

# 有调节的多层中介效应分析\*

方杰 温忠麟\*\*

<sup>1</sup> 广东财经大学新发展研究院 / 应用心理学系, 广州, 510320)

<sup>2</sup> 华南师范大学心理学院 / 心理应用研究中心, 广州, 510631)

**摘要** 多层中介和多层调节效应分析在社科领域已常有应用, 但如果将多层中介和调整合在一起, 可以产生  $2$  (多层中介类型)  $\times 2$  (调节变量的层次)  $\times 3$  (调节的中介路径) 共  $12$  种有调节的多层中介模型。面对有调节的多层中介效应分析, 研究者往往束手无策。详述了基于多层线性模型的  $12$  种有调节的多层中介的分析方法和基于多层结构方程模型的  $4$  类有调节的多层中介分析方法, 包括正交分割法, 随机系数预测法, 潜调节结构方程法和贝叶斯合理值法。这四类方法的核心议题在于如何处理潜调节项。当样本量足够大时, 建议使用潜调节结构方程法。随后用一个实际例子演示如何进行有调节的多层中介效应分析并有相应的 Mplus 程序。最后展望了有调节的多层中介效应分析研究的拓展方向。

**关键词** 多层线性模型 多层结构方程模型 有调节的多层中介 中心化 贝叶斯估计

## 1 前言

在心理、教育和管理等社科研究中, 经常遇到多层 (嵌套) 数据, 例如, 学生嵌套于班级、员工嵌套于公司、患者嵌套于医院等。其中, 学生、员工和患者位于个体层面 (层 1), 班级、公司和医院位于组织层面 (层 2), 自从 Krull 和 MacKinnon (1999, 2001) 首次阐述多层中介分析方法后, 近二十年来, 多层数据的中介和调节效应分析方法取得了长足的发展, 有两个发展的关键点。第一, Zhang 等人 (2009) 提出层 1 自变量 (如  $M_{ij}$ , 下标  $i$  表示个体,  $j$  表示组织) 按组均值中心化 ( $M_{ij} - \bar{M}_{.j}$ ), 同时将组均值 ( $\bar{M}_{.j}$ ) 置于层 2 截距方程式 (如方程 (2b)) 的中心化方法, 实现了层 1 自变量的组间和组内效应的有效分离。第二, Preacher 等人 (2010, 2016) 提出了基于多层结构方程模型 (multilevel structural equation model, MSEM) 的

多层中介和多层调节分析方法。但如何将多层中介和调整合在一起, 进行有调节的多层中介分析呢? Bauer 等人 (2006) 讨论了层 2 调节变量  $Z_j$  对中介的前后路径和直接路径同时调节的 1-1-1 中介 (自变量、中介变量和因变量都在层 1) 分析, 但是他们并没有对层 1 自变量进行中心化处理, 因此混淆了层 1 自变量的组间和组内效应, 得出的分析结果是不准确的。

本文的目的就是探讨如何正确地进行有调节的多层中介分析。McNeish (2017) 的文献回顾表明, 最常用的多层中介模型是 2-1-1 模型 (2 表示自变量在层 2, 1 表示中介变量和因变量在层 1), 其次是 1-1-1 模型, 而调节变量既可能在层 1 也可能在层 2, 且可能调节中介的前半路径、后半路径或同时调节中介的前后路径, 因此构成  $2$  (中介类型)  $\times 2$  (调节变量的层次)  $\times 3$  (调节的中介路径) 的  $12$  种有调节的多层中介模型。我们首先介绍基于多层线性

\* 本研究得到国家自然科学基金项目 (32171091) 和国家社会科学基金项目 (17BTJ035) 的资助。

\*\* 通讯作者: 温忠麟, E-mail: wenzl@snu.edu.cn

DOI:10.16719/j.cnki.1671-6981.20230128

模型 (multilevel model, MLM) 的 12 种有调节的多层中介分析方法, 然后阐述了四类基于多层结构方程模型的有调节的多层中介分析方法, 接着用一个实际例子演示如何进行有调节的多层中介效应分析并有相应的 Mplus 程序, 最后讨论了有关的拓展方向。

## 2 基于多层线性模型的有调节的多层中介分析

### 2.1 有调节的 2-1-1 多层中介分析

#### 2.1.1 调节变量在层 1

如果是层 1 调节变量  $Z_{ij}$  同时调节 2-1-1 中介 (自变量  $X_j \rightarrow$  中介变量  $M_{ij} \rightarrow$  因变量  $Y_{ij}$ ) 的中介路径和直接路径 (模型 1, 图 1 (a)), 我们提出需建立如下方程

$$\text{层 1: } M_{ij} = \beta_{M0j} + \varepsilon_{Mij} \quad (1a)$$

$$\text{层 2: } \beta_{M0j} = \gamma_{M0} + aX_j + d\bar{Z}_{.j} + gX_j\bar{Z}_{.j} + \mu_{M0j} \quad (1b)$$

$$\text{层 1: } Y_{ij} = \beta_{Y0j} + b_w(M_{ij} - \bar{M}_{.j}) + t_w(Z_{ij} - \bar{Z}_{.j}) + \varepsilon_{Yij} \quad (2a)$$

$$\text{层 2: } \beta_{Y0j} = \gamma_{Y0} + b_B\bar{M}_{.j} + c'X_j + t_B\bar{Z}_{.j} + k\bar{M}_{.j}\bar{Z}_{.j} + hX_j\bar{Z}_{.j} + \mu_{Y0j} \quad (2b)$$

其中  $\beta_{M0j}$  和  $\beta_{Y0j}$  表示层 1 的截距,  $\gamma_{M0}$  和  $\gamma_{Y0}$  表示层 2 的截距,  $\varepsilon_{Mij}$  和  $\varepsilon_{Yij}$  表示层 1 残差,  $\mu_{M0j}$  和  $\mu_{Y0j}$  表示层 2 残差, 假设层 1 和层 2 残差相互独立且都服从正态分布。  $b_w$  表示中介变量  $M_{ij}$  的组内部分  $M_{ij} - \bar{M}_{.j}$  的效应 (以下简称组内效应),  $b_B$  代表中介变量  $M_{ij}$  的组间部分  $\bar{M}_{.j}$  的效应 (以下简称组间效应)。  $t_w$  表示调节变量  $Z_{ij}$  的组内部分  $Z_{ij} - \bar{Z}_{.j}$  的效应,  $t_B$  代表调节变量  $Z_{ij}$  的组间部分  $\bar{Z}_{.j}$  的效应。

