

Imai, Keele, Tingley, and Yamamoto. 2011.  
“Unpacking the Black Box of Causality”

---

Jaehyun SONG

2016-10-23

Graduate School of Law, Kobe University

## 因果効果と因果メカニズム

- *whether*: ある変数 (処置) が他の変数 (結果) に影響を与えるか (因果効果)
- *how*: 因果効果がどのように起きるか (因果メカニズム)

これまでの多くの研究は *whether* に注目し、

***how* はブラックボックスのまま**

# 因果メカニズムとは

本稿における**因果メカニズムの定義**

## Definition

原因に該当する変数 (処置など) が結果に影響を与える過程  
(= ... a process in which a causal variable of interest, i.e., a treatment variable, influences an outcome.)

これまでの研究では過程追跡 (process tracing)、  
共分散構造分析 (SEM) に対応

# 本稿の目的

## 既存の手法の限界を指摘

- 統計的手法の多くが検証不可能な、あるいは不適切な前提の上で成り立っていること

## 新たな手法の提案

1. 調査観察・実験データによる研究に必要な最低限の前提
2. 主な前提の成り立ちを検証する手法
3. より弱い前提の上で成り立つ、因果推論のためのリサーチ・デザイン

## 例 1) メディア研究

メディア情報が移民に対する態度に与える影響 (Brader, Valentino, and Suhay 2008)

- 被験者を2つのグループに無作為配分
- それぞれ異なるメディア情報を提示
- 不安感と移民に対する態度を測定

Out-group に関する否定的な情報 → 不安 → 移民反対

## 例 2) 選挙研究

選挙における現職の効果 (Cox and Katz 1996)

- なぜ現職候補者は選挙で有利なのか
  - 既存の研究では認知度の上昇、資源の優位性で説明
- scare-off/quality effect
- 現職の存在により、質の高い対抗候補者が参入 ×

現職 → 対抗候補の質低下 → 再選に有利

## Individual Treatment Effect (ITE)

$$ITE = Y_i(T_i = 1) - Y_i(T_i = 0) \quad (1)$$

$T_i$   $i$ に与えられた処置の有無 (1 = 処置, 0 = 統制)

$Y_i(T_i)$   $T_i$ を受けた場合の  $i$ の結果 (Outcome)

## ITE から ATE へ

我らが観測できるのは  $Y_i(1)$  か  $Y_i(0)$  のみ

**完全な無作為配分**に基いて**実験研究**では以下の前提が成立する。

$$\{Y_i(1), Y_i(0)\} \perp\!\!\!\perp T_i \quad (2)$$

したがって、以下の式は因果効果として**平均処置効果** (Average treatment effect; ATE)

$$ATE = \mathbb{E}[Y(1)] - \mathbb{E}[Y(0)] \quad (3)$$



## 調査観察データの場合

調査観察データの場合でも、処置の有無に影響する全ての  
変数が観察されているなら

$$\{Y_i(1), Y_i(0)\} \perp\!\!\!\perp T_i \mid X_i = x \quad (4)$$

= 条件付き独立の仮定

⇒ Matching, Propensity score により ATE が推定可能

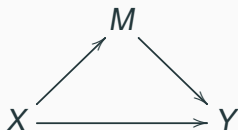
つまり、

ユニットレベルにおける処置効果 (ITE) は知り得ない。

しかし、

処置の (条件付き) 独立の仮定が成立している場合、処置群の結果から統制群の結果を引くことで ATE の不偏推定量が計算可能に

# 直接効果と間接効果



例 1

例 2

---

X 移民に関する情報接触

現職

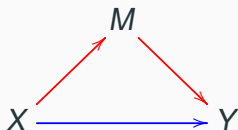
M 不安感

対抗候補の資質

Y 移民に対する態度

選挙結果

# 直接効果と間接効果の分解



$X \rightarrow M \rightarrow Y$

- 我々が知りたい因果メカニズム

$X \rightarrow Y$

- 想定した因果メカニズム以外のメカニズム

⇒ **直接効果と間接効果の分解**が必要

## 直接効果と間接効果の分解 (2)

ユニット  $i$  における直接効果 + 間接効果 (= ATE)

