Uso de DAGs para a identificação de confundidores na pesquisa em saúde

Ricardo de Souza Kuchenbecker Rodrigo Citton P. dos Reis - citton.padilha@ufrgs.br

> Universidade Federal do Rio Grande do Sul Programa de Pós-Graduação em Epidemiologia

> > Porto Alegre, 2023



Relembrando

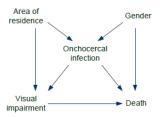
### Relembrando

Relembrando

### O critério back-door

- Procura ver se a exposição e o desfecho seriam associadas na ausência de um efeito causal.
- Em caso afirmativo, ele verifica se o condicionamento em um determinado conjunto de variáveis eliminaria essa associação.
  - O condicionamento em uma variável ao longo de um caminho de transmissão de associação remove a associação;
  - O condicionamento em colisores induz associações.
- Remover algumas associações espúrias pode criar outras, por isso é necessário cuidado.
- Existe um algoritmo preciso, que pode ser aplicado em configurações arbitrariamente complexas, auxiliado por softwares como o DAGitty.

## Exemplo 1



Para estimar o efeito causal de deficiência visual no o óbito, devemos controlar para oncocercose E ou sexo ou área de residência, ou ambos.

## Exemplo 2



Para estimar o efeito causal do uso de suplementos de estrogênio no câncer de endométrio, devemos controlar por sangramento uterino?

### Exemplo 3



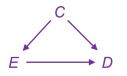
Para estimar o efeito causal da ingestão de trigo no câncer de pulmão, devemos controlar por consumo de álcool?

Pensamento causal

### Pensamento causal

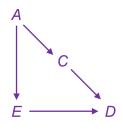


- Como os DAGs e o critério back-door se relacionam com visões mais tradicionais sobre confundindo?
- O triângulo acima é geralmente desenhado.
- E diz-se que um confundidor:
  - 1. É associado com a exposição.
  - 2. É independentemente associado ao desfecho.
  - 3. Não está no caminho causal da exposição ao desfecho.



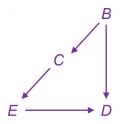
#### Alguns exemplos simples

C é um confundidor de acordo com as visões tradicional e DAG.



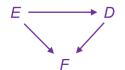
#### Alguns exemplos simples

C é um confundidor de acordo com as visões tradicional e DAG.



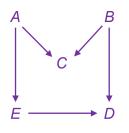
#### Alguns exemplos simples

C é um confundidor de acordo com as visões tradicional e DAG.



#### Alguns exemplos simples

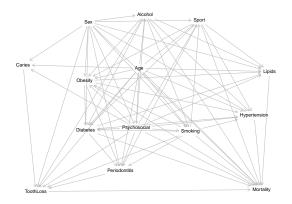
- F NÃO é um confundidor de acordo com a visão DAG.
  - É um descendente da exposição.
  - Controlar por F CRIA viés.
- F É um confundidor de acordo com a visão tradicional.
  - Não está no caminho causal entre exposição e desfecho.
  - Na prática, alguém ajustaria a análise por este fator?



# Alguns exemplos simples: a estrutura "M"

- C NÃO é um confundidor de acordo com a visão DAG.
  - Controlar por C CRIA viés.
- C É um confundidor de acordo com a visão tradicional.
  - Na prática, muitos pesquisadores ajustariam a análise por este fator.

Em resumo, com exceção da **estrutura "M"** e estruturas relacionadas, as visões **tradicional** e **DAG** concordam na maioria das situações em que **um confundidor** está sendo considerado.



Na prática, devemos ter mais de um confundidor.

Pensamento causal

## Desfechos potenciais vs. DAGs

#### Imbens and Rubin (2015):

Pearl's work is interesting, and many researchers find his arguments that path diagrams are a natural and convenient way to express assumptions about causal structures appealing. In our own work, perhaps influenced by the type of examples arising in social and medical sciences, we have not found this approach to aid drawing of causal inferences.

#### Pearl's blog post:

So, what is it about epidemiologists that drives them to seek the light of new tools, while economists seek comfort in partial blindness, while missing out on the causal revolution? Can economists do in their heads what epidemiologists observe in their graphs? Can they, for instance, identify the testable implications of their own assumptions? Can they decide whether the IV assumptions are satisfied in their own models of reality? Of course they can't; such decisions are intractable to the graph-less mind.

Pensamento causal

#### Tendência ao sincretismo

- Desfechos potenciais são úteis quando se pensa em experimentos com mecanismos de atribuição de tratamento, quase-experimentos.
- ▶ DAGs são úteis quando se pensa em toda a estrutura causal, relações causais complexas, mecanismos causais.

### Métodos de análise

- Suponha que, aplicando o critério *back-door*, nosso diagrama causal nos diga que o conjunto  $Z = \{Z_1, Z_2, \dots, Z_p\}$  (sexo, idade, gravidade da dor, uso de álcool, ...) é suficiente para controlar para confusão.
- Como analisamos os dados para estimarmos o efeito causal médio?
  - Estratificação;
  - Ajuste por covariável na análise de regressão;
  - Méotodos de pareamento;
  - Escore de propensão.
- ► E para além do efeito causal médio (total)?
  - Explicando as causas das causas: análise de mediação e análise de interação (ver Vanderweele, 2015)<sup>1</sup>.

<sup>&</sup>lt;sup>1</sup>VanderWeele, Tyler J. Explanation in Causal Inference: Methods for Mediation and Interaction. New York, NY: Oxford University Press, 2015.

## Muito obrigado!