对于多层中介, 只要自变量、中介变量和因变量有任何一个在层 2, 则多层中介必定发生在层 2 (方杰, 温忠麟等, 2014), 因此调节变量也只能调节层 2 的中介效应 (见图 1)。中介变量前后路径系数的乘积  $(a + g\bar{Z}_{.j})(b_B + k\bar{Z}_{.j})$  即为中介效应, 如果  $(a + g\bar{Z}_{.j})(b_B + k\bar{Z}_{.j})$  在  $\bar{Z}_{.j}$  的取值区间内的最大值和最小值的差异显著, 表示中介效应受到调节 (温忠

麟, 叶宝娟, 2014)。直接效应为  $c' + h\bar{Z}_{.j}$ , 只要  $h$  显著不等于 0, 就说明直接效应受到调节 (方杰, 张敏强等, 2014; 温忠麟, 叶宝娟, 2014; Hayes, 2013)。现在常用 Monte Carlo 法计算置信区间进行检验 (方杰, 温忠麟等, 2014; Preacher & Selig, 2012), 如果直接效应没有受到调节, 则去掉方程 (2b) 的乘积项  $hX_j\bar{Z}_{.j}$  即可。

此外, 如果层 1 调节变量  $Z_{ij}$  只调节 2-1-1 中介的前半路径和直接路径 (模型 2, 图 1 (a) 去掉路径  $k$ ), 则去掉方程 (2b) 的乘积项  $k\bar{M}_{.j}\bar{Z}_{.j}$  即可, 此时的中介效应为  $(a + g\bar{Z}_{.j})b_B$ , 如果  $gb_B$  的置信区间不包括 0, 就表示中介效应受到调节 (方杰, 张敏强等, 2014; Hayes, 2013)。如果层 1 调节变量  $Z_{ij}$  只调节 2-1-1 中介的后半路径和直接路径 (模型 3, 图 1 (a) 去掉路径  $g$ ), 则同时去掉方程 (1b) 的  $d\bar{Z}_{.j}$  和  $gX_j\bar{Z}_{.j}$  即可, 此时的中介效应为  $a(b_B + k\bar{Z}_{.j})$ , 如果  $ak$  的置信区间不包括 0, 就表示中介效应受到调节 (Kim & Hong, 2020)。

#### 2.1.2 调节变量在层 2

如果是层 2 调节变量  $Z_j$  同时调节 2-1-1 中介 (自变量  $X_j \rightarrow$  中介变量  $M_{ij} \rightarrow$  因变量  $Y_{ij}$ ) 的中介路径和直接路径 (模型 4, 图 1 (b)), 我们提出需建立如下方程

$$\text{层 1: } M_{ij} = \beta_{M0j} + \varepsilon_{Mij} \quad (1a)$$

$$\text{层 2: } \beta_{M0j} = \gamma_{M0} + aX_j + dZ_j + gX_jZ_j + \mu_{M0j} \quad (3b)$$

$$\text{层 1: } Y_{ij} = \beta_{Y0j} + b_w(M_{ij} - \bar{M}_{.j}) + \varepsilon_{Yij} \quad (4a)$$

$$\text{层 2: } \beta_{Y0j} = \gamma_{Y0} + b_B\bar{M}_{.j} + c'X_j + t_BZ_j + k\bar{M}_{.j}Z_j + hX_jZ_j + \mu_{Y0j} \quad (4b)$$

此时的中介效应为  $(a+gZ_j)(b_B+kZ_j)$ , 中介效应是否受到层 2 变量  $Z_j$  调节的判断方法与调节变量在层 1 时的方法相同。此时的直接效应为  $c' + hZ_j$ , 只要  $h$  显著不等于 0, 就说明直接效应受到调节。如果直接路径不被调节, 则去掉方程 (4b) 的乘积项  $hX_jZ_j$  即可。

如果层 2 调节变量  $Z_j$  只调节 2-1-1 中介的前半

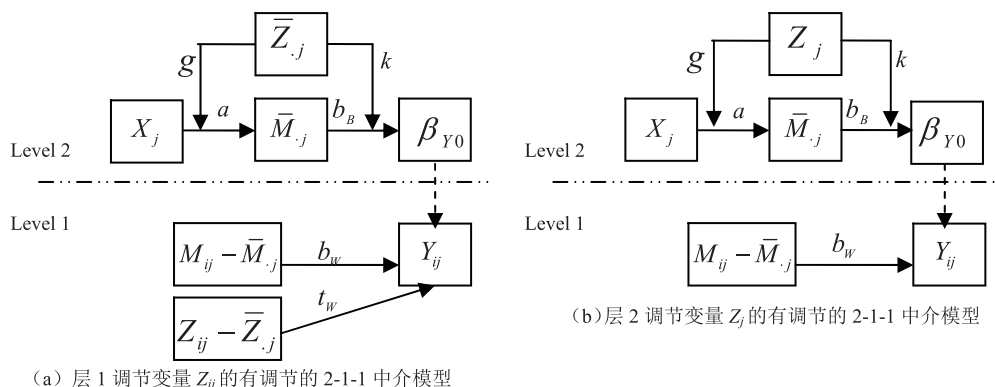


图 1 有调节的 2-1-1 中介模型 (直接路径的调节没有展示)

路径和直接路径（模型 5，图 1（b）去掉路径  $k$ ），则去掉方程（4b）的乘积项  $k\bar{M}_{\cdot j}Z_j$  即可，此时的中介效应为  $(a + gZ_j)b_B$ ，如果  $g b_B$  的置信区间不包括 0，就表示中介效应受到调节。如果层 2 调节变量  $Z_j$  只调节 2-1-1 中介的后半路径和直接路径（模型 6，图 1（b）去掉路径  $g$ ），则同时去掉方程（3b）的  $dZ_j$  和  $gX_jZ_j$  即可，此时的中介效应为  $a(b_B + kZ_j)$ ，如果  $ak$  的置信区间不包括 0，就表示中介效应受到调节（Kim & Hong, 2020）。

## 2.2 有调节的 1-1-1 多层中介分析

### 2.2.1 调节变量在层 1

令层 1 自变量  $X_{ij}$  的组内部分  $(X_{ij} - \bar{X}_{\cdot j}) = X_w$ ，层 1 中介变量  $M_{ij}$  的组内部分  $(M_{ij} - \bar{M}_{\cdot j}) = M_w$ ，层 1 调节变量  $Z_{ij}$  的组内部分  $(Z_{ij} - \bar{Z}_{\cdot j}) = Z_w$ ，则层 1 调节变量  $Z_{ij}$  同时调节 1-1-1 中介（自变量  $X_{ij} \rightarrow$  中介变量  $M_{ij} \rightarrow$  因变量  $Y_{ij}$ ）的中介路径和直接路径（模型 7，图 2（a）），我们提出需建立如下方程

$$\text{层 1: } M_{ij} = \beta_{M0j} + a_w X_w + d_w Z_w + g_w X_w Z_w + \varepsilon_{Mij} \quad (5a)$$

$$\text{层 2: } \beta_{M0j} = \gamma_{M0} + a_B \bar{X}_{\cdot j} + d_B \bar{Z}_{\cdot j} + g_B \bar{X}_{\cdot j} \bar{Z}_{\cdot j} + \mu_{M0j} \quad (5b)$$

