·统计、测量与方法·

基于结构方程模型的有调节的中介效应分析*

方 杰**[1] 温忠麟[2]
([1]广东财经大学人文与传播学院，广州，510320)
([2]华南师范大学心理学院 / 心理应用研究中心，广州，510631）

摘 要 有调节的中介模型是中介过程受到调节变量影响的模型。指出了目前有调节的中介效应分析普遍存在的问题：大多使用多元线性回归分析，忽略了测量误差；而基于结构方程模型 (SEM) 的有调节的中介效应分析需要产生乘积指标，又会面临乘积指标生成和乘积项非正态分布的问题。在简介潜调节结构方程 (LMS) 方法后，建议使用 LMS 方法得到偏差校正的 bootstrap 置信区间来进行基于 SEM 的有调节的中介效应分析。总结出一个有调节的中介 SEM 分析流程，并有示例和相应的 Mplus 程序。文末展望了 LMS 和有调节的中介模型的发展方向。

关键词 有调节的中介效应 潜调节结构方程 bootstrap 乘积指标

1 引言

有调节的中介模型 (moderated mediation model) 意味着自变量 X 通过中介变量 M 对因变量 Y 产生影响，而中介过程 ($X \rightarrow M \rightarrow Y$) 受到调节变量 Z 的调节 (温忠麟 , 叶宝娟 , 2014)，图 1(a) 是模型概念图。目前所见有调节的中介效应检验方法都是基于显变量的多元线性回归分析 (方杰 , 张敏强 , 顾红磊 , 梁东梅 , 2014; 温忠麟 , 叶宝娟 , 2014; Edwards & Lambert, 2007; Hayes, 2013; Muller, Judd, & Yzerbyt, 2005; Preacher, Rucker, & Hayes, 2007)。基于多元线性回归的中介和调节效应分析的最大不足是假设所有变量的测量都不存在测量误差，这会造成中介和调节效应的低估 (Cheung & Lau, 2008; Ledgerwood & Shrout, 2011)，而建立结构方程模型 (structural equation model, SEM) 进行有调节的中介效应分析的最大优势就在于设置潜变量，有效控制测量误差，准确估计中介和调节效应值，是比较好的方法。已有方法学文献明确指出，基于显变量的有调节的中介模型路径图和分析思路同样适用于潜变量 (方杰等 , 2014; 温忠麟 , 叶宝娟 , 2014)，因此，本文的目标是将基于显变量的有调节的中介效应检验方法拓展应用到 SEM 框架中。

值得注意的是，基于 SEM 的有调节的中介效应分析虽然优势明显，但实际应用并不多 (Cheung & Lau, 2017)。有人对 2010~2011 年发表在 4 本顶级管理学期刊上的 78 篇同时包含中介和调节变量的文章进行了文献分析，只有 5% 的文章是用 SEM 进行统计分析 (Holland, Shore, & Cortina, 2017)。一个可能的原因是，目前有调节的中介 SEM 分析需要使用乘积指标法 (product-indicator approaches)，这类方法需要用到乘积指标 (product indicator) 作为潜调节 (交互) 项 (见图 1b 的 XZ) 的指标。乘积指标法存在两大不足。第一，乘积指标的生成比较复杂，存在多种指标生成策略，一般应用研究者不易掌握，且不同的乘积指标生成策略可能会产生不同的参数估计结果，给应用研究者带来理解和解释的困惑 (王孟成 , 2014; 温忠麟 , 刘红云 , 侯杰泰 , 2012)。第二，乘积项是非正态分布的，使得基于正态分布假设的参数估计结果可能产生偏差，存在稳健性的问题 (王孟成 , 2014; 温忠麟等 , 2012; Cheung & Lau, 2017;

* 本研究得到国家自然科学基金项目 (31771245，31400909)、国家社会科学基金项目 (17BTJ035) 和教育部人文社会科学研究青年基金项目 (14YJC190003) 的资助。

