

分类号
U D C

密级
编号 10741

兰州财经大学

LANZHOU UNIVERSITY OF FINANCE AND ECONOMICS

硕士学位论文

论文题目 控制变量选择对中介效应稳健性的影响研究

研究生姓名: 贾晗

指导教师姓名、职称: 韩海波 副教授

学科、专业名称: 应用经济学 数量经济学

研究方向: 计量经济学方法与应用

提交日期: 2024年6月3日

独创性声明

本人声明所呈交的论文是我个人在导师指导下进行的研究工作及取得的研究成果。尽我所知，除了文中特别加以标注和致谢的地方外，论文中不包含其他人已经发表或撰写过的研究成果。与我一同工作的同志对本研究所做的任何贡献均已在论文中作了明确的说明并表示了谢意。

学位论文作者签名： 贾晗 签字日期： 2024.6.3

导师签名： 韩海波 签字日期： 2024.6.3

关于论文使用授权的说明

本人完全了解学校关于保留、使用学位论文的各项规定， 同意（选择“同意” / “不同意”）以下事项：

1. 学校有权保留本论文的复印件和磁盘，允许论文被查阅和借阅，可以采用影印、缩印或扫描等复制手段保存、汇编学位论文；

2. 学校有权将本人的学位论文提交至清华大学“中国学术期刊（光盘版）电子杂志社”用于出版和编入 CNKI《中国知识资源总库》或其他同类数据库，传播本学位论文的全部或部分内容。

学位论文作者签名： 贾晗 签字日期： 2024.6.3

导师签名： 韩海波 签字日期： 2024.6.3

Influence of Control Variable Selection on Robustness of Mediation Effect

Candidate: Han Jia

Supervisor: Haibo Han

摘 要

揭示变量间的关系是定量研究的一个重要目标。在这个过程中，中介效应扮演着重要的角色，近年来此技术在很多领域发挥着重要作用。在经济研究中，为了确保研究结果的准确性，研究人员通常会采用统计控制的手段来减少其他变量的干扰。

选择错误的控制变量可能导致中介效应结果的不准确。在选择控制变量时，应该考虑与中介变量和因变量相关的潜在干扰因素，并努力排除这些因素的影响，以确保对中介效应的准确评估和解释。但目前很多研究者并没有充分理解控制变量的关键作用以及应该如何有效地运用控制变量，其影响程度及路径也没有被确切地说明。

当前关于控制变量的研究还相当零散，因此有必要对已有的文献进行全面地整理。目前关于控制变量选择问题的研究主要是围绕已发表的文献中对于控制变量的使用规范问题进行讨论，但关于不同情况下的控制变量对中介效应稳健性的影响及其大小并未有深入研究。

基于以上问题，本文以中介效应为研究对象，从其控制变量的选择问题出发，首先给出了控制变量选择及中介效应的综述总结，其次介绍了控制变量与中介模型的基本理论及研究现状，接着以中介效应稳健性影响问题为切入点，通过蒙特卡洛随机模拟的方法设置了各种参数，分别针对模型中不同控制变量数量、不同中介变量与控制变量相关性、不同控制变量间相关性、不同控制变量与随机扰动项相关性的情况，模拟了不同中介效应大小和不同样本量下控制变量对中介效应稳健性的具体影响，进一步总结控制变量选择对中介效应分析稳健性影响的一般化结论。

研究结果表明：（1）随着模型中控制变量的数量增加，中介效应的稳健性增强。且中介效应的显著的概率与控制变量数量的关系受到中介效应大小的影响。中介效应越大，控制变量的加入更容易使得中介效应稳健。（2）自变量对中介变量的影响系数随着控制变量和中介变量的相关性增大而偏离真实值，中介变量对因变量的影响系数随着控制变量和中介变量的相关性增大而接近真实值。且样本量越大，相关性增强使得中介效应更不容易稳健。（3）自变量对中介变量的影响系数随着控制变量间相关性增大而接近真实值，中介变量对因变量的影响系数，

随着控制变量间相关性增大而偏离真实值。且样本量越大，相关性增强使得中介效应更不容易稳健。(4) 中介变量对因变量的影响系数随着控制变量与随机扰动项相关性增强而偏离真实值。但是在较弱的内生性(0.1)和较少的样本量(200)下无偏概率可以达到90%以上。

关键词：控制变量数量 控制变量相关性 控制变量内生性 中介效应 统计模拟

Abstract

Discovering the relationship between variables is an important goal of quantitative research. In this process, mediating effects play an important role, and this technique has played an important role in many fields in recent years. In economic research, in order to ensure the reliability of research conclusions, researchers usually use statistical control methods to eliminate the influence of other variables.

Choosing the wrong control variable can lead to inaccurate results of the mediating effect. When selecting a control variable, potential interfering factors related to the mediating variable and the dependent variable should be considered, and efforts should be made to exclude the influence of these factors to ensure an accurate assessment and interpretation of the mediating effect. However, many researchers do not have a deep understanding of the importance of the control variable and how to use the control variable rationally, and the degree and path of its influence have not been precisely explained.

At present, the research on control variables is relatively fragmented, and it is necessary to systematically review the existing literature. It can be found that the research on the selection of control variables mainly focuses on the discussion of the use of control variables in the published literature, but there is no in-depth study on the influence of control variables on the robustness of the mediating effect under different circumstances.

Based on the above problems, this paper takes the mediating effect as the research object, starting from the selection of its control variables, firstly gives a summary of the selection of control variables and the mediating effect, and secondly introduces the basic theory and research status of the control variables and the mediating model. Then, taking the problem of the influence of the robustness of the mediating effect as the starting point, various parameters are set through the Monte Carlo stochastic simulation method. According to the number of different control variables in the model, the correlation between different mediating variables and control variables, the correlation between different control variables, and the correlation between different control variables and random perturbations, the influence of control variables on the robustness of the mediating effect under different mediating effect sizes and different sample sizes is simulated, and the general conclusion of the influence of control variable selection on the robustness of the mediating effect analysis.

The research results show that: (1) With the increase of the number of control variables in the model, the robustness of the mediating effect increases. And the relationship between the significant probability of the mediating effect and the number of control variables is affected by the size of the mediating effect. The larger the mediating effect, the easier it is to add the control variable to make the mediating effect robust. (2) The influence coefficient of the independent variable on the mediating variable

deviates from the true value as the correlation between the control variable and the mediating variable increases, and the influence coefficient of the mediating variable on the dependent variable approaches the true value as the correlation between the control variable and the mediating variable increases. And the larger the sample size, the stronger the correlation makes the mediating effect less robust. (3) The influence coefficient of the independent variable on the mediator variable approaches the true value as the correlation between the control variables increases, and the influence coefficient of the mediator variable on the dependent variable deviates from the true value as the correlation between the control variables increases. And the larger the sample size, the stronger the correlation makes the mediator effect less likely to be robust. (4) The influence coefficient of the mediator variable on the dependent variable deviates from the true value as the correlation between the control variable and the random perturbation term increases. However, the unbiased probability can reach more than 90% under weak endogeneity (0.1) and small sample size (200).

Keywords: Number of control variables; Correlation of control variables; Endogeneity of control variables; Mediating effect; Statistical simulation

目 录

1 绪 论	1
1.1 研究背景及研究意义	1
1.1.1 研究背景.....	1
1.1.2 研究意义	2
1.2 国内外相关文献综述	3
1.2.1 控制变量研究现状.....	3
1.2.2 中介效应研究现状	6
1.2.3 文献述评	9
1.3 研究内容及方法	9
1.3.1 研究内容	9
1.3.2 技术路线图	11
1.3.3 研究方法	11
1.4 本文创新点	12
2 概念界定	14
2.1 控制变量	14
2.2 中介模型	14
2.2.1 基本形式	14
2.2.2 基本假设	15
2.2.3 中介效应大小衡量	15
2.2.4 中介效应检验方法	16
2.3 控制变量与中介效应的关系	18
3 控制变量的遗漏与冗余	20
3.1 控制变量的数量分析.....	20
3.2 控制变量数量模拟.....	21
3.2.1 模拟设计因子	21
3.2.2 比较指标	22
3.2.3 模拟研究过程	23

3.2.4 结果分析	24
4 控制变量的共线性	28
4.1 控制变量的共线性分析	28
4.2 控制变量与中介变量相关模拟	29
4.2.1 模拟设计因子	29
4.2.2 比较指标	29
4.2.3 模拟研究过程	30
4.2.4 结果分析	31
4.3 控制变量与控制变量相关模拟	36
4.3.1 模拟设计因子	36
4.3.2 比较指标	36
4.3.3 模拟研究过程	36
4.3.4 结果分析	37
5 控制变量的内生性	42
5.1 控制变量的内生性分析	42
5.2 控制变量与随机扰动项相关模拟	43
5.2.1 模拟设计因子	43
5.2.2 比较指标	43
5.2.3 模拟研究过程	43
5.2.4 结果分析	44
6 结论及展望	49
6.1 结论	49
6.1.1 主要结论	49
6.1.2 相关建议	50
6.2 展望	51
参考文献	52
致 谢	57

1 绪 论

1.1 研究背景及研究

1.1.1 研究背景

随着社会科学研究的不断发展,中介效应方法已成为定量研究中的重要方法之一,在社会科学研究中具有重要的地位和价值。中介效应主要用于探究一个或多个核心变量对因变量的影响原理以及这种原理是如何通过中介变量进行传递的。中介效应本质上就是一种回归模型,那么控制变量对其就有显著影响。然而,传统的中介效应方法往往忽视了潜在的混淆变量,这可能导致结果出现偏差并且不可靠。在现实研究中,我们经常面临许多可能影响中介效应的潜在变量,如个体特征、环境条件等。为了控制这些可能导致混淆的变量,研究人员经常采用控制变量的方法。控制变量,即除自变量以外,所有可能干扰实验结论的其他变量,这些变量并不是研究的目标。加入控制变量的目的是排除其他可能对研究结果产生影响的变量,并更准确地估计自变量对因变量的影响,所以在选择控制变量时,应该考虑它们之间是否具有经济学意义或理论基础。然而,在选择控制变量时,研究者面临着许多挑战和困惑。首先,如何确定哪些变量应该被选择作为控制变量。其次,控制变量的选择可能受到数据的可用性和可靠性的限制。最后,选择不恰当的控制变量或排除某些控制变量可能会导致中介效应结果出现偏差。

研究表明,增减模型中的控制变量会对解释变量的评估产生重大影响。Lenz和Sahn(2021)复现了发表在《美国政治学杂志》(AJPS)上的49篇观察性研究,发现其中有20篇研究中模型的控制变量数量增加使得核心解释变量p值减小。实际上,选择不恰当的控制变量会对分析结果产生非常大的影响:比如选择了与中介变量存在共线性的控制变量,可能会使得中介效应结果出现偏误,导致无法准确评估中介效应的大小和统计显著性;控制了与自变量或因变量相关的变量,但不控制与中介变量相关的变量,可能导致对中介效应机制的错误解释;忽略了与中介效应相关的关键变量,就会忽视中介效应的完整机制,这可能导致对中介效应的解释不完整或不准确,进而影响研究结论的可靠性和有效性。

在进行中介效应分析时,控制变量的选择应该经过慎重考虑,以确保对中介

效应的准确评估和解释。然而，当前很多研究者并没有充分理解控制变量的关键作用，以及如何有效地运用控制变量。关于控制变量的合理性，很少有研究人员给予足够的关注和讨论。在现有的研究文献中，关于控制变量合理性的探讨相对稀缺，控制变量的选择等复杂问题常常被研究者忽略。控制变量的错误选择会导致中介效应结果不准确，但其影响程度及路径并没有被确切地说明。这可能是由于研究人员将控制变量视为研究分析中的次要环节，同时控制变量对结论的具体影响也不易察觉。

1.1.2 研究意义

在社会科学领域的研究中，中介效应分析经常被用来分析两个变量的相互联系以及这些联系背后的工作原理。然而，在实际研究中，研究人员为了得到准确的研究结果，常常采用控制变量的方法来消除其他变量的干扰。由于存在多种可能的控制变量选择，研究者往往需要在众多变量中选择适当的控制变量，并且这些选择可能会对中介效应的结果产生影响。

首先，了解控制变量选择对中介效应的影响，能够帮助研究者更准确地理解变量之间的中介关系。通过控制不同的变量，研究者可以进一步确定中介效应的存在及其实际大小。因此，对于研究领域的学者和从业人员而言，深入探究控制变量选择对中介效应的影响，对于推动相关领域的理论研究和实践应用具有重要的意义。其次，从方法学的角度来看，控制变量选择对中介效应的稳健性具有重要的统计学意义。当控制变量的选择不同时，中介效应的结果可能会出现明显的不一致性，从而影响中介效应显著性和方向的判断。通过研究不同控制变量对中介效应结果的影响，可以帮助研究者更好地理解中介效应的统计性质，进一步完善和优化中介效应检验的方法。最后，研究控制变量选择对中介效应稳健性的影响还具有实际应用价值。中介效应的使用面非常广泛，它不仅可以用来检验因果关系，而且还可以用来解释和预测一些社会、经济和政策现象。它的应用范围不仅仅局限于自然科学领域，也被广泛地应用于社会科学领域，比如心理学、社会学和经济学等。此外，中介效应的应用也可以用来解释一些社会和经济现象，例如社会不平等、贫困、就业歧视等。通过深入探究控制变量选择的影响，研究者可以提高中介效应检验的准确性和可靠性，从而更好地为实际问题的解决提供支

持和指导。

综上所述，研究控制变量选择对中介效应检验稳健性的影响具有重要的学术和实践意义，所以我们应当重视中介效应中控制变量的选择问题。在选择控制变量时应考虑与中介变量和因变量相关的潜在干扰因素，并努力排除这些因素的影响，以确保对中介效应的准确评估和解释。通过深入探究这一问题，不仅有助于推动相关领域的理论发展，也有利于提升研究方法的可靠性和准确性，为社会科学研究领域的研究和实践提供更有力的支撑。

1.2 国内外相关文献综述

1.2.1 控制变量研究现状

控制变量 (Control Variable)，也称为额外变量、混淆变量或偏离变量，是指在研究过程中，为了消除其他潜在解释变量对研究成果的影响并增强统计检验力，研究者所采用的特定变量 (Becker, 2005)。如果想深入了解某个因素对被解释变量的作用，那就需要排除其他因素对该变量的干扰。也就是说，需要有效地控制其他变量的影响。通常的计量模型都可以考虑加入控制变量，通过将其他主要影响被解释变量的因素纳入模型和待研究的因素一起进行模型估计，从而能够得到更为可靠的研究因素的估计值。

控制变量在统计研究中起着关键作用 (Bernerth 和 Aguinis, 2016; Sackett 和 Mullen, 1993)。这些变量可以是随机因素，也可以是有明显控制的因素，比如性别、年龄等。这些控制变量可以用来解释实验结果，以及衡量实验结果的准确性。正确使用控制变量对于得出有效的统计结论至关重要 (Aguinis 等, 2021; Atinc 等, 2012; Becker 等, 2016; Bernerth 和 Aguinis, 2016; Carlson 和 Wu, 2012)。对这些额外变量进行有效地管理和控制，研究人员不仅能更精确地评估核心解释变量之间的相互关联，还能避免对研究成果进行替代性的解读 (Becker, 2005; Becker 等, 2016; Breaugh, 2006; Breaugh, 2008; Meehl, 1971; Spector 和 Brannick, 2011; Spector 等, 2000; York, 2018)。所以，控制变量与核心解释变量具有同等的重要地位 (Becker, 2005)。

但是，在研究中引入控制变量，并不意味着得出的结论会更加可信 (Spector

和 Brannick, 2011)。例如, 在探讨领导风格如何影响员工的主动行为 (Proactive Behavior) 时, 研究人员可能会习惯性地吧领导的性别、年龄、工作经验和教育程度等人口统计因素纳入模型。然而, 在实际生活中, 没有包括这些人口统计数据领导的领导是不存在的, 这使得研究结果的外部效度受到质疑。而且很多文章并未在分析中说明包含或排除特定控制变量的理由 (Aguinis 和 Vandenberg, 2014; Atinc 等, 2012; Bernerth 和 Aguinis, 2016; Edwards, 2008; Spector 和 Brannick, 2011)。随意地使用控制变量可能为不当的研究行为提供了机会, 比如出现“P 值操控”等恶意使用的可能 (Simonsohn 等, 2014)。即使没有恶意使用, 不正确地使用控制变量也有可能导致不正确的推论 (Becker, 2005; Becker 等, 2016; Bernerth 和 Aguinis, 2016; Breugh, 2006)。

