9245	0.9216	0.0246	37.40	0.3809	0.3781	0.0587	6.44	-0.0158	-0.0139	0.0595	-0.23
T12	0.9698	0.9659	0.0171	56.54	0.2383	0.2363	0.0664	3.56	0.0513	0.0517	0.0624	0.83
T13	0.1072	0.1101	0.0812	1.36	0.4027	0.4007	0.0831	4.82	0.9090	0.9013	0.0379	23.75
T14	0.4202	0.4226	0.0700	6.03	0.9074	0.8999	0.0340	26.47	0.0069	0.0075	0.0741	0.10
T15	0.1387	0.1418	0.0609	2.33	0.4137	0.4084	0.0574	7.11	0.8998	0.8974	0.0266	33.80
T16	0.8353	0.8327	0.0282	29.56	0.4184	0.4156	0.0447	9.30	0.3566	0.3589	0.0475	7.56
T17	0.8370	0.8303	0.0525	15.82	0.5455	0.5422	0.0798	6.80	0.0437	0.0452	0.0738	0.61
T18	0.9143	0.9039	0.0421	21.44	0.4019	0.4040	0.0925	4.37	-0.0504	-0.0509	0.0829	-0.61
T19	0.4617	0.4603	0.0682	6.75	0.8628	0.8559	0.0428	20.01	0.2058	0.2099	0.0708	2.97
T21	0.8015	0.7948	0.0382	20.81	0.3903	0.3918	0.0507	7.72	0.4530	0.4559	0.0533	8.56
T22	0.6115	0.6079	0.0418	14.56	0.7163	0.7159	0.0382	18.72	0.3361	0.3354	0.0482	6.95
T23	0.1501	0.1513	0.0744	2.03	0.9566	0.9513	0.0230	41.32	0.2496	0.2462	0.0739	3.33
T24	0.8994	0.8967	0.0227	39.48	0.2473	0.2485	0.0482	5.16	0.3604	0.3591	0.0497	7.22
T25	0.3437	0.3490	0.0543	6.42	-0.0251	-0.0230	0.0577	-0.40	0.9387	0.9333	0.0209	44.55
T26	0.5228	0.5211	0.0515	10.12	0.8512	0.8481	0.0331	25.65	-0.0456	-0.0423	0.0598	-0.71
T27	0.5488	0.5479	0.0766	7.15	0.6916	0.6818	0.0732	9.31	0.4696	0.4666	0.0775	6.02
T28	0.5480	0.5434	0.0633	8.59	0.0148	0.0185	0.0649	0.28	0.8364	0.8333	0.0411	20.28
T29	0.7146	0.7081	0.0471	15.03	0.2565	0.2592	0.0763	3.40	0.6508	0.6490	0.0471	13.79
T30	0.0326	0.0323	0.0638	0.51	0.0192	0.0214	0.0717	0.30	0.9993	0.9946	0.0056	178.04

5 讨论及结论

实例分析的研究结果表明,Bootstrap 探索性因素分析为评价“原始样本的研究结果在新样本中的不变性或可重复性”提供了证据。

国内心理学研究者出于各种需要自编了很多量表,并采用探索性因素分析来探索自编量表的因子结构,但是传统的探索性因素分析方法无法告诉研究者自编量表的研究结果能否推广、可重复的概率有多大,以至于国内心理学研究者编制量表的研究成果丰硕,却未能得到社会广泛认可。Bootstrap 探索性因素分析方法则很好地解决了这一问题,将所得到的研究结果不局限在当前研究的被试群体,而可以加以推广,从而为提升心理学研究者所编制量表的社会应用价值提供统计方法学上的指导。

但心理学研究者在应用 Bootstrap 探索性因素分析时应注意三点:第一,Bootstrap 探索性因素分析不能弥补心理学研究本身存在的局限,如小效果量、小样本容量、样本缺乏代表性等<sup>[2]</sup>;第二,与其他研究方法的结果一样,Bootstrap 探索性因素分析的结果只是有助于研究结果解释的其中一部分<sup>[2]</sup>;第三,Bootstrap 探索性因素分析需要借助于传统的探索性因素分析。因此,Bootstrap 探索性因素分析与传统的探索性因素分析相结合,克服传统的探索性因素分析方法的不足,为研究者提供了研究结果可推广的概率,使研究者有机会得

到当前样本的研究结果在其他不同的被试形态下是稳定的抑或结果不可靠。

参考文献

1 徐瑞萍. 论科学与伪科学. 求索,2001,3:83—85.

2 Zientek L R,Thompson B. Applying the bootstrap to the multivariate case;bootstrap component/factor analysis. Behavior Research Methods,2007,39(2):318—325.

3 Henson R K,Roberts J K. Use of exploratory factor analysis in published research;common errors and some comment on improved practice. Educational and Psychological Measurement,2006,66(3):393—416.

4 Thompson B. Research news and comment: AERA editorial policies regarding statistical significance testing;three suggested reforms. Educational Researcher,1996,25(2):26—30.

5 Efron B. Bootstrap methods;another look at the jackknife. Annals of Statistics,1979,7(1):1—26.

6 Efron B,Gong G. A leisurely look at the bootstrap,the jackknife, and cross — validation. American Statistician,

1983,37(1):36—48.

7 Guangjian Zhang,Browne M W. Bootstrap fit testing,confidence intervals,and standard error estimation in the factor analysis of polychoric correlation matrices. Behavior-metrika,2006,33(1):61—74.

8 Zhongmin Cui,Kolen M J. Comparison of parametric and nonparametric bootstrap methods for estimating random error in equipercntile equating. Applied Psychological Measurement,2008,32(4):334—347.

9 Efron B. Better bootstrap confidence intervals. Journal of the American Statistical Association,1987,82(397):171—185.

10 孔明,卞冉,张厚粲. 平行分析在探索性因素分析中的应用. 心理科学,2007,30(4):924—925.

Bootstrap Exploratory Factor Analysis and Its Application

Jiao Can<sup>1,2</sup>, Wu Li,<sup>2</sup> Zhang Minqiang<sup>2</sup>

(1. Department of Psychology, Shenzhen University, Shenzhen 518000;  
2. Psychological Application Research Center, South China Normal University, Guangzhou 510631)

**Abstract:** Traditional exploratory factor analysis needs to meet the normal distribution and other assumptions, and does not evaluate result replicability. However, bootstrap exploratory factor analysis does not need to meet the normal distribution assumption, and its reliability can be assessed through the existing test data. As a strong complement to the traditional exploratory factor analysis, bootstrap exploratory factor analysis overcomes the shortcomings of traditional exploratory factor analysis, and provides statistical methodological support for psychology researchers, especially those who developed scales, to enhance the social application value and reliability of research results.

**Key words:** Bootstrap Exploratory Factor Analysis; sampling with replacement; Procrustes rotation