

PO

Manoel Galdino

2024-03-18

Causalidade e Pesquisas Qualitativa

Stuart Mill sugeriu que o estudo de causalidade poderia ser pensado a partir de cinco métodos (ou quatro métodos agrupados em cinco cânones¹) distintos: 1) método da concordância; 2) método da diferença; 3) método conjunto; 4) método da variação concomitante e 5) método dos resíduos.

EM sua época, noções de causalidade estavam associadas a relações lógicas, em particular de necessidade e suficiência, e associada, a noção de antecedente e consequente da lógica Aritotélica.

Vamos apresentar essas noções rapidamente.

Se $A \implies C$ e $B \implies C$, então podemos observar C sem B ou sem A . Portanto, dizemos apenas que B (ou A) é suficiente para C . Por outro lado, C é condição necessária para A , já que é impossível A ser verdade e C não.

Também chamamos A e B de antecedente, e C de consequente. O método da concordância diz

If two or more instances of the phenomenon under investigation have only one circumstance in common, the circumstance in which alone all the instances agree is the cause (or effect) of the given phenomenon. (p. 481)

O método da diferença, de acordo com chatGPT, estabelece que:

Se um caso em que o fenômeno ocorre e outro em que não ocorre têm todas as circunstâncias em comum, exceto uma, que ocorre apenas no primeiro caso, então essa circunstância em que os dois casos diferem é a causa (ou efeito), ou parte da causa, do fenômeno.

O terceiro método é a combinação dos dois anteriores, designado por método conjunto (da concordância e da diferença).

O método dos resíduos é parecido com aquela citação do Conan Doyle, feita pelo personagem Sherlock Holmes:

When you have eliminated the impossible, whatever remains, however improbable, must be the truth.

No caso do Mill, ele diz que após eliminar causas conhecidas de um fenômeno, o que restar deve ser explicado pela causa restante.

Veja que todos os métodos anteriores pressupõem uma relação binária, isto é, ou o antecedente (ou consequente) está presente ou não.

Por fim, o método da variação concomitante

Como nós veremos mais ao final do curso, esses métodos do Mill são bastante parecidos com os métodos sugeridos pela literatura de Process Tracing pré-Bayesiana.

¹Cf. Suzuki & Horita, 2023

O método do Mill pressupõe, por ser baseado em relações lógicas de necessidade e suficiência, relações causais determinísticas ².

Tradição experimental

A ciência política possui uma longa tradição de conduzir experimentos para investigar relações de causa e efeito. De acordo com o survey de Bositis & Steinell (1987), o primeiro experimento em ciência política foi conduzido por Harold Gosnell (1927), que estudou se envio de mensagens pelo correio impactavam registro e comparecimento eleitoral nas eleições em Chicado de 1924 e 1925.

Potential Outcomes

Digamos que estamos interessados em estimar o efeito causal de envio ou não de mensagens informando sobre a importância do voto sobre o comparecimento eleitoral. Nós vamos designar por tratamento nossa variável binária se uma mensagem foi ou não enviada e ela assum valor 1 se uma eleitora recebeu a mensagem e 0 caso não tenha recebido. Cada eleitora possui dois resultados potenciais, mas apenas um resultado observado. Os Resultados Potenciais são definidos como Y_i^1 se a eleitora i recebeu o tratamento e Y_i^0 se a eleitora i não recebeu o tratamento. Isso é verdade para todas eleitoras i e só podemos observar um desses resultados para cada eleitora (não ambos).

Para distinguir resultados potenciais de resultados observados, nossa notação é expressa do seguinte modo. Temos apenas dois resultados potenciais para cada eleitora i , Y_i^1 e Y_i^0 . Por outro lado, temos apenas um resultado observado para cada eleitora i , Y_i . Vejam que nos resultados observados não há sobreescrito. Isso indica que não são resultados potenciais, mas observados, efetivos, que acontecem na realidade. Já resultados potenciais são hipotéticos.

Seja D_i uma variável que indica se a unidade (eleitora) recebeu o tratamento ou não.

