

# 因果推断：经济金融学 中的关键实证方法

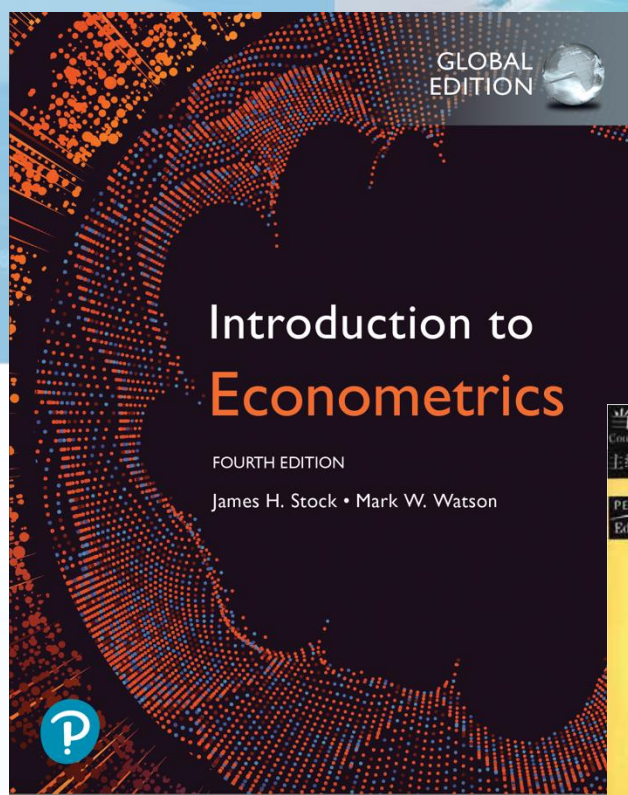
Speaker: 许文立

[wlxu@cityu.edu.mo](mailto:wlxu@cityu.edu.mo)

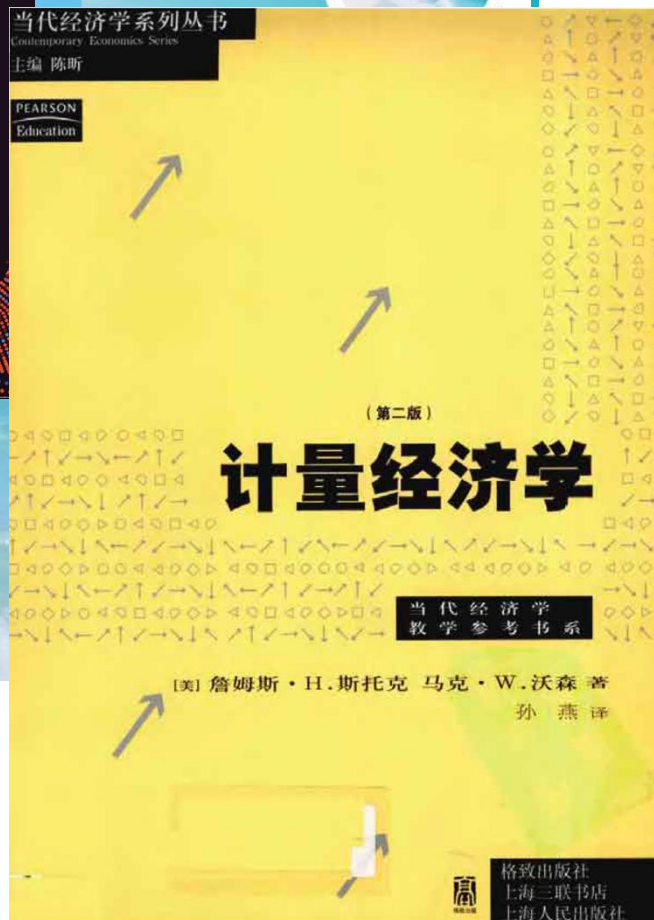
August-November, 2025

Faculty of Finance, City University of Macau





# 主要参考书目 与资料



英文版: <https://matheusfacure.github.io/python-causality-handbook/landing-page.html>

Stata code: [github.com/wenddymacro/stata-causality-handbook-zh](https://github.com/wenddymacro/stata-causality-handbook-zh)

Python code: <https://github.com/matheusfacure/python-causality-handbook>

因果推断：献给求真敢为者

Q Search

因果推断：献给求真敢为者

第一部分 - 阳

- 01 - 因果性导论
- 02 - 随机实验
- 03 - 统计回顾：最危险的方程
- 04 - 图形因果模型
- 05 - 线性回归的惊人有效性
- 06 - 分组与虚拟变量回归
- 07 - 超越混杂因素
- 08 - 工具变量
- 09 - 不依从性与局部平均处理效应
- 10 - 匹配法
- 11 - 倾向得分
- 12 - 双重稳健估计

三

## 因果推断：献给求真敢为者



### 中文版说明

本书原名: [Causal Inference for the Brave and True](#)

作者: Matheus Facure

版权所有 © 2020 Matheus Facure

本中文版由澳门城市大学金融学院的

Contents

中文版说明

阅读指南

序言

致谢

参与贡献



# INTRODUCTORY **Econometrics**

A MODERN APPROACH

5th EDITION

Jeffrey M. Wooldridge

## Econometric Analysis of Cross Section and Panel Data

Second Edition

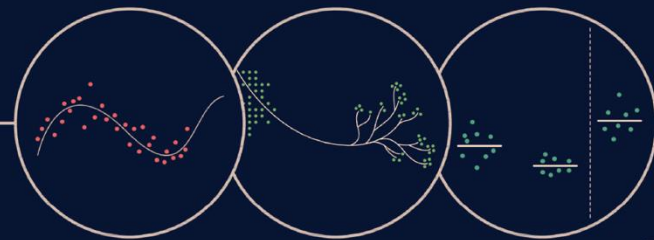
Jeffrey M. Wooldridge



## DATA ANALYSIS

FOR BUSINESS,  
ECONOMICS, AND POLICY

Gábor Békés | Gábor Kézdi



微信

其它参考书目与资料  
(初级)

