OLS as BLP estimator

川田恵介

keisukekawata@iss.u-tokyo.ac.jp

2025-04-14

1 論点整理と OLS の重要性

1.1 動機

- 実証分析は難しいので、論点整理が非常に重要
- OLS = 現代的な予測/比較研究においても、代表的**推定方法**
  - 研究者が**事前**に設定した**線型モデル**を、データから**推定する計算方法**
  - **推定対象**は複数存在する（**別解釈** がある）(Angrist & Pischke, 2009; Chattopadhyay & Zubizarreta, 2023)
  - 多くの発展的手法が、OLS の特定の問題点を改善する方法である、と解釈できる

1.2 OLS の入門書的解釈

- 賃金を年齢で OLS で計算した**推定値**は、

```
lm(wage ~ age, CPS1985) # Price ~ beta_0 + beta_1*Size
```

- 以上の**推定対象**は
  - Price の(条件付き)母平均 $\mu(age) = E[wage \mid age]$ (Stock & Watson, 2020; Wooldridge, n.d.)
    - $\mu(wage) = \beta_0 + \beta_1 \times age$ を仮定する必要があり、非現実的

1.3 OLS の別解釈

- 二つの別解釈: OLS の推定対象は
  1. 母平均 $\mu(X)$ の**母集団上**での線形近似モデル
  2. $\mu(D=1,X) - \mu(D=0,X)$ の母集団上での近似的な Balancing comparison
- モデルが”正しくない”場合でも、明確な推定対象を定義でき、解釈が容易
- 本ノートでは、線形近似モデルの推定値であることを紹介

1.4 構成

- OLS について、
  1. **データ上**で行なっている計算
  2. **母集団上**での推定対象
- 次のスライドで、社会上での研究目標 (予測問題)、への活用を議論
  - 先取りすると、"最善の予測モデルは母平均 $\mu(X)$" であり、OLS は予測問題においても有益

1.5 まとめ

- OLS の推定対象は、複数存在する
  - 母平均の最善の線型モデル (Best Linear Projection)
- 母平均そのものの優れた推定値であるとは**限らない**

2 データ上の計算

2.1 データ上の平均値

- (条件つき)平均値 $(\hat{\mu}(X))$: $X_i = x$ である事例内でのYの平均値

$$\hat{\mu}(X) = \frac{1}{(X_i = x)\text{である事例数}}(Y_1 + Y_2 + ..)$$

- 一般に、母平均 $\mu(X) \neq$ データ上の平均 $\hat{\mu}(X)$ であることに注意

2.2 線形近似モデル

- 平均値を、さらに要約するモデル
  - 少数事例の影響をさらに緩和できる
- 例 “単回帰”:

$$g(Age) = \beta_0 + \beta_1 \times Age$$

- 例 “重回帰”:

$$g(Age, Educ) = \beta_0 + \beta_1 \times Age + \beta_2 \times Educ$$

2.3 線形近似モデル

- β について足し算であれば、X を変形しても線型モデル
- 例 X について非線形モデル:

