Diferenças em diferenças

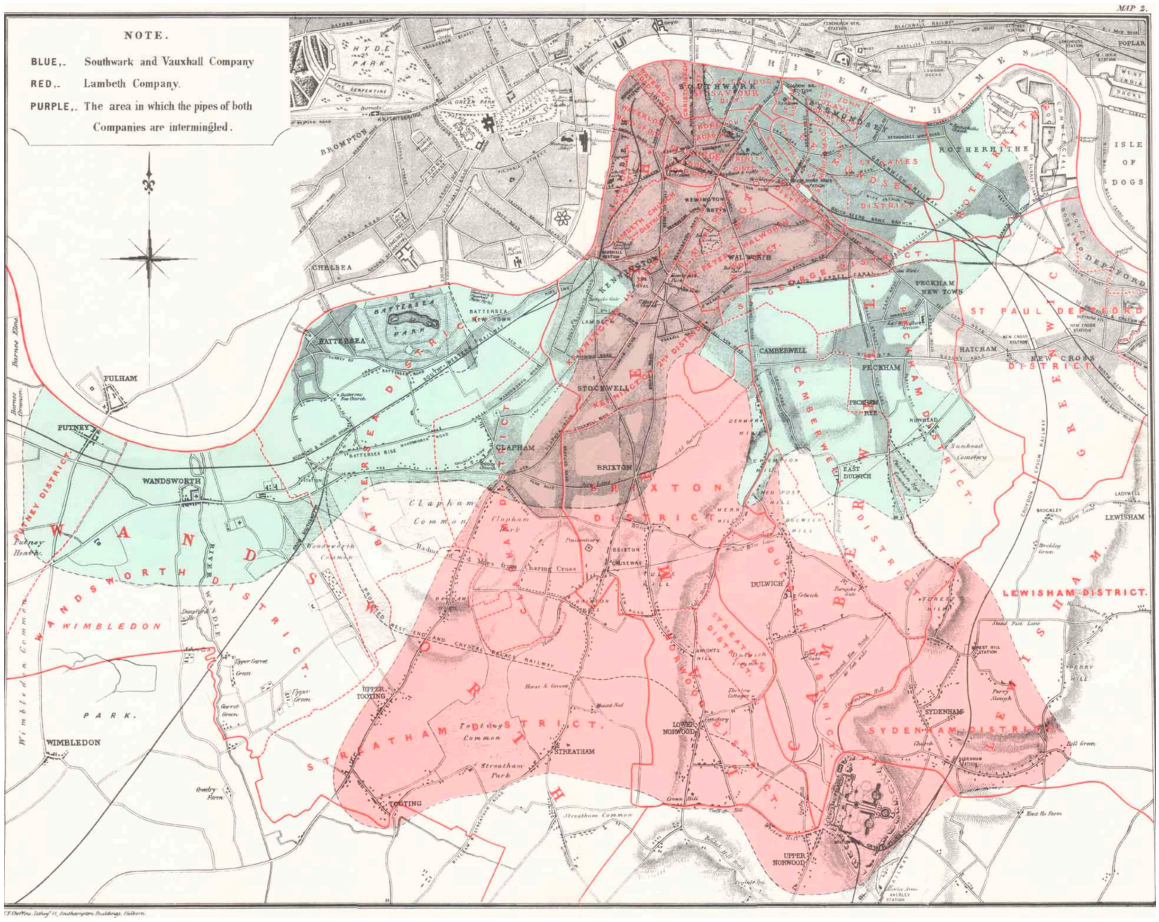
IBM0288 - 2026.2

Prof. Raphael Gouvea

0.1 John Snow e a cólera

- Várias ondas de cólera em Londres no início e meados do século XIX. A comunidade médica atribuía a doença ao **miasma**: venenos presentes no ar fétido (“ar ruim”)
- John Snow acreditava que a cólera era causada por um **organismo vivo** que entrava no corpo pela comida e bebida, passava pelo sistema digestivo e voltava à água do Tâmisa pelos dejetos, causando novas epidemias.
- Londres aprovou uma lei exigindo que as companhias de água movessem os canos de captação rio acima, acima do centro da cidade, mas nem todas cumpriram.
- Experimento natural: a companhia Lambeth moveu o cano entre 1849 e 1854; a Southwark e Vauxhall atrasaram.