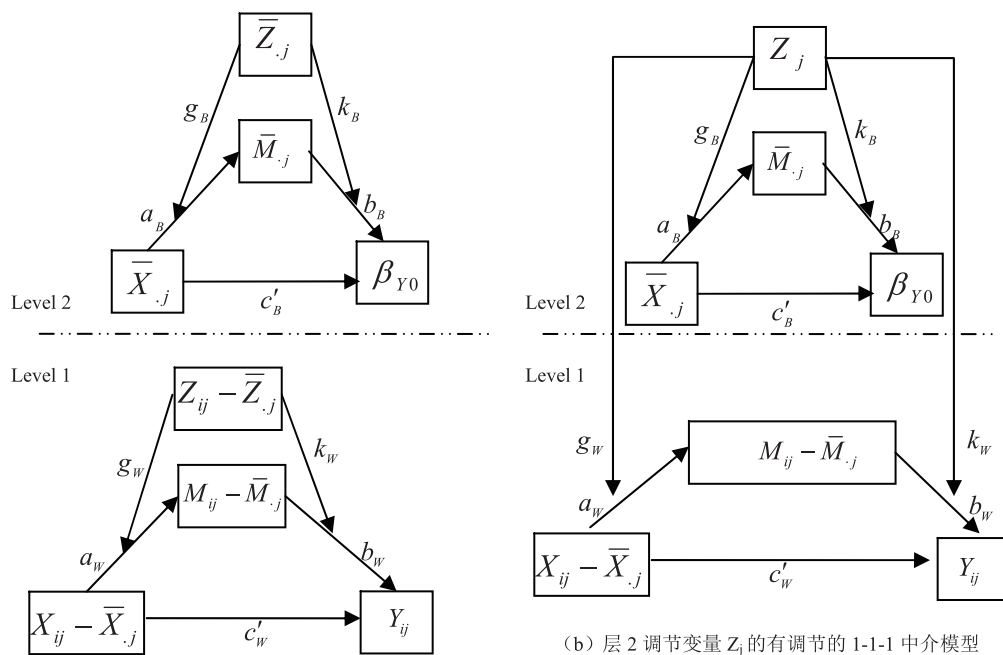
$$\text{层 1: } Y_{ij} = \beta_{Y0j} + b_w M_w + t_w Z_w + c'_w X_w + k_w M_w Z_w + h_w X_w Z_w + \varepsilon_{Yij} \quad (6a)$$

$$\text{层 2: } \beta_{Y0j} = \gamma_{Y0} + b_B \bar{M}_{\cdot j} + t_B \bar{Z}_{\cdot j} + c'_B \bar{X}_{\cdot j} + k_B \bar{M}_{\cdot j} \bar{Z}_{\cdot j} + h_B \bar{X}_{\cdot j} \bar{Z}_{\cdot j} + \mu_{Y0j} \quad (6b)$$

对于 1-1-1 中介，中介效应由组间和组内中介效应两部分组成（方杰等，2010），因此层 1 调节变量

$Z_{ij}$  需要同时调节两类中介效应（Ryu, 2015; Zyphur et al., 2019）。首先，层 1 调节变量  $Z_{ij}$  调节组内中介效应，此时的组内中介效应为  $(a_w + g_w Z_w)(b_w + k_w Z_w)$ ，如果  $(a_w + g_w Z_w)(b_w + k_w Z_w)$  在  $Z_w$  的取值区间内的最大值和最小值的差异显著，表示组内中介效应受到调节（温忠麟，叶宝娟，2014）。此时的组内直接效应为  $c'_w + h_w Z_w$ ，如果  $h_w$  的置信区间不包括 0，就表示组内直接效应受到调节。其次，层 1 调节变量  $Z_{ij}$  调节组间中介效应，此时的组间中介效应为  $(a_B + g_B \bar{Z}_{\cdot j})(b_B + k_B \bar{Z}_{\cdot j})$ ，如果  $(a_B + g_B \bar{Z}_{\cdot j})(b_B + k_B \bar{Z}_{\cdot j})$  在  $\bar{Z}_{\cdot j}$  的取值区间内的最大值和最小值的差异显著，表示组间中介效应受到调节（温忠麟，叶宝娟，2014）。此时的组间直接效应为  $c'_B + h_B \bar{Z}_{\cdot j}$ ，如果  $h_B$  的置信区间不包括 0，就表示组间直接效应受到调节。如果直接路径不被调节，则同时去掉方程（6a）的乘积项  $h_w X_w Z_w$  和方程（6b）的乘积项  $h_B \bar{X}_{\cdot j} \bar{Z}_{\cdot j}$  即可（Zyphur et al., 2019）。

此外，如果层 1 调节变量  $Z_{ij}$  只调节 1-1-1 中介的前半路径和直接路径（模型 8，图 2（a）去掉  $k_w$  和  $k_B$ ），则同时去掉方程（6a）的乘积项  $k_w M_w Z_w$  和方程（6b）的乘积项  $k_B \bar{M}_{\cdot j} \bar{Z}_{\cdot j}$  即可。此时的组内中介效应为  $(a_w + g_w Z_w)b_w$ ，如果  $g_w b_w$  的置信区间不包括 0，就表示组内中介效应受到调节；此时的组间中介效应为  $(a_B + g_B \bar{Z}_{\cdot j})b_B$ ，如果  $g_B b_B$  的置信区间不包括 0，就表示组间中介效应受到调节。



(a) 层 1 调节变量  $Z_{ij}$  的有调节的 1-1-1 中介模型

(b) 层 2 调节变量  $Z_j$  的有调节的 1-1-1 中介模型

图 2 有调节的 1-1-1 中介模型（直接路径的调节没有展示）

如果层 1 调节变量  $Z_j$  只调节 1-1-1 中介的后半路径和直接路径 (模型 9, 图 2 (a) 去掉  $g_w$  和  $g_b$ ), 则同时去掉方程 (5a) 的乘积项  $g_w X_{ij} Z_j$  和方程 (5b) 的乘积项  $g_b \bar{X}_{.j} Z_j$  即可。此时的组内中介效应为  $a_w(b_w + k_w Z_j)$ , 如果  $a_w k_w$  的置信区间不包括 0, 就表示组内中介效应受到调节; 此时的组间中介效应为  $a_b(b_b + k_b \bar{Z}_j)$ , 如果  $a_b k_b$  的置信区间不包括 0, 就表示组间中介效应受到调节 (Ryu, 2015)。