$$g(Age) = \beta_0 + \beta_1 \times Age + \beta_2 \times Age^2$$

  - 予測問題において、非常に重要

2.4 推定値

- データから、何らかの方法で β の推定値 $\hat{\beta}$ を決める。
- 推定されたモデル (推定モデル)も以下のように表すことができる

$$\hat{g}(X) = \hat{\beta}_0 + .. + \hat{\beta}_L X_L$$

2.5 OLS

- データに極力適合するように、**推定モデル**を計算する方法
  - 以下を最小化するように β 推定する

$$(Y - g(X))^2 \text{のデータ上の平均値}$$

- Y を近似するモデルと解釈できる
  - **多重共線性**がなければ計算できる

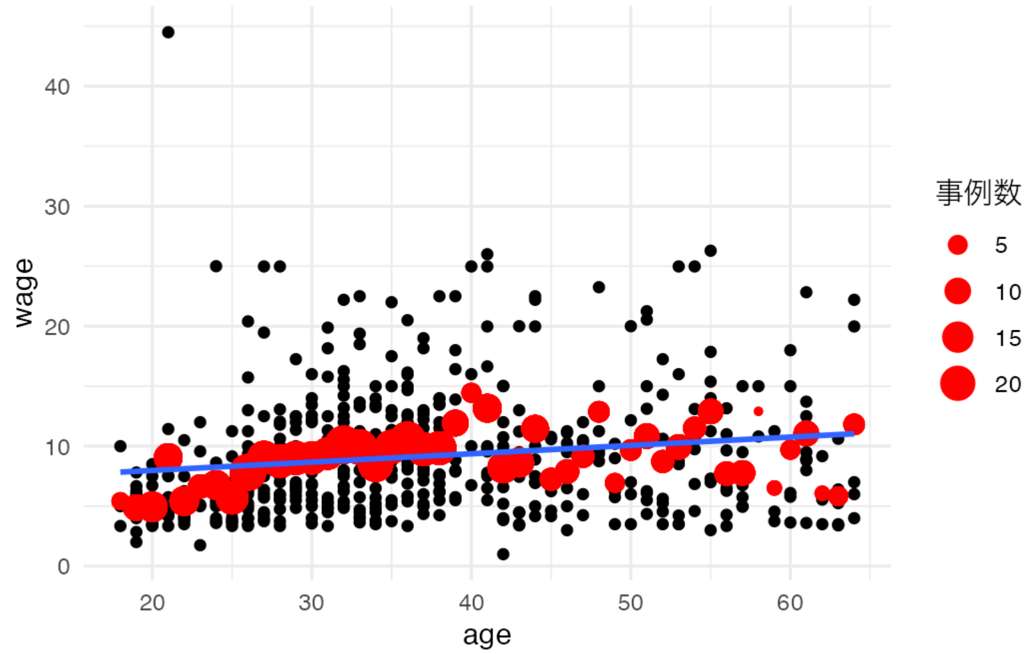
2.6 別解釈

- 以下を最小化しても、同じモデル $g(X)$ が計算される
- 全てのXの組み合わせ $[x_1, ..]$について、

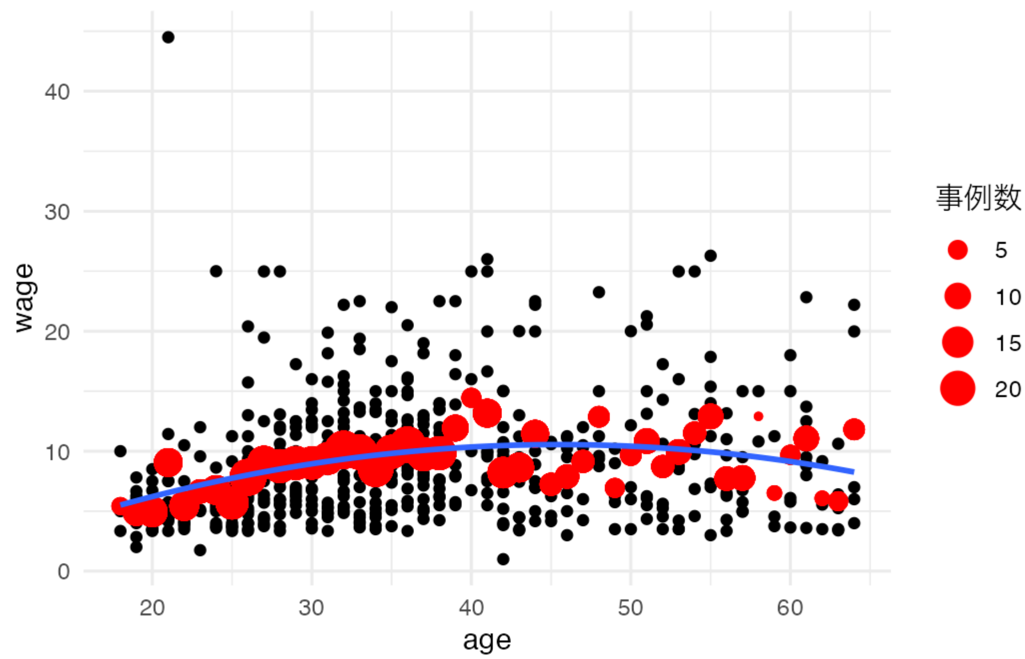
$$\left[\underbrace{(\hat{\mu}(x) - g(x))^2}_{\text{平均からの乖離}} \times [X = x\text{となる事例割合}]\right]\text{の平均値}$$

- Y の**平均値**を近似するモデルと解釈できる

2.7 例 $g(Age) = \beta_0 + \beta_1 Age$



2.8 例 $g(Age) = \beta_0 + .. + \beta_2 Age^2$



2.9 Y のモデル VS 平均値のモデル

- あくまで”解釈”の問題

- 実際に計算される推定値は同じ

- 研究対象次第で、有益な推定対象は変化する
  - 経済学研究においては、平均値のモデルと解釈した方が有益
    - 個人差が大きく、Yのモデルに見えない
    - 平均値は、予測/比較研究における中核的関心

