

基于一般线性模型框架的心理统计教学*

董圣鸿^{1,2}, 李小雨^{1,2}, 胡竹菁^{1,2}, 汪文义³

(1. 江西师范大学心理学院, 南昌 330022; 2. 江西省心理与认知科学重点实验室, 南昌 330022;

3. 江西师范大学计算机信息工程学院, 南昌 330022)

摘要:心理统计学教学中,不同的统计方法常常是独立教学,致使学生不易理解各种方法之间的关系。事实上, t 检验、方差分析和多元线性回归等方法都可以统一到一般线性模型的框架下,而结构方程是对这个框架的最一般化的描述,且结构方程路径图是呈现这个框架的形象工具。因此,本文尝试用路径图的方式来呈现心理学研究中最常用的统计方法,并将结构方程分析结果与传统分析结果进行对照,帮助学生建立一般线性模型上位概念,将以往孤立的统计方法联系起来。

关键词:心理统计;一般线性模型;路径图;教学

中图分类号:B841.2

文献标识码:A

文章编号:1003-5184(2020)06-0545-07

1 引言

心理学研究中统计方法的使用必不可少,2016~2019年发表在《心理学报》上的522篇文章中,有479篇采用了量化分析,其中390篇都使用了相关分析、 t 检验、方差分析或回归等常用心理统计方法。但是,在统计方法应用过程当中,常常出现误用的情况(边玉芳,2002;温忠麟,吴艳,2010;侯杰泰,刘红云,Marsh,2012),如,张军锋和董海原(2017)对医学论文中存在的常见统计学误用进行分析,发现存在不少错误选择统计方法的现象。这些统计方法误用,曾有人概括为忽视 t 检验和 F 检验的前提条件、误用 t 检验代替 F 检验、误用参数检验代替非参数检验和各种方差分析混用等4个类别(胡良平,1999)。之所以出现这么多统计方法误用的情况,究其原因,除个体是否擅长统计学之外,与统计学的教学也有密切关系。当前,由于统计软件使用的便利,导致统计学的教学常常教会了学生使用软件,而忽略了促使学生理解统计思想;同时,在传统的教学中,对于统计方法的讲解是“孤立”的,学生不能意识到各种统计方法之间的联系,缺乏把各个统计方法组织起来的知识框架。这样,就导致学生知其然而不知其所以然,面对种类复杂的数据和研究设计时,生搬硬套地使用统计方法从而导致误用。在《深化新时代教育评价改革总体方案》(2020)提出“支持建设高质量教学研究类学术期刊,鼓励高校学报向教学研究倾斜”的背景下,加强对《心理统计学》的教学研究具有十分重要的意义。

实际上,大多数心理学中常用的统计方法都属于一般线性模型(general linear model, GLM; Neter, Kutner, Nachtsheim, & Wasserman, 1996)的一部分,包括 t 检验,方差分析,多元线性回归,描述性判别分析,多元方差分析,典型相关分析和结构方程建模(Reis & Stiller, 1992; Graham, 2008)。并且,这些统计方法是有层次区分的,某些方法是其他方法的特例。例如, t 检验是单变量方差分析的特例;所有单变量统计分析技术都是多元线性回归分析的特例;所有单变量和多元线性回归分析的方法又是典型相关的特例;而上述各种方法又是结构方程模型的特例(Bagozzi, Fornell, & Larcker, 1981; Fan, 1997)。

上述基于一般线性模型的各种统计方法,有着一些共同的特征,本质上都是基于最小二乘法的思想,使观察值与预测值之间的差异最小。理应把一般线性模型作为“上位概念”,为学生学习与理解这些统计方法提供一个整体框架。根据教育心理学的研究结果,认知结构中具有相应“上位概念”将有利于认知结构的构建,有助于加深学生对各种统计方法的理解,并且还可以为学习者学习更高级统计方法奠定更好的知识基础,拓广统计方法的应用范围。

