

# まとめと因果推論への接続

機械学習

川田恵介

2025-12-10

## ここまで

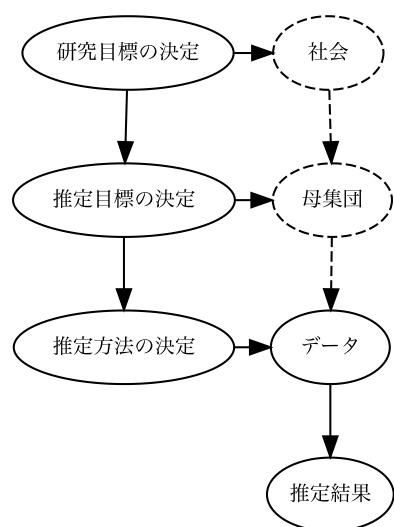
### 論点整理の重要性

- データ分析は、学際的・産学連携に大きく発展
  - 大量の有益な概念、手法が提案される（機械学習、因果推論など）
  - 多くの選択肢から適したものを選ばなければならない
- 論点整理が重要

### 例: 旅行計画

- 宿泊先と移動方法を決めなければならない
  - 整理された議論: 「ホテル VS コテージ」と「レンタカー VS 電車」をまず議論し、全体として不都合があれば見直す
  - 混乱を産みがちな議論: 「ホテル VS 電車」をいきなり議論する
- 論点整理について、絶対的なルールがあるわけではないが、“おすすめ”的な方法は存在する

## データ分析の論点



## 推定目標

- データから、その背後にある**母集団** ( $\simeq$  現実の市場や社会) の「有益な」特徴を把握する
  - 取引価格を予測したい → 取引価格の**母平均**

$$E[Y | X]$$

- 改装/未改装で取引価格を比較したい → 取引価格の**母平均の差**

$$E[Y | D = 1, X] - E[Y | D = 0, X]$$

## 伝統的なアプローチの課題

- $X$  の数が多いと、過剰適合問題が深刻になる
- 伝統的には、以下を人間が行った後に、OLS などで推定する
  - 重要そうではない変数を除外する
  - モデルをなんとなく単純化する
- 機械学習は、上記を部分的に補助する

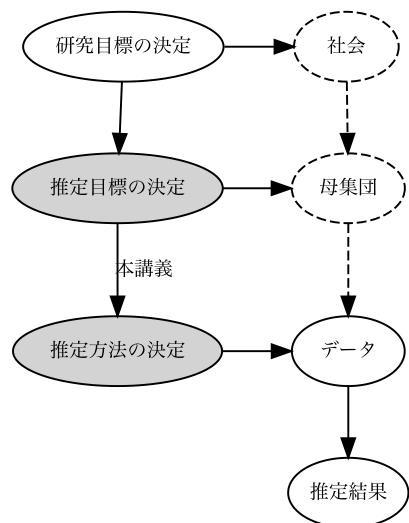
## 議論した手法の整理

推定目標	推定方法	推定誤差
平均	OLS	信頼区間
平均	LASSO/Random Forest	?
平均の差	OLS	信頼区間
平均の差	二重選択法/予測誤差の回帰	信頼区間
平均の差	Causal Forest	?

## 予測誤差と推定誤差の区别

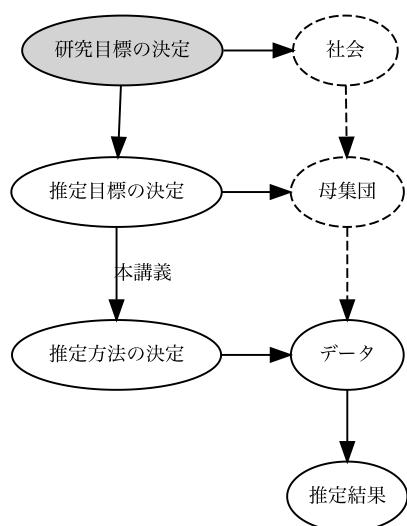
- サンプル分割を用いれば、Random Forest 等についても、予測誤差は測定できる
  - 母集団の特定の特徴についての推定誤差は難しい
- 予測誤差の例: 価格予測モデル (立地、広さ) を、あるデータに適用した際に、どのくらい予測を外すのか?
- 推定誤差の例: (練馬区、50平米) の物件の、母集団における平均取引価格

