

「原因と結果」の経済学 第4章



担当者：松岡大輔

報告日：令和3年11月13日

研究会名：EBPM研究会

目次

1. 書籍内容の要約
2. 論点
 - 2.1. RCT, 自然実験, 疑似実験
 - 2.2. 反事実
 - 2.3. 差の差分析（差分の差分法, DID, DD）
3. 発展的論点（ラフスケッチ）
4. 参考文献

1. 書籍内容の要約

例：ジュエリーショップで広告の効果を測定したい
前後比較デザインは使えない

∴ 1. トレンドの影響を考慮できない 2. 「平均への回帰」の可能性

→ 「**差の差分析**」によるトレンドの影響を取り除いた因果効果の推定
広告を出す店舗 A（介入群）と出さない店舗 B（対照群）で広告を出す
前後（時点 $t \in \{0, 1\}$ ）の売上データ S を比較する

$$\Delta_{DD} = (S_{A,1} - S_{A,0}) - (S_{B,1} - S_{B,0})$$

$$\Delta_{DD} = (S_{A,1} - S_{B,1}) - (S_{A,0} - S_{B,0})$$

◎前提条件：

1. 介入群と対照群において処置なしの場合のトレンドが平行である
2. 売上に影響を与えるような「別の変化」が起きていない（交絡の統制）

1. 書籍内容の要約

事例1：「認可保育所の数」と「母親の就業」の間の因果関係

Asai, Y., Kambayashi, R. and Yamaguchi, S. (2015)

1990年から2010年にかけての日本の県別の保育所定員率と母親の就業率のデータを用いた差の差分析

→保育所定員率と母親の就業率のあいだには因果関係を見出すことができない

認可保育所の定員の増加は私的な保育サービス（e.g. 祖父母の育児）から公的な保育サービスへの代替を促しただけで、これまで就業していなかった女性の就業を促したわけではない。

※保育所定員率 = 認可保育所定員数 / 0～5歳の子どもの人口

1. 書籍内容の要約

事例2：最低賃金の上昇は雇用の減少をもたらすか

Card, D. and Krueger, A. B. (1994)

→最低賃金の上昇は雇いを減少させない

企業は最低賃金の上昇コストをリストラではなく価格に転嫁して対応した。

事例3：スケアード・ストレートは若者の犯罪を抑止するか

→むしろスケアード・ストレートを受講した者の方がその後の人生で犯罪にかかわる確率が高かった

教訓：因果関係を検証することなしに、一見すると効果があるように見える政策を実施することは、何よりも国民に大きなリスクを負わせている。

1. 書籍内容の要約

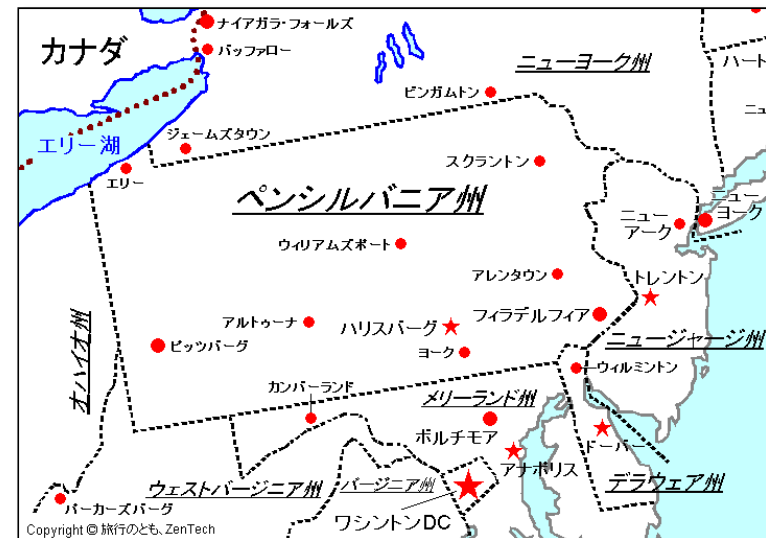
具体的なリサーチ・デザインの例（最低賃金と雇用の関係）

- 1992年、ニュージャージー州で最低賃金が引き上げられた
- 隣接するペンシルベニア州では据え置かれた

◎ニュージャージー州（介入群）とペンシルベニア州（対照群）の雇用率の差を最低賃金引上げ前後で取り、因果効果を推定する

Q. 自然実験と疑似実験は 何が違うのか？

- 津川 (2015)
実験 (Experiments) ≡ RCT
疑似実験 (Quasi-experiments)
≡ 観察研究
- Rosenbaum (2017)
“Quasi-experiments”は「準実験」