### 2.2.2 调节变量在层 2

如果是层 2 调节变量  $Z_j$  同时调节 1-1-1 中介 (自变量  $X_{ij} \rightarrow$  中介变量  $M_{ij} \rightarrow$  因变量  $Y_{ij}$ ) 的中介路径和直接路径 (模型 10, 图 2 (b)), 需执行如下方程

$$\text{层 1: } M_{ij} = \beta_{M0j} + a_{wj} X_{ij} + \varepsilon_{Mij} \quad (7a)$$

$$\text{层 2: } \beta_{M0j} = \gamma_{M0} + a_b \bar{X}_{.j} + d_b Z_j + g_b \bar{X}_{.j} Z_j + \mu_{M0j} \quad (7b)$$

$$a_{wj} = a_w + g_w Z_j + \mu_{aj} \quad (7c)$$

$$\text{层 1: } Y_{ij} = \beta_{Y0j} + b_{wj} M_{ij} + c'_{wj} X_{ij} + \varepsilon_{Yij} \quad (8a)$$

$$\text{层 2: } \beta_{Y0j} = \gamma_{Y0} + b_b \bar{M}_{.j} + t_b Z_j + c'_b \bar{X}_{.j} + k_b \bar{M}_{.j} Z_j + h_b \bar{X}_{.j} Z_j + \mu_{Y0j} \quad (8b)$$

$$b_{wj} = b_w + k_w Z_j + \mu_{bj} \quad (8c)$$

$$c'_{wj} = c'_w + h_w Z_j + \mu_{cj} \quad (8d)$$

此时的组间中介效应为  $(a_b + g_b Z_j)(b_b + k_b Z_j)$ , 组内中介效应为  $(a_w + g_w Z_j)(b_w + k_w Z_j) + \sigma_{a,b}$ ,  $\sigma_{a,b}$  是  $a_{wj}$  和  $b_{wj}$  的残差协方差 (Hayes & Rockwood, 2020), 组间和组内中介效应是否受到层 2 变量  $Z_j$  调节的判断方法与调节变量在层 1 时的方法相同。此时的组内直接效应为  $c'_w + h_w Z_j$ , 组间直接效应为  $c'_b + h_b Z_j$ , 如果  $h_w$  和 (或)  $h_b$  的置信区间不包括 0, 就表示组内和 (或) 组间直接效应受到调节。如果直接路径不被调节, 则同时去掉方程 (8d) 的  $h_w Z_j$  和方程 (8b) 的乘积项  $h_b \bar{X}_{.j} Z_j$  即可 (Hayes & Rockwood, 2020)。Song (2018) 用模型 10 (图 2 (b)) 对自我中心社会网络数据进行了有调节的 1-1-1 中介分析, 即层 2 调节变量 (自我的团体认同) 同时调节 1-1-1 中介的前后中介路径和直接路径。

此外, 如果层 2 调节变量  $Z_j$  只调节 1-1-1 中介

的前半路径和直接路径 (模型 11, 图 2 (b) 去掉  $k_b$  和  $k_w$ ), 则同时去掉方程 (8b) 的乘积项  $k_b \bar{M}_{.j} Z_j$  和方程 (8c) 的  $k_w Z_j$  即可。此时的组内中介效应为  $(a_w + g_w Z_j)b_w + \sigma_{a,b}$ , 如果  $g_w b_w$  的置信区间不包括 0, 就表示组内中介效应受到调节; 此时的组间中介效应为  $(a_b + g_b Z_j)b_b$ , 如果  $g_b b_b$  的置信区间不包括 0, 就表示组间中介效应受到调节。如果层 2 调节变量  $Z_j$  只调节 1-1-1 中介的后半路径和直接路径 (模型 12, 图 2 (b) 去掉  $g_b$  和  $g_w$ ), 则同时去掉方程 (7b) 的乘积项  $g_b \bar{X}_{.j} Z_j$  和方程 (7c) 的  $g_w Z_j$  即可。此时的组内中介效应为  $a_w(b_w + k_w Z_j) + \sigma_{a,b}$ , 如果  $a_w k_w$  的置信区间不包括 0, 就表示组内中介效应受到调节; 此时的组间中介效应为  $a_b(b_b + k_b Z_j)$ , 如果  $a_b k_b$  的置信区间不包括 0, 就表示组间中介效应受到调节。SPSS 宏 MLMED (www.njrockwood.com 下载) 可执行  $Z_j$  调节的 2-1-1 和 1-1-1 中介分析 (Hayes & Rockwood, 2020)。

### 2.3 示例

本例要研究的是同事支持 (colleague support) 通过建设性变革的责任感 (felt obligation for constructive change) 影响员工积极建言 (promotive voice) 的中介过程, 是否受到亚组形成 (subgroup formation) 的调节。具体地, 自变量同事支持、中介变量建设性变革的责任感、因变量积极建言都是层 1 变量, 构成 1-1-1 中介模型, 即员工获得的同事支持越多, 员工对公司越有归属感和责任感, 员工越能积极建言。假设层 2 调节变量亚组形成 (即在公司内部形成小团体) 会调节 (减弱) 1-1-1 中介的前半路径 (同事支持  $\rightarrow$  建设性变革的责任感)。也就是说, 公司里的小团体越多时, 员工即使获得较多的同事支持, 也会为了小团体的利益, 减弱对公司的责任感, 从而减少建言行为。本例所有的变量及其数据 (51 家公司, 共 162 名员工) 均来自 Xie 等人的研究 (Xie et al., 2015)。利用 Mplus 8.3 进行基于多层线性模型的前半路径被调节的 1-1-1 中

表 1 基于多层线性模型的前半路径被调节的 1-1-1 中介分析结果

参数	组间有调节的中介		组内有调节的中介	
	$\beta$	$t$	$\beta$	$t$
$a(x \rightarrow m)$	.68	1.98*	1.49	2.23*
$b(m \rightarrow y)$	.82	1.73	.30	1.70
$c'(x \rightarrow y)$	-.32	-.96	.22	1.00
$d(z \rightarrow m)$	.31	.63		
$g(xz \rightarrow m)$	-.08	-.71	-.49	-2.36*

注: \* $p < .05$ , \*\* $p < .01$ , \*\*\* $p < .001$ , 表中系数为非标准化解。

介分析（模型 11，程序见附录）。需要说明的是，Xie 等人的研究既没有对层 1 变量进行中心化处理，也没有将层 1 变量的组均值置于层 2 截距方程式。我们依据方程（7）和（8）（方程 8（b）去掉  $t_B Z_j + k_B \bar{M}_{.j} Z_j + h_B \bar{X}_{.j} Z_j$ ，8（c）和 8（d）分别去掉  $k_w Z_j + \mu_{bw}$  和  $h_w Z_j + \mu_{cw}$ ），既对层 1 变量按组均值中心化处理，又将层 1 变量的组均值置于层 2 截距方程式中，再次进行检验。

