

ベイズ推論アプローチに基づく 統計的因果推論の研究

早稲田大学 グローバルエデュケーションセンター
堀井 俊佑



WASEDA
University

- 処置変数が目的変数に対して与える**因果効果**を統計的に推定したい

例

職業訓練（処置変数）が、その後の失業有無（目的変数）に対して有する効果を推定したい



実験研究：ランダム化比較試験（RCT）

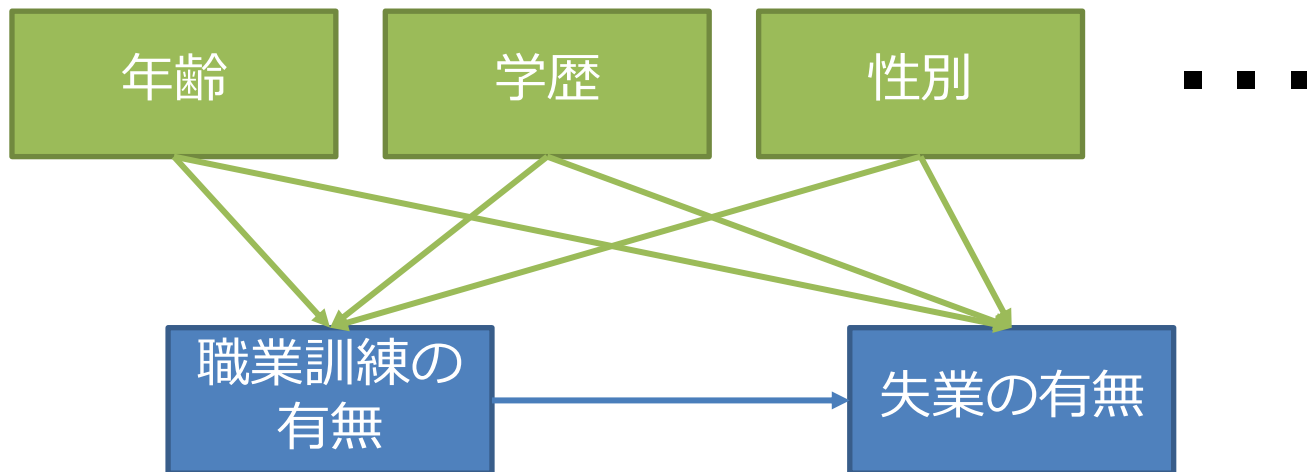
- 処置変数の割当をランダムに行う
- 倫理的・コスト的に困難な場合が多い

観察研究：様々なアプローチが存在

- Rubinの因果モデル
- 構造的因果モデル

基本的な考え：

処置変数・目的変数とそれ以外の変数の間の関係性のモデル化が重要



- 処置変数以外の変数による効果を取り除いて推定する必要がある
- **統計的因果推論**：
統計的なモデルを仮定して因果効果をデータから推定

統計的予測と統計的因果推論

- 統計的予測問題

学習データ

目的変数	説明変数			
	x_1	x_2	x_3	...
y	x_1	x_2	x_3	...
5.60	1	-0.53	-0.34	...
6.88	0	-1.74	-1.80	...
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮

推定対象

テストデータ

	0	1.31	-0.64	...
	1	-1.04	0.45	...
	⋮	⋮	⋮	⋮

統計的予測と統計的因果推論

- 統計的因果推論問題

学習データ

反事実データ (観測不能)

個別因果効果

(観測不能)

1.58

0.98

⋮

目的変数 処置変数

交絡因子

y_{cfact}	y	x	w_1	w_2	...
4.32	5.60	1	-0.53	-0.34	...
7.86	6.88	0	-1.74	-1.80	...
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮

平均: 4.02

推定対象

統計的予測に対するベイズ的アプローチ

- 説明変数 X_1, \dots, X_d と目的変数 Y の関係をパラメトリックな確率分布 $p(Y|X_1, \dots, X_d, \theta)$ によりモデル化
- 予測分布に基づく推論がベイズ最適（ベイズリスクを最小化）

予測分布 $p(Y|D^n) = \int p(Y|X_1, \dots, X_d, \theta)p(\theta|D^n)d\theta$

(D^n : サンプルサイズ n のデータ)

θ の事後分布

- 理論的な解析や近似計算アルゴリズムに関する研究が多く存在
- 深層学習とベイズ推論の組み合わせの研究も盛ん（ベイズ深層学習）

ベイズ最適な因果効果推定

- 処置変数 X ・交絡因子 W_1, \dots, W_d ・目的変数 Y の関係をパラメトリックな確率分布 $p(Y, X, W_1, \dots, W_d, \theta)$ によりモデル化
- 各 θ のもとで計算した因果効果を θ の事後分布で重みづけるのが最適

ベイズ最適な因果効果推定

[Horii, 2019]

$$p_{\text{do}(X=x)}^*(Y|D^n) = \int p_{\text{do}(X=x)}(Y|\theta)p(\theta|D^n)d\theta$$

θ の元での因果効果

θ の事後分布

- 性能解析や計算方法など、やるべきことは山積

➡ 本研究の目標

研究により期待される効果

- 因果推論の重要な応用先：マーケティング，社会科学，疫学，**経済学**
- 経済学者との共同研究により研究の有効性を実証
 - ⇒ ベイズ的な統計的因果推論手法の経済学における有効性の実証