# Causal Inference



Scott Cunningham

## MOSTLY HARMLESS ECONOMETRICS

An Empiricist's Companion

Joshua D. Angrist and Jörn-Steffen Pischke

JOSHUA D. ANGRIST & JÖRN-STEFFEN PISCHKE

## MASTERING METRICS

THE PATH FROM CAUSE TO EFFECT



Nick Huntington-Klein

## The Effect

An Introduction to Research Design and Causality

CRC Press  
Taylor & Francis Group  
A CHAPMAN & HALL BOOK

微信

其它参考书目与资料  
(中级)



# ECONOMETRICS

BRUCE E. HANSEN

©2000, 2021<sup>1</sup>

University of Wisconsin

Department of Economics

This Revision: March 11, 2021

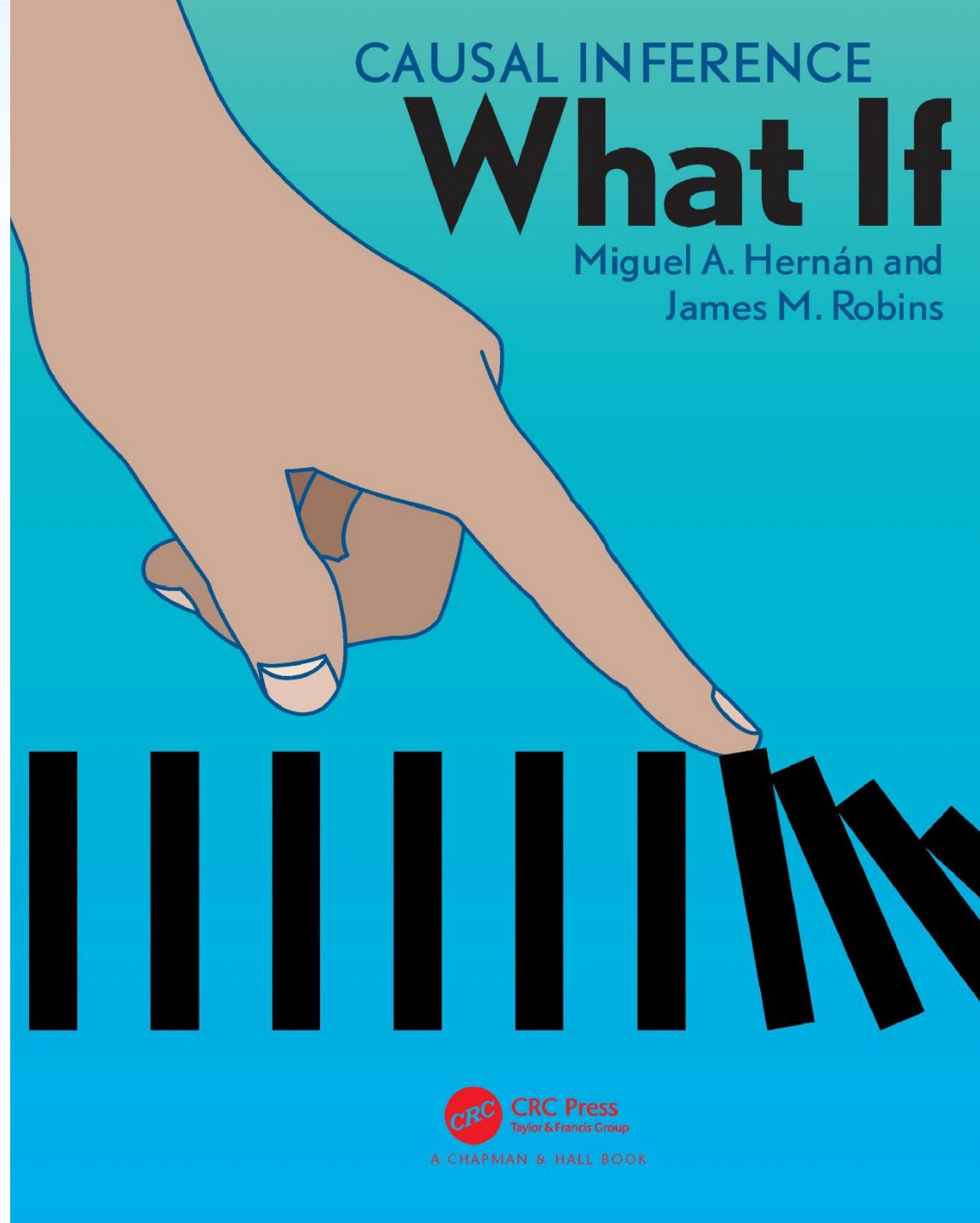
Comments Welcome

其它参考书目与资料  
(高级)

CAUSAL INFERENCE

# What If

Miguel A. Hernán and  
James M. Robins



Giovanni Cerulli

# Econometric Evaluation of Socio-Economic Programs

Theory and Applications

Springer

Panchanan Das

# Econometrics in Theory and Practice

Analysis of Cross Section, Time Series  
and Panel Data with Stata 15.1

Springer

## Credible Answers to Hard Questions: Differences-in-Differences for Natural Experiments

Clément de Chaisemartin<sup>1</sup>

Xavier D'Haultfoeulle<sup>2</sup>

May 26, 2025

## Causal analysis

Impact evaluation and causal machine learning with applications in R

Martin Huber

University of Fribourg, Dept. of Economics

**Copyright:** Martin Huber, University of Fribourg, Bd. de Pérolles 90, 1700 Fribourg, Switzerland; martin.huber@unifr.ch; <https://scholar.google.com/citations?user=c52V71kAAAAJ&hl=en>; ORCID 0000-0002-8590-9402; @CausalHuber (twitter). The author thanks Mario Fiorini, Michael Knaus, Fabian Krüger, Jannis Kück, Michael Oberfichtner, Franco Peracchi, Regina Riphahn, Jonathan Roth, Aurélien Sallin, and Hannes Wallimann for helpful comments and suggestions.