0.2 Saneamento em Londres, 1854



Ibmec

0.3 Intuição: contexto

- Tratamento: mudança do cano de captação para montante, ou seja, água mais limpa
- Resultado: mortalidade média por cólera (Y)
- Grupos: Lambeth (tratado) e Southwark e Vauxhall (controle)
- Períodos: antes (1849) e depois (1854)
- Objetivo: estimar o efeito causal da água limpa sobre Y

0.4 Intuição: notação

- Y: mortalidade média por cólera de cada grupo em cada período (antes = 1849, depois = 1854)
- L e SV: mortalidade média de Lambeth e de Southwark e Vauxhall **antes** (1849), ou seja, o nível de cada grupo, suas características fixas
- L_t: **tendência contrafactual** de Lambeth, isto é, quanto a mortalidade em Lambeth teria mudado entre 1849 e 1854 se o cano **não** tivesse sido movido
- SV_t: tendência de Southwark e Vauxhall, isto é, quanto a mortalidade nesse grupo mudou entre 1849 e 1854
- D: efeito causal da mudança do cano sobre a mortalidade. Ele só aparece para Lambeth e só no período depois

0.5 Intuição: exemplo simplificado

Podemos identificar o efeito causal de D se simplesmente compararmos a mortalidade por cólera em Lambeth com a de Southwark e Vauxhall em 1854 (após o tratamento)?

Empresa	Tempo	Mortalidade média
Lambeth	Depois	$Y = L + L_t + D$
Southwark e Vauxhall	Depois	$Y = SV + SV_t$
Diferença		$D + (L - SV) + (L_t - SV_t)$

Não! A comparação entre os grupos em 1854 mistura D com a diferença de níveis entre os grupos ($L - SV$, o viés de seleção) e com a diferença de tendências ($L_t - SV_t$). E se compararmos Lambeth com ela mesma, antes e depois?

Empresa	Tempo	Mortalidade média
Lambeth	Antes	$Y = L$
	Depois	$Y = L + L_t + D$
Diferença (D_1)		$L_t + D$

A diferença antes-depois elimina o nível de Lambeth (L), que não muda no tempo. Porém, sobra L_t, a **tendência contrafactual**: quanto a mortalidade em Lambeth teria mudado entre 1849 e 1854 se o cano não tivesse sido movido. Como só observamos a soma $L_t + D$, não conseguimos separar o efeito da tendência!

Empresa	Tempo	Mortalidade média
Lambeth	Antes	$Y = L$
	Depois	$Y = L + L_t + D$
Diferença (D_1)		$L_t + D$

O que podemos fazer, então?

E se fizermos a diferença das diferenças (dif-em-dif)?

Ibmec

Quatro médias e três subtrações: (1) depois – antes em Lambeth; (2) depois – antes em Southwark e Vauxhall; (3) a diferença entre essas duas diferenças.

As duas primeiras subtrações eliminam os níveis L e SV, e a terceira compara as mudanças dos dois grupos. Mas $D_2 = D + (L_t - SV_t)$ ainda não é igual a D. Qual hipótese precisamos fazer para que o estimador dif-em-dif seja igual ao efeito causal da água limpa?

Tendências paralelas: $L_t = SV_t$, ou seja, na ausência do tratamento a mortalidade em Lambeth teria evoluído como a de Southwark e Vauxhall. Nesse caso, $D_2 = D$. Como L_t é contrafactual, essa hipótese **não pode ser testada diretamente**.

Empresa	**Tempo**	**Mortalidade média**	D_1	D_2
Lambeth	Antes	$Y = L$		
	Depois	$Y = L + L_t + D$	$L_t + D$	$D + (L_t - SV_t)$
Southwark e Vauxhall	Antes	$Y = SV$		
	Depois	$Y = SV + SV_t$	SV_t	

0.6 O resultado de Snow

Mortalidade por cólera por 10.000 domicílios (Tabela XII de Snow, modificada):

Empresa	**Tempo**	**Mortalidade média**	D_1	D_2
Lambeth	Antes	62		
	Depois	14	−48	**−97**
Southwark e Vauxhall	Antes	565		
	Depois	614	49	

Supondo tendências paralelas ($L_t = SV_t$), mover o cano para montante evitou **97 mortes por 10.000 domicílios** em Lambeth.