** 通讯作者：方杰。E-mail: fangj@gdufe.edu.cn

DOI:10.16719/j.cnki.1671-6981.20180231

Sardeshmukh & Vandenberg, 2017)。一种可行的解决办法是利用潜调节结构方程 (latent moderate structural equations, LMS) 方法 (温忠麟 , 吴艳 , 侯杰泰 , 2013; Klein & Moosbrugger, 2000) 进行有调节的中介 SEM 分析，因为 LMS 方法无需使用乘积指标，避免了乘积指标的问题，且可用 SEM 软件 Mplus 方便执行，有望推广应用。本文将探讨如何利用 LMS 方法进行有调节的中介 SEM 分析。在简介 LMS 方法后，讨论了有调节的中介 SEM 模型的估计和检验问题，总结出一套有调节的中介 SEM 分析方法；然后，用一个实例说明如何进行有调节的中介 SEM 分析，并给出了 Mplus 程序；最后对相关议题做了讨论和拓展。

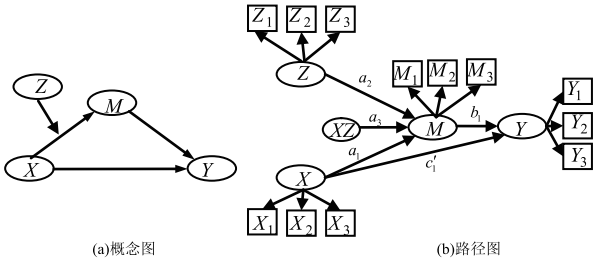


图 1 有调节的中介模型图 (改编自 Cheung & Lau, 2017)

2 潜调节结构方程 (LMS) 方法

LMS 方法本质上是一种分布分析方法 (distribution analytic approach)，是利用潜变量调节 (交互) 模型

$$\eta = \alpha + \gamma_1\xi_1 + \gamma_2\xi_2 + \gamma_3\xi_1\xi_2 + \zeta \quad (1)$$

的全部指标 (x, y) 的联合分布函数去估计参数γ_3，因此不需要用到潜调节 (交互) 项$\xi_1\xi_2$的指标，避免了因使用乘积指标产生的问题。

LMS 法假设外生潜变量 (自变量) ξ_1和 (调节变量) ξ_2、残差ζ都是正态分布，但潜调节 (交互) 项$\xi_1\xi_2$不是正态分布，内生潜变量 (因变量) η 不是正态分布 (见公式 (1))，因此 η 的指标 y 也不是正态分布，全部指标 (x, y) 的联合分布也就不是正态分布。如何处理全部指标 (x, y) 的联合分布的非正态性呢? LMS 方法设法将其近似为一个有限的混合分布，每个分布都是条件正态分布，用 EM 算法 (expectation maximization algorithm) 进行估计。不过，LMS 用到原始数据的全部信息 (full information)，而不像通常的结构方程模型那样只需要均值和协方差矩阵 (温忠麟等 , 2013; Klein & Moosbrugger, 2000)。

乘积指标法如果使用基于正态假设的极大似然估计 (maximum likelihood, ML)，将面临 η 及其指标 y 非正态分布的稳健性问题，因此从这个角度看，LMS 法优于乘积指标法 (温忠麟等 , 2012)。LMS 的另一优势是能提供极大似然估计的参数值和参数标准误 (Sardeshmukh & Vandenberg, 2017)。

温忠麟等人 (2013) 系统梳理了在潜变量调节效应检验中，LMS 法和其他方法的模拟比较研究结果。结果发现，当 x 指标服从正态分布时，LMS 在估计精度、检验力等方面都优于乘积指标法，估计的标准误相对无偏,并且即使潜变量的乘积项不止一个，理论上说也可以进行估计；但当 x 指标不是正态分布时，尤其在样本容量较大时 (超过 200)，LMS 方法虽然有一定的稳健性，无约束乘积指标法表现更好，有更好的稳健性 (Sardeshmukh & Vandenberg, 2017)。

