

# Causalidade e Resultados Potenciais

**Davi Ferreira Veronese (monitor)**

Universidade de São Paulo (USP)  
Métodos Quantitativos II  
Causalidade

# Causalidade: noções introdutórias

- Influência de uma variável (T) sobre a outra (Y)
- Existência de uma ação (tratamento ou intervenção) aplicada sobre uma unidade (i)
- Cada unidade i pode ser exposta a um conjunto de ações
- Cada par ação-unidade está associado a um determinado resultado (realização de Y)

# Exemplo

- Suponha que desejemos estimar o efeito do Programa de Aquisição de Alimentos (PAA) sobre determinado índice de segurança alimentar
- Unidade de análise (i): município
- Determinados municípios são expostos à política ( $T_i = 1$ ), enquanto outros municípios não são ( $T_i = 0$ )

## Resultados Potenciais

- Assuma que, em uma população de tamanho  $N$ , a variável de tratamento  $T$  assume 0 para o grupo de controle e 1 para o grupo de tratamento
- Para cada indivíduo  $i$ , a variável de interesse (dependente, explicada, resultado etc) assume  $Y_i(0)$  ou  $Y_i(1)$

$$Y_i^{\text{obs}} = Y_i(T_i) = \begin{cases} Y_i(0) & \text{if } T_i = 0, \\ Y_i(1) & \text{if } T_i = 1. \end{cases} \quad (1)$$

$$Y_i^{\text{mis}} = Y_i(1 - T_i) = \begin{cases} Y_i(0) & \text{if } T_i = 1, \\ Y_i(1) & \text{if } T_i = 0. \end{cases} \quad (2)$$

$$Y_i^{\text{obs}} = Y_i(1) \cdot T + Y_i(0) \cdot (1 - T) \quad (3)$$

# Efeito Causal e Problema Fundamental da Inferência Causal

- O efeito causal é a comparação (a diferença) entre os resultados potenciais, **para a mesma unidade**, no mesmo momento pós-tratamento
- Efeito causal (treatment effect) =  $Y_i(1) - Y_i(0)$
- O efeito causal **não é** uma comparação de um mesmo indivíduo (unidade) antes e depois de receber o tratamento
- “Problema fundamental da inferência causal”: apenas um resultado potencial se realiza (problema de missing data)
- Necessidade de múltiplas unidades para a inferência causal

## Quantidades de Interesse (Causal Estimands)

- Average treatment effect (ATE):

$$\mathbb{E}[Y_i(1) - Y_i(0)] \quad (4)$$

- Average treatment effect on the treated (ATT):

$$\mathbb{E}[Y_i(1) - Y_i(0) | T_i = 1] \quad (5)$$

# Decomposição do Efeito Causal

$$\begin{aligned} & \mathbb{E}[Y_i^{\text{obs}} | T = 1] - \mathbb{E}[Y_i^{\text{obs}} | T = 0] = \\ & \mathbb{E}[Y_i(1) \cdot T + Y_i(0) \cdot (1 - T) | T = 1] - \mathbb{E}[Y_i(1) \cdot T + Y_i(0) \cdot (1 - T) | T = 0] = \\ & \mathbb{E}[Y_i(1) | T = 1] - \mathbb{E}[Y_i(0) | T = 0] = \\ & \mathbb{E}[Y_i(1) | T = 1] - \mathbb{E}[Y_i(0) | T = 1] + \mathbb{E}[Y_i(0) | T = 1] - \mathbb{E}[Y_i(0) | T = 0] = \\ & \mathbb{E}[Y_i(1) - Y_i(0) | T = 1] + \mathbb{E}[Y_i(0) | T = 1] - \mathbb{E}[Y_i(0) | T = 0] = \\ & \text{ATT} + \text{selection bias} \end{aligned} \tag{6}$$

# Regressão e Causalidade

$$Y_i^{\text{obs}} = \alpha + \beta \cdot T_i + \epsilon_i \quad (7)$$

- Se o mecanismo de atribuição ao tratamento ( $T_i$ ) é independente da variável dependente ( $Y_i$ ), os grupos de tratamento e controle tendem a ser, na média, iguais, exceto pela exposição ao tratamento
- Nesse caso,  $\hat{\beta}$  é um estimador não viesado do efeito causal  $\beta$  (i. e.,  $\mathbb{E}[\hat{\beta}] = \beta$ )

$$\hat{\beta}_{ols} = \frac{1}{\sum_{i=1}^n (T_i - \bar{T})^2} \sum_{i=1}^n (Y_i^{\text{obs}} - \bar{Y}^{\text{obs}})(T_i - \bar{T}) = \bar{Y}_t^{\text{obs}} - \bar{Y}_c^{\text{obs}} \quad (8)$$



- Por causa da randomização, podemos afirmar (ver Athey & Imbens):

$$\beta = \mathbb{E}[Y_i(1) - Y_i(0)] \quad (9)$$

$$\alpha = \mathbb{E}[Y_i(0)] \quad (10)$$

$$\mathbb{E}[\epsilon_i | T_i] = 0 \quad (11)$$

- Intuição: como o mecanismo de seleção (atribuição) ao tratamento é aleatório, não há diferenças sistemáticas entre tratados e controles (não há variáveis omitidas determinando a atribuição ao tratamento), de modo que a diferença pós-tratamento entre tratados e controles deve-se apenas ao tratamento (e não ao viés de seleção)
- Em outras palavras, o viés de seleção é igual a zero

## Contextos mais gerais

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_{1i} + \beta_2 X_{2i} + \dots + \beta_k X_{ki} + \epsilon_i \quad (12)$$

- Suponha que estamos interessados no efeito (causal) de  $X_1$  sobre  $Y$ , e as demais variáveis ( $X_2 \dots X_k$ ) são controles
- A ausência de viés de seleção ocorre quando a **hipótese de média condicional zero** é satisfeita

$$\mathbb{E}[\epsilon | X_1, X_2 \dots X_k] = 0 \quad (13)$$

- Se essa hipótese não for satisfeita, não podemos conferir interpretação causal aos estimadores da regressão

# Referências

- Imbens, G. & Rubin, D. **Causal Inference for Statistics, Social and Biomedical: an Introduction**. Cambridge University Press, 2015.
- Athey, S. & Imbens, G. The Econometrics of Randomized Experiments.

# Obrigado!