但是,在心理统计学的教材中,很少引入一般线性模型的框架。国外有少数心理统计学书籍对一般线性模型进行了介绍,如《心理统计》(Statistics for Psychology; Aron, Coups, & Aron, 2013)介绍了一般线性模型的概念,并解释了不同统计方法之间的联系;目前国内的心理统计学书籍中,《心理统计学

* 基金项目:第九批江西省研究生优质课题和案例建设项目:多元分析与实验设计。

通讯作者:胡竹菁, E-mail: huzjing@jxnu.edu.cn。

(第二版)》(胡竹菁,董圣鸿,张阔,2019)从一般线性模型的角度对常用的心理统计方法进行了比较。但是,教师在进行心理统计学教学时,还是使用传统的授课方法,每种统计方法独立讲解,并没有使用一般线性模型的框架。这样的授课方法,学生没有整体的学习框架,每个统计方法都从零开始,增加了学生学习的难度。在这种教学方式下,多元统计方法看上去非常复杂,让那些对统计方法缺乏整体框架的学生感到难以掌握。因此,有必要将一般线性模型引入教学中。

由于结构方程模型属于一般线性模型的最一般化的统计方法,其他的方法都可以看成是这个方法下的特例。如果从教育心理学提出的教学规律来看,教学从一般到特殊是一种上位学习的模式,更有利于学生的理解。然而,由于结构方程模型的数理过程本身过于复杂,导致在实际教学中不可能从结构方程作为学习的起点。但是,结构方程模型的路径图可以作为理解结构方程的形象工具,尽管学生不理解结构方程模型的数学过程,但完全可以通过路径图理解结构方程的基本概念。而且在整个统计课程中使用路径图有如下益处:(a)提供了一致的框架来探讨一般线性模型方法,(b)提供了统一的一般线性模型解释策略;(c)学生能够更简洁地使用结构方程模型。因此,可以把路径图作为联系各种统计方法的载体。

因此,本文试图把结构方程中使用的路径图作为一种用于教授一般线性模型的教学工具。论文在描述一般线性模型的共同特征的基础上,采用数据实例,使用路径图的方法从一般线性模型的角度对心理统计学常用统计方法进行了比较,以期心理统计学教学提供统一的概念框架。

2 一般线性模型的共同特点

一般线性模型中多元线性回归的形式最便于理解,其所体现的一般线性模型的特征十分明确。在多元回归中,用一个或多个自变量来预测一个因变量。除了常用的连续变量以外,分类变量也可以作为自变量或因变量(Kerlinger & Pedhazur, 1973)。

多元线性回归的数学模型(胡竹菁等,2019)为:

$$y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \cdots + \beta_k x_k + \varepsilon$$

在多元线性回归方程中, β_0 为方程在 y 轴上的截距, $\beta_j(j=1,2,3,\cdots,K)$ 是第 j 个自变量 x_j 的回归系数。用 β 表示回归系数时,表示该方程已经将所有自变量进行标准化(即 Z 分数化),而未标准化的回归系数使用 b 表示。实际上,因变量的方差可分解为被自变量解释的变异(\hat{y} 的变异)和与自变量无关的变异(即误差方差)。纳入回归方程中的

自变量所解释的因变量方差占总方差的比例被称为 R^2 ,是 \hat{y} 和因变量 y 的相关系数的平方, R^2 通常作为总体效应大小的测量指标。

无论是哪种统计方法,都会有衡量统计结果的指标,一般线性模型框架下的统计方法也不例外。这些统计方法都可以计算权重,只是在不同的统计方法中,权重代表的指标名称不同。例如,在多元线性回归中,权重为回归系数 β ;在方差分析中,权重为 η ;在相关分析中,权重为 r ;在描述性判别分析中,权重为判别函数系数;在典型相关分析中,权重为典型相关系数。而这些指标在结构方程路径图中统一表示为路径系数。