## Microeconometrics: Methods of Causal Inference (Master in Economics)

Damian Clarke<sup>1</sup>

Semestre Primavera 2022

Last updated November 2, 2022

## Statistical Tools for Causal Inference

Sylvain Chabé-Ferret

2022-06-17

其它参考书目与资料  
(应用)

# 考核要求

1

10% 出席與表現

2

40% 作業

第一次：章節選讀或实证stata命令分享

第二次：小組作業（中國經濟問題實證分析论文presentation）

3

50% 论文考核

期末要提交一份利用課程中講授或學習到的實證方法做的8000字以上的課程論文，中文格式參照《經濟研究》，英文格式參照AER

# 第一次作业

## 1 第一次作業

- 参考书目和资料的章節選讀或stata命令案例分享
- 獨立作業，第5周课前交作業
- 課堂ppt展示：第5-8周，每周8-9人左右，每人20分鐘左右

## 2

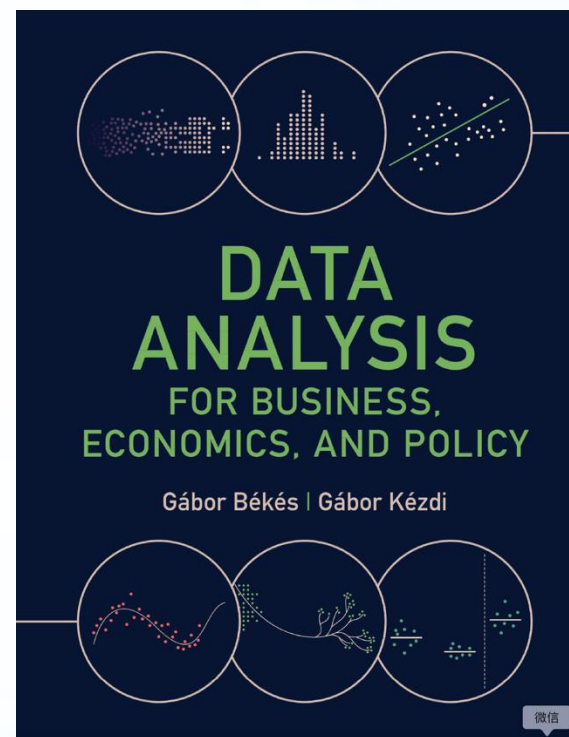
知識性  
完整性  
生動性  
思考與評論

第一次作業推薦材料

微信公众号：

## 3

连享会、宏观研学会等  
其它互联网资料（注意标注  
参考来源）





# 第二次作业

1

## 第二次作業要求

小組作業，每組4-6個人，每組40分鐘

實證分析，提交讲稿和PPT

課堂ppt展示:13-14周

定量分析

選題有趣、重大，或有意義

結果的穩健性

自己的评论

2

第二次作業推薦材料

➤ 微信公众号：

香樟经济学术圈、宏观研学会等

3

➤ 其它互联网资料（注意标注参考来源）

➤ 论文来源：经济研究、经济学季刊、数量经济技术经济研究、AER/RES/JPE/QJE等

# 目录

---

因果推断的经济学意义

01

---

因果推断的挑战与方法

02

---

因果推断的实证案例

03

---

因果推断的未来方向

04

# Part. 01

因果推断的经济学意义

---

CHAPTER 1





## 为什么要学因果推断 实证方法

### 大数据时代

- 数据科学是21世纪最棒的职业之一；
- 收入堪比体育明星
- 人工智能或机器学习是数据时代最前沿的技术
- 数据科学并不是一个新领域
- “新”，只是因为媒体的大肆宣传才让我们如此关注它

### 数据泡沫

- 倒可乐，下面是可乐，上面有一层泡沫
- 可乐就象征数据科学的本质——统计学基础、科学探索精神以及对复杂问题的热忱
- 而泡沫则代表那些建立在虚幻预期之上的浮华之物，终将消散无踪

### 作为数据科学家

- 明智之举是首先学会忽略这些泡沫
- 其次，要认清真正赋予你工作价值的是核心能力，而非那些尚未被掌握的最新炫目工具



# 预测

## 机器学习

- 当前的机器学习在预测类问题上表现非常出色
- Ajay Agrawal、Joshua Gans 和 Avi Goldfarb 在《Prediction Machines》一书中所说的那样：“新一代人工智能并未真正带来‘智能’，而是赋予了我们智能的关键组成部分——预测能力。”

## 机器学习并非万能

- 若数据稍有偏离模型所适应的范围，它也可能惨败
- 冰淇淋销量与价格（后面课程详述）
- 机器学习在处理这类逆向因果关系的问题上表现尤为糟糕
- 经济学称之为“反事实推断”：如果不处理，结果会怎样？

## 因果推断

- 因果问题不仅存在于商业决策中，也贯穿于我们每个人关心的生活命题
- 教育会使得我们获得更高收入吗？



# 因果推断的经济学意义

## 经济学研究的核心问题

经济学研究的核心之一是因果关系，例如政策效果评估和市场行为分析。例如，评估一项税收政策对经济增长的影响，需要明确因果关系，才能为政策调整提供依据。传统统计方法往往难以准确识别因果效应，因为存在混淆变量，如经济周期、其他政策的干扰等。

## 传统方法的局限性

传统统计方法在处理因果关系时面临诸多局限，尤其是混淆变量问题。例如，在研究教育对收入的影响时，家庭背景、个人能力等变量可能同时影响教育水平和收入，导致因果关系难以准确识别。这使得传统方法得出的结论可能存在偏差，无法直接用于政策制定。

## 因果推断的重要性

因果推断方法通过巧妙的设计和分析，帮助经济学家更准确地识别因果效应。例如，随机对照试验通过随机分配处理组和对照组，有效消除选择偏差，为政策制定提供科学依据。因果推断的应用场景广泛，如评估某项经济政策的实施效果，通过因果推断可以明确政策的真正影响，从而优化政策设计。