$$\tau_i \equiv Y_i(1, M_i(1)) - Y_i(0, M_i(0)) \quad (5)$$

$M_i(1)$  処置を受けた場合 ( $T_i = 1$ ) の媒介変数の値

## 直接効果と間接効果の分解 (2)

ユニット  $i$  における間接効果 (= Causal mediation effect)

$$\delta_i(t) \equiv Y_i(t, M_i(1)) - Y_i(t, M_i(0)) \quad (5)$$

ユニット  $i$  における直接効果 (= Direct effect)

$$\zeta_i(t) \equiv Y_i(1, M_i(t)) - Y_i(0, M_i(t)) \quad (6)$$

# 媒介効果の例

例 1)  $Y_i(1, M_i(1))$

- 移民に関する情報を接触した場合における態度

例 2)  $Y_i(1, M_i(0))$

- 移民に関する情報に接触したが、不安感は統制群と同一の場合における態度

## 因果効果分解における難点

$Y_i(t, M_i(1-t))$  は観察不可能

⇒ 一定の仮定を満たすことで以下のことは推定可能

$\overline{\delta(t)}$  平均因果媒介効果 (= Average causal mediation effect; ACME)

$\overline{\zeta(t)}$  平均直接効果 (= Average direct effect; ADE)

$$\begin{aligned} ATE &= ACME + ADE \\ \bar{\tau} &= \overline{\delta(t)} + \overline{\zeta(t)} \end{aligned} \quad (7)$$



# 既存のリサーチデザイン下での ACME と ADE

ATE は推定可能だが、ACME と ADE の推定は不可能

以下の前提が成り立つ場合、ACME と ADE はノンパラメトリックで推定可能

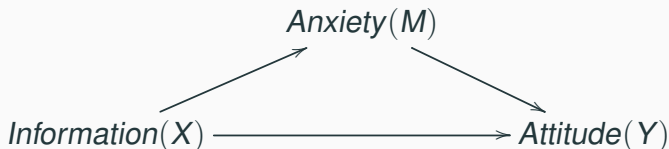
## Assumption (Sequential Ingorability)

$$\{Y_i(t', m), M_i(t)\} \perp\!\!\!\perp T_i | X_i = x \quad (8)$$

$$Y_i(t', m) \perp\!\!\!\perp M_i(t) | T_i = t, X_i = x \quad (9)$$

式 (9) は実験デザインでも成り立たない場合が多い

# メディア研究の例



- 無作為配分で情報を提示するため、 $\{Y_i(t', m), M_i(t)\} \perp\!\!\!\perp T_i \mid X_i = x$  は○
- M と Y に影響を与える要因の欠落
  - M と Y に影響しうる要因が測定され、共変量調整した結果、 $Y_i(t', m) \perp\!\!\!\perp M_i(t) \mid T_i = t, X_i = x$  が満たされているかを確認する必要あり

## Assumption (Sequential Ingorability)

$$\begin{aligned} \{Y_i(t', m), M_i(t)\} &\perp\!\!\!\perp T_i | X_i = x & (10) \\ Y_i(t', m) &\perp\!\!\!\perp M_i(t) | T_i = t, X_i = x \end{aligned}$$

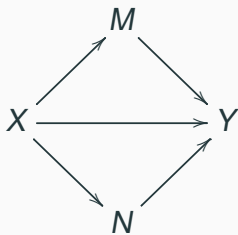
- 実験データ
  - 1st Stage は簡単に満たされるが、2nd は不明
- 調査観察データ
  - 1st, 2nd Stage 両方において不明

# 外生性と Sequential Ignorability (1)

## 外生性と Sequential Ignorability Assumption (SIA) の違い

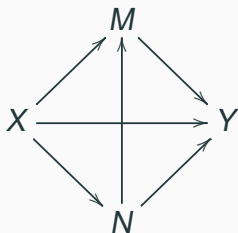
1.  $X \rightarrow M$ 、 $M \rightarrow Y$  を別の実験として推定してから足したら ACME となる? (= SEM の考え方)
  - Table 1 を参照
  - 真の ACME は-0.2 だが、別々にして足すと 0.4
2. SIA の 2nd stage おいて共変量調整は処置前 (pretreatment) 変数のみを含む
  - 処置変数の影響を受けたもので共変量調整は行わない