2. 論点

2.1. RCT, 自然実験, 疑似実験 中室・津川 (2017)

◎RCT (randomized controlled trials, ランダム化比較試験)

→対象の集団を複数の群にランダムに割り付ける random allocation

◎自然実験 (natural experiments)

→外生的なショックによって介入群と対照群に自然と分かれた状況を利用する

◎疑似実験 (quasi-experiments)

→外生的ショックがないときに統計的手法を用いてRCTを実施しているような状態を作り出す

2. 論点

「自然実験」と「疑似実験」の違いとは？ Rosenbaum (2017)

研究者は処置の割り付けや設定を行わない（観察研究）

→この場合、処置群と対照群のアウトカムの差は以下の二つの説明が可能：

1. 処置効果によるもの
2. 群を作る際に生じたバイアスによるもの

◎したがって、割り付けられた処置と結果としてのアウトカムの関係性は**曖昧さ**を持つ。

→ 観察研究においていかに曖昧さを除去・低減するか

- 自然実験 natural experiments → 偶然的にランダム化実験の重要な要素のいくつかが自然と備わっている（公平性、対称性）
- 疑似実験（準実験） quasi-experiments → 別の関係性の吟味や追加データの調査によって曖昧さを除去・低減する

∴ 自然実験≡観察研究であり、観察研究に特定の手法を適用するのが疑似実験、ということではないか。

2. 論点

参考：RCTはなぜエビデンスレベルが高いのか
Rosenbaum (2017)

共変量 (covariate) …各個体を特徴付ける量で、実験の割り付け以前に決まっているもの

◎ランダム化は共変量のバランスをとる

共変量のバランスがとれている⇔介入群と対照群の共変量の分布が同じである
→観測される共変量は確認できるが観測されない共変量は確認できない

例：個体 i が介入群に割り付け: $Z_i = 1$, 対照群に割り付け: $Z_i = 0$

→割り付けがランダムである（共変量に依存しない）場合 Z_i は確率的な量であり

$$\Pr(Z_i = 1) = \Pr(Z_i = 0) = 1/2$$

cf. 共変量と交絡因子の違い

2. 論点

2.2. 反事実

処置を T , 対照を C とし、個体 i の潜在的アウトカムをそれぞれ r_{Ti} , r_{Ci} とした場合、実際に観測されるのはどちらか一方である

→観測されない潜在的アウトカムを**反事実** (counterfactual) と呼ぶ

すべての個体 i について $r_{Ti} = r_{Ci}$ であるとき T と C に差がない、つまり、処置 T には効果がないという仮説が立てられる (フィッシャーのシャープな帰無仮説 (null hypothesis of no effect))

$$\Delta_i = r_{Ti} - r_{Ci} \text{ とした時すべての } i \text{ について } \Delta_i = 0.$$

反事実は観測されないので Δ_i は定義されても決して観測できない量 (i は同時に T でありかつ C であることはない)

2. 論点

反事実における世界の衝突

Pearl, J., Glymour, M., & Jewell, N. P. (2016)

例：職業訓練（ X ）が就職率（ Y ）に及ぼす因果効果（ETT: effect of treatment on the treated）

$$ETT = E[Y_1 - Y_0 | X = 1]$$

→反事実 Y_0 （訓練を受けなかったら就職はどうなっていたか）の前提条件（ $X = 0$ ）と条件付けする事象 $X = 1$ が衝突している

→ $E[Y_0 | X = 1]$ （訓練を受けた人がもし訓練を受けなかったら就職していたかどうか）を実証的に測定することは不可能に見えるが、計算可能な表現に帰着させることは可能な場合がある。（⇒要研究）

2. 論点

反事実と意思決定

例：放射線治療とがん再発

放射線治療を受けない： $X = 0$, 受ける： $X = 1$, がん再発： $Y = 0$, 再発抑止： $Y = 1$

PN (probability of necessity)

$$PN = P(Y_0 = 0 | X = 1, Y = 1)$$

放射線治療を受けるという決断が望ましい結果（再発抑止）を得るのに必要であった度合い

PS (probability of sufficiency)

$$PS = P(Y_1 = 1 | X = 0, Y = 0)$$

もし実際に選択しなかった方の選択肢を選んでいたら、それで望ましい結果が得られた度合い

これら2つの確率（因果の確率 probability of causation）は法的な責任から個人的な意思決定まですべての原因分析の問題において大きな役割を果たす。

2. 論点

反事実の実践的応用 Pearl, J., Glymour, M., & Jewell, N. P. (2016)