前半路径被调节的 1-1-1 中介检验结果见表 1，通过 R 软件的 RMediation 软件包执行 Monte Carlo 法的中介效应检验 (Tofghi & Mackinnon, 2011)。结果表明， $g_w b_w (-.49 \times .30)$  的 95% 的置信区间  $[-.40, .02]$ ，包括 0，表明组内中介效应不被调节。另外， $g_B b_B (-.08 \times .82)$  的 95% 的置信区间  $[-.35, .14]$ ，包括 0，表明组间中介效应不被调节。我们的结果与 Xie 等 (2015) 不同。Xie 等人发现 1-1-1 中介的前半路径被调节。造成不同结果的原因可能就在于，Xie 等人并没有对层 1 变量进行中心化处理，也没有将层 1 变量的组均值置于层 2 截距方程式。

### 3 基于结构方程模型的有调节的多层中介分析

基于多层线性模型的有调节的中介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 (Preacher et al., 2010, 2016)，多层结构方程模型会自动地将层 1 变量（如  $M_{ij}$ ）分解为组内部分 ( $M_{wj}$ ) 和组间部分 ( $M_{Bj}$ ) 两个潜变量 (方杰等, 2018; 方杰, 温忠麟等, 2014; Preacher et al., 2010, 2016)。例如，组内部分 ( $M_{ij} - \bar{M}_{.j}$ ) 用潜变量  $M_{wj}$  表示，组间部分  $\bar{M}_{.j}$  用潜变量  $M_{Bj}$  表示，能较好控制  $\bar{M}_{.j}$  的抽样误差 (见图 3，详见综述方杰等, 2018; 方杰, 温忠麟等, 2014)。已有研究者提出了四种基于多层结构方程模型的有调节的中介分析方法，分别是正交分割 (orthogonal partition, OP) 法、随机系数预测 (random coefficient prediction, RCP) 法、潜调节结构方程 (latent moderated structural equations, LMS) 法和贝叶斯合理值 (Bayesian plausible values, BPV) 法。接下来将以前半路径被层 2 调节变量调节的 1-1-1 中介 (模型 11，图 2 (b) 去掉  $k_B$  和  $k_w$ ) 为例，阐述基于结构方程模型的有调节的多层中介分析方法。

#### 3.1 正交分割法

Ryu(2015) 提出了基于正交分割 (OP) 的有调

节的多层中介分析方法。如图 3 所示，层 1 变量  $M_{ij}$  和  $Y_{ij}$  自动分解为组内潜变量 ( $M_{wj}$  和  $Y_{wj}$ ) 和组间潜变量 ( $M_{Bj}$  和  $Y_{Bj}$ ) (由 Mplus 实现)，但是  $X_{ij}$  却是手动分解为  $X_{ij} - \bar{X}_{.j}$  和  $\bar{X}_{.j}$  两个相互正交的显变量，然后显变量  $\bar{X}_{.j}$  与显变量  $Z_j$  手动相乘产生显变量  $\bar{X}_{.j} Z_j$ ，接着三个显变量  $\bar{X}_{.j}$ 、 $Z_j$  和  $\bar{X}_{.j} Z_j$  设置为单指标潜变量  $X_{Bj}$ 、 $Z_{Bj}$  和  $X_{Bj} Z_{Bj}$ 。组间中介效应为  $(a_B + g_B Z_j) b_B$ ，如果  $g_B b_B$  的置信区间不包括 0，就表示组间中介效应受到调节。

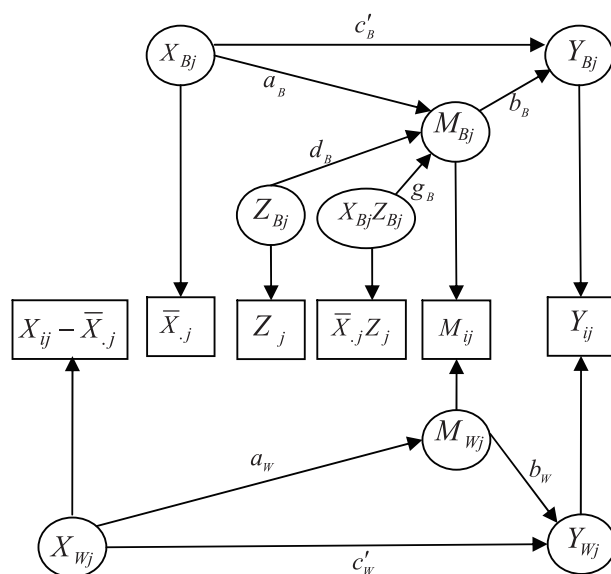


图 3 基于 OP 法的前半路径被调节的 1-1-1 组间中介模型

#### 3.2 随机系数预测法和潜调节结构方程法

正交分割法的明显不足在于需要手动产生乘积项 (如  $\bar{X}_{.j} Z_j$ )，为了弥补这一不足，研究者提出了无需手动产生调节项的替代方法。首先，将原始数据的显变量变化为潜变量。具体地 (见图 4)，所有的层 1 变量  $X_{ij}$ 、 $M_{ij}$  和  $Y_{ij}$  都自动分解为组内潜变量 ( $X_{wj}$ 、 $M_{wj}$  和  $Y_{wj}$ ) 和组间潜变量 ( $X_{Bj}$ 、 $M_{Bj}$  和  $Y_{Bj}$ ) (由 Mplus 实现)，层 2 自变量  $Z_j$  设置为单指标潜变量  $Z_{Bj}$ 。其次，用组间潜变量 ( $X_{Bj}$ 、 $M_{Bj}$ 、 $Y_{Bj}$  和  $Z_{Bj}$ ) 做同层调节的组间中介分析，同时用组内潜变量 ( $X_{wj}$ 、 $M_{wj}$  和  $Y_{wj}$ ) 做跨层调节 (潜调节变量  $Z_{Bj}$  在层 2) 的组内中介分析。对于跨层调节，建议使用随机系数预测 (RCP) 法，即将随机斜率  $a_{wj}$  当成因变量，做随机斜率  $a_{wj}$  对调节潜变量  $Z_{Bj}$  的回归 (见方程 (7c))，组内中介效应为  $(a_w + g_w Z_{Bj}) b_w$ ，如果  $g_w b_w$  的置信区间不包括 0，就表示组内中介效应受到调节 (方杰等, 2018; Preacher et al., 2016)。具体地，在 Mplus 中，用语句 “awj | mW on xW” 设定  $a_{wj}$  为随机斜率；用语句 “awj on zBj” 求随机斜率  $a_{wj}$  对