3 基于 LMS 的有调节的中介效应分析

基于 LMS 的有调节的中介效应分析是以 SEM 模型可接受为前提的。在 SEM 软件 Mplus 执行基于 LMS 的有调节的中介效应分析中，有 AIC (Akaike Information Criterion, AIC) 指数，但未提供常用的 RMSEA、CFI、TLI 等拟合指数值。那如何判断基于 LMS 的有调节的中介 SEM 模型可以接受呢? 第一步，利用常用拟合指数，判断不含潜调节 (交互) 项的基准 SEM 模型 (图 1(b) 去掉 XZ) 的拟合情况是否可接受。因为基准模型是符合正态分布理论的 (Klein & Moosbrugger, 2000; Maslowsky, Jager, & Hemken, 2015)，常用的拟合指数可以利用。第二步，判断包含潜调节 (交互) 项的有调节的中介 SEM 模型 (图 1(b)) 相比基准模型，拟合情况是否更好。判断方法有两种。第一种是利用 AIC 判断，如果 AIC 变小或者不变，则表示模型至少没有变坏或者有改善，因为 AIC 越大表示信息损失越多 (Sardeshmukh & Vandenberg, 2017)。第二种方法是利用似然比检验 (log-likelihood ratio test)，根据 Mplus 结果中的 H_0 值，计算 -2LL 值 (基准模型和有调节的中介模型的似然比之差)，-2LL 值近似服从χ^2分布，χ^2分布的自由度为基准模型和有调节的中介模型的自由度之差，如果 -2LL 值的卡方检验显著，就表示有调节的中介模型更好 (Klein & Moosbrugger, 2000; Maslowsky et al., 2015)。

有调节的中介 SEM 模型可接受，就可以进行有调节的中介效应分析了。方杰等 (2014) 系统梳理了有调节的中介效应的显变量分析方法的发展历程，建议使用 Hayes (2013) 提出的系数乘积法进行

分析，即如果a_3b_1（见图 1(b)）的 bootstrap 置信区间不包括 0，就表示有调节的中介效应显著。Cheung 和 Lau(2017) 用模拟研究比较了 LMS 法和多元线性回归分析法在有调节的中介效应（见图 1）分析中的表现。结果发现，在正态分布下，LMS 法产生了更准确的参数估计值a_3b_1和a_3b_1的 bootstrap 置信区间，但是检验力不如多元线性回归法。另外，Borau, El Akremi, Elgaaied-Gambier, Hamdi-Kidar 和 Ranchoux (2015) 对发表在 2 本顶级营销学期刊上的 118 篇包含有调节的中介模型的论文进行文献分析，结果发现，49 篇 (41.5%) 论文使用了 Hayes (2013) 提出的系数乘积法，系数乘积法已在诞生的第二年 (2014 年有 33 篇文章使用该法）一跃成为使用最多的方法。因此，推荐使用系数乘积法进行有调节的中介 SEM 分析。

面对一个有调节的中介 SEM 分析任务，研究者应当如何进行呢？根据前面的讨论，我们总结出一套有调节的中介 SEM 分析流程（见图 2）如下：

1、判断基准 SEM 模型是否可接受，如果不可接受，则分析结束，否则进入步骤 2。

2、判断有调节的中介 SEM 模型是否可接受，如果不可接受，则分析结束，否则进入步骤 3。

3、利用系数乘积法进行有调节的中介效应分析，如果 bootstrap 置信区间不包括 0，就表示有调节的中介效应显著。

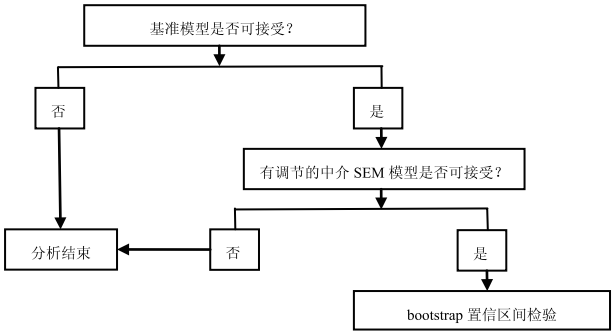


图 2　有调节的中介 SEM 分析流程

4　示例

接下来用一个例子演示如何进行有调节的中介 SEM 分析。本例感兴趣的是，青少年网络被欺负 (*X*) 通过压力感 (*M*) 影响抑郁 (*Y*) 的中介过程，是否受到了网络社会支持 (*Z*) 的调节，模型如图 1 所示，网络被欺负 (*X*) 和压力感 (*M*) 为潜变量（各有三个指标）、网络社会支持 (*Z*) 和抑郁 (*Y*) 为显变量。本例的所有变量（均为连续变量）及其数据 (1307 人）均来自 Edward 和 Lamber (2007) 的研究，使用 Mplus 7.4 进行数据分析（程序见附录）。

步骤一，对于不含潜调节（交互）项的基准 SEM 模型，$\chi^2 = 18.69$，df=18，CFI = .99，TLI=.99，RMSEA = .005，SRMR = .015，表明基准 SEM 模型拟合良好，进入步骤二。

