

高知工科大学 経済・マネジメント学群

計量經済学

6. 因果推論 ||

た内 勇生







yanai.yuki@kochi-tech.ac.jp



今日の目標

- 因果推論の「根本問題」を解決する方法を考える
 - ▶個体の因果効果は見えない
 - ▶集団の因果効果を推定する
 - ▶ なぜ実験が「最善」なのか?

前回のまとめ

- 個体に関する因果効果 (個体処置効果: ITE)
 - ▶潜在的結果の差
 - ▶ 潜在的結果は最大で一つしか観察できない
- ・個体に関する因果効果は観察できない:因果推論の根本 問題

複数の個体を考える

- 個体レベルの因果効果 (ITE) は観察不能
- では、何なら観察できる?

		 左的結果	個体レベルの
観察対象	Y(1)	Y(0)	因果効果
1	$Y_1(1)$	$Y_{1}(0)$	$Y_1(1) - Y_1(0)$
2	$Y_2(1)$	$Y_2(0)$	$Y_2(1) - Y_2(0)$
:	÷	:	:
\boldsymbol{i}	$Y_i(1)$	$Y_i(0)$	$Y_i(1) - Y_i(0)$
:	:	:	:
N	$Y_{N}(1)$	$Y_N(0)$	$Y_N(1)-Y_N(0)$

集団の平均を考える

• 平均因果効果(平均処置効果; average treatment effect: ATE)

$$\mathbb{E}[\delta] = \mathbb{E}[Y(1) - Y(0)] = \mathbb{E}[Y(1)] - \mathbb{E}[Y(0)]$$

- ▶ E[*Y*(1)]: すべての個体が処置1を受けたときの結果の期 待値
- ▶ E[Y(0)]: すべての個体が処置0を受けたときの結果の期 待値

処置群と統制群

- 処置の値が2種類(Oか1)しかないとき
 - ▶ 処置1を受ける:処置を受ける
 - 処置を受けた個体のグループ:処置群 (treatment group)、 実験群
 - ▶ 処置0を受ける:処置を受けない
 - 処置を受けなかった個体のグループ: 統制群 (control group)、比較群

*期待値 (expected values)

X	x_1	x_2	x_3	• • •	\mathcal{X}_n
確率	p_1	p_2	p_3	• • •	p_n

・[離散型] 確率変数 Xの期待値: E[X]

$$\mathbb{E}[X] = \sum_{i=1}^{n} x_i p_i$$

$$= x_1 p_1 + x_2 p_2 + \dots + x_n p_n$$

*期待値の例(1)

目 (X)	1	2	3	4	5	6
確率	1/6	1/6	1/6	1/6	1/6	1/6

• 「公平な」サイコロを振ったときに出る目の期待値は?

$$\mathbb{E}[X] = 1 \cdot \frac{1}{6} + 2 \cdot \frac{1}{6} + 3 \cdot \frac{1}{6} + 4 \cdot \frac{1}{6} + 5 \cdot \frac{1}{6} + 6 \cdot \frac{1}{6}$$

$$= (1 + 2 + 3 + 4 + 5 + 6) \frac{1}{6}$$

$$= \frac{21}{6} = \frac{7}{2}$$

$$= 3.5$$

*期待値の例 (2)

100分の1の確率で1万円が当たり、1000分の1の確率で10万円が当たるくじの賞金(X)の期待値は?

$$\mathbb{E}[X] = 10000 \cdot \frac{1}{100} + 1000000 \cdot \frac{1}{1000}$$
$$= 100 + 100$$
$$= 200$$

平均因果効果 (ATE) は観察できる?

- ・全個体が処置1を受けたとき: E[Y(1)]は観察(推定)可能
- 全個体が処置0を受けたとき: E[Y(0)]は観察(推定)可能

ATE =
$$\mathbb{E}[Y(1) - Y(0)] = \mathbb{E}[Y(1)] - \mathbb{E}[Y(0)]$$

・処置1を受けた個体と処置0を受けた個体がいるとき:ど ちらの期待値も観察(推定)できない

★ ATE も観察できない!