调节潜变量  $Z_{Bj}$  的回归。

对于同层调节（见图4），可以使用潜调节结构方程（LMS）法，即直接分析指标的分布，将全部指标的分布近似为一个有限的混合分布，每个分布都是条件正态分布，其分布函数的对数用EM算法（expectation maximization algorithm）进行有调节的中介分析（方杰等，2018；温忠麟，刘红云，2020）。具体地，在Mplus中，语句“XZB|XBj XWITH ZBj”的含义就是定义两个潜变量  $X_{Bj}$  和  $Z_{Bj}$  的潜调节项 XZB。然后就可以用语句“ $M_{Bj}$  on  $X_{Bj} Z_{Bj}$  XZB”进行回归分析（on 的左边是因变量，on 的右边是自变量）。组间中介效应为  $(a_B + g_B Z_j) b_B$ ，如果  $g_B b_B$  的置信区间不包括 0，就表示组间中介效应受到调节。

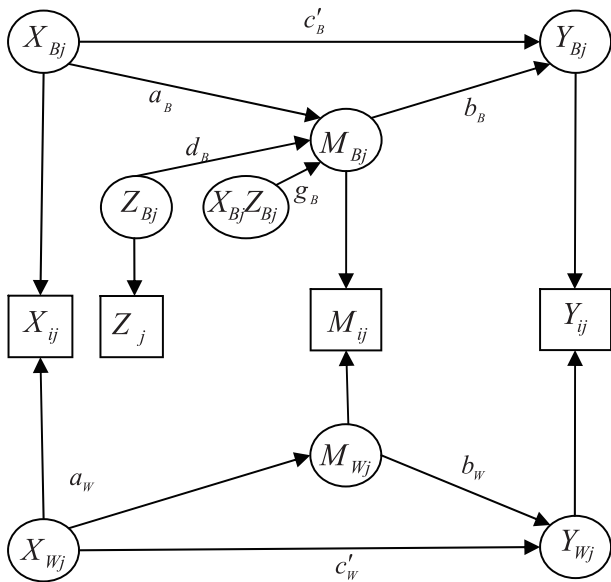


图4 基于LMS法的前半路径被调节的1-1-1组间中介模型

### 3.3 贝叶斯可能值法

潜调节结构方程（LMS）法不仅需要的样本量大，且计算量也很大，非常耗时，针对这些不足，Zyphur等（2019）提出了更便捷的贝叶斯合理值（BPV）法，该方法用无先验信息的贝叶斯法来近似极大似然估计（Mplus程序见附录）。贝叶斯合理值法可分为三步骤。第一步，生成潜变量的合理值。对后验分布进行若干次抽样（如10000次），从而生成潜变量的贝叶斯模拟因子得分（即贝叶斯合理值）。这样的过程一般需要重复20次或更多（Rubin, 1987; Schafer, 1997），得到20个潜变量因子得分的数据集。这种做法等效于将潜变量视为缺失值而进行多重插补。第二步，由于潜变量（如  $X_{Bj}$  和  $Z_{Bj}$ ）的合理

值在第一步中已经产生，因此潜调节项（如  $X_{Bj} Z_{Bj}$ ）被定义为潜变量（如  $X_{Bj}$  和  $Z_{Bj}$ ）的合理值相乘，这样所有的潜变量都有了各自相应的合理值。第三步，用极大似然估计方法来估计参数和模型的拟合度。由于步骤1产生了潜变量因子得分的20个数据集，因此极大似然估计会得到参数的20个估计值，20个估计值的均值作为最终报告的参数估计值。在Mplus实现时，后两个步骤是用一个程序实现的。Zyphur等（2019）用贝叶斯可能值法研究了层2调节变量（性别）对1-1-1中介（种族→社会经济地位→数学成绩）的前后中介路径和直接路径同时调节的效应。

### 3.4 四种方法的比较

Kim和Hong(2020)比较了正交分割法、随机系数预测法和潜调节结构方程法在层1调节变量的2-1-1中介分析和层2调节变量的2-1-1中介分析中的表现。Kim和Hong推荐使用潜调节结构方程法进行有调节的2-1-1中介分析，因为潜调节结构方程法在偏差和区间覆盖率指标上的表现最优。具体地，当层2至少有200个组且每组50人以上时，推荐使用潜调节结构方程法进行层1调节变量的2-1-1中介分析；当层2至少有200个组且每组30人以上时，推荐使用潜调节结构方程法进行层2调节变量的2-1-1中介分析。这个结果和前人在有调节的单层中介分析中的研究结果一致（Cheung & Lau, 2017; Feng et al., 2020）。Cheung和Lau(2017)比较了路径分析法和潜调节结构方程法在前半路径被调节的单层中介效应分析中的表现。结果发现，在正态分布下，潜调节结构方程法产生了更准确的中介效应的bootstrap置信区间。Feng等（2020）比较了路径分析法、乘积指标法（约束和无约束方法）和潜调节结构方程法在后半路径被调节的单层中介分析的表现。结果发现，无论是正态分布还是非正态分布条件下，潜调节结构方程法的表现都是最优。

Kim和Hong的研究还发现，即使层2至少有200个组且每组50人以上，并且ICC（intraclass correlation）大时，正交分割法仍然存在参数估计偏差大的问题，而随机系数预测法仍然存在参数估计的标准误差偏差大且不收敛率较高的问题。他们也指出，正交分割法、随机系数预测法和潜调节结构方程法要想产生准确的参数估计都需要大样本。一个可能的解决办法是采用贝叶斯估计，因为贝叶斯估计能减少所需样本量和不收敛额的问题。

表 2 基于潜调节结构方程法的被调节的 1-1-1 中介分析结果

参数	组间有调节的中介		组内有调节的中介	
	$\beta$	可靠区间	$\beta$	可靠区间
$a(x \rightarrow m)$	1.08	[-52.449, 59.018]	.44	[.267, .657]
$b(m \rightarrow y)$	2.37	[-2.797, 8.379]	.42	[.163, .613]
$c'(x \rightarrow y)$	-54.87	[-144.708, 28.911]	.06	[-.173, .310]
$d(z \rightarrow m)$	-.004	[-.413, .431]		
$g(xz \rightarrow m)$	.45	[-16.186, 17.321]	-.20	[-.350, -.035]

注：表中系数为非标准化解。

Asparouhov 和 Muthén(2021) 比较了贝叶斯估计的潜调节结构方程法 (即用潜调节结构方程法进行有调节的中介分析, 但是参数估计使用贝叶斯估计, 具体见附录程序)、贝叶斯合理值法在层 1 调节变量的 1-1-1 中介分析 (模型 7, 图 2 (a)) 中的表现。结果发现, 在偏差和区间覆盖率指标上, 贝叶斯估计的潜调节结构方程法优于贝叶斯合理值法。Asparouhov 和 Muthén 认为, 贝叶斯合理值法表现不佳的可能原因是在 step1 中忽略了交互项 (具体见附录程序)。他们建议使用贝叶斯估计的潜调节结构方程法进行有调节的中介效应分析。