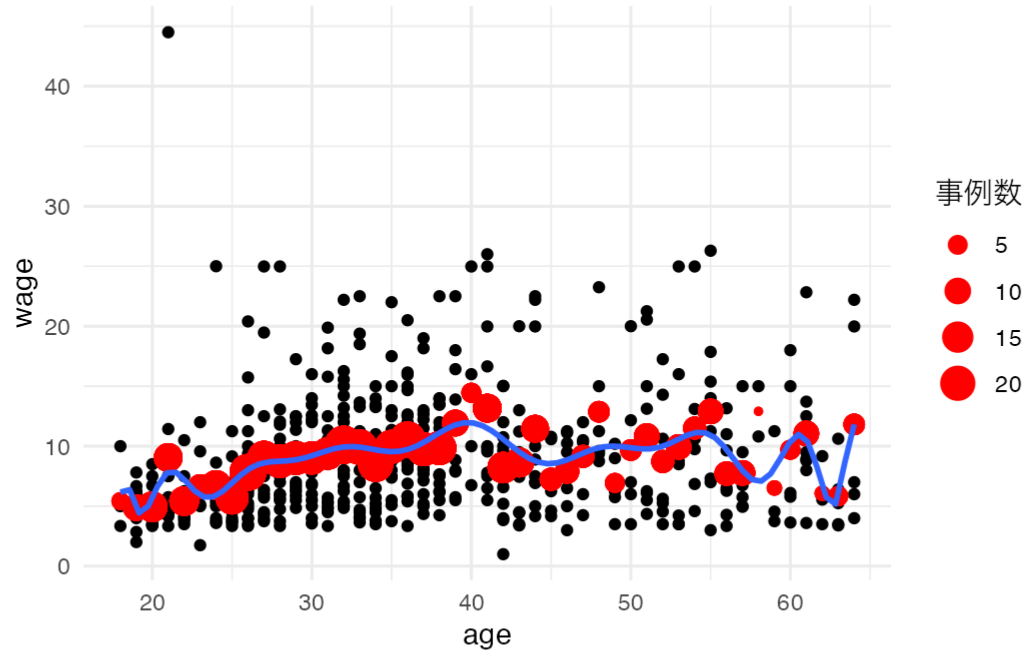
2.10 OLS の特性

- 「どのようなモデルを推定するのか」によって、推定されうるパターンがある程度決まってしまう
  - $g(Age) = \beta_0 + \beta_1 Age$ をデータに当てはめると、年齢と平均賃金の間に"一直線"の関係性しか推定されない
    - $g(Age) = \beta_0 + \beta_1 Age + \beta_2 Age^2$ について、$\beta_2 = 0$ と事前に研究者が決めてしまっている

2.11 モデルの複雑化

- よりβが多い、複雑なモデルを OLS で推定することもできる
  - 例: $\beta_0 + \beta_1 \times X + \beta_2 \times X^2 + .. + \beta_{10} \times X^{10}$
- より多くのβをデータ主導で決める
  - β の数を増やすと、平均 $\hat{\mu}(X)$ により近づく

2.12 例 $g(Age) = \beta_0 + .. + \beta_{20} Age^{20}$



2.13 まとめ

- OLS = Y の要約値である平均値 $\hat{\mu}(X)$ を、さらに要約したモデル $\hat{g}(X)$ (“線”)を算出
- $\hat{g}(X) \neq \hat{\mu}(X)$
  - モデルを複雑化すると、$\hat{g}(X) \simeq \hat{\mu}(X)$
  - 平均値に近づけることの弊害はあるのか?
    - 母集団を導入し、推定精度を定義する必要がある

3 母集団上での推定対象

3.1 分析計画

- 分析計画: 研究目標、推定目標 (Estimand)、推定値 (Estimator)の算出方法、データの収集方法や Coding すべき分析の内容
- 分析計画が確定しているのであれば、あとはデータを実際に入手し、パソコンにデータを流し込むだけ
  - どんなデータが入手できるのかは、Sampling (“データくじ”)の結果決定

3.2 Replicability

- ここまでは議論は、「同じデータ → OLS の推定値」
  - 同じデータなので、全員が必ず同じ計算結果となる

- より包括的な工程、「同じ分析計画 → データの入手 → OLS の計算」、においても同じ結果と**ならない**
  - 人によってデータが異なるので、異なる結果となる

3.3 実証研究の根本課題

- 同じ分析計画を実効する、複数の”独立した”研究者をイメージ: 事例を独立して収集し、データ化する
- 同じデータ収集方法(同じ地域/時点/サンプリング方法)を採用したとしても、**推定値は異なる**
  - データに含まれる事例が、"偶然"異なるため
- 自身の推定結果は、「"偶然"計算された信用できない値」、と考える方が合理的

3.4 推定対象と推定値

- データ分析法を、建設的に議論するために
  - 全ての研究者が原理的に合意できる正答 (推定対象) と 自身のデータから得られる回答 (推定値)を個別に定義する
    - 推定対象を定義するために、母集団を導入する

3.5 母集団

- 手元にあるデータに含まれる事例を、ランダムに選んできた仮想的な集団
  - 本講義の範囲内では、手元にあるデータと同じ変数が観察できる”超巨大データ”をイメージしても OK
- 注: 時系列などの独立ではないデータは、本講義の対象外

3.6 推定対象

- 推定対象 = 母集団を用いて**仮想的に**計算される値
- 例: 母集団上で計算される OLS の**仮想的**な結果 (Population OLS)
  - 同じ方法でデータ収集するのであれば、母集団は全ての研究者で共通

3.7 まとめ

- 分析計画が確定したとしても、実際に取集される事例が異なるため、異なる推定値が算出される
  - データ”くじ”に伴う不確実性
    - Sampling Uncertainly
  - 信頼区間や p 値、機械学習におけるさまざまな工夫などは、この不確実性への対処がメイン

  - よい統計的手法 $\simeq$ データくじの影響を受けにくい/影響を適切に評価できる

3.8 注意点

- データ分析は入門段階から、「**厳密に定義されるが、根本的に測定不可能な推定対象を、頑張って推定したい**」という複雑な問題を論じる必要がある
  - 初学者が混乱するのは当たり前
  - 随時質問しながら、ゆっくり消化してください