控制变量的不当使用会导致几种不同类型的错误。首先, 从概念上讲, 控制变量改变了研究内容的确切含义 (Bernerth 和 Aguinis, 2016; Breugh, 2008)。当一个控制变量作为自变量被包含在多变量模型中时, 每个自变量的效果实际上代表了残余预测变量的效果, 而不是原始预测变量的效果 (Becker 等, 2016; Bernerth 和 Aguinis, 2016; Breugh, 2008; Carlson 和 Wu, 2012)。鉴于变量间存在复杂联系, 引入控制变量后得到的研究结论可能不够明确, 甚至与先前的假设正相反 (Becker, 2005; Breugh, 2008)。例如, 身高对收入的影响在概念上不同于控制体重后身高对收入的影响 (Breugh, 2008)。随意地添加控制变量可能最终会得到完全偏离实际的结果 (Becker 等, 2016; Breugh, 2008)。其次, 控制变量可能用于 P 值操控, 也就是通过添加或删除控制变量以寻找统计上显著的关系 (Murphy 和 Aguinis, 2019)。部分研究者这样做是因为控制变量可以充当“虚假抑制因子”, 使得核心解释变量与被解释变量显著相关。但实际上这种关系是随机的 (Becker, 2005)。也就是说, 两个变量之间的关系可能没有统计意义, 但如果第三个变量与这两个变量有关系, 那么偏相关系数可能是显著的 (Nunnally 和 Bernstein, 1994)。这种显著关系可能确实反映了部分“真实”的关系, 但随机误差可能会产生第三个变量与其他两个变量的虚假关系, 当真实关系真正为零 (即 I 型误差) 时, 这种随机性足以使部分相关系数显得显著。研究人员可以根据发现结果的性质添加或删除控制变量, 最终只包括产生统计显著 ($p < 0.05$) 结果的一组控制变量 (Banks 等, 2016a; Kepes 和 McDaniel, 2013;

Murphy 和 Aguinis, 2019; O'Boyle 等, 2017)。Bank 等人 (2016b) 对研究人员进行了一项调查, 报告称 33% 的受访者选择性地纳入了控制变量。O'Boyle 等人 (2017) 发现在论文及其相关出版物之间发生的控制变量使用导致最终产品报告了更多统计显著关系。

添加或删除控制变量在多大程度上揭示或掩盖了效应本质上是未知的, 所以有必要了解控制变量对因变量的影响程度 (Atinc 等, 2012; Bernerth 和 Aguinis, 2016)。目前, 控制变量的不当使用可能造成的风险的程度还没有被完全认知。虽然有证据表明很多研究实践存在控制变量的不当使用 (Bedeian 等, 2010; Hopp 和 Hoover, 2017 年; John 等人, 2012), 但是其造成的影响程度并没有受到广泛关注。虽然有些文章强调了与控制变量使用相关的概念缺陷 (Atinc 等, 2012 年; Becker 等, 2016; Bernerth 和 Aguinis, 2016; Bernerth 等人, 2018; Carlson 和 Wu, 2012), 但尚未有研究评估其使用中的缺陷会在多大程度上影响研究结果的有效性。Bernerth 和 Aguinis (2016) 明确指出需要研究来证明“包括或排除特定控制的有害影响”的程度。具体来说, 需要研究所谓的“研究人员自由度”(Aguinis 等, 2017) 对控制变量使用的影响。“研究人员自由度”是研究人员在研究过程中可以做出的方法选择 (Aguinis 等, 2017; Freese, 2007)。存在于研究的假设、设计、数据收集、数据分析和报告阶段。近年来, 研究者自由度的问题受到广泛关注, 因为在研究过程中研究者可以投机地利用这些自由度增加实验假阳性的概率或者夸大实验的效应量。

近年来, 西方的研究者对控制变量的规范使用问题给予了特别的关注, 并有众多学者提出了如何合理应用控制变量的方法。Becker (2005) 通过对 2000-2002 年三年间发表在《管理学院学报》(AMJ)、《行政科学季刊》(ASQ)、《应用心理学期刊》(JAP) 和《人员心理学》(PPsych) 四大期刊中的 60 篇文献样本进行分析, 发现大约 63% 的控制变量研究并没有为控制变量提供明确的依据; 基于 Becker 的研究成果, Atinc 等人 (2012) 对四大期刊在更长的时间范围内使用了更多文献样本的控制变量进行了深入分析, 其建议也已纳入 Academy of Management Journal (AMJ) 和 Journal of Organizational Behavior (JOB) 的审稿标准 (Bono 和 McNamara, 2011)。尽管如此, 控制变量的应用仍面临一些挑战, 例如控制变量理论基础不足等问题。Bernerth 和 Aguinis (2016) 对 2003 年至 2012

年在顶级管理学期刊上发表的 580 篇实证研究进行了回顾,他们发现在 2003 年,仅有 5% 的研究为控制变量提供了充足的理论支撑;而到了 2012 年,这一比例仅为 3%,这表明控制变量的理论基础不足的问题并未得到有效改善。

相较之下,国内的学者对控制变量使用的理论和实践方面的探讨相对较少。曹江雨等人(2020)深入分析了 2016 至 2018 年 113 篇刊登在四本权威的管理学与心理学中文期刊上组织行为学文章,发现尽管 69% 的研究人员为至少一个控制变量的使用提供了理论支撑,但仅有 3 篇研究是有明确的理论基础的,并且 2018 年在该四本期刊上发表的文章,都没有明确理论基础。冯帅帅和罗教讲(2021)对《社会学研究》杂志上的发表于 2010 年至 2019 年的 149 篇定量文献进行深入分析,发现其中有 132 篇文献控制了至少一个变量,而对使用控制变量的原因进行阐释的只有 40 篇,仅占 30.30%。在其他中文学术期刊中,这样的现象也是比比皆是。控制变量“不用”或“滥用”的现象层出不穷。这种现象的出现可能是因为研究者仅将控制变量视为研究的次要环节,并且控制变量对研究结论的影响不易察觉(Carlson 和 Wu, 2012)。综合来看,当前研究者尚未深入理解控制变量的重要作用,以及如何恰当地应用控制变量。

1.2.2 中介效应研究现状

中介效应(mediation)在社会科学研究中已有近百年的历史。1925 年,英果尔德(C. K. Ingold)提出了中介论,将电子转移所产生的效应称为中介效应。他认为,引起一个反应的刺激是由一系列连续变化的中间环节构成的,而反应本身就是一种中间状态,并将中间状态与最终状态之间的差异称为中介。Woodworth 基于“刺激-反应”(S-R)的理论,提出了一个新的“刺激-机体-反应”(S-O-R)模型。该模型阐述了刺激在反应中的角色是通过生物体内部的转化机制来实现的,其中“机体”起到了中介的作用。然而,中介变量在 20 世纪 80 年代才开始受到广泛关注,并出现了一种逐步分析简单中介效应模型(包括一个自变量、一个中介变量和一个因变量的简单中介模型)的方法(Baron 和 Kenny, 1986; Judd 和 Kenny, 1981)。在多变量研究中,中介效应已经崭露头角,成为了关键的统计工具(杜岸政等, 2014; 甘怡群, 2014; 温忠麟和叶宝娟, 2014)。

(1) 中介模型理论研究

在我国，温忠麟和他的团队是首批对中介效应模型进行系统性研究的学者。关于中介效应的学术探讨主要聚焦于中介效应的定义以及其检测流程这两个核心领域。温忠麟和他的团队对中介变量和中介效应进行了全面而精确的定义。当考虑到自变量 X 对因变量 Y 的作用时，如果 X 是通过影响变量 M 来对 Y 产生影响，那么我们可以称 M 为中介变量。这里给出简单中介效应模型的回归方程：

$$Y = \beta_1 + cX + \varepsilon_1, \quad (1.1)$$

$$M = \beta_2 + aX + \varepsilon_2, \quad (1.2)$$

$$Y = \beta_3 + c'X + bM + \varepsilon_3, \quad (1.3)$$

在方程(1.1)中，系数 c 代表自变量 X 对因变量 Y 影响的总效应；方程(1.2)中，系数 a 代表自变量 X 对中介变量 M 的影响；在方程(1.3)中，系数 c' 是在消除了中介变量 M 的作用后，自变量 X 对因变量 Y 的直接影响；系数 b 表示在自变量 X 的作用受到限制时，中介变量 M 对因变量 Y 产生的影响效果； β_1 、 β_2 、 β_3 是截距项； ε_1 、 ε_2 及 ε_3 假设服从 0 均值方差分别为 σ_1^2 、 σ_2^2 、 σ_3^2 的正态分布的回归误差项。

温忠麟及其团队还区分了几对容易混淆的概念，包括调节效应和中介效应，有中介的调节变量和有调节的中介变量，部分中介和完全中介，以及中介效应和间接效应等。当一个模型中除了自变量和因变量之外，还涉及多个第三变量时，它可能会同时包括调节变量和中介变量。这些变量在模型中的位置不同，会产生不同的模型，并与不同的统计背景和意义相联系（温忠麟等，2006）。中介效应主要表现为间接效应，但这种间接效应并不总是中介效应（温忠麟等，2004）。

假定 Y 和 X 之间的显著相关性意味着回归系数 c 是显著的，在这一假设基础上，考虑到中介变量 M 。关于中介效应的统计验证，主要采用了三种不同的方法。按照传统方法，我们需要依序检查回归系数 a 和 b （除了完全中介效应，还需检查 c' ）的显著性。第二个方法是检查通过中介变量路径的回归系数乘积 ab 是否具有显著性。第三个方法是检查 c' 和 c 之间的差距是否明显。这三种策略都有其各自的优点和缺点。温忠麟和他的团队对现有的多种检验方法进行了总结，并提出了一个用于检验中介效应的程序。这个程序的第一类和第二类错误率的总和通常比单一检验方法要小，并且能够同时检验部分中介效应和完全中介效应。

国内的学者在研究中介效应时，主要关注的是单一的中介变量，这种效应通常被称作简单中介效应（simple mediation）。柳士顺和凌文铨（2009）简单地解释了多重中介效应，指出多个中介变量在自变量和因变量之间发挥作用。这种中介模型被称为多重中介模型（multiple mediation models），包括单变量多重中介模型和多元多重中介模型。前者包括并行多重中介模型、链式多重中介模型和复合式多重-中介模型。

（2）中介效应检验方法研究

在研究中介分析问题，已有大量学者对中介效应的检测方法进行了深入而系统地探讨，而国内的相关研究主要是基于温忠麟等学者提出的中介效应检测流程。

目前用于检测中介效应的各种方法包括逐步法、Sobel 法、乘积分布法、Bootstrap 法和马尔科夫链蒙特卡罗法，后续还有多位学者对这些不同的检验手段进行了深入的比较分析。在 1986 年，Baron 和 Kenny 首次提出了所谓的逐步检验回归系数法，也就是通常所说的逐步法。这种方法因其易于理解和操作而得到了广泛地应用。随后，Judd 和 Kenny 以及温忠麟、刘红云等学者也对这一方法进行了进一步的发展和优化；Sobel 法（由 Mac Kinnon 等人在 2002 年提出）采用了新的统计量 z （也称为 Sobel 检验统计量）来验证中介效应的显著性。然而，Sobel 方法的一个明显缺陷是它要求中介效应的样本分布必须遵循正态分布；乘积分布法和 Bootstrap 法采用研究样本作为总体抽样，通过有放回的重复抽样方法生成自助样本，这些自助本来反映统计量的抽样分布，也就是经验分布；马尔科夫链蒙特卡罗法（Markov chain Monte Carlo methods MCMC）是在 2009 年由 Yuan 和 Mac Kinnon 共同提出的一种中介效应检验方法。该方法是基于贝叶斯理论将马尔科夫过程融入蒙特卡罗模拟中，并且将所有参数视为随机变量。它没有中介效应乘积的分布必须遵循正态分布，也没有要求样本必须是大样本。与 Bootstrap 方法相比，它的计算量要小得多，因此更适用于多水平问题的研究。MCMC 方法在中介效应检验的初步研究中，引入了一些关于中介效应的先验知识，这种方法被称为带有先验信息的 MCMC 方法（Muthén, 2010）。在选择先验信息时，我们必须行事谨慎。通常，确定先验信息的方法有两种：一种是基于已有的文献研究进行的总结，另一种是由相关领域的专家进行的预测。当采用带有

先验信息的 MCMC 方法时,选择合适的先验信息是非常关键的。恰当的先验信息可以提高检验的准确性,但错误的先验信息可能会使检验结果与真实值产生较大的偏差。

1.2.3 文献述评

通过文献梳理发现,学术界对于控制变量和中介效应分析已分别进行了丰富的研究,并取得了一定成果。特别是对于控制变量的不当使用方面已有很多学者发现并给出建议。国外学者对控制变量不合理使用的研究起步较早,已形成了相对成熟的理论,而我国学者目前对于控制变量不合理使用的问题关注较少。鉴于目前中介效应的研究,大多研究集中在中介效应的应用上,鲜有学者关注中介效应下控制变量的选择问题。因此本文从中介效应的角度出发,讨论控制变量的不同情况对中介效应的影响。在内容方面,大部分相关的论文把重点放在发现、讨论控制变量的选择对核心解释变量存在重大影响,即仅仅分析了在文章中常见的现象。至于其影响程度、影响路径以及如何解决此类问题的研究并不多见。因此本文基于现有文献和相关理论,以中介效应为研究对象,从其控制变量的选择问题出发,模拟不同类型的控制变量对中介效应的影响。具体而言,本文将重点关注在进行中介效应分析时,不同的控制变量选择策略对结果的稳定性和解释力的影响。通过比较不同控制变量选择下的中介效应大小和显著性判断结果,更好地理解控制变量选择对中介效应分析的影响,为相关学科领域提供更可靠和准确的研究结果。本文的边际贡献在于运用了统计模拟的方法对中介效应下控制变量的不同情况进行模拟,是对现有控制变量使用问题的探讨改进,能够帮助未来的研究者避免中介效应下控制变量的错误使用,使研究结论更可靠。

1.3 研究内容及方法

1.3.1 研究内容

本文主要研究在不同条件下中介效应中控制变量的选择问题。具体包括控制变量的不同数量、控制变量与中介变量的不同相关性、控制变量间的不同相关性、控制变量不同内生性 etc 情况下,通过统计模拟的方法观察不同情况下中介效应稳

健性的变化，并就在面对这些情况时该如何选择合适的控制变量给出建议。

第一部分，绪论。这部分主要包括本文的研究背景、研究意义以及国内外相关学术文献的综述与评述。通过梳理国内外文献综述，进行文献述评，找到本文研究的出发点，还有本文可能的创新点。

第二部分，概念界定。这部分对本文所涉及到的控制变量的概念、简单中介模型的基本形式、中介效应方程的基本假设、中介效应大小的衡量及中介效应检验方法进行介绍。

第三部分，控制变量数量的遗漏与冗余。这部分先对控制变量的数量选择问题进行分析，然后给出了控制变量数量选择的模拟研究设计思路，包括模拟设计因子、比较指标和模拟研究过程，并得到了多个模拟因子条件下（不同的中介效应大小、不同的样本量）控制变量数量改变对中介效应检验显著性的影响，最后分析规律。

第四部分，控制变量的共线性。这部分先对控制变量的相关性问题分析，然后分别就控制变量与中介变量相关程度不同还有控制变量间相关程度改变给出了模拟研究设计思路，包括模拟设计因子、比较指标和模拟研究过程，并得到了不同样本量、不同控制变量数量下控制变量相关性对中介效应检验显著性的影响，并分析规律。

第五部分，控制变量的内生性。这部分先对控制变量的内生性问题进行分析，然后给出了模拟研究思路，包括模拟因子的设计、模拟研究的过程。得到了不同样本量和不同控制变量数量下控制变量与随机扰动项相关性改变对中介效应稳健性的影响，并分析规律。