## 外生性と Sequential Ignorability (2)



- Exogeneity assumption: ○
- SIA: ○

## 外生性と Sequential Ignorability (2)



- Exogeneity assumption: ○
- SIA: ×
  - $N$  は  $X$  の影響を受けるため処置後交絡因子 (posttreatment confounder)

# 既存の ACME 推定法

一般的なデザイン下での推定方法

$$Y_i = \alpha_1 + \beta_1 T_i + \xi_1^T X_i + \varepsilon_{i1}, \quad (11)$$

$$M_i = \alpha_2 + \beta_2 T_i + \xi_2^T X_i + \varepsilon_{i2}, \quad (12)$$

$$Y_i = \alpha_3 + \beta_3 T_i + \gamma M_i + \xi_3^T X_i + \varepsilon_{i3} \quad (13)$$

- $ATE = \hat{\beta}_1$
- $ADE = \hat{\beta}_3$
- $ACME = \hat{\beta}_2 \hat{\gamma} = \hat{\beta}_1 - \hat{\beta}_3$

# 既存の ACME 推定法

一般的なデザイン下での推定方法

$$Y_i = \alpha_1 + \beta_1 T_i + \xi_1^T X_i + \varepsilon_{i1}, \quad (11)$$

$$M_i = \alpha_2 + \beta_2 T_i + \xi_2^T X_i + \varepsilon_{i2}, \quad (12)$$

$$Y_i = \alpha_3 + \beta_3 T_i + \gamma M_i + \xi_3^T X_i + \varepsilon_{i3} \quad (13)$$

- ACME の (漸近) 一致推定量であるための条件
  - Sequential Ignorability Assumption
  - No-interaction Assumption ( $\bar{\delta}(1) = \bar{\delta}(0)$ )
  - Linearity Assumption



# 線形 SEM による ACME の推定の限界

1.  $Cov(\varepsilon_{i2}, \varepsilon_{i3}) = 0$  が必要 (十分条件ではない)
2. 非線形モデルの場合
  - $M$  が離散変数の場合に用いる logistic or probit では  
 $ACME \neq \hat{\beta}_2 \hat{\gamma}$

# ACME の non-parametric 推定

## 1st Step

- 以下のモデルを推定

$$M_i = \alpha_1 + \beta_1 T_i + \xi_1^T X_i + \varepsilon_{i1}, \quad (14)$$

$$Y_i = \alpha_2 + \beta_2 T_i + \gamma M_i + \xi_2^T X_i + \varepsilon_{i2} \quad (15)$$

- 各モデルは Linear, Logistic, Probit, Non- or Semi-parametric, GAM などなど何でも可
- 式 (14) のモデルから  $T_i = 0, T_i = 1$  の時の  $M$  を予測

# ACME の non-parametric 推定

## 2nd Step

- 式 (15) のモデルに基き、1st Step で用意した予測値を投入して  $Y$  を予測
  1.  $T_i = 0$  で予測した  $M_i$  を入れた場合
  2.  $T_i = 1$  で予測した  $M_i$  を入れた場合
- 1 から 2 を引いたものの平均値 = ACME
- S.E. はブートストラップ法

# Sensitivity Analysis

SIA は検証不可能  $\Rightarrow$  感応度分析で頑健性チェック

方法 1

- $M$  モデルと  $Y$  モデルにおける誤差項の相関を利用
- $\rho = \text{Cov}(\varepsilon_{i2}, \varepsilon_{i3})$
- SIA が完全に満たされている場合、 $\rho = 0$
- $\rho \neq 0$  なら、モデル外に交絡要因が存在  $\rightarrow$  バイアス

# Sensitivity Analysis

SIA は検証不可能  $\Rightarrow$  感応度分析で頑健性チェック

## 方法 2

- $M$  モデルと  $Y$  モデルの決定係数 ( $R^2$ ) を利用
- 観測されていない交絡要因がある場合、 $R^2$  は小

## 調査観察データの場合

- 感応度分析は SIA の逸脱からどれくらい頑健かをチェック
  - しかし、処置変数 ( $X$ ) の独立性は対象外
- ⇒ 調査観察データの場合は、さらなる検証が必要
- バランス・チェックなど