4 Population OLS

4.1 Population OLS

- OLS の推定対象 = 母集団上で仮想的に行われる OLS (Population OLS)の結果

$$g^{Pop}(Y) = \beta_0^{Pop} + .. + \beta_L^{Pop} X_L$$

- 以下、Population OLS は定義できる、と仮定する

4.2 Population OLS の推定

- OLS の推定値 $\hat{g}(X)$ = Population OLS $g^{Pop}(X)$ の推定値
  - β の数に比べて、事例数が大きければ、$g^{Pop}(X)$ とよく似た推定結果 $\hat{g}(X)$ を得る可能性が高い (Section 5)
    - Threorem 1.2.1 (Chapter 1, CausalML)

4.3 複雑なモデルの推定対象

- モデルの複雑化 $\rightarrow$ 推定対象が変化する

```
lm(Price ~ poly(Size, 2), Data) # Price ~ beta_0 + beta_1*Size  + beta_2*Size^2
```

- 推定対象は、$\beta_0 + \beta_1 \times Size$ ではなく、$\beta_0 + \beta_1 \times Size + \beta_2 \times Size^2$ の Population OLS

4.4 十分に複雑なモデル: 推定対象

- モデルを複雑にすれば、**Population OLS は**、母平均に近づく
  - Section 2.11 と同じ理屈
- OLS の推定対象 $\underbrace{=}_{常に}$ Population OLS $g^{Pop}(X)$
  - $\underbrace{\simeq}_{十分に複雑であれば}$ 母平均 $\mu(X)$

4.5 モデルの複雑化: 推定

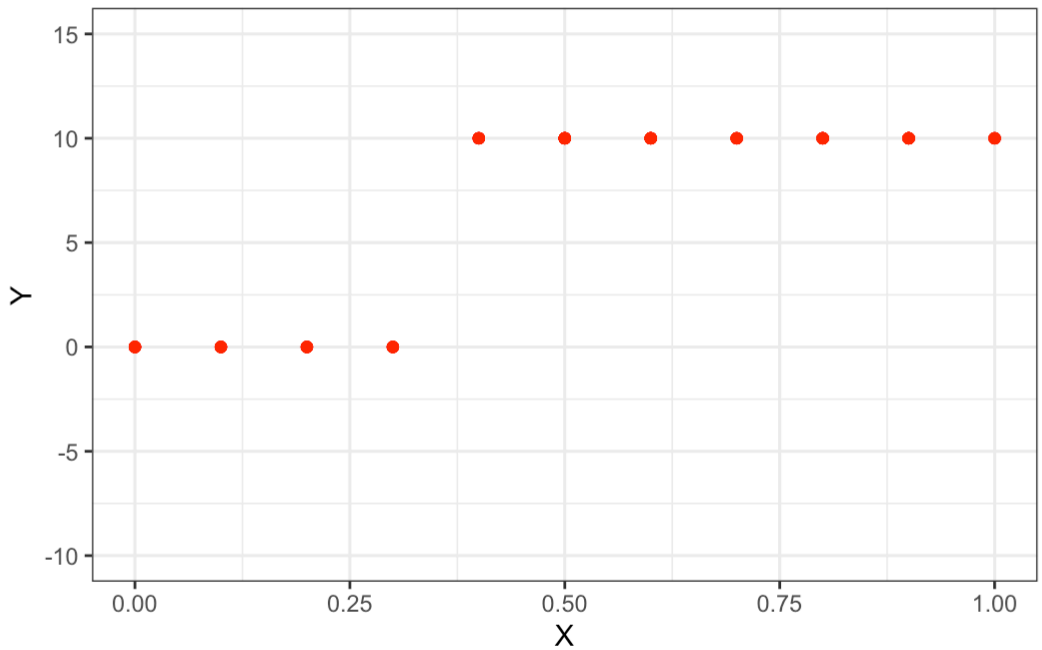
- モデルの複雑化 $\rightarrow$ 推定値の性質が変化し、**推定誤差**が拡大する
  - Population OLS とデータ上での OLS との乖離が広がる傾向が大きくなる