O mundo factual (observado) pode ser descrito em termos dos resultados potenciais pela equação abaixo. É importante enfatizar que essa equação conecta os resultados observados com os resultados potenciais. Repetindo o que dissemos antes, note também a diferença de notação entre um resultado observado (indexado apenas o indivíduo i) e um potencial (indexado para o indivíduo i e para o tratamento potencialmente recebido).

$$Y_i = Y_i^0 + (Y_i^1 - Y_i^0) * D_i \quad (1)$$

Quando $D_i = 1$, $Y_i = Y_i^0 + Y_i^1 - Y_i^0 = Y_i^1$, ou seja, quando a unidade i recebe o tratamento, o resultado observado Y_i é igual ao resultado potencial Y_i^1 . Por outro lado, quando $D_i = 0$, $Y_i = Y_i^0$, ou seja, o resultado observado é igual ao potencial sem tratamento. Veja que nós podemos observar um dos dois resultados potenciais (mas não ambos) para cada indivíduo i .

Implícito nessa equação está um pressuposto, chamado de consistência, que diz que o tratamento deve ser definido de maneira não-ambígua.

Um exemplo de tratamento que pode ser definido de maneira ambígua é o de incumbência. Digamos que quero medir o efeito causal da incumbência, que é um tratamento binário. Tenho portanto, a princípio, dois resultados potenciais Y_i^1 e Y_i^0 . Contudo, se na prática tenho dois tipos de incumbência, do candidato e do partido, então tenho na verdade três resultados potenciais em vez de dois, pois tenho dois tratamentos e um controle. De maneira geral, o pressuposto da consistência é violado quando há muitas maneiras distintas de implementar um tratamento conceitual. Isso é claro quando pensamos, por exemplo no efeito causal da massa corporal sobre algum indicador de saúde. Podemos reduzir a massa corporal com remédios (como Ozempic), dieta, exercício físicos, cirurgia bariátrica etc. E é possível que cada um desses tratamentos possua efeitos causais distintos, de modo que o tratamento abstrato “reduzir massa corporal” é mais complicado. O mesmo vale para efeito causal de gênero, raça etc.

²cf. Lieberson (1991) para uma visão mais aprofundada dos pressupostos de estudos com “n” pequeno com o método de Mill

Portanto, ainda que exista muitas maneiras pela qual o tratamento pode ser implementado, todas devem ter o mesmo resultado potencial, se a suposição de consistência for válida.

Assim, podemos formular consistência (Cole & Frangakis, 2009) como:

$$Y_i^{\text{observado}} = Y_i^{D,k} \quad \text{se } D = D_i, \text{ para todo } k$$

O que essa equação nos diz é que o resultado observado (e coloquei observado no sobrescrito para enfatizar, o que não é estritamente necessário em nossa notação) é igual ao resultado potencial de cada valor do tratamento D e para todas as formas de implementação do tratamento k .

Utilizando esta notação, podemos definir o efeito causal ao nível da unidade como:

$$\delta_i = Y_i^1 - Y_i^0$$

A equação 1 me diz que eu só posso observar um dos resultados potenciais para cada indivíduo. De forma que, nesse caso, é impossível determinar δ_i . Este problema foi chamado por Holland (1986) de “problema fundamental da inferência causal”.

Average Treatment Effects (ATE)

Se em geral não podemos observar o efeito causal individual, o que dizer do efeito causal médio? Vamos definir o ATE (ao nível da população) como:

$$ATE := \mathbb{E}[\delta_i] = \mathbb{E}[Y_i^1 - Y_i^0] = \mathbb{E}[Y_i^1] - \mathbb{E}[Y_i^0] \quad (2)$$

Veja que nossa definição do ATE, do mesmo jeito que a definição do efeito causal individual, requer a observação de ambos resultados potenciais. Portanto, é um parâmetro também não observável diretamente. O máximo que podemos fazer (mesmo na população) é estimar o parâmetro.