第六部分，结论与展望。这部分总结了全文的要点及结论，给出了控制变量的选择建议以及未来展望。

1.3.2 技术路线图

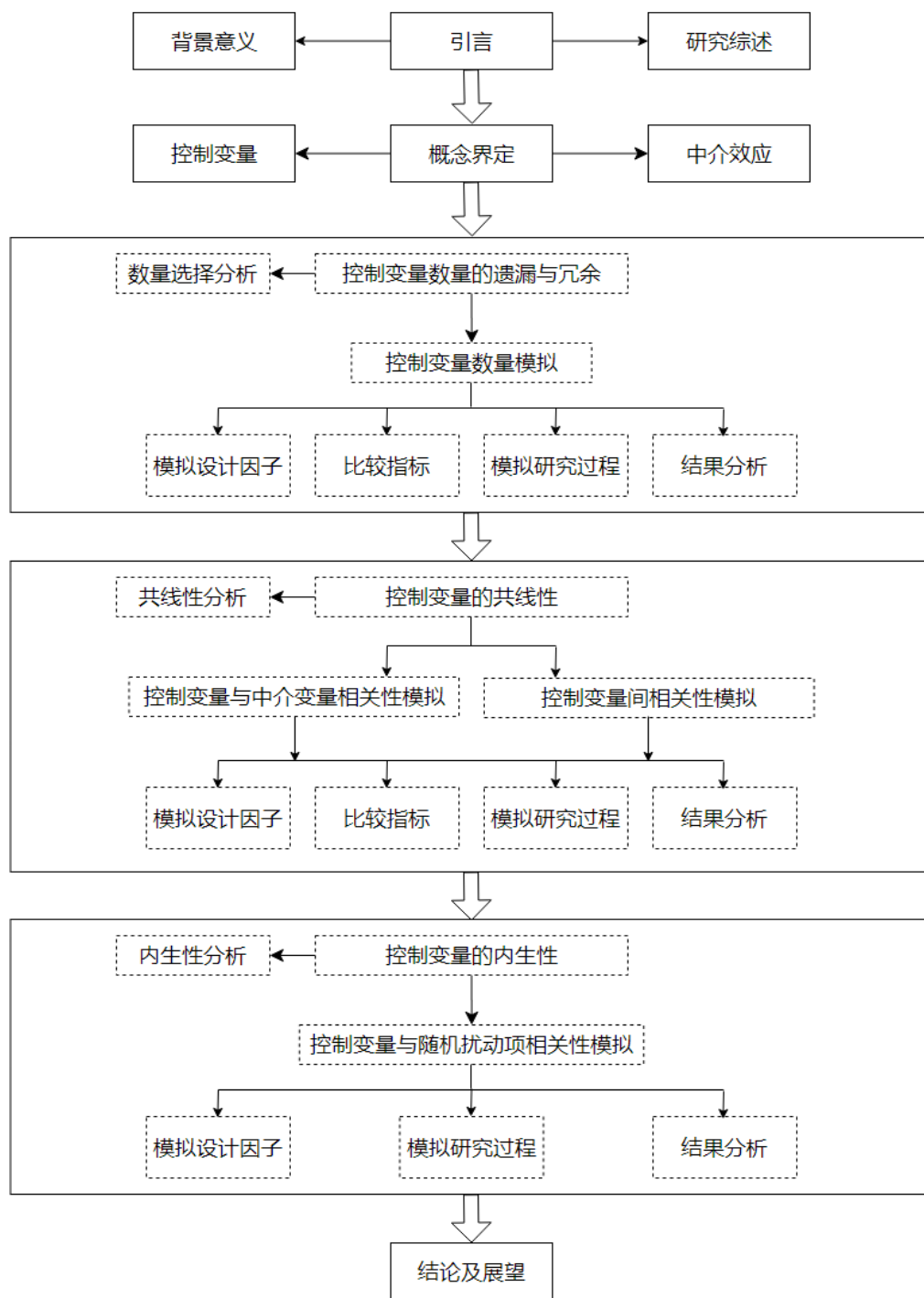


图 1.1 技术路线图

1.3.3 研究方法

利用计算机统计模拟来研究本文需要研究的问题，统计模拟是一种常用的研

究方法，主要用于对某个现象或情况进行数值化的模拟和分析，利用计算机进行的统计模拟方法在统计学的很多方面发挥了重要作用。统计模拟技术具有以下优点：

(1) 适用于各种复杂的系统和现象，可以灵活地建立适合特定研究对象的模型，并对其进行模拟和分析。以图像、表格等形式呈现。可以直观地观察模拟过程和结果，更好地理解 and 解释研究问题。

(2) 可以在虚拟环境中进行实验，通过任意设置因变量、自变量、中介变量、控制变量等参数和条件，来控制模拟过程，研究不同条件下中介效应的稳健性设定参数和条件。随机性好，所受到的干扰较少，这样可以排除实际实验中的干扰因素和限制，更好地研究和分析所关注的变量或因素。

(3) 通过大量重复模拟和随机抽样，可以在短时间内重复实现以获得充分的样本量，以获得不同条件下中介效应中控制变量的最优选择，尽可能接近“理论值”，保证实证分析结果的准确性。

鉴于此，本文主要利用 PyCharm 和 R studio 编制计算机程序，比较全面的设置了各种参数，而且总模拟近 10 万次来进行操作，来模拟不同控制变量选择下的中介效应稳健性，包括中介效应模型下控制变量的不同数量、控制变量的充分性、相关性、内生性及不同样本量等情况对中介效应稳健性的影响。

1.4 本文创新点

(1) 通过对已有的文献梳理发现，关于控制变量的选择问题，目前现有文献的研究主要集中在发现和讨论过去已发表文献存在的控制变量使用不当问题并给出规范使用控制变量的建议。控制变量的不同情况选择对模型的具体影响大小的实证分析比较少，特别是在控制变量选择对中介效应稳健性的影响问题。在这一背景下，讨论中介模型下控制变量的选择问题很必要。所以本文采用统计模拟的方法讨论对控制变量选择对中介效应稳健性的影响问题，为以后的研究者提供新的思路和参考。

(2) 本文对控制变量选择的讨论情景更为丰富，相较于其他研究者只对控制变量数量、遗漏变量等某一方面的讨论，本文在前人研究的基础上扩大了讨论的内容，分别对不同控制变量数量、不同控制变量与中介变量相关程度、不同控

制变量间相关程度、不同控制变量与随机扰动项相关程度等情况进行模拟分析，同时在模型中加入了中介效应大小、样本量大小的不同情况进行讨论，并给出各种复杂情况下控制变量选择对中介效应稳健性的具体影响并探究其规律，使文章内容更为充分。

2 概念界定

2.1 控制变量

控制变量是指，在研究过程中，为了避免其他变量对研究结果的干扰而被有意控制的参数（Becker, 2005），也称额外变量或混淆变量。通过控制额外变量，研究者能够更精确地描绘出核心研究变量间错综复杂的关系，从而使得研究结果更加可靠；而且还有助于提高研究的内部效度与外部效度。此外，对于额外变量的有效控制，还有助于排除那些可能存在的虚假或不相关的替代性解释，确保研究结论的客观性和真实性。（Becker, 2005；Becker 等, 2016；Breugh, 2006；Breugh, 2008；Meehl, 1971；Spector 和 Brannick, 2011；Spector 等, 2000；York, 2018）。可以说，控制变量与核心变量有着同等的地位（Becker, 2005）。

在研究中介效应的时候控制变量往往起着重要的作用。通过控制变量，研究者可以排除其他可能对因变量产生影响的因素，从而更准确地评估自变量对中介变量和因变量的影响。这有助于确定中介变量是否真正起到了传递自变量和因变量之间关系的作用。

2.2 中介模型

2.2.1 基本形式

Baron 和 Kenny（1986）明确了中介效应模型的概念和作用，并提出了套用于检验中介效应的统计方法和程序，为中介效应领域的研究奠定了基础，并为后续的研究提供了重要的参考和指导。在 Baron 和 Kenny 的理论框架中，中介变量充当着连接自变量和因变量之间桥梁的角色，是导致自变量对因变量产生影响的核心因素。简而言之，中介变量是指在自变量和因变量之间起到媒介作用的元素，中介变量不直接参与改变，但却是变量间影响得以实现的关键环节。通俗地讲，就是自变量（ X ）通过中介变量（ M ）影响因变量（ Y ）的过程。中介效应的计算需要通过回归分析实现。简单中介效应模型可以用以下三个回归方程表示：

$$Y = \beta_1 + cX + \varepsilon_1, \quad (2.1)$$

$$M = \beta_2 + aX + \varepsilon_2, \quad (2.2)$$

$$Y = \beta_3 + c'X + bM + \varepsilon_3, \quad (2.3)$$

在方程(2.1)中,系数 c 代表自变量 X 对因变量 Y 影响的总效应;方程(2.2)中,系数 a 代表自变量 X 对中介变量 M 的影响;在方程(2.3)中,系数 c' 是在消除了中介变量 M 的作用后,自变量 X 对因变量 Y 的直接影响;系数 b 表示在自变量 X 的作用受到限制时,中介变量 M 对因变量 Y 产生的影响效果; β_1 、 β_2 、 β_3 是截距项; ε_1 、 ε_2 及 ε_3 假设服从0均值方差分别为 σ_1^2 、 σ_2^2 、 σ_3^2 的正态分布的回归误差项。中介变量的作用路径如图2.1所示。

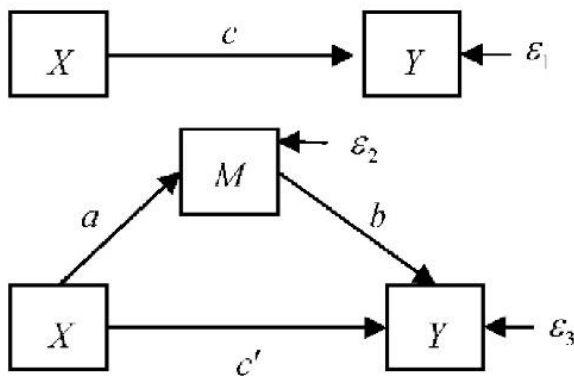


图 2.1 简单中介模型路径示意图

2.2.2 基本假设

在中介模型里,每一个方程都必须符合基础的回归假设,这些假设包括正确的函数形态、没有缺失的自变量以及合适的残差项等。为了确保函数的正确形式,中介回归方程中的变量之间需要有线性或非线性的联系。这意味着‘1’单位的自变量变动会引起因变量的某种程度的变化。此外,变量之间的关系需要是可加性的,意味着它们之间是相互独立的,不存在任何相关性。无缺失的自变量指中介效应方程为潜在模型提供了拟合,确保没有遗漏任何关键的变量或影响因子。

2.2.3 中介效应大小衡量

由于总效应可以拆分为两部分:直接效应 c' 和间接效应 ab ,具体可以参考2.4的关系式:

$$c = c' + ab \quad (2.4)$$

中介效应的大小可以通过两种不同方式来衡量，一种是用系数的乘积 ab 来进行计算；另一种是通过总效应 c 与直接效应 c' 的差值来实现的。在简单中介模型中 ab 与 $c - c'$ 相等，所以相应的，中介效应的检验可以从两方面入手，一方面检验 $H_0: ab = 0$ ，另一方面检验 $H_0: c - c' = 0$ 。

2.2.4 中介效应检验方法

为了确定一个中介变量是否真正具有中介效应，以及这种效应是以何种形式存在的，有必要对该中介变量进行详细的检验。通常的检验条件是自变量 X 与因变量 Y 之间存在明显的相关性，这意味着在方程 (2.1) 式中的系数 c 显著不为 0（即 $H_0: c = 0$ 的假设被拒绝）。检验的方法有两种，一种是检验自变量对因变量的直接影响 (c')，另一种是检验中介变量产生的间接影响 (ab)。判断中介效应是否显著的方法有三种：

第一种方法是由 Baron 和 Kenny 在 1986 年提出的逐步检验法（也被称为因果分析法），其核心思想是按顺序检查方程的回归系数。这一方法不仅操作流程简洁，而且容易被理解，因此是最常被采用的中介效应检测手段。然而，这种方法也有很多不足之处（Pan H, 2016），尽管第一类错误率相对较低，但第二类错误的发生几率却相当高，这导致了检验效度（power）的降低，从而增加了误判的风险。另外，有部分学者持有这样的观点：仅凭总效应 c 的显著性来判断模型是否有中介效应是不太可靠的（Mackinnon 等人，2002）。

第二种方法是系数差异检验法，该方法从一个不同的视角来评估中介效应的显著性，也就是将 $c - c'$ 视为中介效应来检验其显著性，如果不接受原有的假设（ $H_0: c - c' = 0$ ），则认为存在显著的中介效应。此方法的验证核心在于计算 $c - c'$ 估计的标准误差，Freed-man 提供了相应的计算公式：

$$s_{c-c'} = \sqrt{s_c^2 + s_{c'}^2 - 2s_c s_{c'} \sqrt{1 - r_{XM}^2}} \quad (2.5)$$

其中 r_{XM} 是自变量和中介变量的相关系数。当 a 或 b 的值不完全为 0 时，系数差异法的第一类错误率可能非常高，有时甚至高达 100%，并且这种方法在更

为复杂的中介模型中并不适用（温忠麟等，2004；Mackinnon 等，2007）。

第三种方法是利用系数乘积进行检验，这也是中介效应检验中最常被采用的手段。许多研究中介效应检测方法的文献都指出，中介效应的存在并不完全依赖于总效应 c 。例如，当有两个平行的中介效应存在时，这两个效应可能大小相似，但对因变量的影响是相反的。在这种情况下，它们对因变量的影响会相互抵消，但这种抵消并没有被检测出来。系数乘积检验法的核心是检查中介模型中的系数乘积 ab 是否具有显著性(即 $H_0: ab = 0$)，这也意味着将 ab 视为衡量中介效应大小的重要标准来验证中介效应的显著性。这种方法无需先确定系数 c 的显著性，而是可以直接通过检验系数的乘积来获得中介效应的点估计和区间估计值。鉴于系数乘积法在检验效度上超过了逐步检验法，系数乘积法因此逐步替代了逐步检验法（Mackinnon，2008）。

根据中介效应的抽样分布特性，系数乘积法可以被划分为两大类：第一类是在中介效应的抽样分布遵循正态分布的情况下，使用 Sobel 检验法进行评估；第二种情况是，当中介效应的抽样分布呈现非正态分布时，通常会采用不对称置信区间法，例如乘积分布法（Distribution of the Product）和 Bootstrap 自助法等。在本研究中，本文使用了 Sobel 检验方法，并在下文中提供了相关的定义以及相应的置信区间。

（1）Sobel 检验法

Sobel 方法（1982）作为一种中介效应的检测手段，其应用范围极为广泛，其检验的统计指标是：

$$z = \hat{a}\hat{b} / s_{ab} \quad (2.6)$$

其中 \hat{a} 、 \hat{b} 分别是 a 、 b 的估计， $s_{ab} = \sqrt{\hat{s}_a^2 \hat{b}_b^2 + \hat{s}_b^2 \hat{b}_a^2}$ 是 $\hat{a}\hat{b}$ 的标准误， \hat{s}_a 和 \hat{s}_b 分别为 a 和 b 的标准误。也就是用中介效应的估计值 $\hat{a}\hat{b}$ 除以其标准误 s_{ab} 得到一个 z 值，将这个 z 值和基于标准正态分布的临界 z 值进行比较从而得到检验结果。也就是说，如果 Sobel 检验的统计量 z 超过了标准正态分布的临界 z 值，那么表明中介效应是显著的，反之则不显著。

Sobel 检验方法是基于一个前提，即两个正态分布的随机变量 \hat{a} 、 \hat{b} 的乘积

$\hat{a}\hat{b}$ 也遵循正态分布, 并且需要大量的样本数据。只有在遵循正态分布的情况下, 才能使用基于标准正态分布的临界 z 值。实际上, 之前的研究已经指出, 即便 \hat{s}_a 、 \hat{s}_b 是正态分布, 其乘积 $\hat{a}\hat{b}$ 也必然遵循正态分布。更进一步, 只要乘积 $\hat{a}\hat{b}$ 不是零, 就可以说明其分布就是偏态分布, 并且该分布的峰值还会随着中介效应值乘积 $\hat{a}\hat{b}$ 的改变而发生变化。因此, 基于中介效应值 $\hat{a}\hat{b}$ 的 Sobel 检验方法不仅不够准确, 而且其检验效度也相对较低。近年来, 更多的研究者开始建议在中介效应的分析中采用置信区间 (Confidence Interval, CI) 的方法。与传统的统计方法相比, CI 方法具有更高的准确性和可靠性, 不仅能判断中介效应的显著性, 还能有效地评估中介效应的强度, 判断中介效应值的可能区间, 并根据评估结果进行准确的推断, 从而为研究者提供更有价值的结果。