### 3.5 示例

对 2.3 部分的实例, 采用 Mplus 8.3 软件进行多层结构方程模型的前半路径被调节的 1-1-1 中介分析 (程序见附录)。

#### 3.5.1 贝叶斯估计、LMS 和 RCP 法相结合

将贝叶斯估计、潜调节结构方程法 (LMS, 分析同层调节效应  $g_B$ ) 和随机系数预测法 (RCP, 分析跨层调节效应  $g_W$ ) 三者结合进行前半路径被调节的 1-1-1 中介检验, 检验结果见表 2。 $g_W b_W$  ( $-.20 \times .42$ ) 的 95% 可靠区间 [-.166, -.006] 不包括 0, 表明组内中介效应被调节。中介效应为  $(a_W + g_W Z_j) b_W = .19 - .08 Z_j$ , 随着调节变量  $Z_j$  (亚组形成) 的增加, 同事支持通过建设性变革的责任感对员工积极建言的组内中介效应显著减小, 即调节变量  $Z_j$  显著负向调节了中介效应的大小。另外,  $g_B b_B$  ( $.45 \times 2.37$ ) 的可靠区间 [-30.632, 46.672] 包括 0, 表明组间中介效应不被调节。

#### 3.5.2 贝叶斯合理值法

贝叶斯合理值法的前半路径被调节的 1-1-1 中介检验结果见表 3, 通过 R 软件的 RMediation 软件包执行 Monte Carlo 法的中介效应检验 (Tofighi & Mackinnon, 2011)。 $g_W b_W$  ( $-.17 \times .42$ ) 的 95% Monte Carlo 置信区间 [0.01, 0.16] 不包括 0, 表明组内中介效应被调节。中介效应为  $(a_W + g_W Z_j) b_W = .39 - .07 Z_j$ , 随  $Z_j$  变化。另外,  $g_B b_B$  ( $.01 \times 2.78$ ) 的 95% Monte Carlo 置信区间 [-7.41, 7.55] 包括 0, 表明组间中介效应不被调节。

## 4 讨论和拓展

综上所述, 基于多层线性模型的有调节的中介分析有两大特点。首先, 层 1 自变量必须按组均值中心化, 并将组均值置于层 2 截距方程式, 以实现层 1 自变量组间和组内效应的有效分离。其次, 只有 1-1-1 中介既存在组间中介效应受到调节, 又存在组内中介效应受到调节的情况。而其余的多层中介都只存在组间中介效应受到调节的情况。基于多层结构方程模型的有调节的中介分析方法的发展核心在于如何处理潜调节项。正交分割法是用显变量的乘积得到显变量的调节项, 再由显变量的调节项产生潜调节项; 随机系数预测法和潜调节结构方程法不用产生调节项; 贝叶斯合理值法是用潜变量的可能值相乘得到潜调节项的可能值。但是, 本文仍然存在一些不足, 尚需进一步深入讨论和拓展。

首先, 本文只涉及了因变量在层 1 的有调节的

表 3 基于贝叶斯合理值法的被调节的 1-1-1 中介分析结果

参数	组间有调节的中介		组内有调节的中介	
	$\beta$	$t$	$\beta$	$t$
$a(x \rightarrow m)$	.65	.31	.92	4.05***
$b(m \rightarrow y)$	2.78	.52	.42	2.93**
$c'(x \rightarrow y)$	-4.19	-.31	.05	.35
$d(z \rightarrow m)$	-.03	-.02		
$g(xz \rightarrow m)$	.01	.02	-.17	-2.53*

注: \*  $p < .05$ , \*\*  $p < .01$ , \*\*\*  $p < .001$ , 表中系数为非标准化解。

多层中介效应分析。实际上,利用多层结构方程还能对因变量在层2的有调节的多层中介效应进行分析(方杰等,2018;方杰,温忠麟等,2014;Preacher et al.,2010,2016),但此时只存在有调节的组间中介效应,即调节变量只能调节层2的组间中介效应。其次,本文的有调节的多层中介分析都用的是固定斜率。因此更一般地,可以将层1方程的固定斜率(如方程(2a)中的 $b_w$ 和 $t_w$ )设为随机斜率( $b_{wj} = b_w + \mu_{bwj}$ 和 $t_{wj} = t_w + \mu_{twj}$ ),让斜率随组织 $j$ 的变化而变化。更进一步,如果将随机斜率变为 $b_{wj} = b_w + sX_j + \mu_{bwj}$ ,则系数 $s$ 表示层2自变量 $X_j$ 对层1变量 $M_{ij} - \bar{M}_{.j}$ 和 $Y_{ij}$ 关系的跨层调节效应。值得注意的是,模型越复杂性,需要的层2和层1样本量也越大,模型分析时越可能不收敛,因此研究者在选择有调节的多层中介模型时要注意权衡误差和稳健性的关系。第三,本研究仅涉及一个中介变量,Hayes和Rockwood(2020)将有调节的多层中介和多重中介相结合,利用SPSS宏MLMED可同时进行有三个中介变量的有调节的多重多层中介分析。第四,目前有调节的中介效应分析主要涉及截面数据,截面数据分析的最大不足就是不适合进行因果推断,如果有调节的中介过程中至少有两个变量之间的影响作用是历时性的,需要进行纵向数据的有调节的中介研究(温忠麟,2017)。Zhang等人(2018)提出了基于多层自回归中介模型的层2调节变量 $Z_j$ 同时调节中介的前半路径和后半路径的1-1-1纵向中介分析方法(Zhang et al.,2018)。值得注意的是,Zhang等人(2018)并没有对层1变量进行中心化处理,这会混淆层1变量的组内和组间效应。如何得到准确的有调节的纵向中介分析结果,还有待进一步深入研究。方法的进步给研究者提供了一个深入理解和应用有调节的多层中介分析的机会,相信随着有调节的多层中介分析研究的深入,会增加我们对有调节的多层中介问题的理解。

附录可于[https://www.researchgate.net/profile/Jie\\_Fang34/research](https://www.researchgate.net/profile/Jie_Fang34/research)下载。