除了权重,一般线性模型包含的统计方法都可以计算结构系数。结构系数(structural coefficient)是指潜在变量与观测变量之间的双变量相关。在多元线性回归中,结构系数仅指测量的自变量和潜在变量 \hat{y} 之间的相关(Courville & Thompson, 2001; Thompson & Borrello, 1985)。如果测量的自变量之间完全不相关,那么权重等同于结构系数,检验权重即可;如果自变量之间存在高度相关,可能会出现某自变量的权重接近于0,但该自变量是因变量的最佳单个解释变量的情况(Thompson, 1992; Thompson & Borrello, 1985)。所以,在一般线性模型中,除了检验权重外,检验结构系数也十分有必要(Cooley & Lohnes, 1971; Thompson & Borrello, 1985)。

但是,一般线性模型的特点并不是在所有的统计方法中都像在多元线性回归中清晰,导致许多学生在学习时不能意识到这些统计方法之间的关联。因此,在进行教学示例时,可以将不同统计方法结果与多元线性回归分析结果作对照,帮助学生把各类统计方法统一到一个框架下。

3 教学示例

为了更清楚的展示一般线性模型中结构方程路径图的用法,本研究使用了吴明隆(2017)的《结构方程模型——AMOS的操作与应用》中第十章的数据文件,共计7个变量。其中,性别和社会经济地位(简称社经地位)为分类自变量,都是两个水平,以-1,1计分;性别 \times 社经地位是指性别与社经地位的交互作用;生活压力、人际压力和学习压力为连续自变量;忧郁倾向和自杀意念为因变量,为连续变量,其方差/协方差矩阵见表1。

使用SPSS24.0对数据进行统计分析,使用AmosVersion24进行有关反应性指标的测量模型分析,使用SamrtPLS3.0进行有关形成性指标的测量模型分析。

表 1 教学示例的方差/协方差矩阵 ($n = 468$)

	生活压力	人际压力	学习压力	性别	社经地位	性别 \times 社经地位	忧郁倾向	自杀意念
生活压力	2.408							
人际压力	1.841	4.820						
学习压力	2.198	2.832	4.636					
性别	-0.417	-0.661	-0.488	1.001				
社经地位	-0.070	0.145	0.179	-0.021	1.002			
性别 \times 社经地位	-0.226	-0.252	-0.163	0.012	-0.034	1.002		
忧郁倾向	2.031	2.877	2.850	-0.633	0.119	-0.240	6.319	
自杀意念	2.084	4.917	3.258	-1.486	0.244	-0.429	4.145	9.773
平均值	12.466	16.515	16.769	-0.034	0.013	-0.021	18.769	19.376
标准差	1.55	2.195	2.153	1.000	1.001	1.000	2.514	3.126

3.1 多元线性回归

为了说明多元线性回归是一般线性模型的一部分,以忧郁倾向为因变量,生活压力、人际压力和学习压力为自变量进行回归分析,结果见表 2。结果显示,自变量对因变量的解释为 37.4%。

最初的结构方程模型路径图如图 1 所示,图中 A 为输入模型图,B 为标准化输出结果图。为了节省空间,本文中其他统计分析部分仅呈现标准化输出结果图。在输入模型中,误差项之间的路径系数和因变量最初被设置为 1,并且一般线性模型中假定自变量是无误差的。在标准化输出结果中,我们可以看到从自变量到因变量的路径系数与表 2 中

SPSS 分析的 β 值相同。此外,因变量忧郁倾向右上角的数字是 R^2 ,它是整个模型效应量的方差比例。而自变量之间的双箭头上的数字为这些变量之间的相关,可由表 1 中方差和协方差计算得到。

表 2 多元线性回归方程中自变量系数表

变量	b	SE	β	t	p
生活压力	0.386	0.081	0.238	4.739	0.001
人际压力	0.305	0.054	0.267	5.638	0.001
学习压力	0.245	0.062	0.210	3.976	0.001

注:因变量是抑郁倾向, $R^2 = 0.374$ [$F(3, 464) = 92.28$, $p < 0.001$]