# Part. 02

因果推断的挑战与方法

---

CHAPTER 1

# 相关与因果

## 01 故事

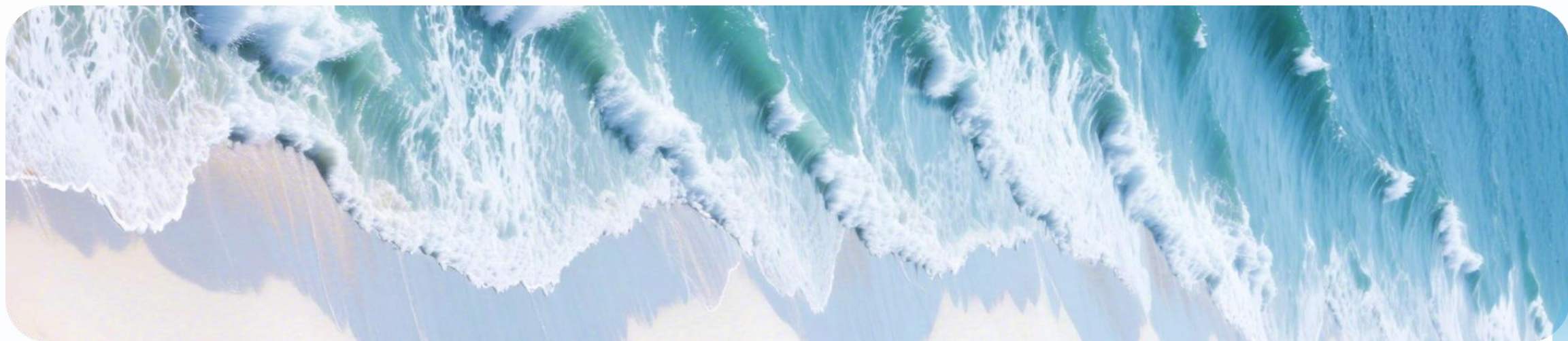
如果有人告诉你：“那些给学生配发平板的学校，表现普遍比没配平板的学校更好”

你可能很快就会反驳：有可能这些发得起平板的学校本身就更富裕。

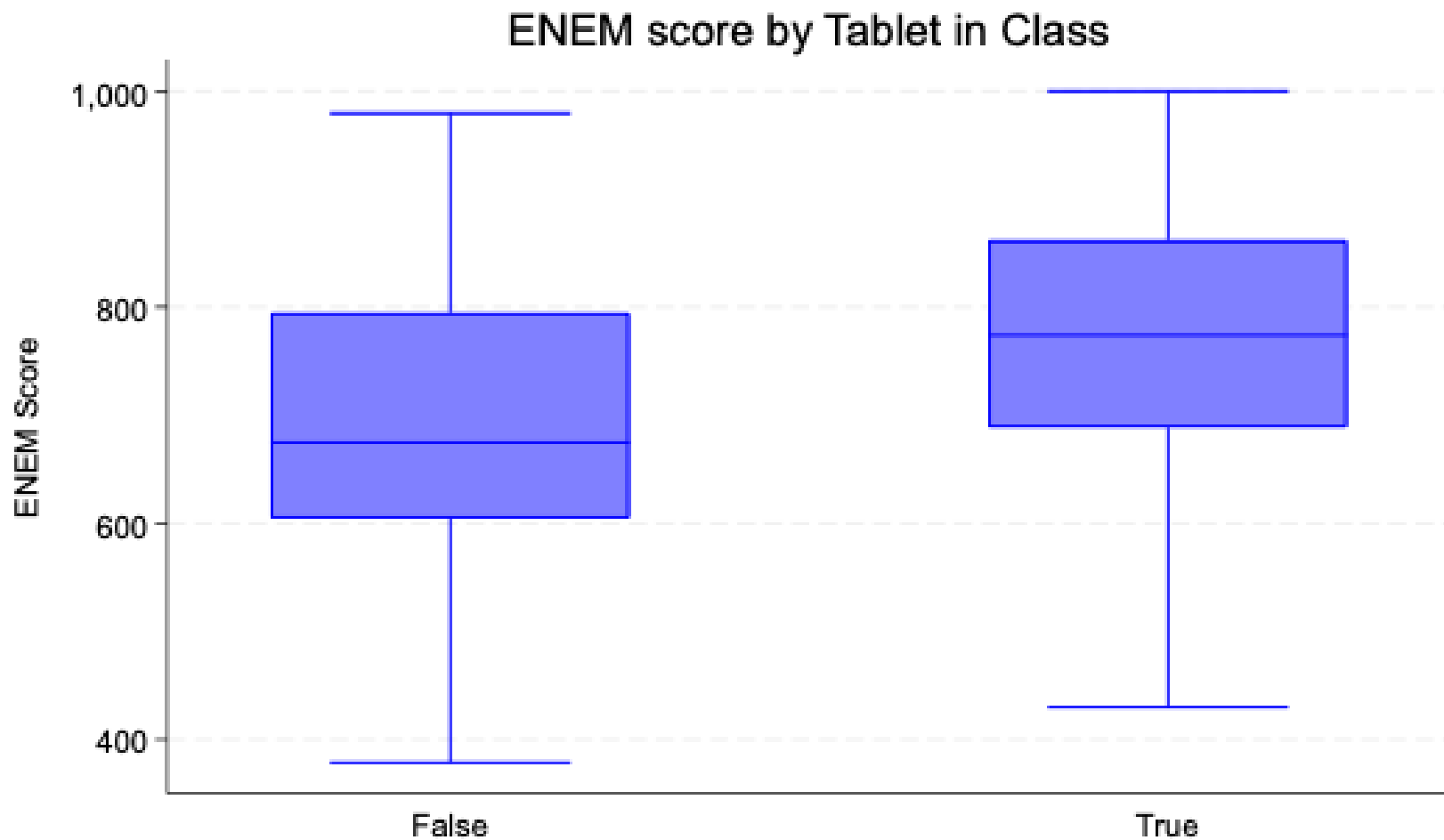
## 02 问题提出

正因如此，我们不能断定“在课堂上给学生发平板会提高学习成绩”；

我们只能说“发平板”这件事和“更高的成绩”在数据上存在相关性。



## 相关与因果



Stata code: <https://wenzhe-huang.github.io/python-causality-handbook-zh/01-Introduction-To-Causality.html>



## 相关与因果

我们把  $T_i$  定义为为单元  $i$  是否接受处理（treatment）的变量。

$$T_i = \begin{cases} 1 & \text{如果单元} i \text{ 接受了处理} \\ 0 & \text{否则} \end{cases}$$

我们用  $Y_i$  表示单元  $i$  的观测结果变量。

因果推断的根本问题在于，我们永远无法同时观察同一单位接受处理与未接受处理的两种状态下的结果。



# 相关与因果

为了真正理解这个问题，我们将频繁使用 **潜在结果** 这一概念进行讨论。

它们之所以称为潜在，是因为它们实际上并未发生，而是代表了在采取某种干预措施后 **可能发生的情况**。我们有时将实际发生的潜在结果称为事实性结果，而未发生的则称为反事实结果。

