## 構造研究: 因果推論

#### Data visualization

川田恵介 東京大学 keisukekawata@iss.u-tokyo.ac.jp

2025-08-04

## 1 因果推論

#### 1.1 因果効果

- ある action(政策/介入等々)が与える影響
  - ▶ 意思決定における重要な情報
    - 経済学において大きな関心
- ・ 定義/識別を議論する有力な構造モデルが複数存在
  - ▶ 潜在結果や構造的因果モデル Chap 2, 4-7 in CausalML、"経済理論"などなど
    - 不毛(?)な"学派"論争も散見されるが、共通点が多い
- ・ 以下では、潜在結果モデルを説明

## 1.2 例: 留学の因果効果

- ・ 例: 1 年次の短期留学は、2 年次以降の長期留学を因果的に促進するのか?
  - ▶ 短期留学"義務化"の長期留学促進効果
    - 教育政策や大学経営を考える上で、重要な指数(かも?)
- データ: 長期/短期の留学経験 (Y/D)

## 1.3 例: データ上の分布

Y (長期留学)	D (短期留学)	N
0	0	7000
1	0	3000
0	1	5000

Y (長期留学)	D (短期留学)	N
1	1	5000

- $E[Y \mid D = 1] E[Y \mid D = 0]$ 
  - $\simeq 0.5 0.3 = 0.2$

#### 1.4 例: 推定問題

- データ ⇔ 母分布
  - ▶ 事例数は十分に大きいので、データ上の分布 ~ 母分布が期待できる
    - 信頼区間も計算可能
- ・ 記述分析としては、完結

## 2 潜在結果モデル

### 2.1 差を生み出す構造

- What if: もし短期留学不参加者が、**全員留学に参加した仮想世界における**、仮想的(長期)留学参加率は?
- ・ 現実の格差:  $E[Y \mid D=1] E[Y \mid D=0]$   $= \underbrace{E[Y \mid D=1] \textbf{仮想的留学率}}_{\text{セレクション}} + \underbrace{\textbf{仮想的留学率} E[Y \mid D=0]}_{\text{短期留学の効果}}$

## 2.2 根本問題

- 期留学に参加した場合としなかった場合の結果は、同一個人について同時に観察できない
  - ▶ 個人の因果効果は観察できない
- 一般には、平均的な効果も推定できず、差を生み出す仕組みは確定しない
  - ▶ 識別できない、と呼ばれる状況

#### 2.3 識別問題

# +仮想的な留学率 $-E[Y \mid D=0]$

短期留学の効果:-0.2

• 短期留学の効果は負だが、強力な Selection によって正の差がもたらされている

#### 2.4 識別問題

・ 
$$E[Y \mid D=1] - E[Y \mid D=0]$$

$$= \underbrace{E[Y \mid D=1] - 仮想的な留学率}_{ セレクション:0.1} + \underbrace{ 仮想的な留学率 - E[Y \mid D=0] }_{ 短期留学の効果:0.1}$$

• 短期留学の効果は、Selection によって下駄をはかされている

## 3 ランダム化による識別

## 3.1 理想的な実験: Controlled Experiment

- 背景属性が全く同じ被験者を2名以上用意して、一部にのみ介入 D=1を行う
  - ▶ 例:食塩を入れると、水の沸騰温度は上がるのか?
- 経済学においては実現不可能
  - ▶ "全く同じ"人間とは?

#### 3.2 代替案: Randomized Controlled Trial

- 無限の被験者が存在し、被験者間相互作用がない環境において、各被験者の D をランダムに決める
  - ▶ データから観察可能/不可能な背景属性と"無関係"にDは決定
    - 背景属性の分布がD間で完璧にバランス
  - $oldsymbol{Y}$  の分布に差があれば、 $oldsymbol{D}$  の違いによってもたらされたと解釈する"しかない"状況 に持ち込める

#### 3.3 実行可能な実験

- 有限の被験者に対して、D をランダムに割り振る
  - ▶ 背景属性は"偶然"偏るが、その偏りは信頼区間で評価できる

#### 3.4 例

$$\bullet \ \ \underbrace{E[Y\mid D=1] - E[Y\mid D=0]}_{0.2}$$

## = <u>E[Y | D = 1]</u> - 仮想的な留学率

+仮想的な留学率 $-E[Y \mid D=0]$ 

短期留学の効果:0.2

## 3.5 Example: Resume Experiment

- 履歴書の名前は、採用確率に影響を与えるのか?
  - ▶ Race が"伝わる"ことの因果効果を推定
    - 労働市場における差別の影響へ含意

### 3.6 Example. Resume Experiment

- Bertrand and Mullainathan (2004)
- 求人に"偽の"履歴書を送り、返信があるかどうかを測定
  - ▶ *D* = 履歴書の内容: 特に Caucasian/African-American 系の名前かどうか
  - ► Y = Callback があるかどうか
  - ▶ X = 企業の属性、他の履歴書属性
- AER package にデータが収録

## 3.7 Example

```
estimatr::lm_robust(Y ~ D,
    Data)
```

```
Estimate Std. Error t value Pr(>|t|) CI Lower (Intercept) 0.09650924 0.005985301 16.124375 5.044644e-57 0.08477535 D -0.03203285 0.007784969 -4.114705 3.940803e-05 -0.04729491 CI Upper DF (Intercept) 0.1082431 4868 D -0.0167708 4868
```

## 4 自然実験

#### 4.1 自然実験

- ・ 社会の中で自然に生じた実験的状況を活用
  - ▶ 完全にランダム化はしていないが、部分的にランダム化している

#### 4.2 *X* のバランス

• 理想的な RCT をどうすれば、模倣できるのか?

- ▶ D間で差異が生じない変数は X に含める
- ▶ 差異が生じる変数は含めない
  - 含めると RCT の模倣ができなくなる
    - Bad Controll

#### 4.3 例

- 1年次に短期留学に行くかどうか (D)
- Y=3年次以降に長期留学に行くかどうか
- 観察できないX = 入学時点での留学への関心
- M = 2年次に上級英会話コースを受講するかどうか?

#### 4.4 例

- 自己選択: D を学生が選択する場合、Xの分布に差が生じる
  - ▶ *D* = 1 において、留学への関心が高い学生が多い
- RCT: D をランダムに決める場合、母集団において、X の分布に差はない
  - ► M の分布には差が出る可能性

#### 4.5 例

- RCT において、M をバランスされると、X がバランスしなくなる!!!
- *M* = 上級英会話コースの受講者にデータを限定すると、
  - ▶ D = 1: 短期留学に行き、上級英会話受講者 VS
  - ▶ D = 0: 留学にってないにも関わらず、上級英会話受講者
    - X 留学への関心がより高い学生が多い可能性大

#### 4.6 自然実験の限界

- データから観察できない要因がバランスしていない可能性がある
- $Y \sim D + X + U$  を推定したいのに、 $Y \sim D + X$  しか推定できない
  - ▶ 解決策: 操作変数法、差の差の推定、Senstivity 分析、RDD…

#### 4.7 まとめ

- RCT: 観察できない背景属性も含めて、D間で背景属性をバランスするツール
- ・ 自然実験: 勝手に生じた実験
  - -統計処理によって、RCT の結果の模倣を目指す

## 4.8 Reference

## Bibliography

Bertrand, M. and Mullainathan, S. (2004) "Are Emily and Greg more employable than Lakisha and Jamal? A field experiment on labor market discrimination," American economic review, 94(4), pp. 991–1013.