0.7 O estimador dif-em-dif

- 2 grupos, tratamento (T) e controle (C), e 2 períodos, antes e depois do tratamento
- Ideia central: usar a **evolução do grupo de controle** como proxy do que teria acontecido com o tratado **na ausência do tratamento**:

$$\delta_{DD} = \underbrace{(\bar{Y}^T_{depois} - \bar{Y}^T_{antes})}_{\text{mudança no tratado}} - \underbrace{(\bar{Y}^C_{depois} - \bar{Y}^C_{antes})}_{\text{mudança no controle}} = \Delta\bar{Y}^T - \Delta\bar{Y}^C$$
$$= (\bar{Y}^T_{depois} - \bar{Y}^C_{depois}) - (\bar{Y}^T_{antes} - \bar{Y}^C_{antes})$$

Dif-em-dif é duas coisas:

1. Em última instância, é sempre um cálculo numérico: **4 médias e 3 subtrações**!
2. **Sob certas condições** (quais?), tem interpretação causal: o efeito médio do tratamento sobre os tratados (ATT).

0.8 Hipótese de identificação

A partir daqui, $D_i = 1$ indica que a unidade i é tratada, Y_{0i} é o resultado potencial sem tratamento e κ é o efeito causal.

- *Viés de seleção:* grupos de tratamento e controle **não são comparáveis**

$$E(Y_{0i} \mid D_i = 1) \neq E(Y_{0i} \mid D_i = 0)$$

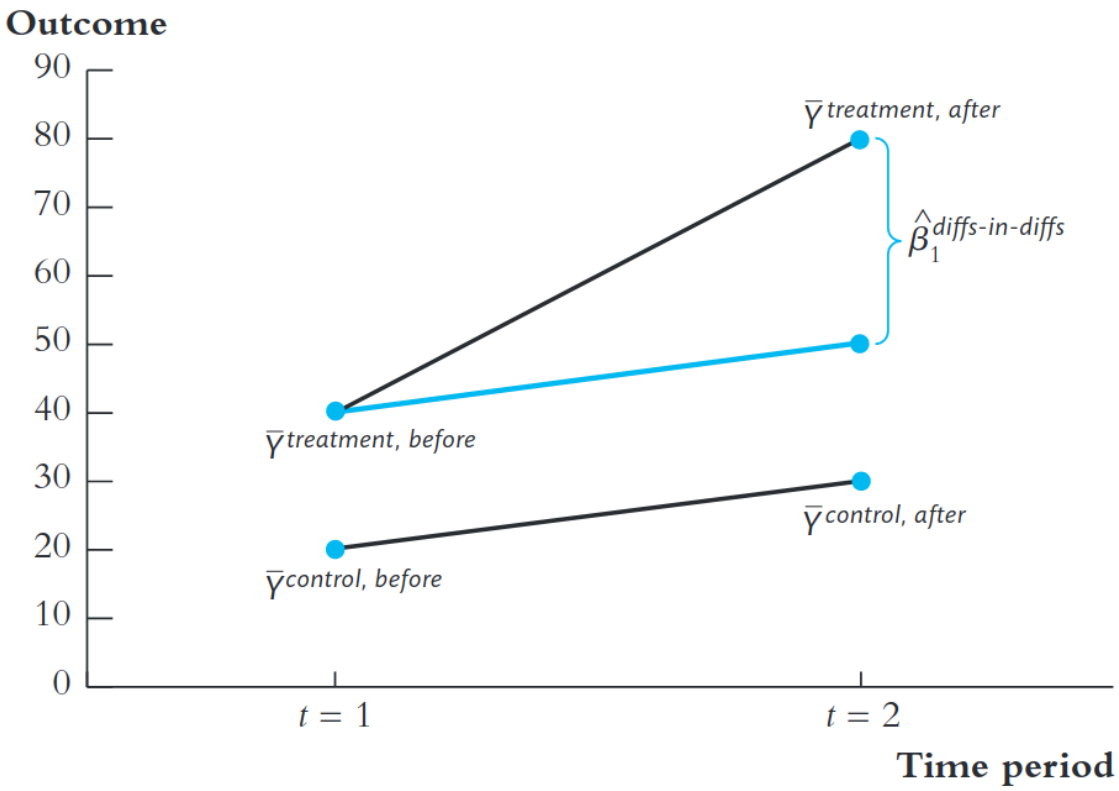
- Mas suponha que os resultados potenciais se movam sincronizados ao longo do tempo, ou seja, tenham **tendências paralelas**:

$$E(\Delta Y_{0i} \mid D_i = 1) = E(\Delta Y_{0i} \mid D_i = 0)$$

- Podemos comparar as **mudanças observadas** nos resultados em torno do tratamento para estimar o efeito causal médio sobre os tratados:

$$E(\Delta Y_i \mid D_i = 1) - E(\Delta Y_i \mid D_i = 0) = \kappa$$

0.9 Tendências paralelas: visualização



0.10 Derivação formal: definições

- Assuma que os **resultados potenciais** são determinados como segue:

$$\bar{Y}_{0st} = \gamma_s + \lambda_t$$

- $\bar{Y}_{0st}$ = resultado potencial médio no grupo s no tempo t
- $s = T$ (tratamento) ou C (controle)
- $t =$ antes ou depois do tratamento
- $\gamma_s =$ efeito fixo específico do grupo
- $\lambda_t =$ efeito específico do tempo
- Assuma efeito causal médio constante do tratamento:

$$\bar{Y}_{1st} - \bar{Y}_{0st} = \kappa$$

- Com efeito constante, ATT = ATE = κ. Em geral, o DD identifica o ATT.

0.11 δ_{DD} identifica κ

$\bar{Y}^C_{antes} = \bar{Y}_{0,C,antes} = \gamma_C + \lambda_{antes}$

$\bar{Y}^T_{antes} = \bar{Y}_{0,T,antes} = \gamma_T + \lambda_{antes}$

$\bar{Y}^C_{depois} = \bar{Y}_{0,C,depois} = \gamma_C + \lambda_{depois}$

$\bar{Y}^T_{depois} = \bar{Y}_{1,T,depois} = \gamma_T + \lambda_{depois} + \kappa$

$$\delta_{DD} = (\bar{Y}^T_{depois} - \bar{Y}^T_{antes}) - (\bar{Y}^C_{depois} - \bar{Y}^C_{antes})$$

$$= \Big[(\gamma_T + \lambda_{depois} + \kappa) - (\gamma_T + \lambda_{antes})\Big] - \Big[(\gamma_C + \lambda_{depois}) - (\gamma_C + \lambda_{antes})\Big]$$

$$= \kappa$$

Ao tomar diferenças ao longo do tempo, eliminamos os efeitos fixos de grupo γ_T e γ_C.

$$= \Big[(\gamma_T + \lambda_{depois} + \kappa) - (\gamma_T + \lambda_{antes})\Big] - \Big[(\gamma_C + \lambda_{depois}) - (\gamma_C + \lambda_{antes})\Big]$$

$$= \kappa$$

Ao tomar diferenças ao longo do tempo, eliminamos os efeitos fixos de grupo γ_T e γ_C.

Ao subtrair a variação do grupo de controle da variação do grupo de tratamento, eliminamos os efeitos comuns de tempo λ_{depois} e λ_{antes}.

0.12 Derivação formal: conclusão

- DD funciona se $\bar{Y}_{0st} = \gamma_s + \lambda_t$
- Sem tratamento, grupos diferem por um efeito fixo específico γ_s
- Mas os efeitos específicos do tempo λ_t são comuns
- **Tendências comuns ou paralelas**:

$$\Delta\bar{Y}_{0,T,t} = \Delta\bar{Y}_{0,C,t} = \lambda_{depois} - \lambda_{antes}$$

- DD **não** funciona se $\bar{Y}_{0st} = \gamma_s + \lambda_{ts}$
- Sem tratamento, grupos seguem tendências de tempo diferentes
- Então:

$$\begin{aligned}\delta_{DD} &= \kappa + (\lambda_{depois,T} - \lambda_{antes,T}) \\ &\quad - (\lambda_{depois,C} - \lambda_{antes,C}) \\ &= \kappa + (\Delta\bar{Y}_{0T} - \Delta\bar{Y}_{0C})\end{aligned}$$

. . .

> ! Importante
>
> Tratamento e controle podem diferir em **características fixas**, mas devem estar sujeitos aos **mesmos fatores variando no tempo**.

0.13 Três formas de estimar δ_{DD}

1. **Regressão DD padrão**

$$Y_{it} = \beta_0 + \beta_1 Trat_i + \beta_2 Depois_t + \delta_{DD}(Trat_i \times Depois_t) + u_{it}$$

. . .