关于符号，我们引入一个额外的下标：

$Y_{0i}$  表示未接受处理时单元  $i$  的潜在结果。

$Y_{1i}$  表示 同一单元  $i$  在接受处理后的潜在结果。



# 相关与因果

在定义了潜在结果之后，我们就可以写出个体处理效应：

$$Y_{1i} - Y_{0i}$$

平均处理效应（Average Treatment Effect, ATE）：

$$ATE = E[Y_1 - Y_0]$$

对已接受处理者的平均处理效应（Average Treatment Effect on the Treated, ATT）：

$$ATT = E[Y_1 - Y_0 | T = 1]$$





## 相关与因果

	i	Y0	Y1	T	Y	TE
0	1	500	450	0	500	-50
1	2	600	600	0	600	0
2	3	800	600	1	600	-200
3	4	700	750	1	750	50

$$ATE = (-50 + 0 - 200 + 50)/4 = -50$$

$$ATT = (-200 + 50)/2 = -75$$

## 相关与因果

	i	Y0	Y1	T	Y	TE
0	1	500.0	NaN	0	500	NaN
1	2	600.0	NaN	0	600	NaN
2	3	NaN	600.0	1	600	NaN
3	4	NaN	750.0	1	750	NaN

$$ATE = (600 + 750)/2 - (500 + 600)/2 = 125$$

你已犯下将相关误认为因果的最严重错误。

# 相关与因果

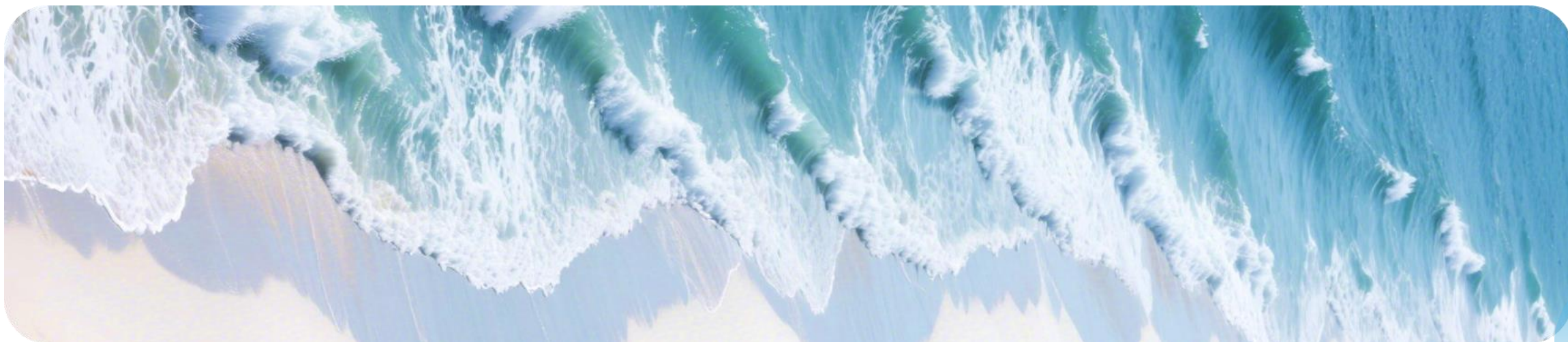
## 01 偏误

反驳，这些学校即便没有平板电脑，成绩可能依然更高

因为它们很可能比其他学校资金更充裕，从而能聘请更优秀的教师、提供更好的教室设施等

## 02 问题提出

换言之，问题在于接受处理（配备平板电脑）的学校与未接受处理的学校根本不具备可比性





# 相关与因果

## 01 相关

$$E[Y|T = 1] - E[Y|T = 0]$$

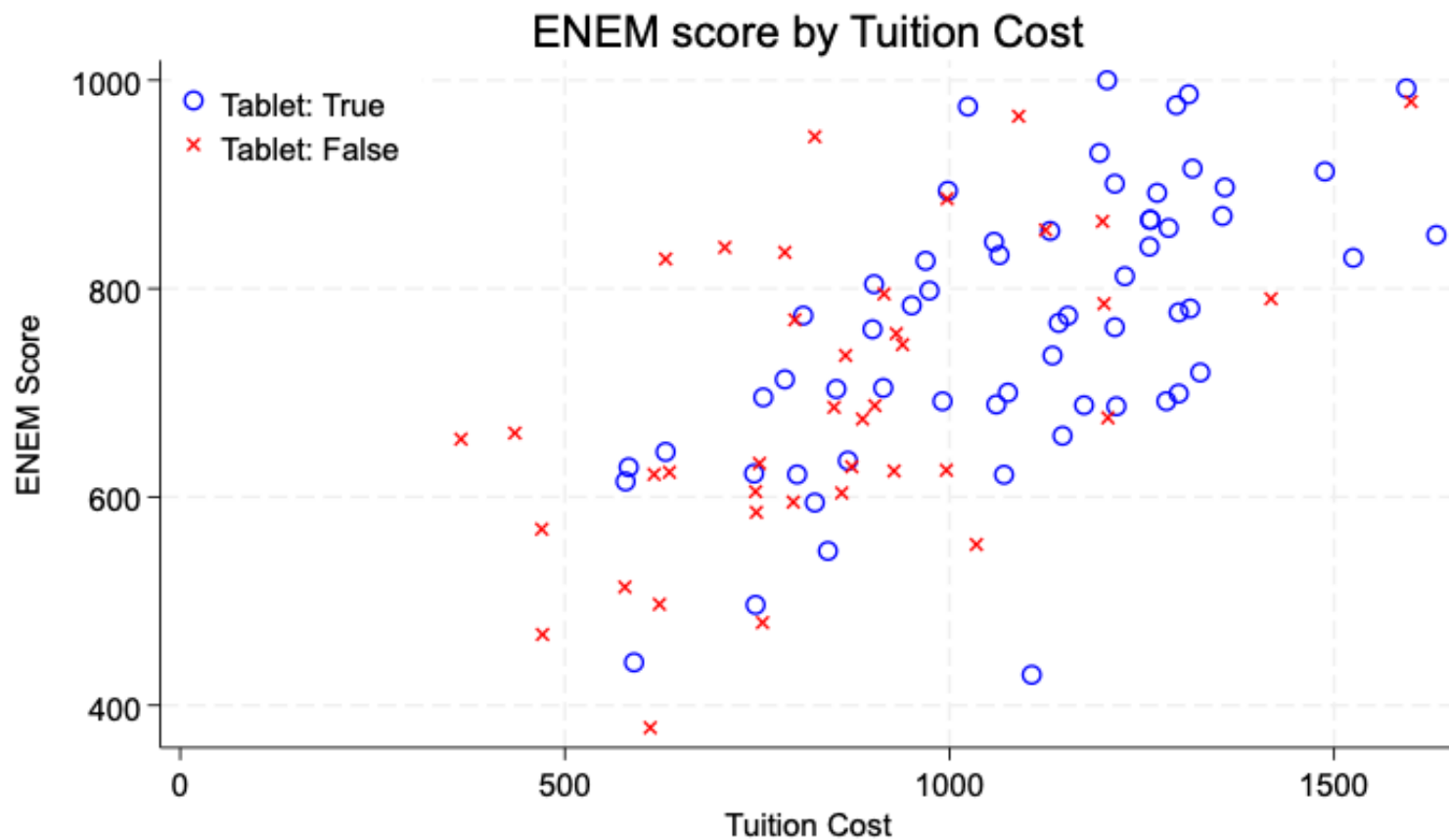
$$E[Y|T = 1] - E[Y|T = 0] = E[Y_1|T = 1] - E[Y_0|T = 0] + E[Y_0|T = 1] - E[Y_0|T = 1]$$