## データ分析の論点



## 研究目標: 状況 VS 仕組みの把握

### 研究の流れ



## 研究目標: 状況の把握

- ここまで議論は、「現状や過去の社会、かつ、データから把握できる変数」についてのみ言及する研究目標に活用できる
  - **予測研究:** ある物件を、今日売りに出したら、いくらで売れるのか?
  - **比較研究:** 過去五年間で、不動産価格は、どのように変化したのか?
- どちらも変数の「表面的な」状況の把握がキモ

## 研究目標: 仕組みの把握

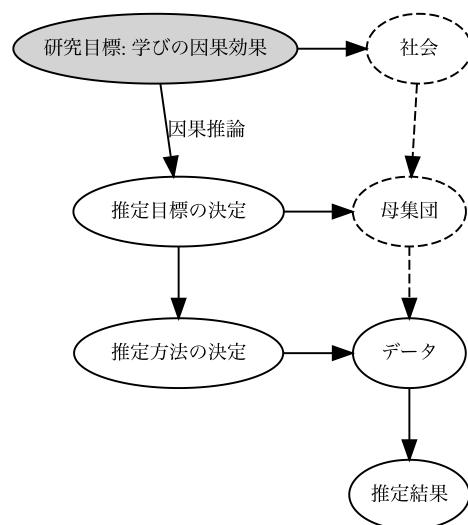
- 経済学やビジネス、政策研究では、「社会の仕組み (原因、構造、因果関係)」が研究目標になることが多い
- データから観察できない概念や関係性、仮想的な社会に言及する
  - 例: なぜ東京 23 区の不動産価格は上昇したのか?
    - \* 経済学だけでなく一般的な解説記事などでも、しばしば“需要と供給”によって説明される
    - \* “需要と供給”などは、データから観察できない

## 研究目標: 因果効果

### 因果効果研究

- 「機械学習を学ぶことによって、30 歳時点での所得はどの程度変化するのか?」
- しばしば「(機械学習を) 学びの因果効果は?」と言い換えられる
  - 仕組みについての研究課題
    - \* 「因果効果」をデータから観察することができない
- 因果推論: 因果効果と推定目標を接続する議論

## 研究の流れ



## 因果効果の重要性

- 非常に学際的な分野であり、実務家からの関心も高い
  - actionable (実用的な) 含意を得られる
    - 各「action」がもたらす帰結は、意思決定の基盤
  - 社会の仕組みを理解する基盤
    - 大学卒/高校卒の賃金格差の原因は?
      - 有益な研究目標は、「もし入学試験を廃止し、完全ランダム選別にしたい場合に、賃金格差はどのように変化するか」

## 注意: 予測モデルの誤用

- 因果効果推定に、予測モデル (AI) を安直に応用すべきではない
- 例:  $Y = \text{築年数}, D = \text{改築の有無}$ 
  - $\beta_0 + \beta_1 \times D$  は容易に推定できる、現実の築年数を予測するモデル (AI)

## 注意: 予測モデルの誤用

```
lm(Tenure ~ Reform, data)
```

Call:

```
lm(formula = Tenure ~ Reform, data = data)
```

Coefficients:

(Intercept)	Reform
17.92	9.54

- 改築によって、築年数が平均的に 9.54 年のびる?
  - 正しい主張は、改築した物件の方が、築年数が平均的に 9.54 年ながい

## 仮想的な社会による定義

- まずは因果効果とは何か、正確に定義する必要がある
  - 非常に難しい問題

- 多くの議論があるが、共通するのは、「仮想的な社会」をイメージすることで、因果効果を定義する
- 例: “全員が機械学習を学んだ社会”と“誰も機械学習を学ばなかった社会”
  - ここまでモデルでは、仮想的な社会で何が起きるのかわからないことに注意