2. **Regressão DD com efeitos fixos**

$$Y_{it} = \alpha_i + \beta_2 Depois_t + \delta_{DD}(Trat_i \times Depois_t) + u_{it}$$

. . .

3. **Regressão DD nas diferenças**

$$\Delta Y_i = \beta_0 + \delta_{DD} Trat_i + u_i$$

. . .

Com 2 grupos, 2 períodos e painel balanceado, as três formas geram a mesma estimativa $\hat{\delta}_{DD}$.

0.14 Regressão padrão e as 4 médias

$Y_{it} = \beta_0 + \beta_1 \, Trat_i + \beta_2 \, Depois_t + \delta_{DD} \, (Trat_i \times Depois_t) + u_{it}$

$$\begin{aligned} \hat{\beta}_0 &= \bar{Y}^C_{antes} \\ \hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 &= \bar{Y}^T_{antes} \\ \hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_2 &= \bar{Y}^C_{depois} \\ \hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 + \hat{\beta}_2 + \hat{\delta}_{DD} &= \bar{Y}^T_{depois} \end{aligned}$$

$$\Downarrow$$

$$\hat{\delta}_{DD} = \left(\bar{Y}^T_{depois} - \bar{Y}^T_{antes} \right) - \left(\bar{Y}^C_{depois} - \bar{Y}^C_{antes} \right)$$

1 O experimento do Mississippi

1.1 A Grande Depressão

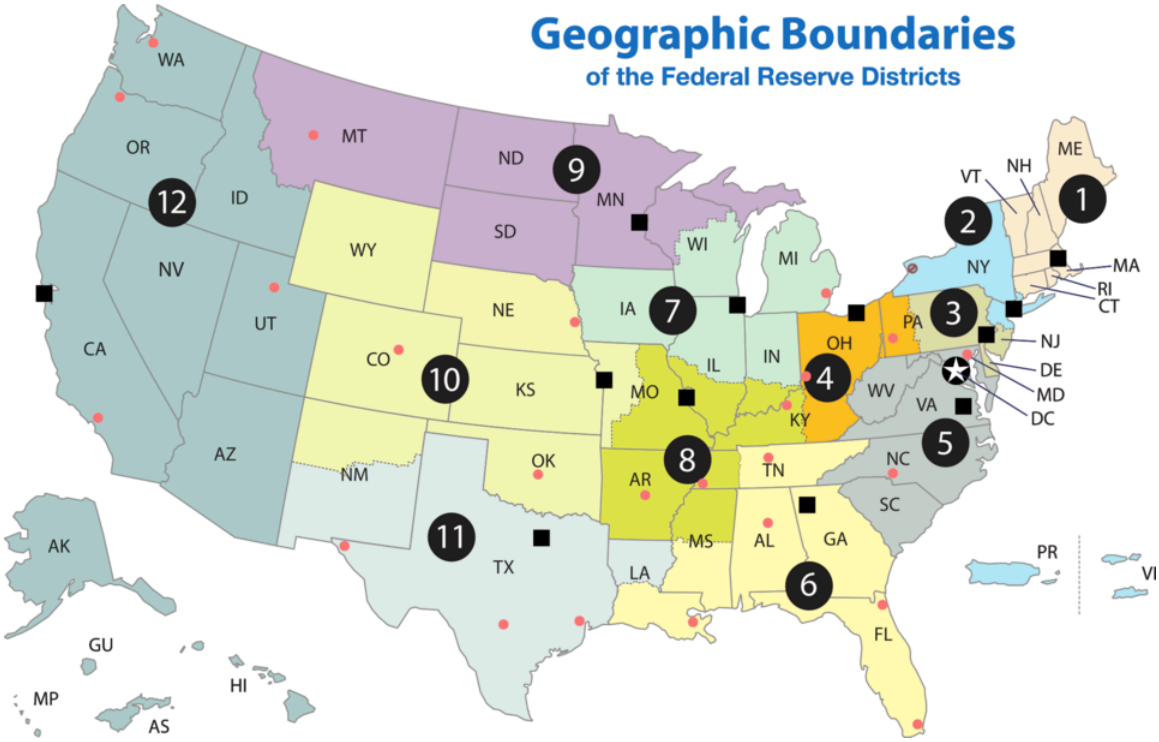
O Banco Central deve apoiar bancos durante uma crise bancária?