ATEの観察に失敗する例:手術 vs 投薬治療

ガン患者の余命

	潜在的]結果	因果効果
患者ID	<i>Y_i(</i> 手術)	Y_i (薬)	Y_i (手術) $-Y_i$ (薬)
1	7	1	+6
2	5	6	-1
3	5	1	+4
4	7	8	-1
平均	6	4	+2

- 手術のATE(平均処置効果) = 2
 - ▶ 手術すると余命が平均2年延びる

処置の割り当て

- 善良で優秀な医者
 - ▶ 潜在的結果を(ある程度正確に)知っている
 - ▶ 患者の余命を延ばそうとする
 - ▶ それぞれの患者にとって最もいい治療法を選択する

 患者	処置	 観察される結果
1	手術	7
2	薬	6
3	手術	5
4	薬	8

・「誤った」因果推論:手術を受けた人の平均余命は6 < 投薬 を受けた人の平均余命は7:手術は平均余命は1年縮める!

どこで間違った?

- 処置が患者の特性(共変量)によって変わる
 - ▶ 手術を受けた人たちと手術を受けなかった(投薬された)人たちに違いがある

$$\mathbb{E}[Y(1) \mid D = 1] \neq \mathbb{E}[Y(1) \mid D = 0]$$

$$\mathbb{E}[Y(0) \mid D = 1] \neq \mathbb{E}[Y(0) \mid D = 0]$$

 $\Rightarrow \mathbb{E}[Y(1)] \neq \mathbb{E}[Y(1) \mid D = 1], \mathbb{E}[Y(0)] \neq \mathbb{E}[Y(0) \mid D = 0]$

観察したいものと観察できるもの

- 観察したいもの:
 - ▶ E[*Y*(1)]: 全個体が処置1を受けたときの結果の期待値
 - ▶ E[Y(0)]: 全個体が処置0を受けたときの結果の期待値
- 観察(によって推定)できる期待値:
 - ▶ $\mathbb{E}[Y(1) \mid D = 1]$: 実際に処置 $\mathbb{E}[Y(1) \mid D = 1]$: 実際に処置 $\mathbb{E}[Y(1) \mid D = 1]$ を受けた ときの結果の平均値
 - ho $\mathbb{E}[Y(0) \mid D=0]$: 実際に処置0を受けた個体が処置0を受けたときの結果の平均値

何が計算できるか

・観察された平均値の比較

▶ ATT (average treatment effect for the treated):処置群における平均処置効果

$$\mathbb{E}[Y(1) \mid D = 1] - \mathbb{E}[Y(0) \mid D = 0]$$

$$= \mathbb{E}[Y(1) \mid D = 1] - \mathbb{E}[Y(0) \mid D = 0]$$

$$+(\mathbb{E}[Y(0) \mid D = 1] - \mathbb{E}[Y(0) \mid D = 1])$$

$$= \mathbb{E}[Y(1) \mid D = 1] - \mathbb{E}[Y(0) \mid D = 1]$$

$$+\mathbb{E}[Y(0) \mid D = 1] - \mathbb{E}[Y(0) \mid D = 0]$$

セレクションバイアス

- Selection bias: $\mathbb{E}[Y(0) \mid D = 1] \mathbb{E}[Y(0) \mid D = 0]$
 - ▶ $\mathbb{E}[Y(0) \mid D = 1]$: 処置を受けた群の個体が、処置を受けなかったときの 潜在的結果の期待値
 - \blacktriangleright $\mathbb{E}[Y(0) \mid D=0]$: 処置を受けなかった群の個体が、処置を受けなかった ときの潜在的結果の期待値
- ・ $\mathbb{E}[Y(0) \mid D=1] = \mathbb{E}[Y(0) \mid D=0]$ ならセレクションバイアスはない → その場合、ATT が推定できる (ATE ではないので注意)
- バイアスがある:処置の値と潜在的結果の値に相関がある
 - ▶ 処置を受けた群と受けていない群で、結果のベースラインに違いがある

16

セレクションバイアス (続)

- ・処置を受ける(処置1)か処置を受けない(処置0)か が、結果の値によって異なる
 - ▶例:手術がうまくいきそうな人ほど手術を受け、手術が失敗しそうな人ほど手術を避ける
 - ▶ 例:いい成績が取れそうな人ほど勉強する
 - ▶ 例:就職できない人ほど職業訓練を受けやすい

観察データのバイアス

- 観察された値の平均値を比較しても、結果にバイアス (体系的な偏り)が混ざっている
 - ▶バイアスを取り除きたい
 - ▶ どうすればいい?