步骤二，对于包含潜调节（交互）项的有调节的中介 SEM 模型（见图 1b），AIC=29202.76，相比基准 SEM 模型的 AIC 值 (29195.94)，减少了 6.82，表明有调节的中介 SEM 模型相比基准 SEM 模型有改善；同时，有调节的中介 SEM 模型的 Log Likelihood=-14576.38，相比基准 SEM 模型的 Log Likelihood 值 (-14580.79)，增大了 4.41，即 -2LL 值为 4.41，自由度的增加 1，-2LL 值的卡方检验显著 (p <.05)，有调节的中介 SEM 模型相比基准 SEM 模型更好，因此进入步骤三，利用系数乘积法进行有调节的中介效应分析。

步骤三，这里报告的置信区间都是 95% 的偏差校正 bootstrap 置信区间，a_3b_1的置信区间为 [-.16, -.03]，不包括 0，根据系数乘积法可知，青少年网络被欺负经过压力感对抑郁的中介效应受到网络社会支持的调节。中介效应为$(a_1 + a_3Z)\,b_1 = 2.04 - .095Z$，随 Z 变化。简单效应分析结果显示，当 Z 取值为 -2.67（均值之下 1 个标准差）时，中介效应值为 2.29，置信区间为 [1.95, 2.62]，不包括 0，中介效应显著；当 Z 取值为 -.07（均值）时，中介效应值为 2.04，置信区间为 [1.72, 2.33]，不包括 0，中介效应显著；当 Z 取值为 2.53（均值之上 1 个标准差）时，中介效应值为 1.80，置信区间为 [1.44, 2.12]，不包括 0，中介效应显著；以上结果表明，随着调节变量 Z（网络社会支持）的增加，青少年网络被欺负经过压力感对抑郁的中介效应显著减小，即调节变量 Z 显著调节了中介效应的大小。

5　小结与讨论

针对当前有调节的中介效应检验大多都基于显变量的多元线性回归分析（忽略测量误差），目前常用的有调节的中介 SEM 分析需要产生乘积指标的问题，本文建议使用 LMS 方法进行有调节的中介 SEM 分析。总结出一个有调节的中介 SEM 分析流程，并通过一个实例演示了如何进行有调节的中介 SEM 分析。但是，本研究仍然存在一些不足，尚需进一步深入讨论和拓展。

5.1 LMS 方法

LMS 方法虽然有诸多优点，但也存在计算耗时较多的不足。为减少 LMS 方法的时耗，可采用两步法适当简化有调节的中介模型。第一步，适当减少潜变量的数目，因为定义潜变量调节 (交互) 项的“XWITH”语句 (见附录)，不仅适用于潜变量之间的调节作用，也适用于潜变量和显变量之间的调节作用 (见示例)(Sardeshmukh & Vandenberg, 2017)；第二步，利用打包 (parcel) 的方法减少每个潜变量的指标数，SEM 建模中的题目打包策略详见吴艳和温忠麟 (2011) 的综述。相信随着计算机技术的高速发展，LMS 计算耗时很快会得到改善和解决。

无需乘积指标的潜变量调节效应分析方法，除了 LMS 方法，还有准极大似然方法 (Quasi-Maximum Likelihood, QML)，QML 和 LMS 都属于分布分析法，都利用了全部指标 (x, y) 的分布进行分析。QML 的原理是，首先对指标进行变换，使得变换后只剩一个指标是非正态的，然后根据概率理论将全部指标 (x, y) 的非正态密度函数近似等于一个正态密度函数和一个条件正态密度函数的乘积，对这个近似后的密度函数使用极大似然估计，因此称为准极大似然估计方法 (温忠麟等 , 2013; Klein & Muthén, 2007)。QML 相对 LMS 存在两大优点。第一，QML 对 x 指标分布的正态要求没有 LMS 那么严格，因此在非正态条件下，QML 会比 LMS 更稳健；第二，当潜调节项数目增加时，QML 的计算量不会显著增加，而 LMS 的计算量将显著增加 (Klein & Muthén, 2007)。QML 方法的不足在于目前通用的 SEM 软件无法执行该方法，操作不够方便，还没有应用到有调节的中介 SEM 分析中。