Sobel 检验方法对应的 $100(1-\alpha)\%$ 置信区间 (CI) 为

$$(\hat{a}\hat{b} - z_{1-\alpha/2} \hat{s}_{ab}, \hat{a}\hat{b} + z_{1-\alpha/2} \hat{s}_{ab}) \quad (2.7)$$

其中, $z_{1-\alpha/2}$ 为正态分布的 $(1-\alpha/2)$ 分位数, 如果 $\alpha=0.05$ 表示 95% 的置信区间, 则有 $z_{1-\alpha/2} = 1.96$ 。当置信区间不包含 0 时, 拒绝原假设认为中介效应是显著的。

2.3 控制变量与中介效应的关系

在社会学量化研究的框架下, 控制变量往往不被给予足够的重视, 这一现象在学术文献中颇为常见。通常情况下, 研究者往往倾向于将控制变量视作研究过程中的“从属变量”, 这种观念导致了对控制变量重要性的低估和相关讨论的不足。在一篇标准的社会学定量研究论文中, 我们会发现作者的主要篇幅被用来探讨核心解释变量的选择以及它们与目标变量之间的关系, 而控制变量的提及则显得稀松平常, 甚至有时几乎被忽略。尽管在统计模型中, 控制变量的地位与其他解释变量相一致, 但在实际应用中, 研究者对于这些变量的关注程度却可能大相径庭。研究者可能过于专注的去寻找因果关系, 从而忽视了控制其他潜在变量对最终结论影响的必要性。这种疏忽不仅可能导致重要信息的遗漏, 还可能使得研

究结论缺乏稳健性和解释力。因此，研究者在进行社会学量化研究时，应当认识到控制变量的重要性，并采取适当的措施来确保它们得到充分的考虑和解释。只有这样，才能真正提高研究的质量和可靠性。

同样的，在中介效应分析中，控制变量扮演着重要的角色，控制变量的引入对中介效应结果的准确性和稳健性都具有重要意义。当数据中存在其他可能对中介效应产生干扰的因素时，我们常常会通过引入控制变量来控制这些因素，以确保结果更加准确和稳健。在中介效应检验中，控制变量的作用是通过消除或减弱其他可能解释自变量和因变量之间关系的变量，以使得中介效应的影响能够更加准确地估计。控制变量的选择需要基于理论背景和研究目的，并考虑到可能的混淆变量。具体而言，通过控制可能的混淆变量，研究者可以更可靠地确定中介效应是否真实存在。但是如果在没有控制其他变量的情况下观察到了中介效应，那么可能存在混淆变量影响的可能性，这种情况可能导致对中介效应的错误解释。

控制变量与中介效应的关系可以从两个方面来理解。一方面，控制变量可以帮助排除外部的干扰因素，减少因为其他变量介入而对中介效应的估计产生误差的可能性。例如，如果我们研究一个教育项目对学生成绩的中介效应，但没有控制学生家庭背景等变量，那么这些未被控制的变量可能会对中介效应的估计产生偏误。通过引入控制变量，我们可以消除这些潜在干扰因素，使得中介效应的检验更加准确和可靠。另一方面，也需要注意避免过度控制。过度控制意味着引入过多的控制变量，可能会削弱自变量与中介变量之间的关系，从而使中介效应难以显现。因此，在选择控制变量时，需要平衡控制其他可能干扰因素的需求和保持自变量和中介变量之间关系的一致性。

控制变量在中介效应的检验中起到关键的作用，能够帮助准确评估自变量对因变量的影响是否通过中介变量来实现，并增强研究结果的稳健性和可靠性。因此，在设计中介效应检验的研究时，选择适当的控制变量至关重要。所以本文的实证以中介效应为研究对象，从其控制变量的选择问题出发，分析其影响路径和具体机制，再通过模拟不同类型的控制变量对中介效应稳健性影响，进一步总结规律和一般化结论。

3 控制变量的遗漏与冗余

3.1 控制变量的数量分析

在研究中介效应的检验中，控制变量的选择是非常关键的。控制变量的作用是消除或减少其他可能对自变量和因变量之间关系的影响因素，以确保中介效应的稳健性和有效性。控制数量的数量会对中介效应模型结果产生重要的影响。一般来说，如果控制变量的数量较少，会导致模型结果出现较大的偏差；但如果模型中毫无限制的加入了很多控制变量，甚至加入了一些实际上毫无关联的控制变量（无关变量），模型的结果可能也不是真实的。在实际研究中，选择适当的控制变量数量并不是一个简单的任务，选择过多或过少的控制变量都可能会对中介效应的检验结果产生影响。

在社会科学研究中，关于控制变量的数量最优问题，学术界目前呈现出两种截然相反的观点：一些研究者认为控制变量越多越好（Antonakis 等，2010）。只有当模型中包含了所有可能影响到估计核心变量的额外变量时，模型才能准确。如果忽略了某个重要的控制变量，模型就会出现偏误。但是想要囊括所有的控制变量确实难以做到，特别是在非实验研究中（Spector 和 Brannick，2011；York，2018）。更多的研究者认为控制变量的数量不是重点，模型不应该盲目的加入控制变量，而是将在理论上有着明确的因果关系的控制变量纳入模型（Carlson 和 Wu，2012；Spector 和 Brannick，2011）。若在模型内引入与因变量无关的控制变量，那么变量间的因果联系将变得模糊不清，从而使得控制变量的引入失去了其实际意义。在 2002 年，Spector 等人提出了六种不同的机制来解释消极情绪为何可能与工作中的压力有关，并据此指出，在压力研究领域将消极情绪作为一个控制变量是有问题的。而且在某些情况下，控制变量数量的增加可能会导致问题的加剧（Becker，2005）。但这并不意味着控制变量的加入完全没有意义，或者不在模型中加入控制变量。在模型设计中，研究者应当引入具有理论深度的控制变量，这有助于研究者在非实验性的研究中进行因果关系的推断（Bernerth 等人，2018 年）。因此，在进行中介效应的分析过程中，对控制变量的数量进行细致的计算和评价是至关重要的，这有助于确保分析结果的准确性和可信度。

基于此，本章就控制变量数量选择对中介模型稳健性的影响问题给出模拟研

究思路,包括以下三方面:模拟因子的设计、判断中介效应显著的衡量指标计算以及具体影响中介效应显著概率的模拟研究过程,最终模拟得到了两张表格。第一张表格展现了一个没有控制变量的中介效应模型在不同的中介效应大小、不同的样本量时的显著概率;第二张表格展现了在初始设定没有控制变量且不显著的中介模型中,依次向模型中加入控制变量,得到在不同控制变量数量、不同中介效应大小的情况下,中介效应检验的显著性概率,通过判断显著性的变化,得到控制变量数量对中介效应检验稳健性的影响规律。

3.2 控制变量数量模拟

3.2.1 模拟设计因子

本章在研究控制变量数量对中介效应稳健性时采用的是简单中介模型。由于模型中只存在一个自变量和一个中介变量,所以模型可以清晰地识别和分析自变量、中介变量以及因变量之间的关系。在本研究中,首先定义了中介模型的基本框架,并选择了适当的控制变量以确保分析的准确性。通过逐渐增加控制变量的数量,我们观察并记录了中介效应显著性的变化,以此来评估控制变量数量对于中介效应检验结果稳健性的具体影响。为了得到控制变量数量变化对中介效应检验稳健性的影响,本文主要采用蒙特卡洛模拟方法,持续更新所选因子及其水平,以生成满足特定条件的中介模型数据,并基于这些数据深入探讨控制变量数量变化后对中介效应检验稳健性的变化。蒙特卡洛模拟方法是一种随机模拟的方法,又称统计模拟或随机抽样技术,它通过在计算机上生成满足一定条件的随机数,来解决一些统计研究中的问题。这个方法基于概率统计学的理论,通过产生满足特定参数的随机数(或更普遍的伪随机数)来应对某些统计研究中的难题。中介效应的稳健性受到很多因素影响,为了使控制变量发生增减时能清晰地观察到中介效应稳健性变化,本文模拟设计主要考虑了以下几个因子:

(1) 控制变量的数量。本文考虑使用多达 10 个控制变量(CV1-CV10)来进行模拟。Atinc 等(2012)表明,微观水平研究平均使用 4.48 个控制变量(SD=2.63)。因此,使用多达 10 个控制变量包括了大约 99%的微观水平研究中使用的控制变量的数量。

(2) 中介效应大小 $\hat{a}\hat{b}$ 。本文参照了 2007 年 Mac Kinnon 等人的研究结论, 设定了标准化回归系数 \hat{a} 、 \hat{b} 分别为 0.14、0.39、0.49、0.59。这四个水平分别表示小 (S, small)、较大 (H, half way)、中 (M, medium) 以及大 (L, large)。这四种效应水平的乘积组合可以用来衡量中介效应的大小 (SS、SH、SM、SL、HS、HH、HM、HL、MS、MH、MM、ML、LS、LH、LM、LL 共 16 种组合)。现在间接效应的大小在 0.0196 到 0.3481 之间, 为了使直接效应在某些情况下小于、等于或大于间接效应, 本文设定直接效应为 0.18。

(3) 变量间相关性。本文参考了 Michael 等人 (2022) 的研究, 将控制变量间研究均值相关性设置为遵循均值为 0.153、均方差为 0.148 的分布。创建一个协方差矩阵, 其中对角线上的值为 1 (代表变量自身的方差), 而非对角线上的值为研究水平的平均相关系数。对协方差矩阵进行 Cholesky 分解以获得一个转换矩阵。将变量数据与转换矩阵相乘, 得到所需相关性的多变量数据。由于这种特定生成的矩阵并不是现实的, 所以我们在创建每个相关矩阵后, 如果发现矩阵是非正定的, 就将其删除。

(4) 样本量。本文根据 Bosco 等人 (2015) 的发现模拟了样本量。Bosco 等人通过大量研究数据观察发现平均样本量的分布, 发现现有研究中 95% 的样本量低于 1944。所以根据 Bosco 的发现, 本章的第一个模拟, 即没有控制变量的中介效应模型的显著概率, 分别模拟了样本量为 100、200、500、1000 和 2000 的情况; 而本章的第二个模拟, 即在初始设定没有控制变量且不显著的中介模型中依次向模型中加入控制变量中介效应检验的显著性概率变化表, 在参考第一个表得到的结果后, 为了代表典型样本量, 将样本量确定为从 100 到 2000 之间的均匀分布中随机生成的值。

3.2.2 比较指标

中介效应检验的稳健性可以靠很多方法判断, 本文选择 Sobel 检验方法对应的置信区间来判断中介效应的稳健性, 即 $(\hat{a}\hat{b} - z_{1-\alpha/2} \hat{s}_{ab}, \hat{a}\hat{b} + z_{1-\alpha/2} \hat{s}_{ab})$ 。当置信区间不包含 0 时, 拒绝原假设认为中介效应是显著的。每种条件均进行相同次数的模拟, 观察其中拒绝原假设的次数。如果拒绝原假设的次数在模拟次数的占比中

发生明显的升高或降低，即中介效应显著的概率发生改变，则认为控制变量数量变化对中介效应稳健性产生了影响。

3.2.3 模拟研究过程

在本章的模拟研究中，使用了 Python3.11 和 PyCharm 软件的自编程的方式完成本文的模拟过程，用到的 Python 软件包有 numpy 和 statsmodels。

文章主要考虑控制变量数量变化对中介效应检验的稳健性影响，根据上一小节给出的模拟因子进行回归，表 3.1 是由 16 种中介效应大小和 5 种样本量大小构成了 $16 \times 5 = 80$ 个条件；表 3.2 是由 10 种控制变量数量和 16 种中介效应大小构成了 $10 \times 16 = 160$ 个条件，为确保实验结果的稳定性，在每个条件下重复了 1000 次以获得不同条件下的显著性，并通过观察这些显著性的变化来了解控制变量数量变化对稳健性的具体影响。模拟研究的具体过程是：

(1) 设定模拟参数

在模拟最初需要事先给定模拟因子的取值范围，具体包括控制变量数量、中介效应大小、变量间相关性和样本量。根据 3.2.1 小节的设定，控制变量数量最多为 10 个，将这十个控制变量分别命名为 cv1-cv10。

(2) 生成数据

根据给定条件，我们首先生成了由 11 个变量组成的随机集合，代表自变量 X 和 10 个潜在的控制变量 (cv1-cv10)。所有变量都是独立的标准正态分布数据序列。根据以上数据和随机生成的 \hat{a} 、 \hat{b} 和服从标准正态分布的随机误差项得到中介变量 M 和因变量 Y 。其次，创建了一个根据参数设定的协方差矩阵，并对这个矩阵进行 Cholesky 分解获得一个转换矩阵，将已生成的 13 个变量数据与转换矩阵相乘，得到既符合单变量标准正态分布又具有所需相关性的多变量数据。

(3) 剔除不合适数据

由于这种相关性是随机创建的，根据相关性生成的相关矩阵不一定是现实的。本文在生成数据后，检查了其相关矩阵是否正定。非正定矩阵意味着这组数据是在现实中不可能存在的相关性或者存在多重共线性。如果矩阵是非正定的，则将这组数据删除。

(4) 改变控制变量数量

数据处理结束后正式进行第一部分模拟,将模型中初始控制变量数量设定为 0,观察在不同的中介效应大小以及不同的样本量情况下中介效应显著的可能性,得到表 1。第二部分的模拟是在具体的中介效应大小以及均匀分布的样本量下,首先不断模拟直到出现 1000 个不显著的中介效应,然后将 cv1 加入模型观察模型显著的次数,得到中介模型显著概率,再将 cv2 加入模型观察显著的次数,得到中介模型显著概率,以此类推,直到将 10 个控制变量都加入模型。

3.2.4 结果分析

表 3.1 的结果为当中介效应模型中没有控制变量时,不同的中介效应大小以及不同的样本量下中介效应显著的概率。通过观察表 3.1 的结果可以发现以下几种现象:

(1) 在相同的样本量条件下,不同大小的中介效应数值使得达到显著中介效应的几率表现出不一样的分布趋势。具体而言,在中介效应相对较小时,中介模型的显著更难达到。例如当样本量等于 100 时,对中介效应大小分别为 SS、LL 情形,中介效应显著概率分别为 0.002 和 0.519。当样本量为 1000 时,对中介效应大小分别为 SS、LL 情形,中介效应显著概率分别为 0.098 和 1.000。若中介效应大小的 16 种组合每四个分为一组,可以得到四个小组。分别是以 S 开头的组(记为 S 组)SS、SH、SM、SL;以 H 开头的组(记为 H 组)HS、HH、HM、HL;以 M 开头的组(记为 M 组)MS、MH、MM、ML;以 L 开头的组(记为 L 组)LS、LH、LM、LL。当样本量为 100 时,可以看到 S 组随着另一个系数取值的增加(由 S 变为 L)中介效应显著的概率依次为 0.002、0.016、0.022、0.049, M 组随着另一个系数取值的增加,中介效应显著的概率依次为 0.038、0.208、0.305、0.395。观察这四个组,我们可以发现其对应的中介效应的显著性概率会随着中介效应的增强而上升。研究表明,当中介效应相对较小时,其显著性可能会相对较低;而中介效应较大时,更容易得到中介效应显著的结果,进而可以说明中介效应的稳健性受到了中介效应大小的影响:中介效应越大,中介效应模型越稳健,反之亦然。

(2) 对于表中结果而言,中介效应的显著性也与样本量有关,较大的样本量与较高的中介效应显著概率相对应。如果中介效应的大小是 SS,并且样本量

是 100, 那么中介效应显著的可能性是 0.002。而中介效应大小不变、样本量增加为 500 时, 中介效应显著的概率为 0.007, 如果样本量高达 2000 时, 中介效应的显著概率则为 0.565。又如当中介效应大小为 LM、样本量依次为 100、200、500、1000、2000 时, 中介效应显著的概率分别为 0.429、0.889、0.998、1.000、1.000。可以看到随着样本量的增大, 中介效应更容易显著, 进而可以说明中介效应的稳健性受到了样本量的影响: 样本量越大, 中介效应模型越稳健, 反之亦然。