## 頑健性の基準について

- SIA が満たされていることを客観的な評価指標は ×
- 感応度分析の結果を慎重に解釈する必要

# 新たなリサーチデザイン

## 因果推論のためのリサーチデザイン

- 媒介変数 (mediator) が直接・間接的に操作 (manipulate) できること
1. 実験データのデザイン
  2. 調査観察データのデザイン

# Encouragement Designs

## Single Experimental Design

- 回答者を複数のグループに割り当て、異なる刺激
- 処置変数のみが独立
  - 媒介変数は処置変数と連動

⇒ ACME, ADE の推定が困難

媒介変数も操作可能にする必要あり



# Parallel Encouragement Designs

被験者を2つのグループに分割

例) メディア研究の例

## 1. 既存の Single Experimental Design

- 情報提示 → 移民に対する態度、不安感を測定

## 2. 媒介変数が High/Low になるような実験デザイン

- **媒介変数のみに影響を与える外生変数**を刺激
- 不安感と移民に対する態度を測定

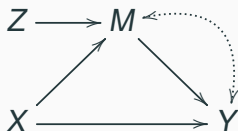
## 問題点

しかし、平行デザインにおいても ACME と ADE の推定は不可能

- 媒介変数の操作が完璧であっても、**媒介変数の程度は処置変数からも影響を受ける**ため
- 媒介変数の操作が不完全なら、操作による差がない

どうすれば…？

# 操作変数法の応用



- **ZはMのみに影響** ⇒ **操作変数**として使用可
  - Complier Average Causal Mediation Effects (CACME)

# 調査観察データの場合

本稿でいう調査観察データは一般的なサーベイデータ全般よりも自然実験や疑似実験を指す。

- Crossover Design
- **処置変数がランダム** (as-if random) であること
- **媒介変数**が処置変数の変動にも関わらず、**固定**されたケースが存在
- $t$  期と  $t+1$  期の結果の差分  $\Rightarrow$  ADE
- $ATE - ADE = ACME$

# Consistency Assumption

## Consistency Assumption

- 処置変数と媒介変数の値が同じなら必ず同じ潜在的結果であること
  - = YはXとMの値のみで変動し、刺激の操作そのものの影響を受けないこと
    - MはXのみによって自然に (natural) 変化する
- 仮定である以上、検証不可能であるが、デザインの際に注意

# 操作変数法との関係

## 操作変数法

- 内生性に対処
- 単調性 (monotonicity)、除外制約 (exclusion restriction)
- 操作変数  $\neq$  媒介変数
  - 除外制約により操作変数は結果変数に影響を与えない
- メカニズムはブラックボックスのまま
- Parallel Encouragement Designs では活躍
  - 調査観察データであっても、適切な操作変数が見つかりると応用可

# 交互作用 (交差項) との関係

交差項で因果メカニズムの推定?

- 統計的な有意な交差項の係数を媒介効果として解釈
  - SIA が満たされているなら ○
  - ACME が処置変数の状態から影響を受けることを意味 ( $\bar{\delta}(1) \neq \bar{\delta}(0)$ )
  - 仮説的な因果メカニズムの発見が可
  - 交差項の解釈には注意を

# 交互作用 (交差項) との関係

## 交差項で因果メカニズムの推定?

- 処置変数と処置前変数の交差項
  - 標本内のグループごとに処置変数の効果が異なることが示せる
  - 仮説的な因果メカニズムの発見
  - グループごとの異なる効果量が因果メカニズムの存在を意味するわけではない
  - ADE が処置前変数と独立なら処置前変数は ACME のみと関係する



定性的研究の専有物とされてきた「因果メカニズム」

- 統計学でメカニズムの推論は非常に**強い仮定**を要する

しかし、これからは

- **潜在的結果枠組み** (potential outcome framework) の普及
- **感応度分析**によって、仮定の頑健性を指標化
- メカニズムの推論に適した**リサーチデザイン**

- Imai, Tingley, and Yamamoto. 2013. “Experimental Designs for Identifying Causal Mechanisms.” *Journal of the Royal Statistical Society (A)*. 176 (1). pp. 5–51
- Imai, Keele, and Yamamoto. 2010. “Identification, Inference and Sensitivity Analysis for Causal Mediation Effects.” *Statistical Science*. 25 (1). pp. 51–71
- Imai, Keele, Tingley, and Yamamoto. 2015. “Causal Mediation Analysis Using R.” *A vignette for the mediation package*.

## R パッケージ

- `mediation`: 著者たちが作成した ACME 推定パッケージ