## 平均因果効果

- $\mathbb{Y}_1$ : 全員が学んだ社会における所得
- $\mathbb{Y}_0$ : 全員が学ばなかった社会における所得
  - 個別効果 =  $\mathbb{Y}_1 - \mathbb{Y}_0$
  - 平均効果 =  $E[\mathbb{Y}_1] - E[\mathbb{Y}_0]$
- どのように  $\mathbb{Y}_1, \mathbb{Y}_0$  を推測するか?
  - 予測モデルが予測するのは、現実の所得  $Y$

## 現実世界と仮想世界の関係性

$$\begin{aligned}
 & \bullet \quad E[\mathbb{Y}_1] - E[Y | D = 1] \\
 & \bullet \quad = \underbrace{E[\mathbb{Y}_1] - E[\mathbb{Y}_1 | D = 1]}_{\text{背景の違い}} \\
 & \quad + \underbrace{E[\mathbb{Y}_1 | D = 1] - E[Y | D = 1]}_{\text{波及}}
 \end{aligned}$$

## 波及

- $E[\mathbb{Y}_1 | D = 1] - E[Y | D = 1] =$  現実に機械学習を学んだ人について、「他の人も学んだ仮想世界と現実世界の差」
- どちらの世界でも本人の状況は変わらない
  - 周りの状況が違うことによる変化
- 例: 機械学習の知識を持った労働者の供給が増えるので、“skill premium”が低下する

$$E[\mathbb{Y}_1 | D = 1] - E[Y | D = 1] < 0$$

## 背景の違い

- $E[\mathbb{Y}_1] - E[\mathbb{Y}_1 | D = 1] =$  仮想世界における、全体平均と現実世界で学んでいる人の平均所得の差
  - 「現実世界の”背景の違い”に起因する
- 例: 機械学習を学ぼうと思う人は、「学習意欲が高く」、他の skill も身につけやすい

$$E[\mathbb{Y}_1] - E[\mathbb{Y}_1 | D = 1] < 0$$

## 現実世界と仮想世界のギャップの例

- $E[\mathbb{Y}_1] - E[Y | D = 1]$
- $= \underbrace{E[\mathbb{Y}_1] - E[\mathbb{Y}_1 | D = 1]}_{\text{背景の違い}(<0)}$   
 $+ \underbrace{E[\mathbb{Y}_1 | D = 1] - E[Y | D = 1]}_{\text{波及}(<0)} < 0$
- $E[\mathbb{Y}_1] - E[Y | D = 1] < 0$  であり、現実の平均所得は、仮想世界よりも高い

## 識別: 推定目標と研究目標の接続

### 統計的因果推論

- 識別: 研究目標と母集団上の推定対象を接続する
- 推定方法: 推定対象とデータから計算した推定値を接続する
- 統計的因果推論: 研究目標となる因果効果と推定対象を接続する
  - 識別の一種

### よくある識別

- 波及効果は、“0”であると仮定する (SUTVA, No interference)
  - 経済学の伝統的な関心であり、今でも因果推論の hot issues
- 背景の違いは、本講義で学んだバランス後の比較 + ランダム化対照実験ないし自然実験のデータを用いて対処

### 比較分析との違い

- 本講義では、データから観察できる属性  $X$  をバランスする方法を紹介
- 因果推論では、観察で観察できない属性もバランスしたい
  - 例: 「学習意欲」をバランスさせたいが、データから観察することが難しい
- ランダム化対照実験ないし自然実験のデータで対処する