$$E[Y|T = 1] - E[Y|T = 0] = \underbrace{E[Y_1 - Y_0|T = 1]}_{ATT} + \underbrace{\{E[Y_0|T = 1] - E[Y_0|T = 0]\}}_{BIAS}$$

- 首先，这个方程说明了为什么相关不等于因果。如我们所见，相关性等于处理组效应加上一个偏差项；
- 假设两者均未接受处理，偏差来源于处理组和对照组在处理前就存在的差异
- 那些有能力为孩子提供平板电脑的学校本身就比较无力的学校更好，与是否使用平板电脑无关

## 02 因果

## 相关与因果



- 因此，接受与未接受平板电脑教学的学校不仅在设备配置上存在差异，还在学费成本、地理位置、师资力量等方面有所不同
- 要断言课堂平板电脑能提升学业表现，我们需要确保这两类学校在其他条件上平均而言是相似的

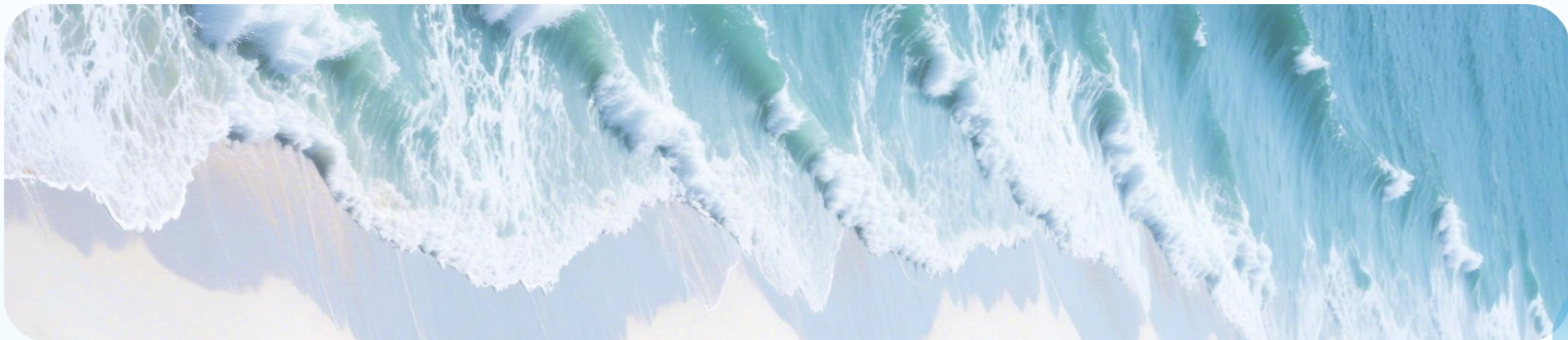
# 因果推断的挑战

## 01 内生性问题

因果推断面临的主要挑战之一是内生性问题，包括反向因果和遗漏变量偏差。例如，在研究广告支出对销售额的影响时，销售额高可能促使企业增加广告支出，这就是反向因果问题。同时，如果遗漏了市场竞争程度这一变量，也会导致估计结果偏差。这些内生性问题使得因果推断变得复杂。