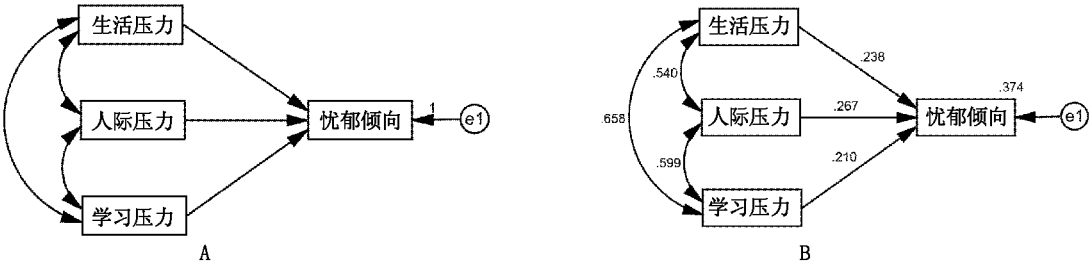


图 1 多元线性回归路径分析图

(注:在路径分析图中,一般用方框来表示观察变量,用圆圈来表示潜在变量;误差也使用圆圈表示,在本研究中用 e 代表误差;双箭头表示相关,单箭头表示回归路径。)

图 1 中的模型能够提供同 SPSS 分析中的所有信息,但如果在模型中构造一个潜在变量 \hat{y} ,作为生活压力、人际压力和学习压力的形成性指标,可以获得更多的信息,该模型的标准化输出见图 2。如图 2 所示, R^2 的值保持不变。但是,为了获得 β 值,需要将自变量指向 \hat{y} 的路径系数与 \hat{y} 指向因变量的路径相乘。比如,对于生活压力, $(0.390) \times (0.611) = 0.238 = \beta_{\text{生活压力}}$,其中潜变量 \hat{y} 指向 y 路径系数为 $R = 0.611$ 。实际上,图 2 和图 1 中的模型是相同的,但图 2 让潜在变量 \hat{y} 更清晰,加入潜在变量 \hat{y} 可以提供自变量和 \hat{y} 之间的相关性。该例中自变量之间

存在相关,根据结构系数计算方法 (Ziglar, 2017; Courville & Thompson, 2001; Graham, Guthrie, & Thompson, 2003; Thompson, 1997),即自变量与 y 的相关系数除以决定系数的平方根,可计算得到三个自变量的结构系数依次为 0.851, 0.852 和 0.861。

3.2 两因素方差分析

因为所有的一般线性模型的单变量统计都是多元线性回归的特殊情况 (Knapp, 1978),所以其他单变量统计模型也可以从回归路径图中推导出来。为了演示两因素方差分析是回归的特例,首先用 SPSS 计算 2(性别:男,女) \times 2(社经地位:高,低) 方差分

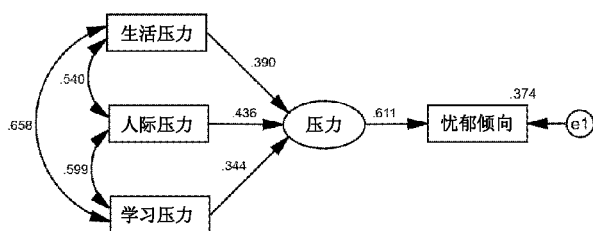


图2 有潜变量的多元线性回归路径分析图

表3 两因素方差分析结果表

源	SS	df	MS	F	p	η^2
性别	184.101	1	184.101	31.241	0.001	0.062
社经地位	4.437	1	4.437	0.753	0.386	0.002
性别 × 社经地位	24.539	1	24.539	4.164	0.042	0.008
误差	2734.321	464	5.893			
总计	2951.077	467				

注:因变量是抑郁倾向。 $R^2 = 0.073$ 。

表4 多元线性回归方程中自变量系数表

变量	b	SE	β	t	p
性别	-0.628	0.112	-0.250	-5.589	0.001
社经地位	0.097	0.112	0.039	0.868	0.386
性别 × 社经地位	-0.229	0.112	-0.091	-2.041	0.042

