

# 高级计量经济学

理论经济学博士课程

**Lecture 13: The Neyman-Rubin Causal Model**

黄嘉平

工学博士 经济学博士  
深圳大学中国经济特区研究中心 讲师

|                |   |
|----------------|---|
| <b>Office</b>  | 粤海校区汇文楼1510   |
| <b>Email</b>   | huangjp@szu.edu.cn                                    |
| <b>Website</b> | <a href="https://huangjp.com">https://huangjp.com</a> |

# 因果效应

## Causal effects

- 因果关系 (causality) : 特定的行为导致特定的、可度量的结果
  - 增加教育投入是否会引起犯罪率的减少?  
因: 教育投入 果: 犯罪率减少  
(个人层面: 增加受教育程度是否会减小犯罪的可能性)
- 计量经济学学习和应用的重点之一就是鉴别分析结果是否能够解释为因果效应。而不同的数据获得方式需要不同的方法。
  - 实验: 理想实验获得的结果本身可以解释为因果效应
  - 准实验: 理想实验在社会科学中非常困难, 因此需要在研究设计层面创造近似理想实验的状态
  - 观测数据: 对于如何利用观测数据正确地总结出因果效应, 学术界还没有统一的认识。一些教科书将满足 *ceteris paribus* 解释为因果效应, 另一些则会在反事实推论的框架内讨论。

# 其他条件不变

## Ceteris Paribus

- Ceteris Paribus — 指其他条件保持不变。
- 当我们讨论一个变量的变化（原因）是否会引起另一个变量变化（结果）时，我们一般假设没有其他变量一起发生变化。如果有，则很难说清是哪个变量导致了结果的产生。
- 经济学的问题多数都假设其他条件不变
  - 例如：缩小班级规模会提高小学教育质量  
这里假设教师能力、学生能力、学生家庭环境、学校所处城市的社会环境、学校设备等其他所有可能影响教育质量的变量都不变，而只缩小班级规模。
- 现实中很难实现
  - 班级规模不同的小学，其他条件往往也不同（例如学校所处的社区人口密度、学生家庭收入等）
- 在回归分析中，ceteris paribus 等同于控制其他变量。但往往我们不知道该控制多少变量，且有些变量无法观测，因此也就无法控制。

# The Neyman-Rubin Causal Model

- “No causation without manipulation.”

Rubin (1975), Bayesian Inference for Causality: The Importance of Randomization, *Proceedings of the Social Statistics Section of the American Statistical Association*.

- Treatment (处理): 对每个个体进行的干预行为。
- Unit (个体): 在某一特定时间点上的物体 (physical object)、人、公司、或团体。不同时间点上的同一物体被视为不同的个体。
- Potential outcome (潜在结果): 在进行处理前 (ex anti) 我们知道处理结果可能是两种处理状态 (treatment and control) 分别对应的变量取值  $Y_i(\text{treated})$ ,  $Y_i(\text{control})$ 。而进行处理后 (ex post) 我们只能观测到其中一种  $Y_i(\text{observed})$ , 无法观测的则被称为反事实 (counterfact) 。
- Causal effect 的**定义**:  $Y_i(\text{treated}) - Y_i(\text{control})$   
因果效应是对同一个体在同一时间点 (处理后) 上的潜在结果间的比较。
- Causal effect 的**估计**: 基于可观测变量的实际观测值之间的比较。可能是同一个物体在不同时间点上的比较, 也可能是多个物体在同一时间点上的比较。

# 随机对照实验

## Randomized controlled experiment

- 实验：针对被试验者进行特定的处理，然后观察被试验者的状态
- 保持其他条件一致
  - 自然科学实验：条件可控，可以获得个体因果效应
  - 生命科学或社会科学实验：条件很难控制
    - 例外：针对双胞胎进行实验可以得到近似个体因果效应的结果
- 随机对照实验（randomized controlled experiment）：个体层面无法控制时，在均值层面控制
  - 从总体中**随机选择**被试验者（random sampling），并**随机分配处理组和对照组**（random assignment）
  - 对比处理组和对照组结果的均值： $\bar{Y}(\text{treated}) - \bar{Y}(\text{control})$
- 多数时候，经济学研究无法进行随机对照实验
  - 例如，我们不能以实验为名随机决定大学入学资格