- OLS の推定値 $\hat{g}(X) \underbrace{\simeq}_{\text{十分に単純であれば}}$ Population OLS

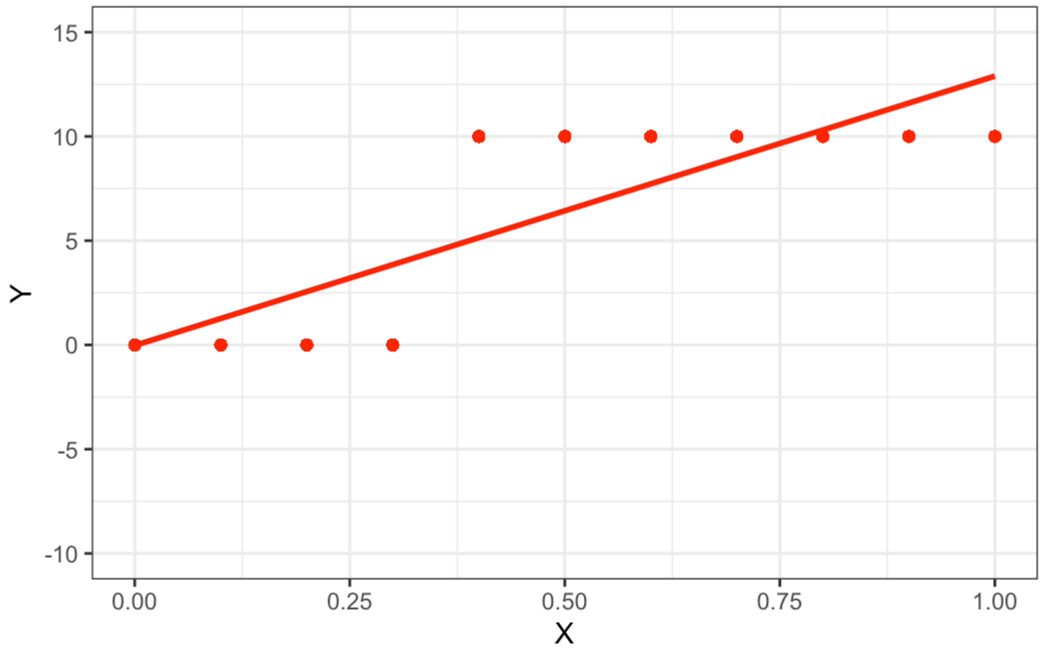
4.6 データ上の平均値 $\hat{\mu}(X)$

- X の組み合わせが多いと、$\hat{\mu}(X)$ は$\mu(X)$ の複雑すぎる推定値
- 例: 年齢 $\times$ 性別 $\times$ 教育年数 $= 1598$
- 1 事例で平均値を計算する組み合わせが頻出する
  - 母平均と大きく乖離する可能性が高い