Novembro de 1930: colapso da Caldwell and Company precipita corridas bancárias no Mississippi: depositantes em pânico sacam fundos; bancos fecham em cascata.

O Federal Reserve em 1930 — dois distritos, duas filosofias:

Distrito	Sede	Política durante a crise
6º Distrito	Atlanta	"Dinheiro fácil": emprestava livremente a bancos em dificuldade
8º Distrito	St. Louis	Real Bills Doctrine: restringia o crédito em recessões

1.2 Distritos do Fed no Mississippi



1.3 Experimento Natural

A fronteira entre os dois distritos **corta o Mississippi de leste a oeste**:

- traçada em 1913 por tamanho populacional, não por razões econômicas;
- bancos nos dois lados estão no mesmo estado, mas sob políticas monetárias opostas;
- essa fronteira cria um bom experimento natural, mas sua validade depende da hipótese de tendências paralelas.

1.4 Estratégia DD

- **Tratamento (6º Distrito):** expansão de crédito (+40% em 4 semanas).
- **Controle (8º Distrito):** contração de crédito (−10% no mesmo período).
- Resultado em 1931:
  - 121 bancos abertos (6º Distrito)
  - 132 bancos abertos (8º Distrito)
- Mas havia diferenças prévias! Não basta comparar níveis!

1.5 O cálculo DD

Seja Y_{dt} = número de bancos abertos no Distrito d no ano t.

	1930 (antes)	1931 (depois)	Δ
6º Distrito (Atlanta)	135	121	−14
8º Distrito (St. Louis)	165	132	−33

	1930 (antes)	1931 (depois)	Δ
Diferença (6º – 8º)	−30	−11	**+19**

Versão 1 — diferença nas mudanças (ao longo do tempo):

$\delta_{DD} = (Y_{6,1931} - Y_{6,1930}) - (Y_{8,1931} - Y_{8,1930}) = -14 - (-33) = \mathbf{19}$

Versão 2 — mudança nas diferenças (entre distritos):

$\delta_{DD} = (Y_{6,1931} - Y_{8,1931}) - (Y_{6,1930} - Y_{8,1930}) = -11 - (-30) = \mathbf{19}$

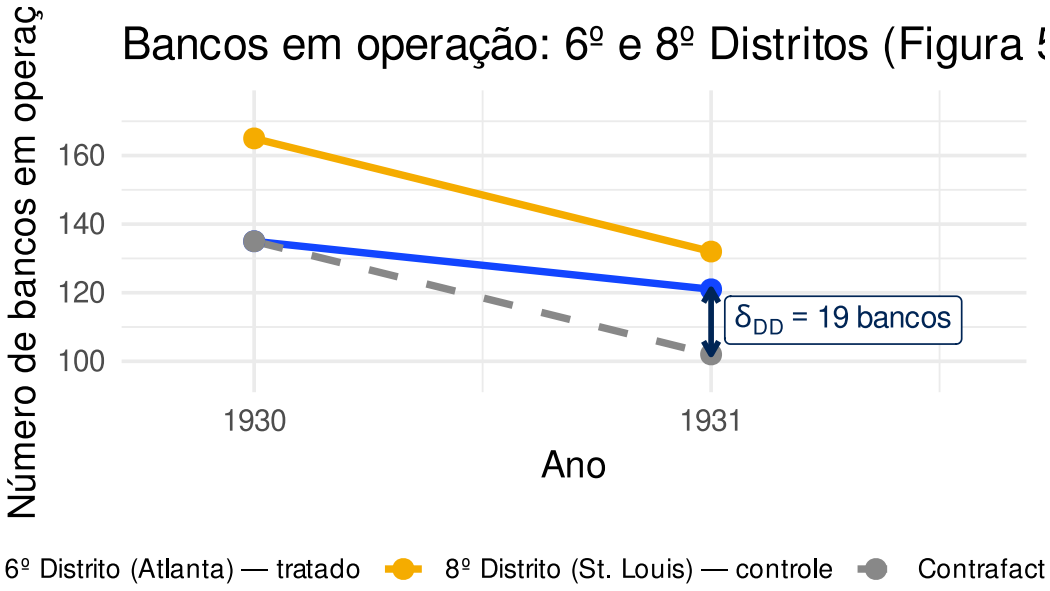
→ A política da Atlanta Fed **salvou ~19 bancos** — mais de 10% dos bancos do 6º Distrito em 1930.