表 3.1 模型中没有控制变量时中介效应显著的概率

中介效应大小	样本量				
	100	200	500	1000	2000
SS	0.049	0.087	0.132	0.186	0.345
SH	0.186	0.281	0.584	0.874	0.992
SM	0.226	0.412	0.775	0.972	1.000
SL	0.313	0.535	0.917	0.996	1.000
HS	0.066	0.089	0.118	0.197	0.361
HH	0.181	0.266	0.623	0.866	0.991
HM	0.237	0.434	0.760	0.959	0.999
HL	0.294	0.540	0.903	0.999	1.000
MS	0.059	0.079	0.131	0.202	0.324
MH	0.183	0.280	0.587	0.879	0.988
MM	0.225	0.416	0.770	0.967	1.000
ML	0.321	0.533	0.921	0.994	1.000
LS	0.076	0.084	0.131	0.191	0.337
LH	0.146	0.277	0.590	0.860	0.989
LM	0.207	0.428	0.772	0.965	1.000
LL	0.309	0.541	0.895	0.997	1.000

表 3.2 是在模拟模型中没有控制变量的基础上, 设定了具体的中介效应大小, 并循环得到 1000 次中介效应不显著的数据组合, 在其中依次加入控制变量 cv1

到 cv10, 观察控制变量显著的概率。注意在这次模拟中, 样本量的大小并没有设定为定值, 而是选取了范围在 100 到 2000 之间的均匀分布中随机生成的值, 这样设定的原因是在得到表 3.1 的结果后, 发现当样本量超过 1000, 模型中没有控制变量也极易显著, 达到表 3.2 的 1000 个不显著的数据组合的设定较为困难。通过观察表 3.2 的结果可以发现以下几种现象:

(1) 当中介效应大小固定时, 中介效应显著的概率依赖于控制变量的数量。可以发现较多的控制变量数量对应于较大的中介效应显著概率。如假定中介效应大小为 SS、控制变量只有 cv1 时, 中介效应显著的概率为 0.030。而中介效应大小不变、控制变量增加到 cv5 时, 中介效应显著的概率为 0.502, 如果将十个控制变量都加入模型时, 中介效应的显著概率则为 0.957。又如当中介效应大小为 LM、控制变量 cv1-cv10 依次加入模型后, 中介效应显著的概率分别为 0.411、0.519、0.691、0.793、0.861、0.909、0.957、0.997、1.000、1.000。可以看到随着模型中控制变量的增加, 中介效应更容易显著, 进而可以说明中介效应的稳健性受到了控制变量数量的影响: 控制变量数量越多, 中介效应模型越稳健, 反之亦然。

(2) 对于表中结果而言, 中介效应的显著的概率与控制变量数量的关系受到中介效应大小的影响。具体的, 在中介效应较小的情况下, 中介模型更不容易显著。例如当只有控制变量 cv1 加入模型时, 对中介效应大小分别为 SS、LL 情形, 中介效应显著概率分别为 0.030 和 0.524。当控制变量 cv1-cv7 都加入模型时, 对中介效应大小分别为 SS、LL 情形, 中介效应显著概率分别为 0.779 和 1.000。当样本量为 100 时, 可以看到 S 组随着另一个系数取值的增加 (由 S 变为 L) 中介效应显著概率依次为 0.030、0.053、0.092、0.115, 在 M 组中, 随着另一个系数的增加, 中介效应的概率依次是 0.100、0.230、0.324、0.409, 这表明这四个组的显著中介效应概率会随着中介效应的增加而上升。研究表明, 当中介效应相对较小时, 其显著性可能会相对较低; 而中介效应较大时, 更容易得到中介效应显著的结果, 进而可以说明中介效应的稳健性同时受到了中介效应大小和控制变量数量的影响: 中介效应越大, 控制变量数量越多, 中介效应模型越稳健, 反之亦然。值得一提的是, 当模型加入第六个控制变量后, 就开始出现 1000 次模拟全部显著的情况。特别是当控制变量全部加入模型后, L 组无论另一个系数

如何取值，基本都呈现显著。

(3) 通过结果还可以发现，单个的回归系数 a 、 b 交换大小对于结果的影响很接近。比如当中介效应大小为 SL 和 LS 时，其对应的中介效应显著概率基本相同，LM 和 ML 对应的中介效应显著概率也基本相同。

表 3.2 控制变量数量改变中介效应显著概率

中介效应大小	控制变量数量									
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
SS	0.030	0.083	0.164	0.352	0.502	0.683	0.779	0.851	0.903	0.957
SH	0.053	0.111	0.237	0.373	0.541	0.622	0.784	0.900	0.942	0.962
SM	0.092	0.157	0.187	0.312	0.517	0.609	0.782	0.887	0.923	0.965
SL	0.115	0.174	0.305	0.427	0.594	0.796	0.907	0.954	0.986	0.999
HS	0.063	0.118	0.233	0.374	0.432	0.611	0.706	0.848	0.863	0.959
HH	0.182	0.293	0.374	0.407	0.463	0.540	0.673	0.860	0.993	1.000
HM	0.250	0.322	0.458	0.512	0.594	0.655	0.827	0.977	1.000	1.000
HL	0.307	0.499	0.624	0.729	0.801	0.942	0.998	1.000	1.000	1.000
MS	0.100	0.205	0.332	0.474	0.523	0.623	0.753	0.846	0.937	0.977
MH	0.230	0.422	0.583	0.739	0.844	0.947	0.960	0.975	0.992	1.000
MM	0.324	0.507	0.625	0.809	0.876	0.907	0.964	0.989	1.000	1.000
ML	0.409	0.577	0.704	0.845	0.900	0.949	0.999	1.000	1.000	1.000
LS	0.118	0.207	0.345	0.443	0.591	0.803	0.911	0.956	0.979	1.000
LH	0.301	0.488	0.594	0.774	0.851	0.899	0.937	0.982	1.000	1.000
LM	0.411	0.519	0.691	0.793	0.861	0.909	0.957	0.997	1.000	1.000
LL	0.524	0.647	0.770	0.831	0.924	0.977	1.000	1.000	1.000	1.000

4 控制变量的共线性

4.1 控制变量的共线性分析

在中介模型中，为了保证研究结果的准确可靠，必须选择恰当的控制变量。特别是控制变量与中介变量之间的相关性，需要谨慎考虑。如果控制变量与中介变量高度相关，可能会导致“过度控制”问题，即控制变量吸收了本应归属于中介变量的效应。这种情况下，中介效应可能会被低估，从而影响研究结论的准确性。同样重要的是控制变量之间的相关性。当多个控制变量之间存在高度相关性时，可能会产生多重共线性问题，这会影响模型的稳定性和预测能力。多重共线性可能导致回归系数的估计不稳定，甚至可能出现符号反转的情况，即系数的符号与预期相反。当然，控制变量与中介变量之间，控制变量间完全没有相关性也是不合理的，作为对主要变量存在影响的其他变量，从理论上讲也会有些许相关性。因此，在选择控制变量时应当仔细考虑这些变量是否与研究的主要变量相关，以及它们之间是否存在潜在的相关性问题。这通常需要基于理论知识和已有的研究来进行判断，并通过一些统计测试来诊断多重共线性的问题。

基于以上分析，为了深入探索控制变量和中介变量相关性变化以及控制变量间相关性变化对中介效应稳健性的影响，本文采用了模拟研究的方法。本章通过构建虚拟数据集，在受控环境中系统地调整和观察控制变量与中介变量之间的相关性，以及控制变量间相关性如何影响中介效应的稳健性。通过模拟不同程度的相关性，我们可以评估中介模型在面对复杂数据时的表现。具体而言，本章分别就控制变量与中介变量相关性还有控制变量间相关性对中介模型稳健性的影响问题给出模拟研究思路，包括三方面：模拟因子的设计、判断中介效应稳健的衡量指标计算以及具体的影响中介效应稳健的模拟研究过程，最终模拟得到了不同中介变量与控制变量相关程度、不同控制变量间相关程度、不同控制变量数量、不同样本量大小自变量 X 对中介变量 M 的影响系数 α_1 和中介变量 M 对因变量 Y 的影响系数 β_1 的估计值落入相应分布的拒绝域次数所占的比例。通过分析这两个比例在不同相关性下的变化，判断在对应的相关性下遗漏相应的控制变量数量对结果的影响大小，得到控制变量相关性对中介效应检验稳健性的影响规律。

4.2 控制变量与中介变量相关模拟

4.2.1 模拟设计因子

与上一章改变控制变量数量观察对中介效应检验稳健性的影响一样,在本节中,我们研究了控制变量与中介变量相关性变化对中介效应检验稳健性的影响,并采用蒙特卡洛模拟方法,持续更新所选因子以生成满足条件的随机数据。在本节中,首先定义了中介模型的基本框架,并选择了适当的控制变量以确保分析的准确性。通过逐渐增加控制变量与中介变量的相关性,我们观察并记录了中介效应显著性的变化,以此来评估控制变量与中介变量的相关性对于中介效应检验结果稳健性的具体影响。本节用到的模拟设计因子与第三章用到的因子比较相似,包括 10 种控制变量数量、6 种中介变量与控制变量相关程度以及 4 种不同的样本量大小,且每个条件重复 1000 次。具体情况如下:设定中介变量与所有控制变量间的相关系数分别为 0、0.1、0.2、0.3、0.4、0.5;在改变中介变量与控制变量相关系数时,设定控制变量间的相关系数均为 0.5;样本量的大小分别为 200、500、1000、2000 四种情况。

本章数据生成是基于公式 4.1 和 4.2 所示的简单中介模型的总体模型。模型是有着十个控制变量的中介模型,模拟前先行设定了系数的值。其中设定了 $\alpha_0 = \beta_0 = 0.1$, $\alpha_1 = \beta_1 = \beta_2 = 1$, $r_1 = r_2 = \dots = r_{20} = 0.2$ 。作为参考,4.3 节中控制变量间相关性模拟及 5.2 节控制变量与随机误差项相关模拟的总体模型也沿用了这些具体设定。

$$M = \alpha_0 + \alpha_1 X + r_1 cv_1 + r_2 cv_2 + \dots + r_{10} cv_{10} + e \quad (4.1)$$

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X + \beta_2 M + r_{11} cv_1 + r_{12} cv_2 + \dots + r_{20} cv_{10} + u \quad (4.2)$$

4.2.2 比较指标

统计学中,t 检验是一种常用的假设检验方法,本节改变中介变量和控制变量相关性以及控制变量数量,用改变后的估计系数拟合回归模型,分析估计的系数是否与模型真实系数存在显著性差异,观察估计的系数的分布是否包含了真实

的系数，真实的系数即 α_1 和 β_1 已设置为 1。为了进行分析，需要首先提出假设，即估计系数与模型真实值间不存在差异，即结果无偏。如果系数的 t 检验小于 1.96，则认为估计系数落入真实值 95%置信区间，则假设通过，估计系数与模型真实值间不存在差异；如果系数的 t 检验大于 1.96，则认为估计系数没有落入真实值 95%置信区间，则假设不通过，估计系数与模型真实值间存在差异。

利用蒙特卡洛技术进行了 1000 次的模拟实验，从而获得了 1000 个不同系数的估算值，这些估算值在拒绝域次数中所占的比例被用来评估中介效应的稳定性。比例越大，说明在对应的相关性下遗漏相应的控制变量数量对结果的影响较大，即中介效应在该情况下不稳健；比例越小，说明估计系数更多的在真实值范围内，即在对应的相关性下遗漏相应的控制变量数量对结果的影响较小，中介效应稳健。

4.2.3 模拟研究过程

在这一部分的模拟研究中，本文采用了 R4.2.2 和 RStudio 软件的自编程方法来完成模拟流程，使用的 R 软件包是 MASS。

这一节的核心内容是控制变量与中介变量相关性变化对中介效应检验的稳健性影响，根据上一小节给出的模拟因子进行回归，10 种控制变量数量和 6 种中介变量与控制变量相关程度以及 4 种不同的样本量大小，构成了 $10 \times 6 \times 4 = 240$ 个条件，为了保障结果的稳定性每个条件重复 1000 次以得到不同条件下的概率。

模拟研究的具体过程是：

(1) 设定模拟参数

参数的设定是基于 4.2.1 小节中提供的模拟因子，具体包括控制变量数量、中介变量和控制变量间相关程度和样本量。

(2) 生成数据

本节中控制变量间相关系数设定为 0.5，各变量均值为 0。根据中介变量与控制变量的相关程度的不同情况（相关系数分别为 0、0.1、0.2、0.3、0.4、0.5 时），得到其标准差，并构建相应的协方差矩阵，从而得到服从多元正态分布的随机数据。再生成一个服从标准正态分布的自变量 X 和随机误差项 e 和 u 。模型中的 u 和 e 都设定为与控制变量无相关性。根据以上的数据和设定的其他参数带入到公式 4.1 和 4.2 得到中介变量 M 和因变量 Y 。

(3) 改变控制变量和中介变量相关性

通过公式 4.1 和 4.2, 建立了本节所需的总体模型。模拟前先使模型遗漏所有控制变量, 即模型中不存在控制变量, 再依次加入 cv1 到 cv10。通过改变控制变量数量及控制变量和中介变量的相关性, 观察系数的估计值落入相应分布的拒绝域次数所占的比例。比例越低, 落入拒绝域的次数越少, 估计系数与真实值之间的差异越小, 中介效应越稳健。本节通过查看自变量 X 对中介变量 M 的影响系数 α_1 和中介变量 M 对因变量 Y 的影响系数 β_1 的估计值判断中介效应稳健性。考虑到不同的样本量可能对系数估计值无偏的概率产生影响, 本节设置了四种大小的样本量, 分别观察结果。

4.2.4 结果分析

表 4.1 到 4.6 依次表示控制变量与中介变量相关性为 0、0.1、0.2、0.3、0.4、0.5 时, 在不同控制变量数量、不同样本量下自变量 X 对中介变量 M 的影响系数 α_1 和中介变量 M 对因变量 Y 的影响系数 β_1 的估计值在 1000 次模拟中落入相应分布的拒绝域次数所占的比例。表中的 rho1 为控制变量与中介变量相关程度。通过观察这六个表中的结果发现了以下几种现象和规律:

(1) 总体来看, α_1 的估计系数随着相关性的增大而更容易远离真实值, β_1 的估计系数随着相关性的增大而更容易接近真实值。例如 rho1=0.5、样本量为 500、对模型中控制变量个数为 5 个时, α_1 的估计系数有偏的概率为 0.635, β_1 的估计系数有偏的概率为 0.055。而相同情况下 rho1 取值为 0.1 时, α_1 的估计系数有偏的概率为 0.046, β_1 的估计系数有偏的概率为 0.637。根据这个趋势, 在选择合适的控制变量时要综合考虑 α_1 和 β_1 大的情况, 相关性不能太大也不能太小。

(2) α_1 和 β_1 的估计系数偏离的概率大小与相关性的关系也受到样本量影响。同样的相关性下, 相比于大样本, 小样本的 α_1 的估计系数更容易无偏。 β_1 的估计系数也有着同样的规律。例如 rho=0.2、控制变量个数为 4 个、样本量为 200 时 α_1 的估计有偏的概率为 0.104, β_1 的估计有偏的概率为 0.318。而相同情况下当

样本量为 2000 时, α_1 的估计有偏的概率为 0.540, β_1 的估计有偏的概率为 1.000。

值得一提的是, 当 $\rho_1=0$ 时, 从模拟结果可以看到 α_1 的估计系数偏离的概率并没有随着样本量的改变发生很明显的变化, 估计系数一直都很接近真实值。进而可以说明中介效应的稳健性受到了样本量的影响: 样本量越大, 中介效应模型越稳健, 反之亦然。