注:因变量是抑郁倾向, $R^2 = 0.073$ [$F(3, 464) = 12.261, p < 0.001$]

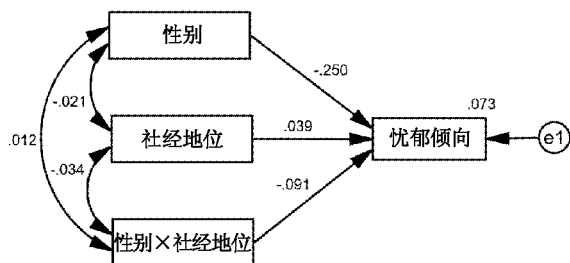


图3 两因素方差分析路径图

图3中说明了表3、表4中的结果如何在结构方程中表示。在多元线性回归中,从自变量到因变量的路径系数与 β 值相等;但是在方差分析中,自变量到因变量的路径系数平方与 η^2 相等,权值指的是 η 。

如果说分类变量有k个水平,那么需要构造k-1个预测变量。可以采用对照编码的方式,此时编码必须符合两个条件:一是每个预测变量内编码和为0;另一个是多个预测变量对应相乘的结果之和等于0。具体可查阅《心理统计学(第二版)》(胡竹菁等,2019)。

以2×3设计的方差分析为例,自变量A有两个分类水平,自变量B有3个分类水平。那么自变量B需要构造两组预测变量 λ_1 和 λ_2 ,且考虑A与B的交互作用,需要构造 $A \times \lambda_1$ 和 $A \times \lambda_2$ 两组交互

析,SPSS分析结果见表3。需要注意的是SPSS中能够得到偏 η^2 结果,但不能直接得到 η^2 , η^2 需要自行计算,计算公式为 $\eta^2 = \frac{SS_{\text{组间}}}{SS_{\text{总体}}}$ 以性别、社经地位和性别×社经地位作为自变量,抑郁倾向作为因变量进行回归分析,结果见表4。

作用。那么,方差分析中 η_B^2 对应路径图中可以用以下公式计算:

$$\eta_B^2 = \beta_{\lambda_1 Y}^2 + \beta_{\lambda_2 Y}^2$$

交互作用也可使用该方式计算。

3.3 相关分析

使用生活压力和抑郁倾向两个连续变量进行相关分析。使用SPSS进行相关分析,求得两个变量的相关系数 r 为0.521。将生活压力作为自变量,抑郁倾向作为因变量进行回归分析,得到 β 为0.521, R^2 为0.271。在Amos中最简单的建立相关分析模型的方法是用一个双箭头连接两个测量变量;但是,这不能使一般线性模型中相关的位置变得清晰。图4为双变量相关模型,与回归模型相同,只是因变量是对一个连续自变量回归。回归的路径系数等同于两个变量的相关 r 和回归系数 β ,被分配给因变量的解释量(0.271)等于双变量相关的平方($0.521 \times 0.521 = 0.271$)和 R^2 。需要注意的是,相关关系是双向的,将回归分析或路径图中两个变量调换位置结果也一样。双变量相关分析是一般线性模型最简洁的表达:两个连续变量之间的线性关系。在单自变量的情况下,标准化权值、结构系数、双变量相关和效应量的平方根都是相等的。

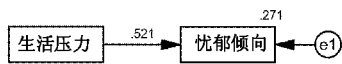


图 4 双变量相关分析路径图

3.4 独立样本 t 检验

独立样本 t 检验是比较两个样本的均值和方差是否来源于同一总体。独立样本 t 检验与两个水平的单因素方差分析具有相同的假设,但两者还是存在不同之处:在 t 检验中,均值差异的置信区间被构建;而方差分析中,因变量的变异被划分成了组间变异和组内变异。虽然两者的计算公式(特别是教授方法)不同,但是它们的方法是等价的。本质上,这些检验二分变量和连续变量之间相关程度的方法,也叫点二列相关。