ATTを知りたいとき

$$\mathbb{E}[Y(1) \mid D = 1] - \mathbb{E}[Y(0) \mid D = 0] = \text{ATT} + \text{selection bias}$$

selection bias = 0 なら、観察できる期待値の差がATT

selection bias =
$$\mathbb{E}[Y(0) | D = 1] - \mathbb{E}[Y(0) | D = 0] = 0$$

- \Leftrightarrow $\mathbb{E}[Y(0) \mid D = 1] = \mathbb{E}[Y(0) \mid D = 0]$
- 処置群 (D=1)と統制群 (D=0) で処置を受けない場合の潜在的結果の期待値が同じなら、ATTが推定できる

セレクションバイアスをなくす

- $\bullet \mathbb{E}[Y(0) \mid D = 1] = \mathbb{E}[Y(0) \mid D = 0]$ をどうやって実現する?
- 最も簡単な方法
 - ▶個体を処置群と統制群に無作為に振り分ける
 - ▶ D の値をランダムに決める

処置のランダム割当の効果(1)

・処置Dの値をランダムに割り当てる:

$$\mathbb{E}[Y(0) \mid D = 1] = \mathbb{E}[Y(0) \mid D = 0]$$
かつ
 $\mathbb{E}[Y(1) \mid D = 1] = \mathbb{E}[Y(1) \mid D = 0]$

$$\mathbb{E}[Y(1)] = \mathbb{E}[Y(1) \mid D = 1] = \mathbb{E}[Y(1) \mid D = 0]$$
 \Rightarrow
 p
 $\mathbb{E}[Y(0)] = \mathbb{E}[Y(0) \mid D = 1] = \mathbb{E}[Y(0) \mid D = 0]$

処置のランダム割当の効果(2)

• したがって、

$$\mathbb{E}[Y(1) \mid D = 1] - \mathbb{E}[Y(0) \mid D = 0]$$

$$= \mathbb{E}[Y(1)] - \mathbb{E}[Y(0)]$$

$$= ATE$$

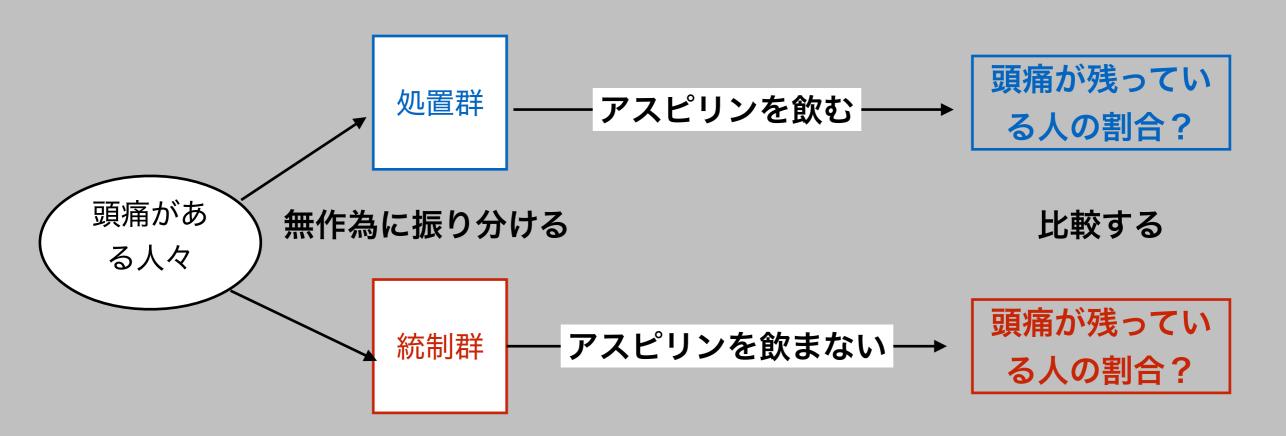
▶ 観察したものから、ATE が推定できる!