(3) α_1 和 β_1 的估计系数偏离的概率与相关性的关系也受到模型中遗漏的控制变量数量影响。同样的相关性下, 模型中遗漏的控制变量更少时 α_1 的估计系数更容易无偏。 β_1 的估计系数也有着同样的规律。例如 $\rho_1=0.5$ 、样本量为 500、对模型中控制变量个数同样为 3 个、7 个时, α_1 的估计系数有偏的概率分别 0.987、0.204, β_1 的估计系数有偏的概率分别 0.065、0.049。再比如相同条件下当 ρ_1 取值为 0.1 时, α_1 的估计系数有偏的概率分别 0.097、0.044, β_1 的估计系数有偏的概率分别 0.956、0.192。当 $\rho_1=0$ 时, 从模拟结果可以看到 α_1 的估计系数偏离的概率并没有随着控制变量数量的改变发生很明显的变化, 估计系数一直都很接近真实值。当模型没有遗漏控制变量时, 相关性和样本量的改变对 α_1 和 β_1 的估计系数偏离的概率并没有产生很大影响。进而可以说明中介效应的稳健性受到了遗漏的控制变量数量的影响: 遗漏控制变量数量越少, 中介效应模型越稳健, 反之亦然。

表 4.1 控制变量与中介变量相关性 $\rho=0$ 时, α_1 和 β_1 有偏的概率

rho1=0	样本量							
	200		500		1000		2000	
	CVs	α_1	β_1	α_1	β_1	α_1	β_1	α_1
0	0.064	1.000	0.055	1.000	0.045	1.000	0.061	1.000
1	0.058	0.996	0.051	1.000	0.047	1.000	0.047	1.000
2	0.066	0.930	0.053	1.000	0.048	1.000	0.057	1.000
3	0.044	0.740	0.052	0.978	0.041	1.000	0.060	1.000
4	0.052	0.486	0.058	0.884	0.044	0.993	0.048	1.000
5	0.070	0.360	0.046	0.637	0.063	0.921	0.046	0.997
6	0.050	0.200	0.054	0.424	0.042	0.686	0.054	0.916
7	0.066	0.084	0.048	0.222	0.044	0.388	0.040	0.654
8	0.056	0.074	0.054	0.108	0.040	0.173	0.057	0.294
9	0.052	0.064	0.047	0.053	0.053	0.075	0.049	0.115
10	0.048	0.050	0.056	0.056	0.040	0.058	0.055	0.036

表 4.2 控制变量与中介变量相关性 $\rho=0.1$ 时 α_1 和 β_1 有偏的概率

rho1=0.1	样本量							
	200		500		1000		2000	
	CVs	α_1	β_1	α_1	β_1	α_1	β_1	α_1
0	0.372	1.000	0.689	1.000	0.951	1.000	1.000	1.000
1	0.130	0.976	0.276	1.000	0.531	1.000	0.814	1.000
2	0.102	0.860	0.149	0.999	0.263	1.000	0.472	1.000
3	0.058	0.622	0.097	0.956	0.140	0.999	0.273	1.000
4	0.078	0.434	0.085	0.804	0.104	0.984	0.152	1.000
5	0.066	0.260	0.064	0.553	0.079	0.857	0.117	0.983
6	0.058	0.184	0.064	0.345	0.067	0.568	0.070	0.885
7	0.054	0.108	0.044	0.192	0.046	0.304	0.055	0.568
8	0.052	0.076	0.052	0.123	0.050	0.137	0.062	0.256
9	0.056	0.062	0.045	0.074	0.054	0.075	0.043	0.099
10	0.068	0.038	0.054	0.045	0.050	0.048	0.063	0.055

表 4.3 控制变量与中介变量相关性 rho1=0.2 时 α_1 和 β_1 有偏的概率

CVs	rho1=0.2							
	样本量							
	200		500		1000		2000	
	α_1	β_1	α_1	β_1	α_1	β_1	α_1	β_1
0	0.862	0.994	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000
1	0.474	0.934	0.832	0.997	0.986	1.000	1.000	1.000
2	0.260	0.770	0.470	0.985	0.783	1.000	0.968	1.000
3	0.146	0.522	0.291	0.875	0.512	0.997	0.782	1.000
4	0.104	0.318	0.158	0.679	0.323	0.923	0.540	1.000
5	0.056	0.206	0.126	0.427	0.168	0.739	0.309	0.952
6	0.056	0.126	0.081	0.279	0.121	0.478	0.171	0.762
7	0.036	0.122	0.066	0.134	0.083	0.268	0.100	0.442
8	0.056	0.088	0.061	0.072	0.062	0.136	0.070	0.208
9	0.066	0.044	0.054	0.074	0.047	0.064	0.060	0.072
10	0.045	0.044	0.044	0.044	0.051	0.050	0.061	0.052

表 4.4 控制变量与中介变量相关性 rho1=0.3 时 α_1 和 β_1 有偏的概率

CVs	rho1=0.3							
	样本量							
	200		500		1000		2000	
	α_1	β_1	α_1	β_1	α_1	β_1	α_1	β_1
0	0.998	0.932	1.000	0.999	1.000	1.000	1.000	1.000
1	0.830	0.728	0.998	0.978	1.000	1.000	1.000	1.000
2	0.484	0.524	0.871	0.891	0.990	0.996	1.000	1.000
3	0.266	0.362	0.548	0.705	0.845	0.960	0.991	1.000
4	0.164	0.222	0.346	0.501	0.601	0.766	0.891	0.980
5	0.096	0.152	0.201	0.301	0.352	0.540	0.608	0.820
6	0.074	0.116	0.129	0.202	0.192	0.335	0.343	0.578
7	0.080	0.080	0.084	0.120	0.100	0.188	0.183	0.331
8	0.046	0.046	0.059	0.077	0.068	0.112	0.096	0.151
9	0.048	0.044	0.053	0.063	0.062	0.067	0.068	0.065
10	0.038	0.042	0.050	0.054	0.053	0.054	0.041	0.047

表 4.5 控制变量与中介变量相关性 rho1=0.4 时 α_1 和 β_1 有偏的概率

rho1=0.4	样本量							
	200		500		1000		2000	
	CVs	α_1	β_1	α_1	β_1	α_1	β_1	α_1
0	1.000	0.608	1.000	0.928	1.000	0.997	1.000	1.000
1	0.982	0.428	1.000	0.755	1.000	0.969	1.000	1.000
2	0.778	0.260	0.996	0.529	1.000	0.857	1.000	0.989
3	0.460	0.162	0.865	0.392	0.991	0.657	1.000	0.896
4	0.286	0.134	0.579	0.234	0.871	0.453	0.996	0.752
5	0.186	0.110	0.337	0.150	0.612	0.280	0.883	0.504
6	0.102	0.066	0.192	0.108	0.371	0.169	0.635	0.310
7	0.070	0.066	0.118	0.067	0.186	0.126	0.353	0.183
8	0.046	0.048	0.077	0.065	0.089	0.072	0.136	0.107
9	0.046	0.066	0.051	0.052	0.064	0.055	0.079	0.058
10	0.040	0.040	0.057	0.056	0.056	0.048	0.057	0.050

表 4.6 控制变量与中介变量相关性 rho1=0.5 时 α_1 和 β_1 有偏的概率

rho1=0.5	样本量							
	200		500		1000		2000	
	CVs	α_1	β_1	α_1	β_1	α_1	β_1	α_1
0	1.000	0.114	1.000	0.164	1.000	0.291	1.000	0.511
1	1.000	0.074	1.000	0.120	1.000	0.209	1.000	0.361
2	0.978	0.080	1.000	0.116	1.000	0.159	1.000	0.245
3	0.746	0.086	0.987	0.065	1.000	0.115	1.000	0.172
4	0.496	0.064	0.866	0.074	0.993	0.072	1.000	0.125
5	0.294	0.058	0.635	0.055	0.894	0.070	0.991	0.091
6	0.176	0.046	0.342	0.060	0.611	0.053	0.897	0.090
7	0.118	0.040	0.204	0.049	0.312	0.060	0.591	0.059
8	0.074	0.056	0.091	0.053	0.156	0.051	0.249	0.056
9	0.038	0.032	0.075	0.053	0.080	0.056	0.094	0.054
10	0.054	0.052	0.051	0.051	0.053	0.051	0.035	0.052

4.3 控制变量与控制变量相关模拟

4.3.1 模拟设计因子

与上一节改变控制变量与中介变量相关性观察对中介效应检验稳健性的影响一样,在本节中,我们也采用蒙特卡洛模拟方法来研究控制变量之间的变化如何影响中介效应检验的稳健性,并持续更新所选因子以生成满足条件的随机数据。本节用到的模拟设计因子与 4.2 节用到的因子基本相同,包括 10 种控制变量数量、6 种控制变量间相关程度以及 4 种不同的样本量大小,且每个条件重复 1000 次。与 4.2 模拟因子不同的情况如下:设定控制变量间的相关系数为 0、0.1、0.2、0.3、0.4、0.5;在改变控制变量间相关系数时,设定控制变量与中介变量的相关系数均为 0.2。

4.3.2 比较指标

本节比较指标与 4.2.2 类似,在改变控制变量间相关性以及控制变量数量下,用改变后的估计系数拟合回归模型,分析估计的系数是否与模型真实系数存在显著性差异。通过 1000 次蒙特卡洛模拟,得到系数的估计值落入相应分布的拒绝域次数所占的比例用于判断中介效应稳健性。结果越小说明中介效应越稳健。

4.3.3 模拟研究过程

本节主要考虑控制变量间相关性变化对中介效应检验的稳健性影响,根据上一小节给出的模拟因子,我们进行回归。10 种控制变量数量和 6 种控制变量间相关程度以及 4 种不同的样本量大小,构成了 $10 \times 6 \times 4 = 240$ 个条件,为了保障结果的稳定性每个条件重复 1000 次以得到不同条件下的无偏概率。

模拟研究的具体过程如下:

(1) 设定模拟参数

根据 4.3.1 小节中给的模拟因子进行参数设定,具体包括控制变量数量、控制变量间相关程度和样本量。

(2) 生成数据

本节中中介变量与控制变量的相关系数设定为 0.2，各变量均值为 0。改变控制变量间的相关程度，构建相应的协方差矩阵，从而得到服从多元正态分布的随机数据。再生成一个服从标准正态分布的自变量 X 和随机误差项 e 和 u 。模型中的 u 和 e 都设定为与控制变量无相关性。根据以上的数据和设定的其他参数带入到公式 4.1 和 4.2 得到中介变量 M 和因变量 Y 。

(3) 改变控制变量间相关性

通过公式 4.1 和 4.2，建立了本节所需的总体模型。模拟前先使模型遗漏控制变量，再依次加入。模拟时改变了控制变量数量、控制变量间相关性还有样本量大小，查看系数的估计值落入相应分布的拒绝域次数所占的比例以判断中介效应稳健性。与上节相同，本节观察的系数估计值为自变量 X 对中介变量 M 的影响系数 α_1 和中介变量 M 对因变量 Y 的影响系数 β_1 的估计值。

4.3.4 结果分析

表 4.7 到 4.12 依次表示控制变量间相关性为 0、0.1、0.2、0.3、0.4、0.5 时，在不同控制变量数量、不同样本量下自变量 X 对中介变量 M 的影响系数 α_1 和中介变量 M 对因变量 Y 的影响系数 β_1 的估计值在 1000 次模拟中落入相应分布的拒绝域次数所占的比例。表中的 rho2 为控制变量间相关程度。通过观察这六个表中的结果发现了以下几种现象和规律：

(1) 总体来看， α_1 的估计系数随着控制变量间相关性的增大而更容易接近真实值， β_1 的估计系数随着控制变量相关性的增大而更容易远离真实值。例如 rho2=0.4、样本量为 1000、对模型中控制变量个数为 6 个时， α_1 的估计系数有偏的概率为 0.170， β_1 的估计系数有偏的概率为 0.507。而相同情况下 rho2 取值为 0.2 时， α_1 的估计系数有偏的概率为 0.503， β_1 的估计系数有偏的概率为 0.447。

(2) α_1 和 β_1 的估计系数偏离的概率大小与控制变量间相关性的关系也受到样本量影响。同样的相关性下，相比于大样本，小样本的 α_1 的估计系数更容易无偏。 β_1 的估计系数也有着同样的规律。例如 rho2=0.1、控制变量个数为 3 个、样

本量为 200 时 α_1 的估计有偏的概率为 0.762, β_1 的估计有偏的概率为 0.106。而相同情况下当样本量为 2000 时, α_1 的估计有偏的概率为 1.000, β_1 的估计有偏的概率为 0.646。

(3) α_1 和 β_1 的估计系数偏离的概率与控制变量间相关性的关系也受到模型中遗漏的控制变量数量影响。同样的相关性下, 模型中遗漏的控制变量更少时, α_1 的估计系数更容易无偏。 β_1 的估计系数也有着同样的规律。例如 $\rho_2=0.3$ 、样本量为 1000、对模型中控制变量个数同样为 2 个、8 个时, α_1 的估计系数有偏的概率分别 0.997、0.086, β_1 的估计系数有偏的概率分别 0.999、0.152。再比如相同条件下当 ρ_2 取值为 0.5 时, α_1 的估计系数有偏的概率分别 0.795、0.052, β_1 的估计系数有偏的概率分别 1.000、0.123。当模型没有遗漏控制变量时, 相关性和样本量的改变对 α_1 和 β_1 的估计系数偏离的概率并没有很大影响。

将控制变量与中介变量相关性改变的模拟研究结果与控制变量间相关性改变的模拟研究结果相比较, 可以发现 α_1 和 β_1 的估计系数偏离的概率与这两个相关性的增大发生的变化正相反。同样的控制变量间相关程度, 中介变量与控制变量的相关性增大, α_1 的估计系数更容易接近真实值, β_1 的估计系数而更容易远离真实值。在同样的控制变量与中介变量相关程度, 中介变量与控制变量的相关性增大时则得到相反的结论。但是当样本量增大或者模型中遗漏变量增多时, α_1 和 β_1 的估计系数偏离的概率都会增大。

表 4.7 控制变量间相关性 rho2=0 时 α_1 和 β_1 有偏的概率

rho2=0	样本量							
	200		500		1000		2000	
	CVs	α_1	β_1	α_1	β_1	α_1	β_1	α_1
0	0.996	0.196	1.000	0.373	1.000	0.641	1.000	0.897
1	0.996	0.182	1.000	0.317	1.000	0.576	1.000	0.854
2	0.978	0.178	1.000	0.331	1.000	0.550	1.000	0.819
3	0.964	0.142	1.000	0.289	1.000	0.496	1.000	0.789
4	0.914	0.144	1.000	0.223	1.000	0.407	1.000	0.712
5	0.822	0.110	0.997	0.199	1.000	0.368	1.000	0.628
6	0.644	0.110	0.958	0.164	0.999	0.277	1.000	0.507
7	0.470	0.084	0.830	0.104	0.988	0.201	1.000	0.385
8	0.250	0.064	0.530	0.810	0.850	0.130	0.981	0.231
9	0.106	0.056	0.201	0.041	0.342	0.075	0.590	0.105
10	0.056	0.050	0.054	0.037	0.048	0.045	0.044	0.046

表 4.8 控制变量间相关性 rho2=0.1 时 α_1 和 β_1 有偏的概率

rho2=0.1	样本量							
	200		500		1000		2000	
	CVs	α_1	β_1	α_1	β_1	α_1	β_1	α_1
0	0.986	0.196	1.000	0.343	1.000	0.579	1.000	0.887
1	0.974	0.152	1.000	0.309	1.000	0.527	1.000	0.824
2	0.872	0.142	0.999	0.242	1.000	0.461	1.000	0.728
3	0.762	0.106	0.990	0.205	1.000	0.362	1.000	0.646
4	0.582	0.088	0.940	0.158	0.999	0.294	1.000	0.509
5	0.412	0.090	0.818	0.121	0.984	0.204	1.000	0.370
6	0.282	0.062	0.563	0.107	0.878	0.173	0.993	0.268
7	0.158	0.062	0.344	0.092	0.599	0.094	0.892	0.183
8	0.084	0.068	0.160	0.060	0.303	0.075	0.553	0.100
9	0.056	0.062	0.067	0.057	0.104	0.058	0.157	0.079
10	0.038	0.056	0.051	0.057	0.057	0.065	0.042	0.064