### 参考文献

- 方杰,温忠麟,吴艳.(2018).基于结构方程模型的多层调节效应.《心理科学进展》,26(5),781-788.
- 方杰,温忠麟,张敏强,任皓.(2014).基于结构方程模型的多层中介效应分析.《心理科学进展》,22(3),530-539.
- 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.
- 方杰,张敏强,邱皓政.(2010).基于阶层线性理论的多层级中介效应.《心理科学进展》,18(8),1329-1338.
- 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.(2020).中介效应和调节效应:方法及应用.教育科学出版社.
- 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.
- Asparouhov, T., & Muthén, B. (2021). Bayesian estimation of single and multilevel models with latent variable interactions. *Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal*, 28(2), 314-328.
- Bauer, D. J., Preacher, K. J., & Gil, K. M. (2006). Conceptualizing and testing random indirect effects and moderated mediation in multilevel models: New procedures and recommendations. *Psychological Methods*, 11(2), 142-163.
- 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.
- Feng, Q. Q., Song, Q. Y., Zhang, L. J., Zheng, S. F., & Pan, J. H. (2020). Integration of moderation and mediation in a latent variable framework: A comparison of estimation approaches for the second-stage moderated mediation model. *Frontiers in Psychology*, 11, 2167.
- Hayes, A. F. (2013). *Introduction to mediation, moderation, and conditional process analysis: A regression-based approach*. The Guilford Press.
- Hayes, A. F., & Rockwood, N. J. (2020). Conditional process analysis: Concepts, computation, and advances in the modeling of the contingencies of mechanisms. *American Behavioral Scientist*, 64(1), 19-54.
- Kim, S., & Hong, S. (2020). Comparing methods for multilevel moderated mediation: A decomposed-first strategy. *Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal*, 27(5), 661-677.
- Krull, J. L., & MacKinnon, D. P. (1999). Multilevel mediation modeling in group-based intervention studies. *Evaluation Review*, 23(4), 418-444.
- Krull, J. L., & MacKinnon, D. P. (2001). Multilevel modeling of individual and group level mediated effects. *Multivariate Behavioral Research*, 36(2), 249-277.
- McNeish, D. (2017). Multilevel mediation with small samples: A cautionary note on the multilevel structural equation modeling framework. *Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal*, 24(4), 609-625.
- Preacher, K. J., & Selig, J. P. (2012). Advantages of Monte Carlo confidence intervals for indirect effects. *Communication Methods and Measures*, 6(2), 77-98.
- Preacher, K. J., Zhang, Z., & Zyphur, M. J. (2016). Multilevel structural equation models for assessing moderation within and across levels of analysis. *Psychological Methods*, 21(2), 189-205.
- Preacher, K. J., Zyphur, M. J., & Zhang, Z. (2010). A general multilevel SEM framework for assessing multilevel mediation. *Psychological Methods*, 15(3), 209-233.
- Rubin, D. B. (1987). *Multiple imputation for nonresponse in surveys*. John Wiley & Sons.
- Ryu, E. (2015). The role of centering for interaction of level 1 variables in multilevel structural equation models. *Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal*, 22(4), 617-630.
- Schafer, J. L. (1997). *Analysis of incomplete multivariate data*. Chapman & Hall/CRC.

- Song, H. (2018). A primer on multilevel mediation models for egocentric social network data. *Communication Methods and Measures*, 12(1), 1–24.
- Tofghi, D., & MacKinnon, D. P. (2011). RMediation: An R package for mediation analysis confidence intervals. *Behavior Research Methods*, 43, 692–700.
- Xie, X. Y., Ling, C. D., Mo, S. J., & Luan, K. (2015). Linking colleague support to employees' promotive voice: A moderated mediation model. *PLoS ONE*, 10(7), e0132123.
- Zhang, Q., Wang, L. J., & Bergeman, C. S. (2018). Multilevel autoregressive mediation models: Specification, estimation, and applications. *Psychological Methods*, 23(2), 278–297.
- Zhang, Z., Zyphur, M. J., & Preacher, K. J. (2009). Testing multilevel mediation using hierarchical linear models: Problems and solutions. *Organizational Research Methods*, 12(4), 695–719.
- Zyphur, M. J., Zhang, Z., Preacher, K. J., & Bird, L. J. (2019). Moderated mediation in multilevel structural equation models: Decomposing effects of race on math achievement within versus between high schools in the United States. In S. E. Humphrey & J. M. LeBreton (Eds.), *The handbook of multilevel theory, measurement, and analysis* (pp. 473–494). American Psychological Association.

## Analysis of Multilevel Moderated Mediation Models

Fang Jie<sup>1</sup>, Wen Zhonglin<sup>2</sup>

<sup>1</sup>Institute of New Development & Department of Applied Psychology, Guangdong University of Finance & Economics, Guangzhou, 510320)

<sup>2</sup>Center for Studies of Psychological Application & School of Psychology, South China Normal University, Guangzhou, 510631)

**Abstract** In recent years, multilevel mediation and multilevel moderation have been frequently used in social sciences. However, if integrated, there are totally 12 kinds of multilevel moderated mediation models: 2 (multilevel mediation type) × 2 (level of moderator) × 3 (moderated mediation path). First, there are two types of multilevel mediation when two-level data is involved. One type is 1-1-1 multilevel mediation in which all variables are measured at Level 1, and the model includes between-cluster and within-cluster mediating effects. The other type has at least one variable at Level 2 (e.g., 2-1-1 multilevel mediation), and the model includes between-cluster mediating effect only. Second, there are two types of moderators. One is the moderator at Level 1, and the other is the moderator at Level 2. Third, there are three types of moderated paths: the first-stage (i.e., independent variable→mediator), the second-stage (i.e., mediator→dependent variable) and the dual-stage, which includes the paths of the two stages.

All of the above-mentioned multilevel moderated mediation models are briefed in this paper, so that empirical researchers could know which kind of multilevel moderated mediation model meets their need and how to analyze it. It is worth noting that all predict variables of Level 1 are centered at the cluster mean, and then observed cluster mean is used as a Level-2 predictor. In this way, the effect of the predict variable of Level 1 can be divided into within-cluster and between-cluster effects.

However, using observed cluster means as the proxy of the true cluster mean might result in a bias of mediating effect, and a multilevel structural equation model (MSEM) is more precise. In MSEM, a variable measured at Level 1 is orthogonally decomposed into a Level-1 latent variable and a Level-2 latent variable. There are four methods with regard to modeling moderated mediation in MSEM: the orthogonal partition (OP) method, random coefficient prediction (RCP) method, latent moderated structural (LMS) equations method, and Bayesian plausible values (BPV) method.

The core issue of these four methods is how to deal with the latent interaction term. In the OP method, the interaction term is manually calculated. In the RCP method, the random slope at Level 1 is considered a latent variable at Level 2, and the latent variable is used as an outcome variable to test the interaction effect. In the LMS method, the joint distribution of the indicators is approximated by a finite mixture distribution, and the expectation maximization algorithm is applied to maximization of the log-likelihood function of this distribution, which results in maximum likelihood interaction estimates. In BPV method, the key to this estimation is that it allows generating a Bayesian analog of factor scores for latent variables by sampling from their posterior distribution some number of times.

When the sample size is large enough (i.e., the number of groups is over 200 and the group size is over 30), LMS method based on Bayesian estimation is recommended to analyze the multilevel moderated mediation. An empirical example is employed to demonstrate how to conduct multilevel moderated mediation analysis with multilevel models and BPV method by *Mplus*

**Key words** multilevel model, multilevel structural equation model, multilevel moderated mediation, centering, bayesian estimation