将这些统计方法作为一般线性模型的一部分进行分析,使用 SPSS 的独立样本 t 检验来考察不同社经地位被试的抑郁倾向得分均值是否存在差异。结果显示不同社经地位的被试的忧郁倾向得分没有显著差异 [$t(466) = 1.019, p = 0.309$]。用相同的变量进行方差分析得到相同的结果 [$F(1, 466) = 1.037, p = 0.309, \eta^2 = 0.002$]。当进一步考察 F 值与 t^2 时,可以看到这两个检验是等值的 ($1.0375 = 1.0186^2$)。并且,使用 SPSS 计算抑郁倾向和社经地位之间的点二列相关为 0.047,其平方就等于单因素方差分析的 $\eta^2 = 0.002$ 。使用社经地位作为自变量,忧郁倾向作为因变量进行回归分析,结果如表 5 所示。其中的结果可以与 t 检验和方差分析中结果相对应。

这些等值的检验方法用结构方程路径图表示见图 5。模型与其在双变量相关中相同,只是图 4 中

的自变量为连续变量而图 5 中为分类变量。Amos 和 SPSS 的结果比较分析表明,独立样本 t 检验、单因素方差分析和点二列相关都是对单个类别变量的简单回归。在双变量相关分析中,标准化权重,结构系数,双变量相关系数和效应量平方根都是相同的。如果一个单因素方差分析有两个以上的水平,那么有必要用多个对比变量,正如方差分析中讨论的那样。在这个例子中, R^2 与方差分析中 η^2 相等。

表 5 一元线性回归方程中自变量系数表

变量	b	SE	β	t	p
生活压力	0.118	0.116	0.047	1.019	0.309

注:因变量是抑郁倾向。 $R^2 = 0.002$ [$F(1, 466) = 1.037, p = 0.309$]。

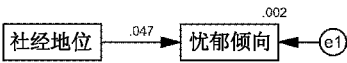


图 5 独立样本 t 检验路径图

3.5 多元方差分析

多元方差分析是方差分析的扩展,用于检验多组自变量在多个连续变量(因变量)上的差异。当将方差分析构建成一个结构模型,不同点是回归中的自变量被二分变量替代。

为了演示多元方差分析是回归的特例,首先用 SPSS 计算自变量为 2(性别:男,女) \times 2(社经地位:高,低),因变量为忧郁倾向和自杀意念的方差分析,SPSS 分析结果见表 6。

多元方差分析路径图如图 6 所示。SPSS 分析结果的 R^2 与 Amos 中的 R^2 相同,自变量到因变量的路径系数平方与表 6 中 η^2 相等。

表 6 多元方差分析结果表

源	因变量	SS	df	MS	F	p	η^2
性别	忧郁倾向	184.101	1	184.101	31.241	0.001	0.062
	自杀意念	1017.198	1	1017.198	137.346	0.001	0.224
社经地位	忧郁倾向	4.437	1	4.437	0.753	0.386	0.002
	自杀意念	18.410	1	18.410	2.486	0.116	0.004
性别 \times 社经地位	忧郁倾向	24.539	1	24.539	4.164	0.042	0.008
	自杀意念	76.054	1	76.054	10.269	0.001	0.017
误差	忧郁倾向	2734.321	464	5.893			
	自杀意念	3436.427	464	7.406			
总计	忧郁倾向	167820.000	468				
	自杀意念	180266.000	468				

注:抑郁倾向 ($R^2 = 0.073$), 自杀意念 ($R^2 = 0.247$)

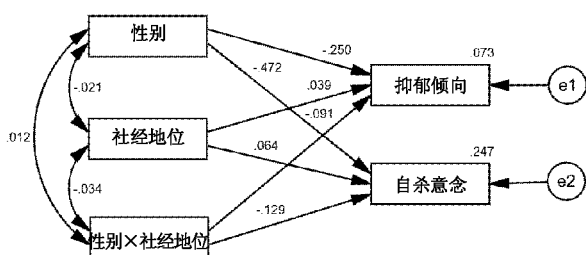


图6 多元方差分析路径图

4 讨论

心理学研究本质上是研究自变量与因变量的之间的关系,考察因变量中能被自变量所解释的变异。这些变量在结构方程模型中,可以是潜变量,也可以是显变量,而在常用的统计方法中,例如 t 检验、方差分析、多元线性回归,这些变量都是显变量,实质上,可以通过这些显变量建构出相应的潜变量,从而可以使用结构方程模型来建立一个统一的概念框架;而路径图是呈现这个概念框架的有效形式,因此,利用路径图能够帮助学生建立一般线性模型上位概念,将以往孤立的统计方法联系起来。