表 4.9 控制变量间相关性 rho2=0.2 时 α_1 和 β_1 有偏的概率

CVs	rho2=0.2							
	样本量							
	200		500		1000		2000	
	α_1	β_1	α_1	β_1	α_1	β_1	α_1	β_1
0	0.976	0.652	1.000	0.957	1.000	1.000	1.000	1.000
1	0.890	0.536	0.998	0.910	1.000	0.995	1.000	1.000
2	0.674	0.396	0.971	0.786	1.000	0.973	1.000	0.999
3	0.502	0.284	0.875	0.646	0.994	0.914	1.000	0.997
4	0.348	0.190	0.670	0.508	0.931	0.790	0.997	0.979
5	0.210	0.176	0.476	0.361	0.772	0.604	0.962	0.902
6	0.136	0.138	0.284	0.253	0.503	0.447	0.807	0.711
7	0.092	0.100	0.169	0.144	0.291	0.240	0.501	0.477
8	0.070	0.060	0.089	0.091	0.130	0.128	0.231	0.223
9	0.054	0.068	0.051	0.058	0.077	0.075	0.086	0.091
10	0.062	0.042	0.059	0.054	0.056	0.050	0.053	0.054

表 4.10 控制变量间相关性 rho2=0.3 时 α_1 和 β_1 有偏的概率

CVs	rho2=0.3							
	样本量							
	200		500		1000		2000	
	α_1	β_1	α_1	β_1	α_1	β_1	α_1	β_1
0	0.960	0.894	1.000	0.999	1.000	1.000	1.000	1.000
1	0.756	0.796	0.993	0.994	1.000	1.000	1.000	1.000
2	0.490	0.592	0.876	0.945	0.997	0.999	1.000	1.000
3	0.322	0.482	0.671	0.839	0.922	0.992	0.998	1.000
4	0.190	0.288	0.424	0.660	0.710	0.918	0.951	0.999
5	0.140	0.230	0.239	0.490	0.463	0.773	0.755	0.959
6	0.106	0.128	0.185	0.306	0.272	0.537	0.511	0.824
7	0.072	0.116	0.114	0.170	0.147	0.311	0.264	0.513
8	0.054	0.072	0.067	0.091	0.086	0.152	0.122	0.281
9	0.062	0.048	0.055	0.060	0.063	0.057	0.075	0.084
10	0.052	0.060	0.044	0.074	0.053	0.061	0.053	0.049

表 4.11 控制变量间相关性 $\rho=0.4$ 时 α_1 和 β_1 有偏的概率

CVs	rho2=0.4							
	样本量							
	200		500		1000		2000	
	α_1	β_1	α_1	β_1	α_1	β_1	α_1	β_1
0	0.926	0.982	0.999	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000
1	0.636	0.880	0.948	0.998	0.999	1.000	1.000	1.000
2	0.336	0.676	0.724	0.986	0.939	1.000	0.999	1.000
3	0.202	0.460	0.444	0.879	0.738	0.992	0.941	1.000
4	0.112	0.330	0.264	0.715	0.478	0.939	0.765	0.999
5	0.106	0.188	0.144	0.475	0.295	0.776	0.513	0.970
6	0.072	0.154	0.108	0.309	0.170	0.507	0.259	0.806
7	0.070	0.102	0.086	0.146	0.108	0.299	0.157	0.532
8	0.044	0.062	0.056	0.095	0.066	0.172	0.068	0.258
9	0.054	0.062	0.068	0.066	0.062	0.059	0.053	0.077
10	0.060	0.052	0.064	0.051	0.046	0.056	0.048	0.046

表 4.12 控制变量间相关性 $\rho=0.5$ 时 α_1 和 β_1 有偏的概率

CVs	rho2=0.5							
	样本量							
	200		500		1000		2000	
	α_1	β_1	α_1	β_1	α_1	β_1	α_1	β_1
0	0.862	0.992	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000
1	0.466	0.928	0.836	1.000	0.990	1.000	1.000	1.000
2	0.210	0.738	0.508	0.987	0.795	1.000	0.975	1.000
3	0.140	0.528	0.294	0.882	0.473	0.992	0.788	1.000
4	0.120	0.372	0.177	0.644	0.276	0.923	0.498	1.000
5	0.084	0.210	0.113	0.447	0.177	0.733	0.300	0.961
6	0.068	0.044	0.073	0.251	0.107	0.485	0.158	0.736
7	0.062	0.086	0.059	0.163	0.083	0.262	0.102	0.447
8	0.062	0.062	0.061	0.075	0.052	0.123	0.068	0.193
9	0.040	0.052	0.058	0.060	0.044	0.079	0.057	0.076
10	0.050	0.038	0.061	0.041	0.041	0.061	0.055	0.049

5 控制变量的内生性

5.1 控制变量的内生性分析

内生性通常是指在模型中，一个或多个解释变量与误差项之间存在一定的相关性，这种相关性违反了经典回归分析中的外生性假设。在所有的模型中，内生性问题都是极其重要的，尤其是各类统计分析和经济模型。当模型受到内生性的影响时，其结果往往会受到偏误和不一致性的干扰，从而导致无法准确估计因果关系。内生性问题可能源于多种原因，如遗漏变量、双向因果关系（即反向因果），或测量误差等。例如，当一个关键的解释变量在模型中被忽略，并且这个变量与模型中的其他解释变量有关联时，可能会导致误差与这些解释变量有关，进而产生内生性的问题。同样，如果一个变量既是因又是果，即存在双向因果关系，这也会导致内生性问题。

内生性问题的存在对模型的影响是多方面的。首先要明确的是，内生性可能会引发参数估计的误差，从而导致模型不能真实地描述变量间的关系。其次，内生性还会影响估计的一致性，即随着样本量的增加，估计量不会收敛到真实的参数值。此外，内生性问题还可能导致统计推断的无效，即无法正确估计参数估计的标准误差，从而影响假设检验的准确性。在研究中，内生性问题常常困扰着研究者，而研究者们通常采取多种策略来解决这个问题。其中包括使用工具变量方法、控制遗漏变量等。工具变量方法是处理内生性问题的常用方法之一，该方法通过引入与解释变量相关但与误差项不相关的外生变量来解决内生性问题。常用的控制遗漏变量的方法有分层模型、多元回归、中介效应和结构方程模型等。

综上所述，内生性问题的存在严重影响模型的有效性和可靠性。因此，在进行模型建立和分析时，识别并解决内生成问题是至关重要的。为了确保研究结果的准确性和有效性，本章主要研究内生性对中介效应模型的稳健性影响。本章也使用了蒙特卡洛随机模拟的方法，通过系统地调整和观察控制变量与随机扰动项之间的相关性，分析不同程度的内生性是如何影响中介效应的稳健性。具体而言，本章的模拟研究思路以下包括三方面：模拟因子的设计、判断中介效应稳健的衡量指标计算以及具体的影响中介效应稳健的模拟研究过程，最终模拟得到了控制

变量与随机扰动项不同相关程度时中介变量 M 对因变量 Y 的影响系数 β_1 的估计值落入相应分布的拒绝域次数所占的比例。通过分析这个比例在不同内生性相关性下的变化,判断在对应的相关性下遗漏相应的控制变量数量对结果的影响大小,得到控制变量内生性对中介效应检验稳健性的影响规律。

5.2 控制变量与随机扰动项相关模拟

5.2.1 模拟设计因子

本章在研究控制变量内生性对中介效应检验稳健性时与第四章的做法相似,首先定义了中介模型的基本框架,然后通过逐渐增加控制变量的数量和控制变量与随机误差的相关程度,最后分析估计的系数是否与模型真实系数存在显著性差异,以此来评估控制变量内生性对于中介效应结果稳健性的具体影响。本章关于控制变量和中介变量相关性改变对中介效应检验稳健性的影响研究同样使用蒙特卡洛模拟技术,持续地更新所选因子,以产生满足要求的随机数据。本章用到的模拟设计因子包括 10 种控制变量数量、6 种控制变量与随机误差项的相关程度以及 4 种不同的样本量大小。每个条件重复 1000 次,得到系数的估计值落入相应分布的拒绝域次数所占的比例用于判断中介效应稳健性。结果越小说明中介效应越稳健。

5.2.2 比较指标

本节比较指标与第四章类似,在改变控制变量和随机扰动项相关性以及控制变量的数量下,用改变后的估计系数拟合回归模型,分析估计的系数是否与模型真实系数存在显著性差异。通过 1000 次蒙特卡洛模拟,得到系数的估计值落入相应分布的拒绝域次数所占的比例用于判断中介效应稳健性。结果越小说明中介效应越稳健。

5.2.3 模拟研究过程

本章主要考虑控制变量与随机误差项相关性变化对中介效应检验的稳健性

影响，根据上一小节给出的模拟因子进行回归。10种控制变量数量和6种控制变量与随机扰动项相关程度以及4种不同的样本量大小，构成了 $10 \times 6 \times 4 = 180$ 个条件。

模拟研究的具体过程如下：

(1) 设定模拟参数

在开始模拟之前，我们需要预先确定相关模拟因子的确切数值（这与第四章第二节模拟研究的条件是一致的，此处不再详细描述），并明确初始中介变量与控制变量及控制变量之间的相关性，均设为0.3；控制变量与随机扰动项的相关系数为0、0.1、0.2、0.3、0.4、0.5六种条件。

(2) 生成数据

根据模拟参数条件构建协方差矩阵，从而得到服从多元正态分布的随机数据。由于公式4.1和4.2中都有随机误差项，本章的模拟设定了公式4.2中的随机误差项 u 与控制变量存在不同程度的相关性，公式4.1中的误差项 e 为服从标准正态分布数据序列。根据随机数据和设定的其他参数带入到公式4.1和4.2得到中介变量 M 和因变量 Y 。

(3) 改变控制变量与随机误差项的相关性

通过公式4.1和4.2，建立了本章所需的总体模型。模拟前先使模型遗漏控制变量，再依次加入。模拟时改变了控制变量数量、控制变量与随机误差项的相关性还有样本量大小。由于只考察公式4.2中的随机误差项 u 与控制变量的相关性对模型稳健性的影响，模拟结果中变量 X 对中介变量 M 的影响系数 α_1 在随机误差项与控制变量改变相关性时并无差别，所以表中结果只展示了中介变量 M 对因变量 Y 的影响系数 β_1 的系数估计值落入相应分布的拒绝域次数所占的比例，通过该比例判断中介效应稳健性。

5.2.4 结果分析

根据上述的模拟过程可以得到当控制变量与随机扰动项的相关程度（定义为rho3）不同、模型遗漏不同的控制变量数量、不同的样本量大小中介变量 M 对因变量 Y 的影响系数 β_1 的系数估计值落入相应分布的拒绝域次数所占的比例，并

从中观察当控制变量与随机扰动项相关程度不同时,对中介效应稳健性的影响规律。

表 5.1 到表 5.6 为控制变量与随机扰动项相关性分别为 0、0.1、0.2、0.3、0.4、0.5 时 β_1 的系数估计值有偏的概率。每个表格的横列表示模型中不同的控制变量数量,纵列表示不同的样本量大小。通过模拟发现以下的现象规律:

(1) 控制变量内生性增强, β_1 估计系数无偏的概率降低。且这种变化随着样本量的增多而增强。例如当 $\rho_3=0.1$, 控制变量数量为 5 个、样本量分别为 100、2000 时, β_1 估计系数无偏的概率为 0.175、1.000。当其他条件不变, $\rho_3=0.5$ 时, β_1 估计系数无偏的概率为 0.918、1.000。

(2) 模型遗漏的控制变量减少, 会增加 β_1 估计系数无偏的概率, 但是当相关性增强时, 模型加入控制变量对 β_1 估计系数无偏的概率的影响也在减弱。如假定 $\rho_3=0.1$ 、样本量为 500、控制变量分别为 1 个和 9 个时, β_1 估计系数无偏的概率为 0.957、0.226。当其他条件不变 $\rho_3=0.4$ 时, β_1 估计系数无偏的概率都是 1.000。值得一提的是, 当 $\rho_3=0.1$, 样本量小于 200 且模型不遗漏控制变量时, β_1 估计系数无偏的概率还在 90% 以上。

表 5.1 控制变量与随机扰动项相关性 $\rho_3=0$ 时 β_1 有偏的概率

rho3=0	样本量					
	CVs	100	200	500	1000	2000
0		0.271	0.468	0.829	0.989	1.000
1		0.187	0.362	0.713	0.927	0.999
2		0.161	0.264	0.561	0.848	0.991
3		0.146	0.214	0.421	0.709	0.941
4		0.105	0.156	0.297	0.536	0.843
5		0.090	0.128	0.238	0.372	0.658
6		0.071	0.086	0.161	0.247	0.423
7		0.074	0.062	0.115	0.165	0.238
8		0.038	0.054	0.075	0.103	0.113
9		0.063	0.046	0.050	0.063	0.682
10		0.045	0.056	0.055	0.049	0.049

表 5.2 控制变量与随机扰动项相关性 $\rho_3=0.1$ 时 β_1 有偏的概率

rho3=0.1	样本量					
	CVs	100	200	500	1000	2000
0		0.441	0.724	0.981	1.000	1.000
1		0.334	0.632	0.957	0.999	1.000
2		0.313	0.532	0.883	0.997	1.000
3		0.243	0.430	0.828	0.978	1.000
4		0.197	0.358	0.714	0.947	1.000
5		0.175	0.256	0.596	0.889	1.000
6		0.129	0.236	0.490	0.804	0.965
7		0.112	0.184	0.406	0.656	0.925
8		0.109	0.106	0.299	0.533	0.834
9		0.082	0.138	0.226	0.398	0.995
10		0.079	0.088	0.173	0.292	0.489

表 5.3 控制变量与随机扰动项相关性 $\rho_3=0.2$ 时 β_1 有偏的概率

rho3=0.2	样本量				
	CVs	100	200	500	1000
0	0.641	0.906	1.000	1.000	1.000
1	0.536	0.832	0.997	1.000	1.000
2	0.495	0.764	0.996	1.000	1.000
3	0.437	0.728	0.977	1.000	1.000
4	0.352	0.600	0.943	0.999	1.000
5	0.328	0.568	0.917	0.997	1.000
6	0.276	0.466	0.848	1.000	1.000
7	0.204	0.436	0.789	0.978	1.000
8	0.195	0.354	0.697	0.950	0.999
9	0.178	0.290	0.654	0.905	1.000
10	0.160	0.234	0.531	0.841	0.992

表 5.4 控制变量与随机扰动项相关性 $\rho_3=0.3$ 时 β_1 有偏的概率

rho3=0.3	样本量				
	CVs	100	200	500	1000
0	0.764	0.976	1.000	1.000	1.000
1	0.729	0.938	1.000	1.000	1.000
2	0.668	0.914	0.998	1.000	1.000
3	0.587	0.880	1.000	1.000	1.000
4	0.540	0.846	0.999	1.000	1.000
5	0.526	0.810	0.991	1.000	1.000
6	0.425	0.774	0.986	1.000	1.000
7	0.439	0.696	0.984	1.000	1.000
8	0.378	0.674	0.973	0.999	1.000
9	0.367	0.624	0.964	1.000	1.000
10	0.346	0.576	0.930	0.998	1.000

表 5.5 控制变量与随机扰动项相关性 $\rho_3=0.4$ 时 β_1 有偏的概率

rho3=0.4	样本量				
	CVs	100	200	500	1000
0	0.901	0.998	1.000	1.000	1.000
1	0.846	0.994	1.000	1.000	1.000
2	0.826	0.988	1.000	1.000	1.000
3	0.787	0.976	1.000	1.000	1.000
4	0.755	0.976	1.000	1.000	1.000
5	0.745	0.956	1.000	1.000	1.000
6	0.716	0.956	1.000	1.000	1.000
7	0.664	0.940	1.000	1.000	1.000
8	0.642	0.954	0.999	1.000	1.000
9	0.662	0.910	1.000	1.000	1.000
10	0.623	0.922	0.999	1.000	1.000

表 5.6 控制变量与随机扰动项相关性 $\rho_3=0.5$ 时 β_1 有偏的概率

rho3=0.5	样本量				
	CVs	100	200	500	1000
0	0.947	0.998	1.000	1.000	1.000
1	0.934	1.000	1.000	1.000	1.000
2	0.920	1.000	1.000	1.000	1.000
3	0.922	0.996	1.000	1.000	1.000
4	0.912	0.996	1.000	1.000	1.000
5	0.918	0.996	1.000	1.000	1.000
6	0.927	0.996	1.000	1.000	1.000
7	0.935	1.000	1.000	1.000	1.000
8	0.958	0.998	1.000	1.000	1.000
9	0.960	1.000	1.000	1.000	1.000
10	0.981	1.000	1.000	1.000	1.000