無作為化比較試験(RCTs)

- ・対象集団を無作為(ランダム)に2つに分ける!
 - ▶無作為 (random):確率が等しい
- ・無作為に作られる2つの集団:よく似ている(集団としては交換可能な)はず
 - ▶ 処置群(実験群):実験の刺激を与えられる集団(例:アスピリンを飲む)
 - ▶ 統制群(比較群): 比較の対象となる集団(例: アスピリンを飲まない)

無作為化比較試験 (Randomized Controlled Trials: RCTs)

RCTで何をするか:頭痛とアスピリンの例



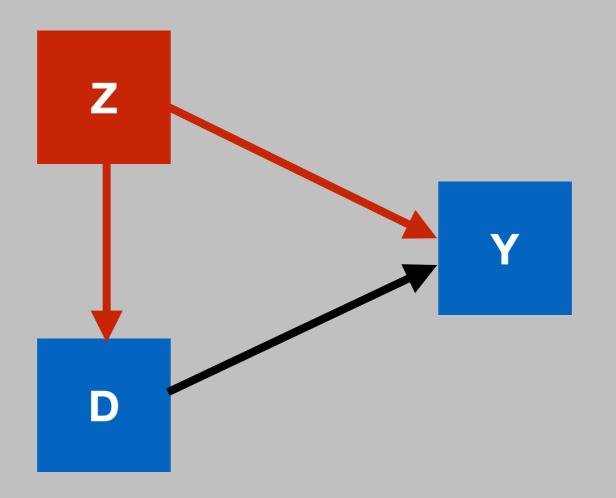
- 処置群と統制群:アスピリンを飲むかどうか以外に差はない(無作為に 選んでいるため)
- もし結果に違いがあれば、考えられる要因はアスピリンの有無のみ
- ・ 平均的な因果関係を確かめられる

実験できないとき:調査・観察研究

- 調査・観察データを使った因果推論は難しい
 - ▶例:手術 vs 投薬
- ・なぜ難しいか?
 - ▶ 処置を受ける人と受けない人が「同じ」ではない

交絡 (confounder)

- 交絡因子 Z: 処置 D(処置を受ける確率)と結果 Y の両者に影響を与える変数



26

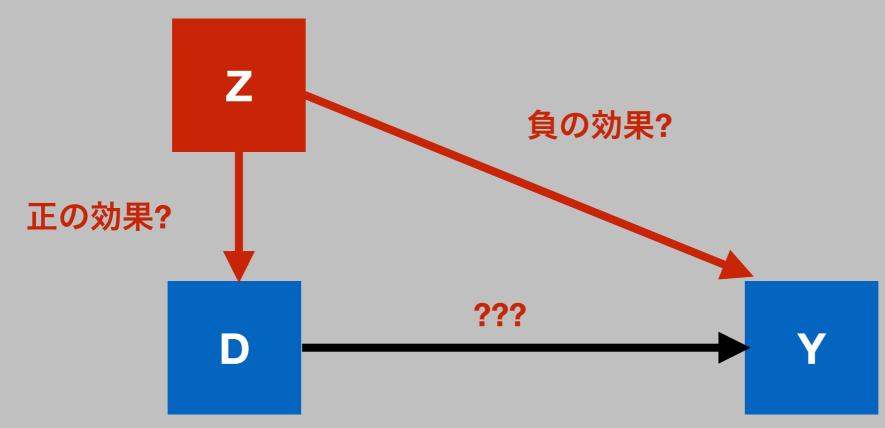
架空の例

- 「スポーツをする人ほど寿命が短い」説
 - ▶ 処置 (D): 「週に3回以上運動をするかどうか」
 - している人は1、していない人は0
 - ▶ 結果 (Y): 生存年数(何歳で死ぬか)



交絡の疑い

- 性別 (Z) が影響する?
 - ▶ 男性の方が「週に3回以上運動する」確率が高いかも
 - ▶ 男性の方が生物学的に寿命が短いかも



28

何が問題なのか?