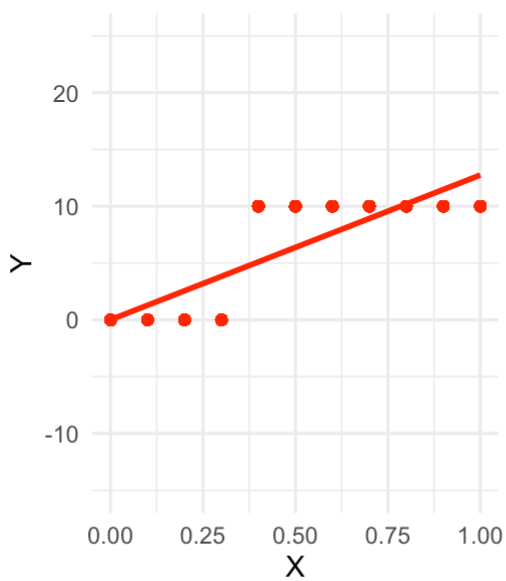
4.7 数値例: 母平均

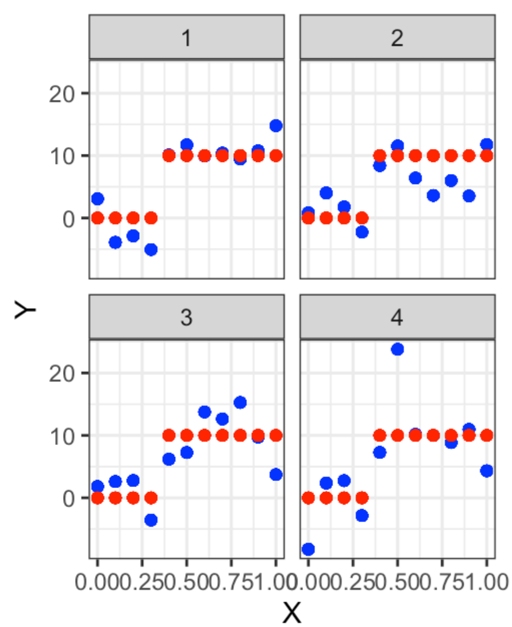


4.8 数値例: Population OLS

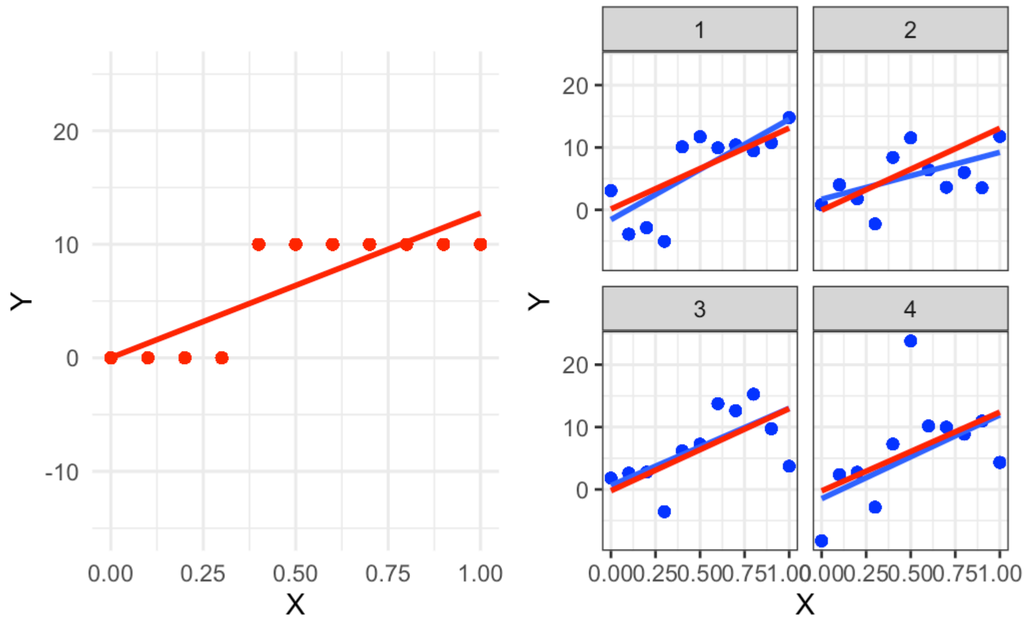


4.9 数値例: データ上の平均値

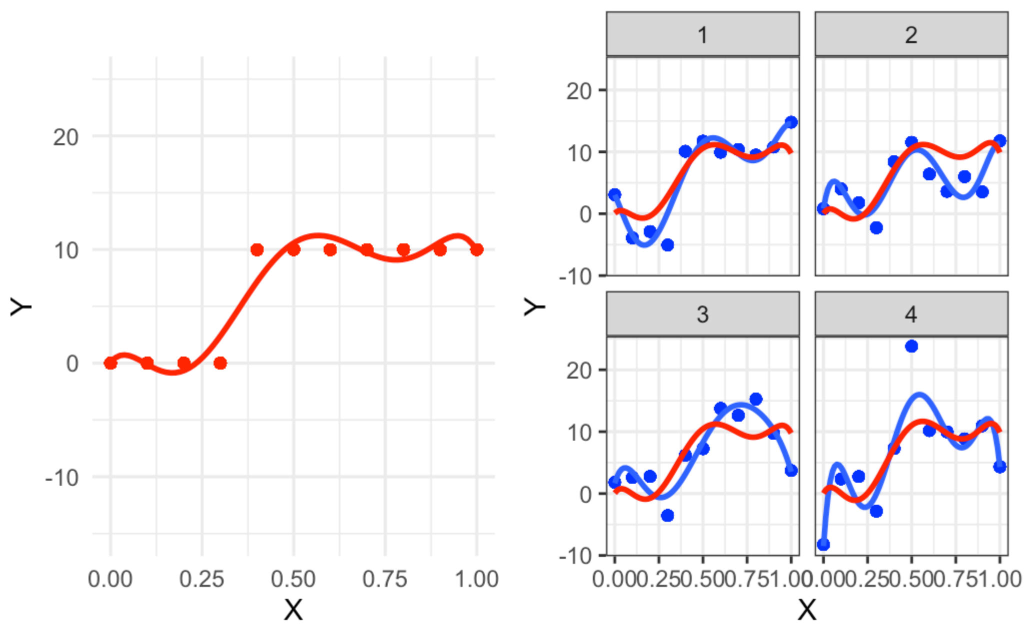




4.10 数値例: データ上の単純な OLS



4.11 数値例: データ上の複雑な OLS



4.12 まとめ

- Population OLS は常に、データ上での OLS の推定対象

- 十分に複雑な Population OLS は、母平均を近似するので、母平均も推定対象
- 複雑な Population OLS を、データから推定しようとすると、推定精度が悪化する
- 推定対象:

$$\text{母平均} \underbrace{\simeq}_{\text{モデルが十分に複雑}} PopulaitonOLS$$

- 推定値:

$$\underbrace{\simeq}_{\text{モデルが十分に単純}} \text{データ上の}OLS$$

4.13 関連文献

- BLP としての解釈
  - Applied Causal Inference Powered by ML and AI : 第 1 章
  - Angrist & Pischke (2009)
  - Aronow & Miller (2019)
  - 川田作成のノート

5 推定値の分布

5.1 サンプリングに伴う分布

- 分析計画 = データを推定値に変換
  - データくじの結果によって、推定値も異なる
    - 推定値の分布
- 現実に実現し、自身が観察する値はその中の一つだが、どれになるかは操作できない

5.2 推定値の分布についての性質

- 推定手法に応じて、推定値の**分布**の性質は操作できる
  - 研究者は、良い性質の**分布**を持つ手法を採用したい
- 現実生活の例: 旅行保険に入るかどうか
  - 現実に事故に遭うかどうかはわからないので、結果の分布を”良く”するように決定 (保険に入った場合の被害、事故確率など)から判断