5.2 有调节的中介模型

中介模型是一种验证性模型，因此必须首先根据理论确定自变量、中介变量、因变量和调节变量，以及变量之间的因果顺序 (温忠麟 , 2017)。Holland 等 (2017) 建议分三步阐述有调节的中介模型的建模理论。第一步，说明中介模型的理论依据，即阐述自变量、中介变量、因变量三者之间的箭头指向关系 (见图 1)。第二步，说明调节模型的理论依据，即要说明调节发生的位置 (是中介的前半路径，还是中介的后半路径，还是直接路径)，还要说明调节的方向。第三步，画出有调节的中介效应的模型图或路径图，图形要和前两步拟建的模型相匹配，用“+” “–”表明路径的关系是正向还是负向。

本文图 1 所示的有调节的中介模型，中介路径的前半路径受到调节，只是有调节的中介模型的一种。实际上，本文提出的流程图还可以推广到其他有调节的中介模型检验中。例如，对于后半路径被调节的中介模型，无论调节变量是分类的显变量或者连续的潜变量，同样可以按照图 2 的流程图使用系数乘积法进行分析。对于前、后两个路径都受到调节的更复杂的模型，也可按照图 2 的流程图进行分析，如果调节变量是二分变量 (编码为 0 和 1)，则使用系数乘积法进行有调节的中介效应分析；如果调节变量是连续的潜变量，则使用 Edwards 和 Lambert (2007) 提出的差异分析法进行有调节的中介效应分析 (方杰等 , 2014; Sardeshmukh & Vandenberg, 2017)。即使是更复杂的含有两个调节变量的有调节的中介模型 Hayes(in press)，也能按照图 2 的流程图使用系数乘积法进行分析。更进一步，本文提出的流程图还可以推广到基于 SEM 的有中介的调节模型中，只需要将附录的程序稍作调整即可，因为有调节的中介模型与有中介的调节模型的区别更多的是在理论建模阶段 (温忠麟 , 叶宝娟 , 2014; Hayes, 2013)。

以中国知网为数据源进行搜索，截止 2017 年 7 月，国内心理学期刊仅发现 6 篇使用 LMS 方法进行潜变量调节效应分析的应用研究 (黄彦 , 谢晓琳 , 周晖 , 2016; 聂光辉 , 吴俊端 , 唐峥华 , 韦波 , 杨莉 , 2014; 王艳辉等 , 2017; 徐世勇 , 朱金强 , 2017; 张春雨 , 韦嘉 , 张进辅 , 李喆 , 2013; 张梦园 , 陈萍 , 李苏蓉 , 王明辉 , 2017)，仅黄彦等 (2016) 和王艳辉等 (2017) 的研究在调节效应分析中，描述了 SEM 模型是否可接受，目前还未发现使用 LMS 方法进行有调节的中介 SEM 分析的应用研究。希望本文能起到抛砖引玉的作用，相信随着有调节的中介 SEM 分析研究的深入，会不断增加我们对中介和调节的整合模型的 SEM 分析问题的理解。

参考文献

方杰 , 张敏强 , 顾红磊 , 梁东梅 . (2014). 基于不对称区间估计的有调节的中介模型检验 . *心理科学进展 , 22(10),* 1660–1668.

黄彦 , 谢晓琳 , 周晖 . (2016). 亲子依恋与儿童问题行为的相关 : 师生关系的调节作用 . *中国临床心理学杂志 , 24(6),* 1074–1078.

聂光辉 , 吴俊端 , 唐峥华 , 韦波 , 杨莉 . (2014). 工作场所欺负与护士心理健康的关系 : 自我效能感的调节作用 . *中国临床心理学杂志 , 22(5),* 901–903.

王孟成 . (2014). *潜变量建模与 Mplus 应用 · 基础篇* . 重庆 : 重庆大学出版社 .

王艳辉 , 李董平 , 孙文强 , 赵力燕 , 赖雪芬 , 周月月 . (2017). 亲子依恋与初中生亲社会行为 : 有调节的中介效应 . *心理学报 , 49(5),* 663–679.

温忠麟 . (2017). 实证研究中的因果推理与分析 . *心理科学 , 40(1),* 200–208.

温忠麟，刘红云，侯杰泰 . (2012). *调节效应和中介效应分析* . 北京：教育科学出版社 .

温忠麟，吴艳，侯杰泰 . (2013). 潜变量交互效应结构方程：分布分析方法 . *心理学探新，33(5),* 409–414.

温忠麟，叶宝娟 . (2014). 有调节的中介模型检验方法：竞争还是替补？*心理学报，46(5),* 714–726.