反事実のパラメータを事後的に評価して何になるのか？

◎後悔や成功、あるいは正しいか誤りかなどの概念は、感情的な価値だけではなく、認知的発達や適応的学習において重要な役割を果たす

◎反事実による確認によって自分自身の意思決定のプロセスを改善し、能力を向上させることができる

例：放射線治療を受けるかどうか（リスクの数値化）

→受ければ治り、受けなければ再発する場合、治療を受ける

→放射線治療が必要かつ十分である確率を求めたいがこの確率は実験研究から評価できない

$$PNS = P(Y_1 = 1, Y_0 = 0)$$

→代数的に単調性を仮定すると実験データからPNSが推定できる

2. 論点

2.3. 差の差分析（差分の差分法, DID, DD）

two-group/two-period DD estimator

→time-series differenceとcross-sectional differenceの組み合わせ（パネルデータ）

→2x2が最もシンプルだがより大きなパネルデータに適用可能

	pre	post
treatment		
control		

◎メリット：適用できる範囲が広い、介入群と対照群が異質でもよい、介入群全体の介入効果が推定できる

◎デメリット：パネルデータが必要、平行トレンドの仮定を満たすと思われる例を見つけるのが困難

◎前提条件：

1. 平行トレンド（parallel trend）の仮定（→「平行である」ことの証明はできない。あくまでも仮定）

2. 処置後に、結果に影響を与える外生的ショックが介入群と対照群のどちらか一方にだけ起こっていない（→共通のショックは問題ない）

2. 論点

参考：DIDを用いた回帰分析

Goodman-Bacon(2021), 矢内(2021?), Pischke(2019)

例：介入群Aと対照群Bについて介入前と介入後のデータを取り、DIDにより因果効果を推定する。*TREAT*: a treatment group dummy, *POST*: a post-treatment period dummy

回帰式は以下

$$y_{it} = \gamma + \gamma_i TREAT_i + \gamma_t POST_t + \beta^{2 \times 2} TREAT_i \times POST_t + u_{it}$$

ここで以下のように $\beta^{2 \times 2}$ が差の差を推定する

$$\begin{aligned} & \beta^{2 \times 2} \\ &= (E[y_{it} | TREAT_i = 1, POST_t = 1] - E[y_{it} | TREAT_i = 1, POST_t = 0]) \\ & \quad - (E[y_{it} | TREAT_i = 0, POST_t = 1] - E[y_{it} | TREAT_i = 0, POST_t = 0]) \end{aligned}$$

3. 発展的論点（ラフスケッチ）

◎今後の個人的研究課題

- 計量経済学・統計学・数学をちゃんとやろう

- DAGを用いた因果推論

DAG (directed acyclic graph 非巡回的有向グラフ) を用いたグラフィカルモデル (因果グラフ)

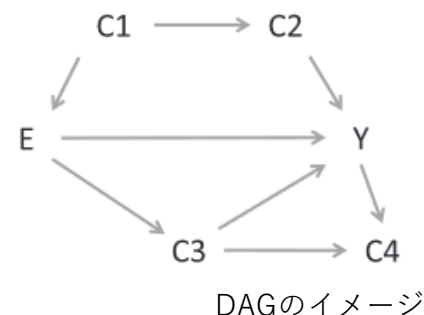
データにおける独立関係の可視化

- computational causal inference

因果推論、アルゴリズム設計、数値計算の学際的フィールド
大規模データ、機械学習

- 分析哲学・科学哲学

例えば [Lewis, D. "On the plurality of worlds" 1986](#)



4. 参考文献

- 津川友介 (2015) 『実験 (Experiment) と疑似実験 (Quasi-experiment) 』
<https://healthpolicyhealthecon.com/2015/02/23/experiment-and-quasi-experiment-1/> (2021/11/8)
- 中室牧子・津川友介 (2017) 『「原因と結果」の経済学——データから真実を見抜く思考法』ダイヤモンド社
- 矢内勇生 (2021?) 『計量経済学応用 6. 差分の差分法』高知工科大学
https://yukiyanai.github.io/jp/classes/econometrics2/contents/slides/metrics2_topic06_slides_pub.pdf (2021/11/1)
- Goodman-Bacon, A. (2021). Difference-in-differences with variation in treatment timing. *Journal of Econometrics*.
- Pearl, J., Glymour, M., & Jewell, N. P. (2016). *Causal inference in statistics: A primer*. John Wiley & Sons. (落海宏訳『入門 統計的因果推論』朝倉書店、2019)
- Pischke, J. (2019) Differences-in-Differences. LSE
<https://econ.lse.ac.uk/staff/spischke/ec533/did.pdf> (2021/11/1)
- Rosenbaum, Paul R. (2017) *Observation And Experiment: An Introduction to Causal Inference*. The Presidents and Fellows of Harvard College (阿部貴行・岩崎学訳『ローゼンバウム 統計的因果推論入門—観察研究とランダム化実験—』共立出版、2021年)