5.3 OLS の分布

- Population OLS の計算式

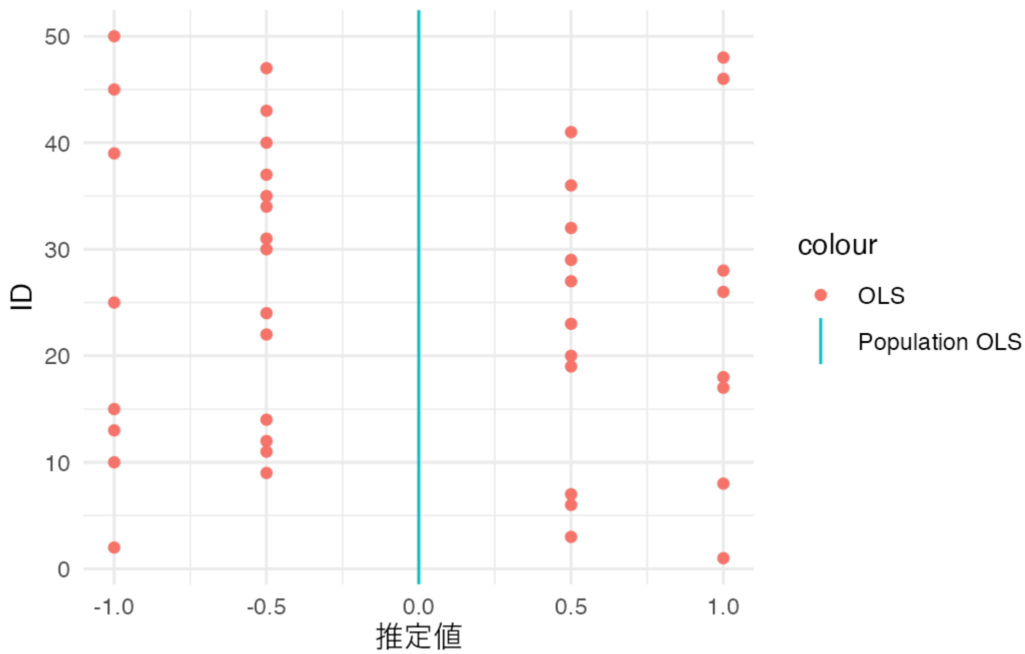
$$\hat{\mu}(X)^{Pop} = \hat{\beta}_0^{Pop} + ... + \hat{\beta}_L^{Pop} X_L$$

    - $\hat{\beta}^{Pop}$ は全員共通
- データ上の OLS

$$\hat{\mu}(X) = \hat{\beta}_0 + \ldots + \hat{\beta}_L X_L$$

    - データが異なるので、$\hat{\beta}$ の値も異なる
        - **推定値** の平均などを定義できる

5.4 イメージ: 3 事例



5.5 OLS の分布: 収束

- 事例数が大きくなれば、Population OLS に近い推定値を、ほとんどの研究者が得ることができる (収束する)
    - 「自分もそのような値を得ている可能性が高い」と考えられる

5.6 OLS の分布: 二つの収束性質

- 事例数が β の数に比べて、非常に大きければ、

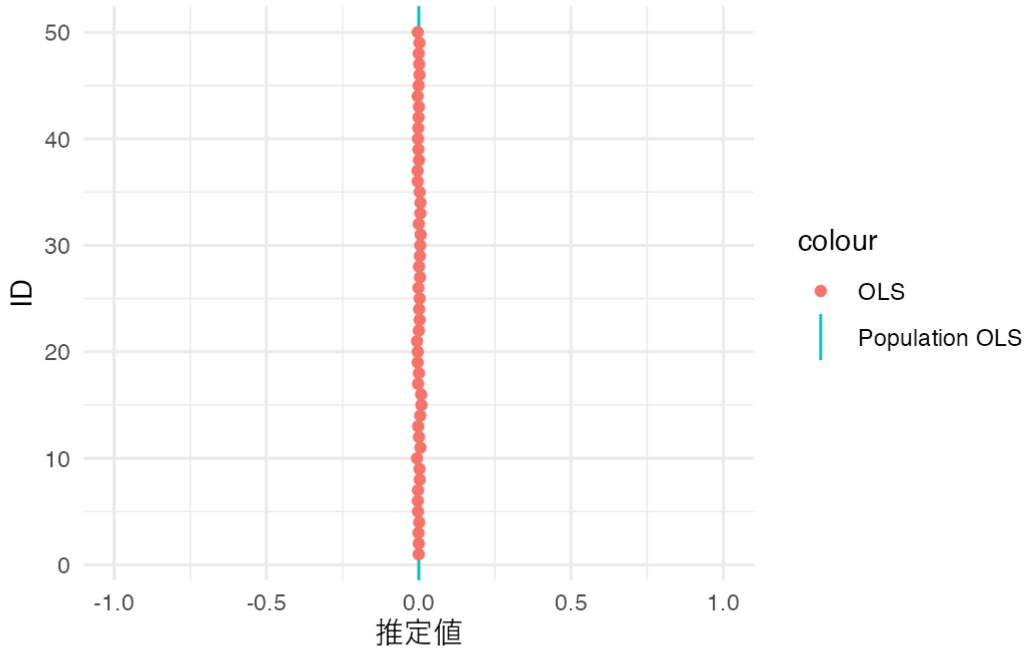
$$\left(\hat{\beta}_l^{Pop} - \hat{\beta}_l\right)^2 \text{の平均値} \to 0$$