6 结论及展望

6.1 结论

6.1.1 主要结论

本篇文章阐述了一种在心理学、管理学和临床医学等多个学科中广泛应用的统计学手段，即中介分析法，用于探究变量之间的内在联系机制。在实际的环境条件下需要加入控制变量对中介效应进行分析，针对控制变量的选择问题，本文创新性的用蒙特卡洛随机模拟的方法进行研究，重点探讨了控制变量不同数量、不同相关性、不同内生性下对中介效应稳健性的影响，还探讨了其影响的模式。以下是具体的研究内容：

首先，通过对已有文献的全面整理，本文对控制变量选择问题在现有研究中的讨论，以及中介模型的研究方向和思路进行了详细的梳理，指出对中介效应下控制变量选择问题研究的空白及必要性。接着，在对控制变量和中介效应进行概念界定的基础上，以中介效应稳健性为切入点模拟研究了不同控制变量数量对中介效应稳健性的影响问题。利用蒙特卡洛随机模拟的方式得到不同的控制变量数量（11种条件）在不同的中介效应大小（16种组合）、不同的样本量（5种情况）下中介效应显著的概率，并分析结论。随后，将控制变量相关性纳入考量，包括控制变量与中介变量相关性改变和控制变量间相关性改变两种情况。同时更新模型，考虑了在不同的控制变量数量、不同的样本量下改变控制变量与中介变量相关性改变（6种条件）和控制变量间相关性（6种条件）对自变量对中介变量的影响系数和中介变量对因变量的影响系数的估计值的无偏概率。最后得到结果并分析。最后，从控制变量内生性角度出发，对控制变量与随机扰动项相关（6种条件）的情况进行模拟。探讨在不同的控制变量数量和样本量下，控制变量内生性对中介效应稳健性的具体影响。

模拟结果具体结论如下：

（1）中介效应的稳健性与控制变量数量多少相关，控制变量越多中介效应越稳健。这个趋势还受到中介效应大小的影响，中介效应越大，控制变量的加入更容易使得中介效应稳健。

(2) 中介效应的稳健性与控制变量和中介变量的相关性大小相关, 其中自变量对中介变量的影响系数随着控制变量和中介变量的相关性增大而偏离真实值, 中介变量对因变量的影响系数随着控制变量和中介变量的相关性增大而接近真实值。这个趋势还受到样本量的影响, 样本量越大, 相关性增强使得中介效应更不容易稳健。

(3) 中介效应的稳健性与控制变量和中介变量的相关性大小相关, 其中自变量对中介变量的影响系数随着控制变量间相关性增大而接近真实值, 中介变量对因变量的影响系数, 随着控制变量间相关性增大而偏离真实值。这个趋势还受到样本量的影响, 样本量越大, 相关性增强使得中介效应更不容易稳健。

(4) 中介效应的稳健性与控制变量内生性大小相关, 中介变量对因变量的影响系数随着控制变量与随机扰动项相关性增强而偏离真实值。但是在较弱的内生性(0.1)和较少的样本量(200)下无偏概率可以达到90%以上。

6.1.2 相关建议

控制变量的选择是中介模型研究设计中非常重要的一步, 选择合适的控制变量对中介效应的稳健性有着重要的影响。通过本文的研究可以发现, 中介效应的稳健很依赖于控制变量的数量、相关性、内生性, 还受到中介效应大小、样本量的影响。

在进行实践性的研究时, 当我们选择中介模型的控制变量时, 首先需要对相关的研究参数有一个基础的了解。比如控制变量的数量。本文得到的结论是控制变量数量增多对中介效应稳健性有益, 但是在不同的中介效应大小以及样本量下, 这种益处是有限的。比如说当中介效应大小为组合 LL 时, 模型中有五个控制变量时就可以得到 92.4% 的显著可能性, 那么在这样的中介效应大小下, 加入过多的控制变量对模型并不会有很大的帮助。相关性也是同理。 α_1 的估计系数和 β_1 的估计系数随着控制变量与中介变量相关性和控制变量间相关性的增大与真实值的偏离程度是截然相反的, 那么在选择控制变量时, 对于相关性的把握要适中, 不可以过高也不可以过低。内生性也是如此。在值得一提的是本文还发现当控制变量与中介变量、控制变量间相关性均设定为 0.3 时, 较弱的内生性(0.1)和较少的样本量(200)下模拟得到的无偏概率可以达到 90% 以上。所以为了避免内

生性的发生、让中介模型更为稳健，研究设计中的样本量不应过小。

此外，在本研究中，我们为控制变量选择与中介效应检验的稳健性设定了特定的参数。当研究者在实证研究中预测的参数超出了本研究的范围，他们可以采用文中提供的模拟研究方法，通过计算机模拟来确定在满足特定条件下中介效应的稳健性概率。

虽然使用计算机模拟有许多优势，但方法论本身也有值得注意的局限性。研究者在进行实证研究时，应重视控制变量、中介变量与因变量的理论联系，不能单凭数据上的关联而选择是否加入控制变量。

6.2 展望

本文在控制变量选择对中介效应检验稳健性的影响问题研究中，分别就控制变量不同选择通过设计相关的模拟实验得到了使得中介效应稳健的概率，模拟研究的结果可以直接供实践工作者参考。

在控制变量的选择方面，主要探讨了控制变量数量、控制变量与中介变量相关性、控制变量间相关性、控制变量内生性发生改变时对中介效应稳健性影响的具体情况。如果控制变量是无关变量或者控制变量不遵循正态分布，由于模拟设备和模拟条件不够成熟，无法继续进行，那么下一步将会寻找方法来解决这类问题，并进行更深入的研究。此外，我们还将探索在复杂中介模型中，控制变量选择如何影响中介效应的稳定性。

本研究的目的是希望能够引起实证研究人员对选择控制变量的关注，并在实证研究中设置合适的控制变量，以确保研究结果的可靠性，同时也能提高研究的效率。

参考文献

- [1] Aguinis H, Cascio W F, Ramani R S. Science's reproducibility and replicability crisis: International business is not immune[J]. *Journal of International Business Studies*, 2017, 48: 653-663.
- [2] Aguinis H, Hill N S, Bailey J R. Best practices in data collection and preparation: Recommendations for reviewers, editors, and authors[J]. *Organizational Research Methods*, 2021, 24(4): 678-693.
- [3] Aguinis H, Vandenberg R J. An ounce of prevention is worth a pound of cure: Improving research quality before data collection[J]. *Annu. Rev. Organ. Psychol. Organ. Behav.*, 2014, 1(1): 569-595.
- [4] Antonakis J, Bendahan S, Jacquart P, et al. On making causal claims: A review and recommendations[J]. *The leadership quarterly*, 2010, 21(6): 1086-1120.
- [5] Atinc G, Simmering M J, Kroll M J. Control variable use and reporting in macro and micro management research[J]. *Organizational Research Methods*, 2012, 15(1): 57-74.
- [6] Banks G C, O'Boyle Jr E H, Pollack J M, et al. Questions about questionable research practices in the field of management: A guest commentary[J]. *Journal of Management*, 2016, 42(1): 5-20.
- [7] Banks G C, Rogelberg S G, Woznyj H M, et al. Evidence on questionable research practices: The good, the bad, and the ugly[J]. *Journal of Business and Psychology*, 2016, 31: 323-338.
- [8] Baron R M, Kenny D A. The moderator–mediator variable distinction in social psychological research: Conceptual, strategic, and statistical considerations[J]. *Journal of personality and social psychology*, 1986, 51(6): 1173.
- [9] Becker T E. Potential problems in the statistical control of variables in organizational research: A qualitative analysis with recommendations[J]. *Organizational research methods*, 2005,8(3): 274-289.
- [10] Becker T E, Atinc G, Breaugh J A, et al. Statistical control in correlational studies: 10 essential recommendations for organizational researchers[J]. *Journal of*

- Organizational Behavior, 2016, 37(2): 157-167.
- [11] Bedeian A G, Taylor S G, Miller A N. Management science on the credibility bubble: Cardinal sins and various misdemeanors[J]. Academy of Management Learning & Education, 2010, 9(4): 715-725.
- [12] Bernerth J B, Aguinis H. A critical review and best - practice recommendations for control variable usage[J]. Personnel psychology, 2016, 69(1): 229-283.
- [13] Bernerth J B, Cole M S, Taylor E C, et al. Control variables in leadership research: A qualitative and quantitative review[J]. Journal of Management, 2018, 44(1): 131-160.
- [14] Bosco F A, Aguinis H, Singh K, et al. Correlational effect size benchmarks[J]. Journal of Applied Psychology, 2015, 100(2): 431.
- [15] Bono J E, McNamara G. Publishing in AMJ—part 2: Research design[J]. Academy of management journal, 2011, 54(4): 657-660.
- [16] Breaugh J A. Rethinking the control of nuisance variables in theory testing[J]. Journal of Business and Psychology, 2006, 20: 429-443.
- [17] Breaugh J A. Important considerations in using statistical procedures to control for nuisance variables in non-experimental studies[J]. Human Resource Management Review, 2008, 18(4): 282-293.
- [18] Carlson K D, Wu J. The illusion of statistical control: Control variable practice in management research[J]. Organizational research methods, 2012, 15(3): 413-435.
- [19] Edwards J R. To prosper, organizational psychology should ... overcome methodological barriers to progress[J]. Journal of Organizational Behavior: The International Journal of Industrial, Occupational and Organizational Psychology and Behavior, 2008, 29(4): 469-491.
- [20] Freese J. Replication standards for quantitative social science: Why not sociology? [J]. Sociological Methods & Research, 2007, 36(2): 153-172.
- [21] Hopp C, Hoover G A. How prevalent is academic misconduct in management research?[J]. Journal of Business Research, 2017, 80: 73-81.
- [22] John L K, Loewenstein G, Prelec D. Measuring the prevalence of questionable research practices with incentives for truth telling[J]. Psychological science, 2012,

- 23(5): 524-532.
- [23] Judd C M, Kenny D A. Process analysis: Estimating mediation in treatment evaluations[J]. *Evaluation review*, 1981, 5(5): 602-619.
- [24] Kepes S, McDaniel M A. How trustworthy is the scientific literature in industrial and organizational psychology?[J]. *Industrial and Organizational Psychology*, 2013, 6(3): 252-268.
- [25] Lenz G S, Sahn A. Achieving statistical significance with control variables and without transparency[J]. *Political Analysis*, 2021, 29(3): 356-369.
- [26] MacKinnon, D. P., Lockwood, C. M., Hoffman, J. M., West, S. G., & Sheets, V.. A comparison of methods to test mediation and other intervening variable effects[J]. *Psychological Methods*, 2002(7):83-103.
- [27] MacKinnon, D. P., Lockwood, C. M., Brown, C. H., Wang W., & Hoffman, J. M.. The intermediate endpoint effect in logistic and probit regression[J]. *Clinical Trials*. 2007(4): 499-513.
- [28] MacKinnon, D. P. Introduction to statistical mediation analysis [M]. Mahwah , NJ : Erlbaum. 2008.
- [29] Meehl P E. High school yearbooks: a reply to Schwarz[J]. *Journal of Abnormal Psychology*, 1971, 77(2), 143-148.
- [30] Murphy K R, Aguinis H. HARKing: How badly can cherry-picking and question trolling produce bias in published results?[J]. *Journal of business and psychology*, 2019, 34: 1-17.
- [31] Muthén B. Bayesian analysis in Mplus: A brief introduction[J]. 2010.
- [32] Nunnally J C, Berstein I H. Psychometric theory[M]. New York: McGraw-Hall, 1994. 67-96.
- [33] O'Boyle Jr E H, Banks G C, Gonzalez-Mulé E. The chrysalis effect: How ugly initial results metamorphosize into beautiful articles[J]. *Journal of Management*, 2017, 43(2): 376-399.
- [34] Pan H, Liu S, Miao D, et al. Sample size determination for mediation analysis of longitudinal data[J]. *BMC Medical Research Methodology*, 2018, 18(1): 1-11.
- [35] Sackett P R, Mullen E J. Beyond formal experimental design: Towards an

- expanded view of the training evaluation process[J]. *Personnel Psychology*, 1993, 46(3): 613-627.
- [36] Simonsohn U, Nelson L D, Simmons J P. P-curve: a key to the file-drawer[J]. *Journal of experimental psychology: General*, 2014, 143(2): 534.
- [37] Spector P E, Zapf D, Chen P Y, et al. Why negative affectivity should not be controlled in job stress research: Don't throw out the baby with the bath water[J]. *Journal of Organizational Behavior*, 2000: 79-95.
- [38] Spector P E, Brannick M T. Methodological urban legends: The misuse of statistical control variables[J]. *Organizational research methods*, 2011, 14(2): 287-305.
- [39] Sturman M C, Sturman A J, Sturman C J. Uncontrolled control variables: The extent that a researcher's degrees of freedom with control variables increases various types of statistical errors[J]. *Journal of Applied Psychology*, 2022, 107(1): 9.
- [40] Woodworth R S. *Dynamic Psychology*[C]. *Pedagogical Seminary & Journal of Genetic Psychology*, 1928.
- [41] York R. Control variables and causal inference: A question of balance[J]. *International Journal of Social Research Methodology*, 2018, 21(6): 675-684.
- [42] Yuan, Y., & MacKinnon, D. P. Bayesian mediation analysis [J]. *Psychological Methods*, 2009(4):301-322.
- [43] 曹江雨,王忠军,唐云等.组织管理研究中的控制变量使用:问题与策略[J].*中国人力资源开发*,2020,37(08):48-65.
- [44] 杜岸政,古纯文,丁桂凤.心理学研究中的中介效应分析意义及方法评述[J].*中国心理卫生杂志*,2014,28(08):578-583.
- [45] 冯帅帅,罗教讲.社会学量化研究控制变量方法的反思与超越[J].*深圳社会科学*,2021,4(06):95-105+115.
- [46] 甘怡群.中介效应研究的新趋势——研究设计和数据统计方法[J].*中国心理卫生杂志*,2014,28(08):584-585.
- [47] 柳士顺,凌文铨.多重中介模型及其应用[J].*心理科学*,2009,32(02):433-435+407.

- [48] 温忠麟,刘红云,侯杰泰.调节效应和中介效应分析[M].北京教育科学出版社,2012.
- [49] 温忠麟,叶宝娟.中介效应分析:方法和模型发展[J].心理科学进展,2014,22(05):731-745.
- [50] 温忠麟,张雷,侯杰泰,刘红云.中介效应检验程序及其应用[J].心理学报,2004(05):614-620.
- [51] 温忠麟,侯杰泰,张雷.调节效应与中介效应的比较和应用[J].心理学报,2005(02):268-274.
- [52] 温忠麟,张雷,侯杰泰.有中介的调节变量和有调节的中介变量[J].心理学报,2006(03):448-452.

致 谢

岁月如梭,今年的我二十七岁,人生中一多半的时间都在学习中度过。终于,我的研究生生涯即将要结束了。

感谢我的导师韩海波老师。我的导师拥有着渊博的专业知识和宽厚待人的亲和态度,对于我提出的问题总是耐心地解答,令我十分感动。老师为我们提供了自由的学术环境,让我们积极探索自己感兴趣的方向,鼓励我们参加各类比赛,十分感谢老师让我在自由中学会了自律。不止在学习上,老师在生活、工作上都对我们精心培养、无私帮助。老师严谨的治学精神,深厚广博的学术造诣,孜孜不倦的开拓创新精神都深深地感染着我。论文撰写期间,老师从论文选题、从开题到定稿,无数次的悉心指导,给了我很多宝贵和独到的建议,让我的论文得以顺利完成。

感谢统计学院的各位老师。在兰财就读期间,在生活、学习上给予耐心指导和无私帮助。

感谢我的室友胡娜、张凡、朱倩。很开心能和你们共同度过三年研究生生活,祝愿你们以后的日子身体健康,工作顺利。

感谢我的家人。感谢你们用勤劳的双手和伟大的爱让我没有后顾之忧的完成学业;感谢你们让我在健康、快乐、幸福的家庭环境中得以成长;感谢你们为我遮风挡雨,让我衣食无忧,从未经历过生活的艰辛。感谢你们让我看到了更广阔的世界,拥有了更加辽阔的天空。你们是我生命中最重要的人,谢谢你们在我成长路上的支持和理解。我爱你们。

前路漫漫亦灿灿!我将继续坚定、清醒的走下去!