# 分配机制与选择偏差

## Assignment mechanism and selection bias

| 个体   | 潜在结果               |                       | 处理效应                                     |
|------|--------------------|-----------------------|--|
|      | $Y_i(\text{drug})$ | $Y_i(\text{surgery})$ | $Y_i(\text{surgery}) - Y_i(\text{drug})$ |
| 患者 1 | 1                  | <u>7</u>              | 6  |
| 患者 2 | <u>6</u>           | 5                     | -1                                       |
| 患者 3 | 1                  | <u>5</u>              | 4  |
| 患者 4 | <u>8</u>           | 7                     | -1                                       |
| 均值   | 4                  | 6                     | 2  |

Y 为治疗后的生存年数

假设我们可以观测到所有潜在结果，则真实的平均因果效应为 2  
即 surgery 比 drug 使患者平均多活 2 年

| 个体   | 处理                     | 观测结果               |
|------|------------------------|--------------------|
|      | $W_i = \text{surgery}$ | $Y_i^{\text{obs}}$ |
| 患者 1 | 1                      | 7                  |
| 患者 2 | 0                      | 6                  |
| 患者 3 | 1                      | 5                  |
| 患者 4 | 0                      | 8                  |

假设医生有办法给每个病人进行最有效的治疗，则 surgery 组的平均生存年数为 6，小于 drug 组的平均生存年数 7  
单纯比较观测值会受到分配机制的影响而无法准确估计因果效应

因果效应推断的核心思想：估计平均处理效应 (average treatment effect, or ATE)

$$\text{处理组结果 (6)} - \text{对照组结果 (7)} = [\text{处理组结果 (6)} - \text{处理组未处理时的结果 (1)}] \\ + [\text{处理组未处理时的结果 (1)} - \text{对照组结果 (7)}]$$

$$\text{观测结果之差 (-1)} = \text{处理组的平均处理效应 (5)} + \text{选择偏差 (-6)}$$

# 因果效应推断

## 如何消除选择偏差

- 处理变量可操控时：随机对照实验
  - 随机性消除了选择偏差
  - 什么问题适合做实验？例：性别、种族可以作为处理变量吗？
  - 实验的成本有多大？
- 处理变量不可操控时：准实验（自然实验）
  - 准实验的分配通常不是随机产生的，因此为了消除选择偏差我们需要满足其他假设或使用特殊方法，以达到和随机分配近似的效果
  - 常用方法：匹配、工具变量（IV）、双重差分（DID）、断点回归（RD）等

# 因果效应估计的重要应用方向：政策评估

- 政策的事前评估与事后评估
  - 事前评估：基于理论预测与模拟
  - 事后评估：基于可获得信息的定性与定量分析
- 政策评估的特征：难以进行理想试验
  - 基于反事实推断的计量经济方法
- 例：对创新型企业的优待政策是否促进了创新？
  - 样本符合随机分配吗？
  - 是否存在潜在的选择偏差？
  - 如何进行反事实推断？



# Neyman-Rubin Causal Model

# Leamer 针对实证研究的批评以及可信性革命

## The Leamer critique and the Credibility Revolution

Leamer (1983) 针对当时的经济学实证研究提出了如下批评：

- 控制变量、回归函数、样本的选择具有主观性。很多文章倾向于展示漂亮的（而非正确的）结果。
- 实验和观测数据都存在以上问题，只是程度有所不同。
- 回归分析对非现实假设的依赖性和结果的脆弱性降低了研究结论的可信度。

Leamer 提出的解决方法是[敏感性分析 \(sensitivity analysis\)](#)，简单的说就是针对同一问题用不同方法进行分析，并观察结果是否稳健。

1980 年代中期开始，随着因果推断方法在劳动经济学等领域的兴起，以因果推断为基础的研究设计逐渐在实证研究中占据主要地位，后来被 Angrist & Pischke (2010) 称为可信性革命 (credibility revolution)。他们认为，造成实证研究可信性不足（无法揭示因果效应）的主要原因是缺乏正确的[研究设计 \(research design\)](#)。

Leamer (1983). Let's Take the Con Out of Econometrics. *AER*, 73:1, 31-43.

Angrist & Pischke (2010). The Credibility Revolution in Empirical Economics: How Better Research Design is Taking the Con out of Econometrics. *JEP*, 24:2, 3-30.