- 事例数が β の数に比べて、**ある程度**大きければ、

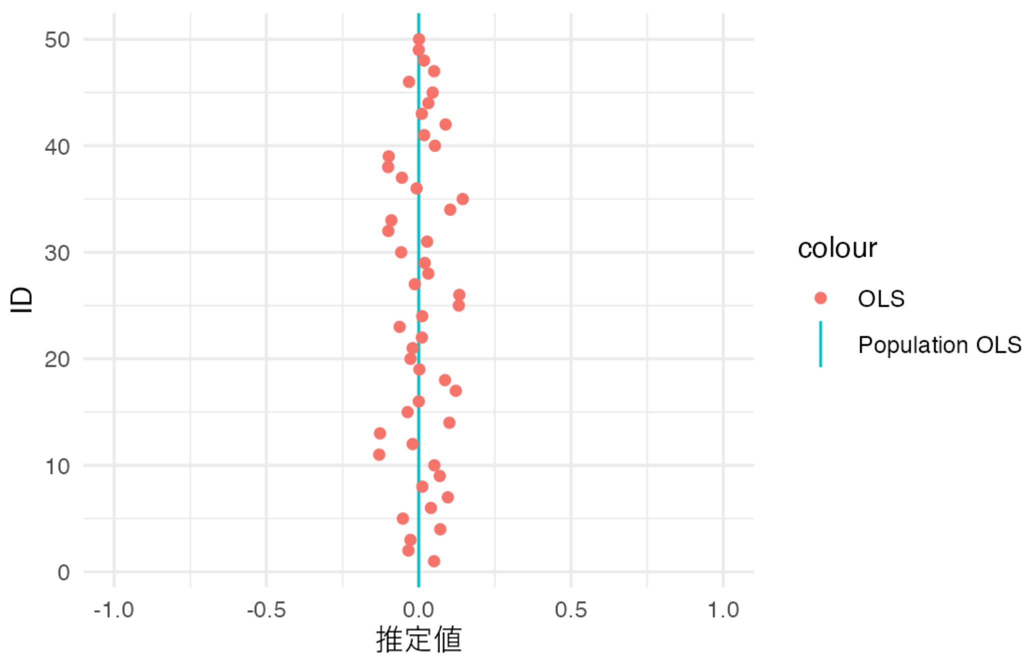
$$\left(\hat{\beta}_l^{Pop} - \hat{\beta}_l\right) \to \text{正規分布} N(0, \sigma^2)$$

    - 統計的推論の基礎となる

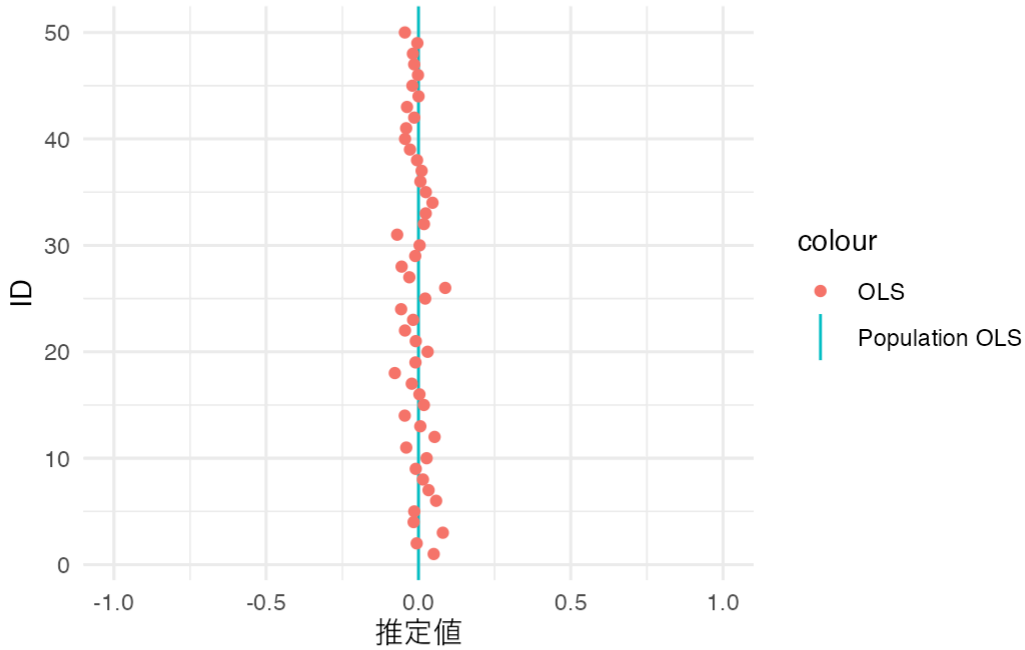
5.7 イメージ: 5 万事例



5.8 イメージ: 200 事例



5.9 イメージ: 1000 事例



5.10 Reference

Bibliography

Angrist, J. D., & Pischke, J.-S. (2009). Mostly harmless econometrics: An empiricist's companion. Princeton university press.

Aronow, P. M., & Miller, B. T. (2019). Foundations of agnostic statistics. Cambridge University Press.

Chattopadhyay, A., & Zubizarreta, J. R. (2023). On the implied weights of linear regression for causal inference. Biometrika, 110(3), 615–629.

Stock, J. H., & Watson, M. W. (2020). Introduction to econometrics. Pearson.

Wooldridge, J. M. Introductory Econometrics: A Modern Approach. Cengage learning.