数据分析本质上就是考察因变量的变异(总方差)在多大程度上可以由自变量解释,因此,数据分析要做的工作就是在所求模型的简洁性和减少误差提高拟合度之间寻找平衡点(辛涛,2010)。而常用的统计方法常常是通过统计显著性下结论,不能让人直接体会到数据分析的本质。尽管近年来一些学术期刊加上了效应量的要求,但是对于效应量的本质,很少有教材或文章予以介绍。如果将常用的统计方法以一般线性模型的一些特殊形式出现,则可以清晰地呈现出因变量的变异(总方差)在多大程度上可以由自变量解释的本质。所有一般线性模型框架下的统计方法都有一个或多个统计量,相当于多元线性回归中 R^2 ,用来表示因变量被自变量解释的方差比例。如果总体模型效应量足够大,那么就说明模型对于因变量的解释是有价值的。所有的一般线性模型都会产生标准化的权重,用来反映各个变量对总变异的影响;通过比较不同变量的标准化权重,可以判断各个变量对总变异影响的大小。只是在不同统计方法中,权重的常用名不同,如,回归分析中是 β ,方差分析中是 η ,相关分析中是 r ,等等。

如果总体模型效应量足够大,又涉及两个以上的测量变量,并且自变量彼此相关,那么除标准化权重之外还需要考察结构系数。但由于常用统计软件多数不会提供结构系数的计算结果,所以这个常常

被忽略,这可能导致所建立的模型不是最佳模型。如,前文提到的多元线性回归,如果自变量之间存在高度相关,会出现自变量的 β 接近 0 但与因变量有高相关,这时共享的方差可能被分配给了其他变量(Zientek & Thompson, 2006),此时不能仅凭权重大小确定自变量对因变量的解释方差的贡献,需要结合权重和结构系数对结果进行解释。

5 结论

一般线性模型的概念框架对统计教学具有重要意义。在提供了传统统计方法的参数之外,还提供了两个经常在报告和解释结果时容易忽略的参数:结构系数和效应量。

一般线性模型可以作为大部分心理统计方法的上位概念,使用路径图可以让学生更容易将不同的心理统计方法联系起来。并且,熟悉结构方程模型软件和对路径图概念的理解,能够让学生更容易掌握比较复杂的结构方程模型方法。一般线性模型应该更多地进入心理或教育统计的课堂中,帮助学生理解心理与教育统计方法。

参考文献

- 边玉芳. (2002). 警惕心理学研究中的统计误用. *心理科学进展*, 10(4), 447-452.
- 侯杰泰, 刘红云, Marsh, H. W. (2012). 心理统计分析: 趋势、契机与展望. *中国科学院院刊*, 27, 216-224.
- 胡良平. (1999). *医学统计应用错误的诊断与释疑*. 北京: 军事医学科学出版社.
- 胡竹菁(主编). (2019). *心理统计学(第二版)*. 北京: 高等教育出版社.
- 深化新时代教育评价改革总体方案. (2020-10-13). 来自: http://www.gov.cn/zhengce/2020-10/13/content_5551032.htm
- 温忠麟, 吴艳. (2010). 屡遭误用和错批的心理统计. *华南师范大学学报(社会科学版)*, 1, 47-54.
- 吴明隆. (2017). *结构方程模型——AMOS 的操作与应用*. 重庆: 重庆大学出版社.
- 辛涛. (2010). *回归分析与实验设计*. 北京: 北京师范大学出版社.
- 张军锋, 董海原. (2017). 医学论文审稿中常见的统计学错误: 定量资料统计方法的误用分析. *中国药物与临床*, 17(10), 1558-1560.
- Aron, A., Coups, E. J., & Aron, E. N. (Eds.). (2013). *Statistics for psychology* (6th ed.). New Jersey: Pearson Education.
- Bagozzi, R. P., Fornell, C., & Larcker, D. F. (1981). Canonical correlation analysis as a special case of a structural relations model. *Multivariate Behavioral Research*, 16(4), 437-454.
- Cooley, W. W., & Lohnes, P. R. (1971). *Multivariate data anal-*