Average Treatment effect for the Treated (ATT)

O próximo parâmetro de interesse que iremos definir é o ATT. Basicamente, é o efeito causal médio para as unidades que receberam o tratamento, isto é, excluimos de consideração as unidades no grupo controle. A princípio, não há razão para supor que o ATT será igual ao ATE. Em particular em dados observacionais típicos de ciência política, em que as pessoas escolhem se vão receber o tratamento ou não, deve haver diferenças entre o ATT e o ATE. Em nossos dois exemplos discutidos até agora, é fácil perceber que campanhas políticas devem mandar mensagens de campanha para eleitores mais suscetíveis de serem impactados por mensagens. E políticos que decidem tentar a reeleição tendem a ser diferentes de políticos que não-buscam a reeleição. Em ambos os casos, isso deve causar efeitos causais individuais diferentes entre o grupo dos tratados e do controle, tornando o ATT diferente do ATE.

$$ATT := \mathbb{E}[\delta_i | D_i = 1] = \mathbb{E}[Y_i^1 - Y_i^0 | D_i = 1] = \mathbb{E}[Y_i^1 | D_i = 1] - \mathbb{E}[Y_i^0 | D_i = 1] \quad (2)$$

A equação 1 conecta resultados observados com resultados potenciais. Isso é particularmente útil quando quisermos estimar o efeito causal a partir de dados observacionais.

Digamos que queremos computar a média percentual de votação conforme indicação do governo para deputados da base e fora da base. Isso é dado pela equação 8.2 abaixo.

$$\mathbb{E}[Y_i | B_i = 1] - \mathbb{E}[Y_i | B_i = 0] \quad (8.2)$$

Veja que por enquanto estamos tratando apenas de dados observados e, portanto, não podemos falar de dados potenciais. Contudo, se a suposição de consistência for válida, podemos utilizar a equação 8.1 para conectar o factual e o contrafactual.

$$\begin{aligned}
\mathbb{E}[Y_i|B_i = 1] &= \mathbb{E}([Y_{0i} + (Y_{1i} - Y_{0i}) * B_i]|B_i = 1] \\
\mathbb{E}[Y_i|B_i = 1] &= \mathbb{E}([Y_{0i} + (Y_{1i} - Y_{0i}) * 1]|B_i = 1] \\
\mathbb{E}[Y_i|B_i = 1] &= \mathbb{E}[Y_{1i}|B_i = 1]
\end{aligned} \tag{1}$$

Diferença em resultados potenciais

Vamos supor que temos 10 países e pudemos observar a renda per capita dos países (em milhares de dólares). Considere um “tratamento” binário que é o país ser democrático ou não (tal como definido pela tradição minimalista, de eleições competitivas). Se fosse possível observar os dois resultados potenciais para os dez países, teríamos uma tabela mais ou menos assim:

Table 1: Resultados Potenciais

| ID | Y^1 | Y^0 | δ |
|----|-------|-------|----------|
| 1 | 7 | 1 | 6 |
| 2 | 5 | 6 | -1 |
| 3 | 5 | 1 | 4 |
| 4 | 7 | 8 | -1 |
| 5 | 4 | 2 | 2 |
| 6 | 10 | 1 | 9 |
| 7 | 1 | 10 | -9 |
| 8 | 5 | 6 | -1 |
| 9 | 3 | 7 | -4 |
| 10 | 9 | 8 | 1 |

Podemos calcular o efeito médio do tratamento se tivermos essa tabela de dados, porque o efeito médio do tratamento é simplesmente a diferença média entre as colunas Y^1 e Y^0 . Ou seja, a diferença entre $\mathbb{E}[Y^1] = 5.6$ e $\mathbb{E}[Y^0] = 5$, o que dá um ATE de 0.6. E nós interpretamos isso como o efeito causal médio de um país ser uma democracia comparado com uma ditadura é de aumentar a renda per capital em 0.6 mil dólares.

Vejam que a democracia não é benéfica para todos os países. Em alguns casos, o efeito causal é negativo. Na linguagem de causalidade, dizemos que o efeito causal é heterogêneo entre as unidades.

Vale notar que, uma vez que não há atribuição de tratamento e controle para os países, isto é, estamos falando apenas de resultados potenciais, não posso calcular o ATT nem o ATU. Para isso, é necessário que de algum modo a alocação para tratamento e controle seja feita e nós possamos observar os resultados em cada caso (isto é, das unidades no tratamento e no controle).