# 因果推断：我们应该关注什么？

## Focus of Causal Inference

Angrist & Pischke (2009) 中总结了四个关于因果推断研究的主要关注点（他们称为FAQ）：

- 什么是因果关系：我们需要基于潜在结果定义因果关系
  - 清华大学毕业生的收入是否高于深圳大学毕业生？
  - 单纯的比较两校毕业生的平均收入差无法体现因果关系，我们应当比较同一个学生毕业于清华时的收入和毕业于深大时的收入，即基于事实和反事实的比较。
- 什么时候可以用实验方法：
  - 可行性：经费允许、不存在伦理和社会问题
  - 处理变量不影响实验结果：  
推迟小学入学年龄是否能提高学生成绩？小学生的学习成绩受智力发育程度和学习年限的影响，而智力发育程度和年龄相关。但是  $\text{年龄} = \text{入学年龄} + \text{学习年限}$ ，因此无法在同时控制年龄和学习年限的前提下，随机分配入学年龄。也就是说，处理变量（入学年龄）会影响结果（学习成绩）。
- 如何识别：在不同假设条件下的识别方法
- 如何进行统计推断：估计目标的性质，估计量的性质，标准误差的非偏估计等

Angrist & Pischke (2009). *Mostly Harmless Econometrics: An Empiricist's Companion*. Princeton University Press.

# Neyman-Rubin 因果模型

## The Neyman-Rubin Causal Model

现在学术界广泛认为 Neyman (1923) 首次针对完全随机实验明确定义了潜在结果的概念。Rubin (1974) 及其后续研究将此概念推广到其他类型的实验研究和观测性研究 (observational studies) 。

Neyman-Rubin 因果模型是建立在潜在结果概念上的因果推断框架。

- **处理变量 (treatment variable)** :  $W_i$  代表个体  $i$  接受的处理 ( $W_i$  可以取离散值和连续值, 最简单的设定是  $W_i \in \{0,1\}$ , 1 代表接受处理, 0 代表没有接受处理)
- **潜在结果 (potential outcome)** :  $Y_{1i}$  代表  $i$  接受处理时的结果,  $Y_{0i}$  代表  $i$  没有接受处理时的结果
- **观测结果 (observed outcome)** :  $Y_i^{\text{obs}}$  代表实际观测到的潜在结果,  $Y_i^{\text{mis}}$  代表没有观测到的潜在结果
- **个体处理效应 (unit-level treatment effect)** :  $Y_{1i} - Y_{0i}$  (或  $Y_{1i}/Y_{0i}$ )

在个体层面无法同时观测所有的潜在结果, 因此无法计算个体处理效应。这一性质被称为因果推断的基本问题 (the fundamental problem of causal inference), 是一种缺失值问题 (missing value problem) 。

Neyman (1923). On the application of probability theory to agricultural experiments. Essay on principles. Section 9. *Statistical Science*, 5:465–80.

Rubin (1974). Estimating causal effects of treatments in randomized and nonrandomized studies. *Journal of Educational Psychology*, 66:5, 688-701.

# 因果推断

## Causal Inference

即然个体处理效应无法获得，我们就将注意力转移到总体中的处理效应。

**估计目标 (estimand)** 是研究中进行统计推断的目标量。估计目标是针对总体定义的，而估计量 (estimator) 是用样本定义的估计目标的近似量 (或者说是一种估计方法)，估计值 (estimate) 是估计量的观测值。在回归分析中，总体回归函数中的系数都是估计目标。

在确定一个总体后，我们可以定义不同种类的因果效应估计目标，例如均值、分位数等：

- **平均处理效应 (average treatment effect, ATE) :**

$$\tau_{\text{ATE}} = E[Y_{1i} - Y_{0i}] = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (Y_{1i} - Y_{0i})$$

- **处理组的平均处理效应 (average treatment effect on the treated, ATET) :**

$$\tau_{\text{ATET}} = E[Y_{1i} - Y_{0i} | W_i = 1] = \frac{1}{N_1} \sum_{i:W_i=1} (Y_{1i} - Y_{0i})$$

平均处理效应也无法直接计算，因此需要对它们进行估计。

# SUTVA 假设

## The Stable Unit Treatment Value Assumption

稳定个体处理值（干预值）假设（stable unit treatment value assumption, SUTVA）：

### 1. 潜在结果 $Y_{1i}, Y_{0i}$ 不受其他处理结果 $W_{j \neq i}$ 的影响（no interference）

学生的学习成绩也会受到周围其他同学的影响（peer effects），因此在讨论某个变量对成绩的因果效应时，SUTVA 往往不成立。

关于读研是否会增加工作收入这一问题，如果读研的人数非常多，则毕业后的就业市场会形成过度竞争（general equilibrium effects），从而影响工作收入，此时 SUTVA 也不成立。类似的例子还有接种疫苗的有效性（个体接种效果受整体接种率的影响）。