## 02 数据局限性

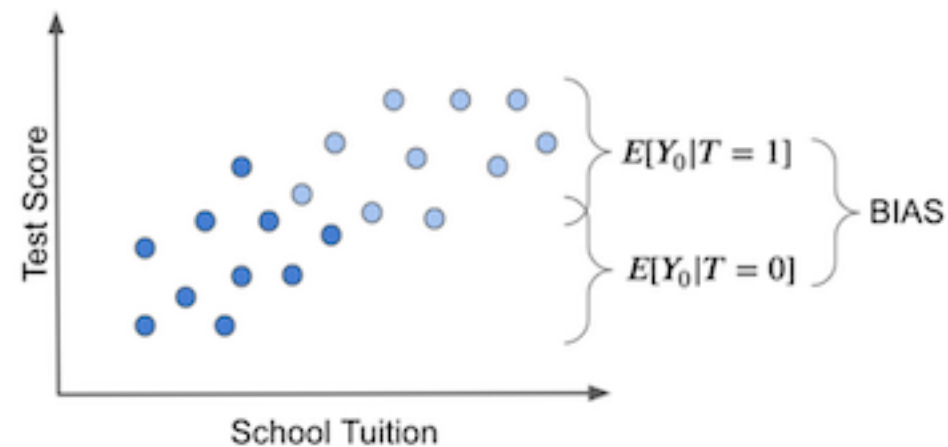
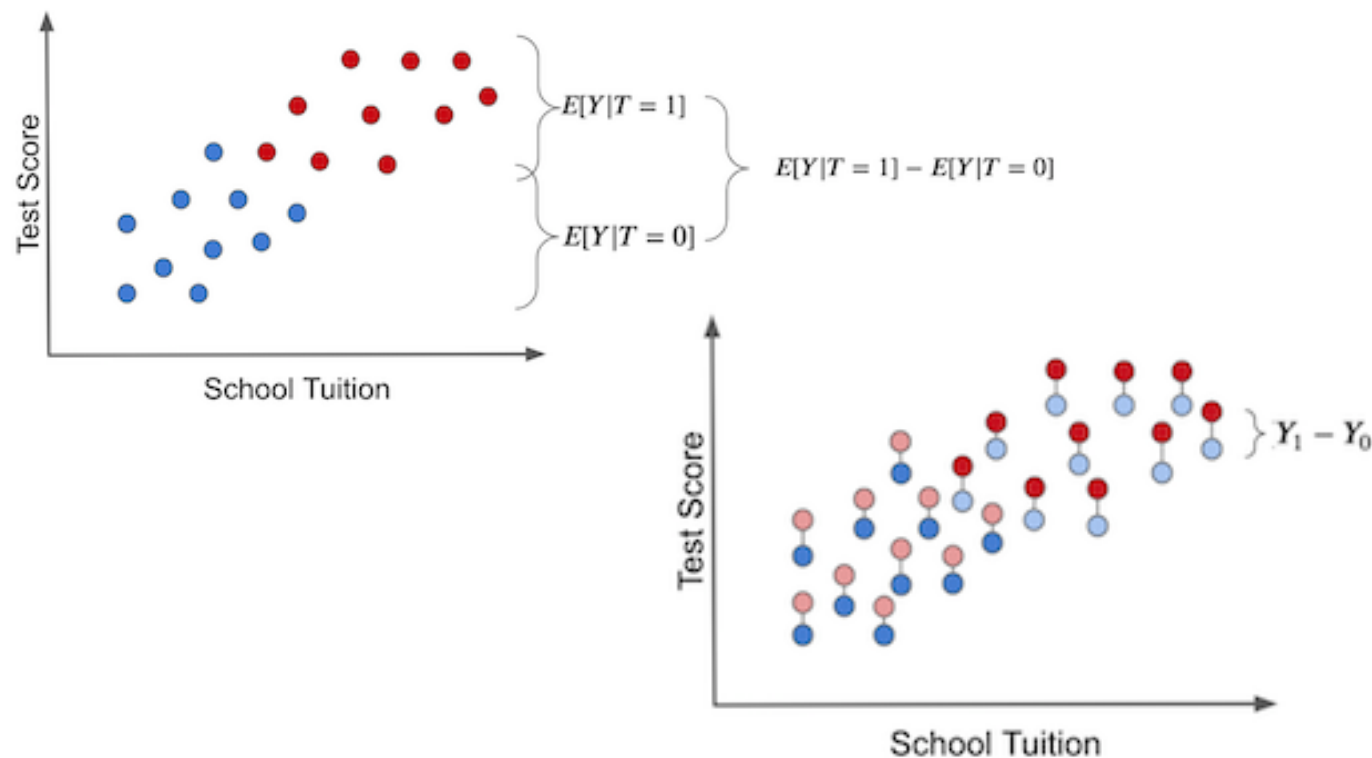
数据局限性也是因果推断的重要挑战，例如样本选择偏差和测量误差。样本选择偏差是指样本可能无法代表总体，如研究就业培训项目的效果时，参与者往往是失业时间较长的人，这会导致结果偏差。测量误差则可能影响变量的真实值，如收入数据的不准确，影响因果关系的识别。





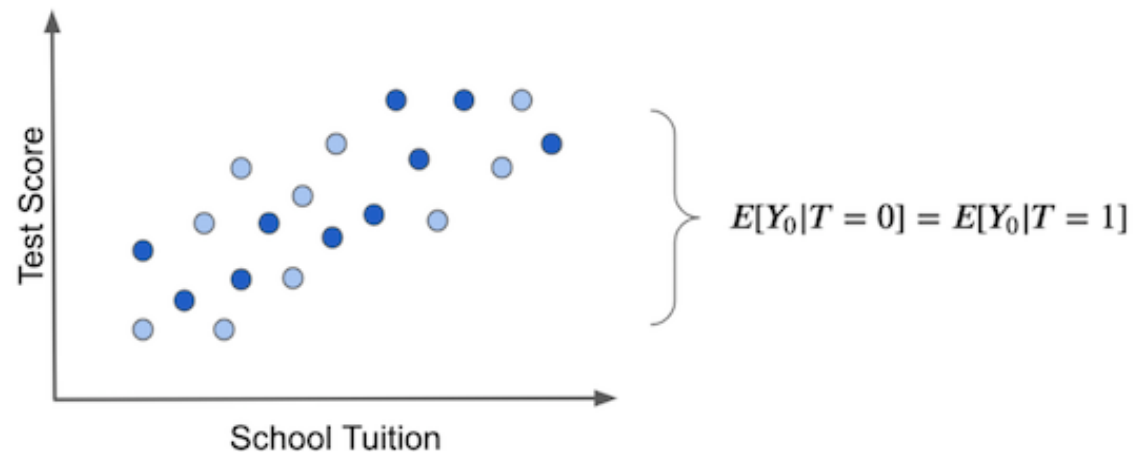
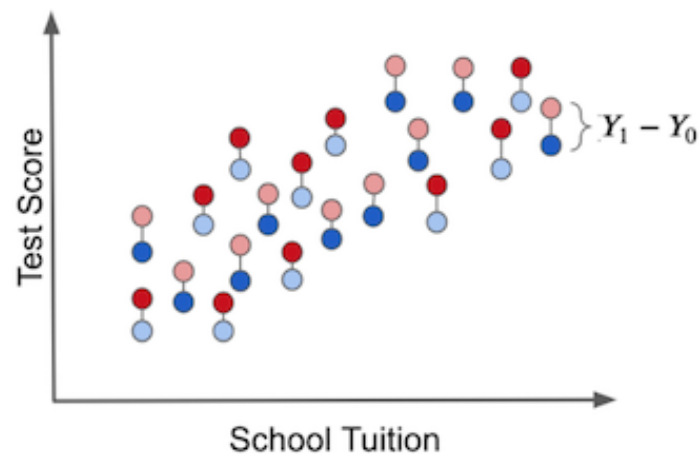
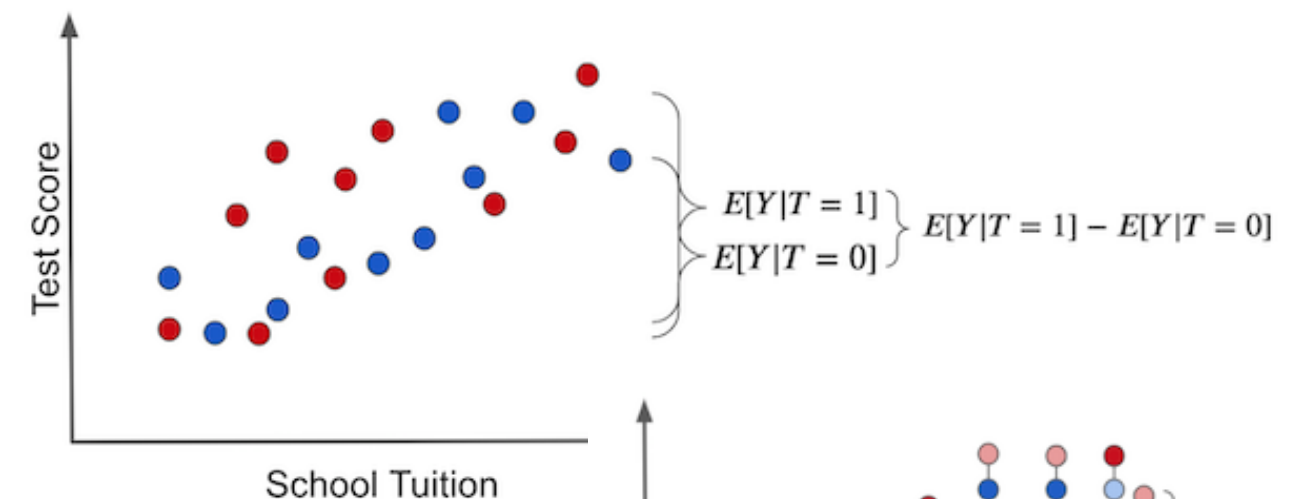
## 相关与因果