Agora, vamos supor que as elites políticas dos países sabem qual instituição é melhor para seu próprio país e escolhem o regime político que gera a maior renda per capita. E vamos supor que agora nós só observamos o resultado correspondente ao regime político escolhido pelas elites do país, isto é, de acordo com a equação que conecta resultados potenciais e observados.

Table 2: Resultados Observados

| ID | Y | D |
|----|-----|-----|
| 1 | 7 | 1 |
| 2 | 6 | 0 |
| 3 | 5 | 1 |
| 4 | 8 | 0 |
| 5 | 4 | 1 |
| 6 | 10 | 1 |
| 7 | 10 | 0 |

| ID | Y | D |
|----|---|---|
| 8 | 6 | 0 |
| 9 | 7 | 0 |
| 10 | 9 | 1 |

A tabela x mostra apenas os resultados observados para o tratamento ou controle, e não mais os resultados potenciais. Considerando ainda a tabela com resultados potenciais, mas utilizando a atribuição de tratamento e controle feita pelas elites, podemos calcular o ATT e ATU. Lembrando que:

$$ATT = \mathbb{E}[Y^1|D = 1] - \mathbb{E}[Y^0|D = 1]$$

e

$$ATU = \mathbb{E}[Y^1|D = 0] - \mathbb{E}[Y^0|D = 0]$$

O ATT é, portanto, $(7 + 5 + 4 + 10 + 9)/5 - (1 + 1 + 2 + 1 + 8)/5 = 4.4$. E o ATU é $(5 + 7 + 1 + 5 + 3)/5 - (6 + 8 + 10 + 6 + 7)/5 = -3.2$.

Veja que, usando a LIE, podemos redefinir o ATE como a média ponderada do ATT e ATU do seguinte modo:

$$ATT = \mathbb{E}[Y^1] - \mathbb{E}[Y^0]$$

Pela Lei das Esperanças Iteradas, sabemos que se X for uma variável binária, então:

$$\mathbb{E}[Y] = \mathbb{E}[\mathbb{E}[Y|X]] = \mathbb{E}[Y|X = 1]P(X = 1) + \mathbb{E}[Y|X = 0]P(X = 0)$$

Aplicando essa lógica para o ATE, temos:

$$\begin{aligned} \mathbb{E}[Y^1] - \mathbb{E}[Y^0] &= (\mathbb{E}[Y^1|X = 1] - \mathbb{E}[Y^0|X = 1])P(X = 1) + (\mathbb{E}[Y^1|X = 0] - \mathbb{E}[Y^0|X = 0])P(X = 0) = \\ &= \mathbb{E}[Y^1] - \mathbb{E}[Y^0] = ATTP(X = 1) + ATUP(X = 0) = \\ &= ATE = ATTP(X = 1) + ATUP(X = 0) \end{aligned} \quad (2)$$

O que acontece se fôssemos utilizar essa tabela para calcular o efeito causal médio comparando $\mathbb{E}[Y^{\text{observado}}|D = 1] - \mathbb{E}[Y^{\text{observado}}|D = 0]$? Nossa estimativa do ATE seria portanto a diferença entre o ATT e o ATU, isto é.

Referências

- Bositis, D. A., & Steinel, D. (1987). A synoptic history and typology of experimental research in political science. *Political Behavior*, 9, 263-284.
- Cole, S. R., & Frangakis, C. E. (2009). The consistency statement in causal inference: a definition or an assumption?. *Epidemiology*, 20(1), 3-5.
- Gosnell, H. F. (1927). *Getting out the vote*. Chicago: University of Chicago Press.
- Holland, P. W. (1986). Statistics and causal inference. *Journal of the American statistical Association*, 81(396), 945-960.
- Lieberson, S. (1991). Small N's and big conclusions: an examination of the reasoning in comparative studies based on a small number of cases. *Social forces*, 70(2), 307-320.
- Suzuki, T., & Horita, M. (2023). Revisiting JS Mill's Methods: Causal Inference and Social Choice Theory. Available at SSRN 4603153.