### 2. 对于每一种处理 $k$ ，潜在结果 $Y_{ki}$ 是唯一的（no hidden variations of treatment）

当读研与否是一种处理时，研究生教育的水平应该是一致的，而不应该出现水平不一的研究生院（现实中显然是不同的）。

潜在结果也不应被接受处理的方式影响。例如推免生和普通考生在研究生阶段的学习效果应该一致（现实中可能不一样）。

# 选择偏差

## Selection Bias

当 SUTVA 成立时，个体的观测结果  $Y_i^{\text{obs}}$  和反事实结果  $Y_i^{\text{mis}}$  可以表达为

$$Y_i^{\text{obs}} = \begin{cases} Y_{1i} & \text{if } W_i = 1 \\ Y_{0i} & \text{if } W_i = 0 \end{cases} \Leftrightarrow Y_i^{\text{obs}} = Y_{1i}W_i + Y_{0i}(1 - W_i)$$

$$Y_i^{\text{mis}} = \begin{cases} Y_{0i} & \text{if } W_i = 1 \\ Y_{1i} & \text{if } W_i = 0 \end{cases} \Leftrightarrow Y_i^{\text{mis}} = Y_{0i}W_i + Y_{1i}(1 - W_i)$$

在下面的讨论中通常只需要用到  $Y_i^{\text{obs}}$ 。当我们考虑用观测结果估计平均处理效应时，有

$$\begin{aligned} E[Y_i^{\text{obs}} | W_i = 1] - E[Y_i^{\text{obs}} | W_i = 0] &= E[Y_{1i} | W_i = 1] - E[Y_{0i} | W_i = 0] \\ &= (E[Y_{1i} | W_i = 1] - E[Y_{0i} | W_i = 1]) \\ &\quad + (E[Y_{0i} | W_i = 1] - E[Y_{0i} | W_i = 0]) \end{aligned}$$

处理组和对照组的平均观测结果之差 =  $\tau_{\text{ATET}}$  + 选择偏差

如果选择偏差为零，则  $\tau_{\text{ATET}}$  可以通过观测结果估计。实证研究中（尤其是观测性研究中）选择偏差不会自动为零，因此因果推断研究的主要目的是如何通过研究设计克服选择偏差。

# 随机分配可以消除选择偏差

## Random Assignment Eliminates Selection Bias

分配机制 (assignment mechanism) 是指如何确定  $W_i$  的取值。最简单的分配方法是随机分配 (random assignment) , 即对任意  $i$ ,  $\Pr(W_i = 1 | Y_{1i}, Y_{0i}) = \Pr(W_i = 0 | Y_{1i}, Y_{0i}) = 1/2$ 。

在随机分配机制下, 处理变量和潜在结果相互独立, 即  $(Y_{1i}, Y_{0i}) \perp\!\!\!\perp W_i$ 。此时可得,

$$\begin{aligned} E[Y_i^{\text{obs}} | W_i = 1] - E[Y_i^{\text{obs}} | W_i = 0] &= E[Y_{1i} | W_i = 1] - E[Y_{0i} | W_i = 0] \\ &= E[Y_{1i} | W_i = 1] - E[Y_{0i} | W_i = 1] \\ &= E[Y_{1i} - Y_{0i} | W_i = 1] \\ &= E[Y_{1i} - Y_{0i}] \end{aligned}$$

令  $\tau^{\text{diff}} = E[Y_i^{\text{obs}} | W_i = 1] - E[Y_i^{\text{obs}} | W_i = 0]$ , 则在随机分配机制下

$$\tau^{\text{diff}} = \tau_{\text{ATET}} = \tau_{\text{ATE}}$$

不难看出, 为了消除选择偏差, 我们只需满足独立性  $(Y_{1i}, Y_{0i}) \perp\!\!\!\perp W_i$ 。在观察性研究中, 独立性假设不会自动被满足, 而需要研究者对其进行讨论或提供其成立的证据。

关于  $\tau^{\text{diff}}$  的其他统计性质, 可参考

Imbens & Rubin (2015). *Causal Inference for Statistics, Social, and Biomedical Sciences: An Introduction*. Cambridge University Press.