- ysis. New York: John Wiley.
- Courville, T., & Thompson, B. (2001). Use of structure coefficients in published multiple regression articles: β is not enough. *Educational and Psychological Measurement*, 61(2), 229–248.
- Fan, X. (1997). Canonical correlation analysis and structural equation modeling: What do they have in common? *Structural Equation Modeling*, 4, 65–79.
- Graham, J. M. (2008). The general linear model as structural equation modeling. *Journal of Educational and Behavioral Statistics*, 33(4), 485–506.
- Graham, J. M., Guthrie, A., & Thompson, B. (2003). Consequences of not interpreting structure coefficients in published CFA research: A reminder. *Structural Equation Modeling*, 10(1), 142–153.
- Kerlinger, F. N., & Pedhazur, E. J. (1973). *Multiple regression in behavioral research*. New York: Holt, Rinehart & Winston.
- Knapp, T. R. (1982). Canonical correlation analysis: A general parametric significance – testing system. *Psychological Bulletin*, 85(2), 410–416.
- Neter, J., Kutner, M. H., Nachtsheim, C. J., & Wasserman, W. (1996). *Applied linear statistical models* (Vol. 4, p. 318). Chicago: Irwin.
- Reis, H. T., & Stiller, J. (1992). Publication trends in JPSP: A three – decade review. *Personality and Social Psychology Bulletin*, 18, 465–472.
- Thompson, B. (1992). *Interpreting regression results: Beta weights and structure coefficients are both important*. Paper presented at the Annual Meeting of the American Educational Research Association, San Francisco.
- Thompson, B. (1997). The importance of structure coefficients in structural equation modeling confirmatory factor analysis. *Educational and Psychological Measurement*, 57(1), 5–19.
- Thompson, B., & Borrello, G. M. (1985). The importance of structure coefficients in regression research. *Educational and Psychological Measurement*, 45(2), 203–209.
- Ziglar, L. (2017). Interpreting multiple regression results: β weights and structure coefficients. *General Linear Model Journal*, 43(2), 13–22.
- Zientek, L. R., & Thompson, B. (2006). Commonality analysis: Partitioning variance to facilitate better understanding of data. *Journal of Early Intervention*, 28(4), 299–307.

Psychological Statistics Teaching on General Linear Model

Dong Shenghong^{1,2}, Li Xiaoyu^{1,2}, Hu Zhujiang^{1,2}, Wang Wenyi³

(1. School of Psychology, Jiangxi Normal University, Nanchang 330022;

2. Jiangxi Key Laboratory of Psychology and Cognitive Science, Nanchang 330022;

3. School of Computer Information and Engineering, Jiangxi Normal University, Nanchang 330022)

Abstract: In the teaching of psychological statistics, different statistical procedures are often taught independently, which makes it difficult for students to understand the relationship between the various of parametric statistical procedures. In fact, t test, analysis of variance, multiple regression are in common use are part of the general linear model (GLM), and structural equation modeling (SEM) is the most general description of GLM framework, and path diagrams of SEM is the image tool to present this framework. Therefore, this article used path diagrams of SEM as a tool for teaching GLM statistics, and compare the results of SEM analysis with the results of traditional statistical analysis to help students establish GLM framework, and connect the common psychological statistical procedures.

Key words: psychological statistics; general linear model; path diagram; teaching