- 既然我们已经理解了问题所在，现在让我们来看看解决方案：
- 若  $E[Y_0|T = 0] = E[Y_0|T = 1]$ ，那么相关即等同于因果！
- 这意味着处理组与对照组在处理前具有可比性



## 相关与因果

- 既然我们已经理解了问题所在，现在让我们来看看解决方案：
- 若  $E[Y_0|T = 0] = E[Y_0|T = 1]$ ，那么相关即等同于因果！
- 这意味着处理组与对照组在处理前具有可比性



# 因果推断的主要方法

## 随机对照试验

随机对照试验是因果推断的重要方法之一，通过随机分配处理组和对照组来消除选择偏差。例如，在研究某项教育干预措施时，随机选择一部分学生接受干预，另一部分作为对照组，从而准确评估干预效果。这种方法的优点是因果关系明确，但实施成本较高。

01

## 工具变量法

工具变量法通过引入外生变量来解决内生性问题。例如，在研究教育对工资的影响时，父母的教育水平可以作为工具变量，因为它与工资无关，但与子女的教育水平相关。这种方法适用于存在内生性问题的场景，但选择合适的工具变量较为困难。

02

## 倾向得分匹配

倾向得分匹配是一种通过匹配处理组和对照组来平衡样本的方法。它根据个体的特征计算倾向得分，然后将得分相近的个体进行匹配，从而减少选择偏差。这种方法适用于观测数据，但对匹配质量要求较高，否则可能影响因果推断的准确性。

03

## 双重差分法

双重差分法通过比较处理组和对照组在政策实施前后的变化差异来识别因果效应。例如，研究某项税收政策对企业的投资影响时，比较政策实施前后企业投资的变化，同时对比未受政策影响的企业，从而准确识别政策的因果效应。这种方法适用于政策评估，但需要合适的对照组和时间序列数据。

04



# Part. 03

因果推断的实证案例

---

CHAPTER

# 实证案例： 随机对照试验

## 1 案例背景

以某项教育干预措施为例，研究其对学生学业成绩的影响。该干预措施旨在通过增加课外辅导时间来提高学生的数学成绩。研究背景是某地区教育资源不均衡，部分学生需要额外辅导。

## 2 实验设计

实验设计包括随机分配处理组和对照组，处理组学生接受额外的数学辅导，对照组则不接受。数据收集方式包括学生的数学成绩、学习时间等。通过随机分配，确保两组在其他特征上相似，从而准确评估干预效果。

## 3 实验结果

实验结果显示，处理组学生的数学成绩显著高于对照组，平均提高了10分。通过统计分析，排除了其他干扰因素，确认干预措施对学生成绩有显著的因果效应。这一结果为教育资源分配提供了科学依据。



## 案例背景

研究教育对工资的影响，但存在内生性问题。教育水平可能受到个人能力、家庭背景等因素的影响，这些因素同时影响工资水平。因此，直接估计教育对工资的影响会存在偏差。

## 工具变量选择

选择父母的教育水平作为工具变量。父母的教育水平与子女的工资水平无关，但与子女的教育水平相关，满足外生性和相关性条件。通过工具变量法，可以有效解决内生性问题，准确估计教育对工资的因果效应。

## 分析过程与结果

工具变量法的分析包括第一阶段回归和第二阶段回归。第一阶段回归教育水平对工具变量的回归，第二阶段回归工资对教育水平的回归。结果显示，教育对工资的因果效应显著为正，每增加一年教育，工资平均提高10%。

# 实证案例：工具变量法



# Part. 04

因果推断的未来方向

---

CHAPTER

# 因果推断的未来趋势



## 大数据与因果推断

大数据为因果推断带来新的机遇和挑战。一方面，大数据提供了丰富的样本和变量，有助于解决样本选择偏差问题；另一方面，数据的复杂性增加了因果关系识别的难度。例如，通过大数据分析消费者行为，可以更准确地评估广告投放的因果效应。

## 新兴领域的应用

因果推断在金融科技和数字经济等新兴领域有广泛应用。例如，在金融科技中，通过因果推断可以评估金融产品的市场接受度和风险；在数字经济中，可以研究数字技术对经济增长的因果效应。这些领域的研究为政策制定和商业决策提供了新的视角。



## 跨学科研究的重要性

因果推断方法的持续改进和创新推动了跨学科研究的发展。结合机器学习技术，可以更高效地识别因果关系。例如，利用机器学习算法筛选变量，结合因果推断方法进行分析。跨学科研究不仅拓展了因果推断的应用范围，也为经济学研究提供了新的方法和思路。

谢谢！

Thank you for listening