- 仮定をおく(単なる例であり、事実とは異なる)
 - ▶ 女性の平均寿命 = 81, 男性の平均寿命 = 75
 - ▶ 人口の男女比は1:1
 - ▶ 運動は、男性の方が2倍しやすい
- 処置群の男女比は 2:1
- ・統制群の男女比は 1:2
- ・運動が寿命にまったく影響を与えないとすると

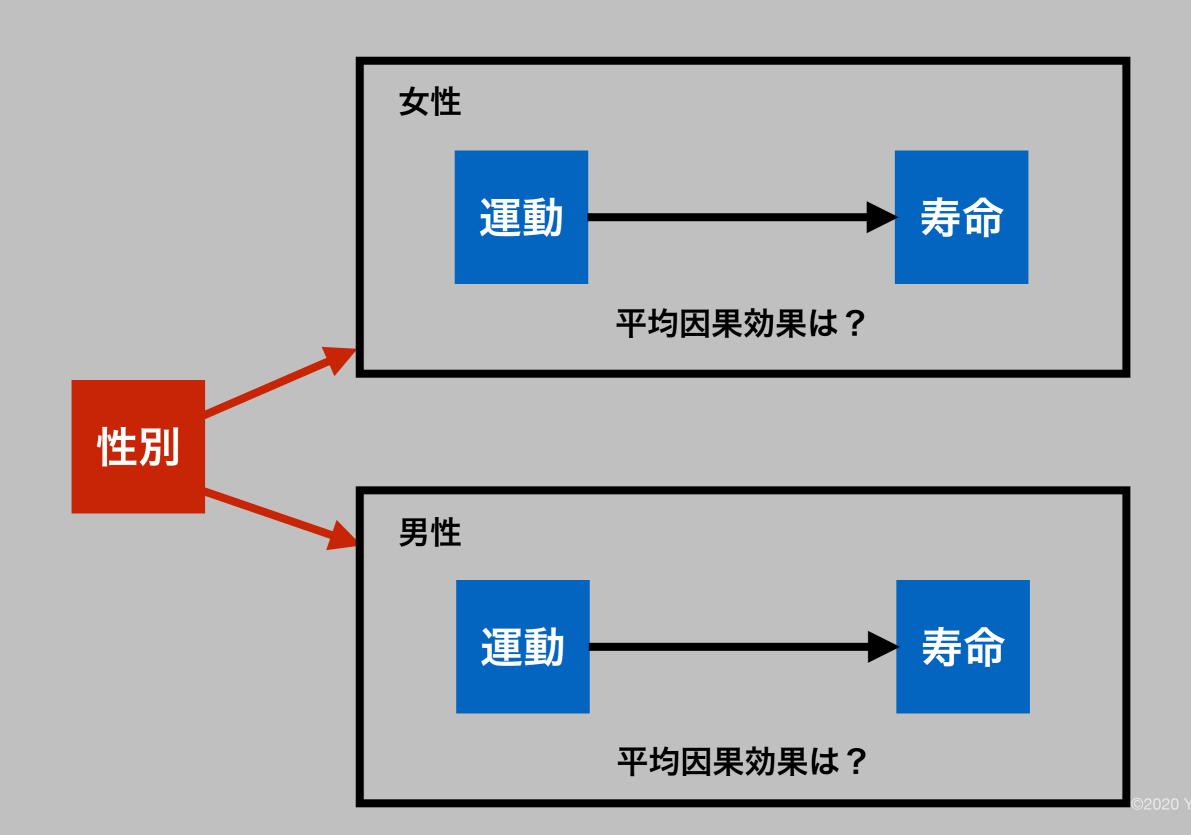
▶ 統制群の平均寿命:75 · $\frac{1}{3}$ + 81 · $\frac{2}{3}$ = 79

差がある!

一つの対処法:交絡をブロックする

- ブロッキング (blocking)、細分類化 (subclassification)
 - ▶ 交絡変数の値によって、分析対象をグループ分けして 分析する
- 性別が交絡なら、男性と女性を別に分析する

細分類化のイメージ



次回

7. データの収集・クリーニング