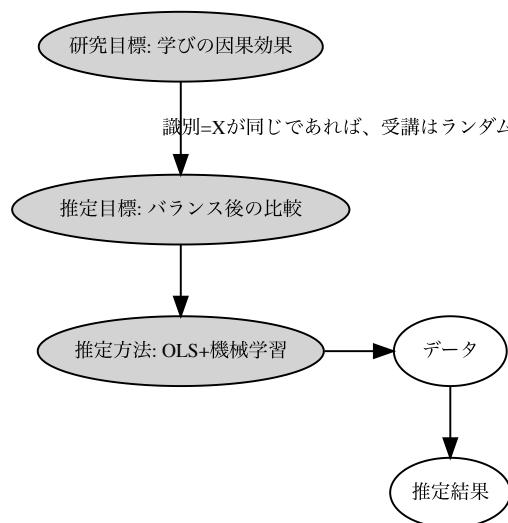
## ランダム化対照実験の例

- $D = \text{SNS}$  は、人々の知識や健康状態にどのような影響を与えるのか? (Allcott, Gentzkow, Wittenbrink, et al. 2025; Allcott, Gentzkow, Levy, et al. 2025; Allcott et al. 2024)
  - 大統領選直前の米国において、実験への参加に同意したユーザーの中から、ランダムに一部を選び、SNS (Instagram と Facebook) の利用を一定期間停止する
  - ランダムに選ばれているので、背景は観察できない属性も含めて、偏っていない
  - 偶然の偏りは存在しうるが、信頼区間などで考慮することができる

## 自然実験の例

- $D = \text{ゲーム機}$  は、人々の健康状態にどのような影響を与えるのか? (Egami et al. 2024)
  - コロナ下で生じたゲーム機への超過需要と小売店によるくじ引きの活用を、「自然に生じた」実験として活用
  - くじ引きで決まるので、**一部を除き**、背景は観察できない属性も含めて偏っていない
  - 立地などはずれる可能性があるが、データから観察できるので、バランス後の比較で対応

## 本講義内容を活用した因果推論



## 継続学習

- 佐藤先生の計量経済学
- 因果効果を定義/識別する枠組みの比較 (Wang, Richardson, and Robins 2025)
- 最新の論点: (Cinelli et al. 2025)
- 新書: [データ分析の力因果関係に迫る思考法](#)
- 大学院レベルの教科書: [CausalMLBook](#)

## Reference

- Allcott, Hunt, Matthew Gentzkow, Ro'ee Levy, Adriana Crespo-Tenorio, Natasha Dumas, Winter Mason, Devra Moehler, et al. 2025. "The Effects of Political Advertising on Facebook and Instagram Before the 2020 US Election." National Bureau of Economic Research.
- Allcott, Hunt, Matthew Gentzkow, Winter Mason, Arjun Wilkins, Pablo Barberá, Taylor Brown, Juan Carlos Cisneros, et al. 2024. "The Effects of Facebook and Instagram on the 2020 Election: A Deactivation Experiment." *Proceedings of the National Academy of Sciences* 121 (21): e2321584121.
- Allcott, Hunt, Matthew Gentzkow, Benjamin Wittenbrink, Juan Carlos Cisneros, Adriana Crespo-Tenorio, Drew Dimmery, Deen Freelon, et al. 2025. "The Effect of Deactivating Facebook and Instagram on Users' Emotional State." National Bureau of Economic Research.
- Cinelli, Carlos, Avi Feller, Guido Imbens, Edward Kennedy, Sara Magliacane, and Jose Zubizarreta. 2025. "Challenges in Statistics: A Dozen Challenges in Causality and Causal Inference." *arXiv Preprint arXiv:2508.17099*.
- Egami, Hiroyuki, Md Shafur Rahman, Tsuyoshi Yamamoto, Chihiro Egami, and Takahisa Wakabayashi. 2024. "Causal Effect of Video Gaming on Mental Well-Being in Japan 2020–2022." *Nature Human Behaviour*, 1–14.
- Wang, Linbo, Thomas Richardson, and James Robins. 2025. "Causal Inference: A Tale of Three Frameworks." *arXiv Preprint arXiv:2511.21516*.