吴艳，温忠麟 . (2011). 结构方程建模中的题目打包策略 . *心理科学进展，19(12),* 1859–1867.

徐世勇，朱金强 . (2017). 道德领导与亲社会违规行为：双中介模型 . *心理学报，49(1),* 106–115.

张春雨，韦嘉，张进辅，李喆 . (2013). 师范生职业使命感与学业满意度及生活满意度的关系：人生意义感的作用 . *心理发展与教育，29(1),* 101–108.

张梦园，陈萍，李苏蓉，王明辉 . (2017). 社会支持在监狱警察工作家庭冲突与离职倾向中的作用 . *心理研究，10(1),* 70–77.

Borau, S., El Akremi, A., Elgaaied–Gambier, L., Hamdi–Kidar, L., & Ranchoux, C. (2015). Analysing moderated mediation effects: Marketing applications. *Recherche et Applications en Marketing, 30(4),* 88–128.

Cheung, G. W., & Lau, R. S. (2008). Testing mediation and suppression effects of latent variables: Bootstrapping with structural equation models. *Organizational Research Methods, 11(2),* 296–325.

Cheung, G. W., & Lau, R. S. (2017). Accuracy of parameter estimates and confidence intervals in moderated mediation models: A comparison of regression and latent moderated structural equations. *Organizational Research Methods, 20(4),* 746–769.

Edwards, J. R., & Lambert, L. S. (2007). Methods for integrating moderation and mediation: A general analytical framework using moderated path analysis. *Psychological Methods, 12,* 1–22.

Hayes, A. F. (in press). *Partial, conditional, and moderated moderated mediation: Quantification, inference, and interpretation*. Communication Monographs.

Hayes, A. F. (2013). *Introduction to mediation, moderation, and conditional process analysis: A regression–based approach.* New York: Guilford Press.

Holland, S. J., Shore, D. B., & Cortina, J. M. (2017). Review and recommendations for integrating mediation and moderation. *Organizational Research Methods, 20(4),* 686–720.

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

Klein, A. G., & Muth é n, B. O. (2007). Quasi–maximum likelihood estimation of structural equation models with multiple interaction and quadratic effects. *Multivariate Behavioral Research, 42,* 647–663.

Ledgerwood, A., & Shrout, P. E. (2011). The trade–off between accuracy and precision in latent variable models of mediation processes. *Journal of Personality and Social Psychology, 101(6),* 1174–1188.

Maslowsky, J., Jager, J., & Hemken, D. (2015). Estimating and interpreting latent variable interactions: A tutorial for applying the latent moderated structural equation. *International Journal of Behavioral Development, 39(1),* 87–96.

Muller, D., Judd, C. M., & Yzerbyt, V. Y. (2005). When moderation is mediated and mediation is moderated. *Journal of Personality and Social Psychology, 89,* 852–863.

Preacher, K. J., Rucker, D. D., & Hayes, A. F. (2007). Addressing moderated mediation hypotheses: Theory, methods, and prescriptions. *Multivariate Behavioral Research, 42,* 185–227.

Sardeshmukh, S. R., & Vandenberg, R. J. (2017). Integrating moderation and mediation: A structural equation modeling approach. *Organizational Research Methods, 20(4),* 721–745.

附录：基于 LMS 的有调节的中介 SEM 分析的 Mplus 程序

```
DATA: FILE = 1.txt;                    ! 包含原始数据的文本文件 1.txt
VARIABLE: NAMES =x1–x3 m1–m3 Y Z;      ! 原始数据的变量名
ANALYSIS:                              ! 如果是基准模型，去掉 ANALYSIS 下的所有语句。
TYPE=RANDOM;
ALGORITHM=INTEGRATION;
ESTIMATOR=ML;                          ! 使用极大似然估计
BOOTSTRAP=500;                         ! bootstrap 法抽样 500 次
MODEL:
X BY x1 x2 x3;                         ! 潜变量 X 有三个指标
M BY m1 m2 m3;                         ! 潜变量 m 有三个指标
XZ| X XWITH Z;                         ! 定义 XZ 的乘积项为 XZ，如果是基准模型，就去掉此行。
Y on X (cprime)
M(b1);                                 !y 对 m x 的回归
M on X (a1)
Z (a2)                                 ! 如果是基准模型，此行改为“Z (a2);”程序至此结束。
XZ(a3);                                ! m 对 x z xz 的回归
[Z](zmean);                            ! 求调节变量 Z 的均值
Z(varz);                               ! 求调节变量 Z 的方差
MODEL CONSTRAINT:
NEW (indirect lowZ lowmme);
indirect= a3*b1;                       ! 利用系数乘积法检验有调节的中介效应
lowZ=zmean–sqrt(varz);                 ! 求调节变量 Z 的均值减一个标准差的值
lowmme=(a1+a3*lowz)*b1;                ! 调节变量取值为 lowZ 时的中介效应检验
OUTPUT: CINTERVAL (BCBOOTSTRAP) ; ! 输出偏差校正的百分位 bootstrap 结果
```

注：“!”表示不执行。本程序在 Mplus7.2 及以上版本都可运行，只能得到非标准化解。

The Analyses of Moderated Mediation Effects based on Structural Equation Modeling

Fang Jie[1], *Wen Zhonglin*[2]

([1] School of Humanities and Communication, Guangdong University of Finance & Economics, Guangzhou, 510320)

([2]Center for Studies of Psychological Application & School of Psychology, South China Normal University, Guangzhou, 510631)

Abstract The analyses of moderated mediation effects are frequently applied to the studies of psychology, education, and other social science disciplines. A moderated mediation model is a combination of both moderation and mediation models. When a mediation effect is moderated by a moderator, the effect is termed moderated mediation and the model is a moderated mediation model. There are three common types of moderated mediation models: first-stage moderated mediation, second-stage moderated mediation, and dual-stage moderated mediation.

Researchers have been searching for the most appropriate analytical method for testing moderated mediation. The observed variable regression approach has been the most popular. One critical limitation of regression approach is that regression analyses assume that variables are measured without error, which result in biased estimates of moderated mediation effect. Structural equation modeling (SEM) method has been extensively used to estimate moderated mediation effect because it corrects for measured errors. Product-indicator method was dominantly used to analyze latent moderated mediation model. There are at least two weaknesses frequently found in moderated mediation effects by the product-indicator method. First, the product-indicator method involves some types of multiplication of indicators to form the indicators of the latent variable that represents the product of the two latent variables, the generation of product indicators make users feel difficult to use. Second, product-indicators are not normally distributed; estimates based on normal assumptions may be biases. In order to improve the above shortcomings, the researchers suggest that moderated mediation effects should be analyzed by Latent Moderated Structural Equations method. The purpose of the present study is to summary an effective procedure for analyzing moderated mediation effects based on Latent Moderated Structural Equations.

LMS is a distribution analysis. Compared to analyzing moderated mediation by linear regression and product-indicator method, Latent Moderated Structural Equations (LMS) has many advantages. First, LMS uses the raw data of indicator variables directly for estimation and does not require the forming of any products of indicator variables. Second, LMS account for the nonlinearity in estimating the parameters of the model. Thirdly, the simulation studies show that LMS generate unbiased parameter estimations and standard errors under the usual assumption.

At the present study, we propose a procedure to analyze the moderated model by LMS. The first step is to decide how well the model would fit by running a baseline model where the latent interaction term is not included. If the SEM model is not fitted well, stop the moderated mediation analysis. Otherwise, go to the second step. In the second step, AIC or log-likelihood ratio test is used to decide how well the model would fit by running a moderated mediation model where the latent interaction term is included. If the SEM model is not fitted well, stop the analysis. Otherwise, go to the third step. In the third step, the product of coefficients approach by Hayes (2013), which can be implemented easily by MPLUS and LISREL software, is recommended to analyze moderated mediation effects. It shows that the moderated mediation effect is significant if a bias-corrected percentile Bootstrap confidence interval of the targeted product of coefficients does not include zero. We use an example to illustrate how to conduct the proposed procedure by using MPLUS software. MPLUS program is attached to fa cilitate the implementation of bias-corrected percentile Bootstrap method to analyze moderated mediation effects. The programs can be managed easily by empirical researchers.

Directions for future study on moderated mediation are discussed at the end of the paper. In fact, the primary criticism of the LMS approach is that it is computationally intensive. Researchers suggest that a simple model with smaller numbers of latent variables should be used. Another option would be to use parceling to reduce the number of indicators per latent variable.

Key words moderated mediation effects, latent moderated structural equation, bootstrap, product-indicator