1.6 Contrafactual

```
df_dd <- data.frame(
  ano    = rep(c(1930, 1931), 3),
  bancos = c(135, 121,
             165, 132,
             135, 135 - 33),
  grupo  = rep(c("6º Distrito (Atlanta) — tratado",
                 "8º Distrito (St. Louis) — controle",
                 "Contrafactual 6º Distrito"), each = 2)
)

ggplot(df_dd, aes(x = ano, y = bancos, color = grupo, linetype = grupo)) +
  geom_line(linewidth = 1.3) +
  geom_point(size = 3) +
  annotate("segment",
           x = 1931, xend = 1931, y = 102, yend = 121,
           linewidth = 1.0, color = "#002555",
           arrow = arrow(length = unit(0.2, "cm"), ends = "both")) +
  annotate("label",
           x = 1931.03, y = 112,
           label = "delta[DD] == 19~bancos",
           hjust = 0, size = 4, color = "#002555",
           fill = "white", linewidth = 0.3, parse = TRUE) +
  scale_color_manual(values = c(
    "6º Distrito (Atlanta) — tratado"     = "#1245FF",
    "8º Distrito (St. Louis) — controle"  = "#F5AC00",
    "Contrafactual 6º Distrito"           = "#888888"
  )) +
  scale_linetype_manual(values = c(
    "6º Distrito (Atlanta) — tratado"     = "solid",
    "8º Distrito (St. Louis) — controle"  = "solid",
    "Contrafactual 6º Distrito"           = "dashed"
  )) +
  scale_x_continuous(breaks = c(1930, 1931), limits = c(1929.8, 1931.6)) +
```

```
  scale_y_continuous(limits = c(95, 175)) +
  labs(title = "Bancos em operação: 6º e 8º Distritos (Figura 5.1)",
       x = "Ano", y = "Número de bancos em operação",
       color = NULL, linetype = NULL,
       caption = "Fonte: Angrist e Pischke (2015). Dados de Richardson e Troost
(2009).") +
  theme_minimal(base_size = 14) +
  theme(legend.position = "bottom",
        legend.text = element_text(size = 10))
```



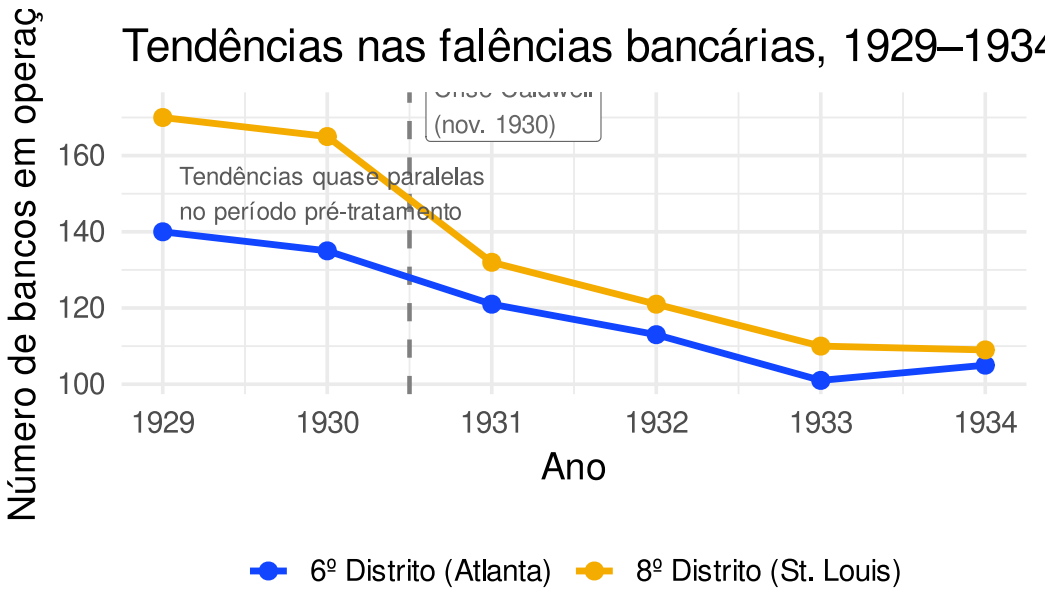
Fonte: Angrist e Pischke (2015). Dados de Richardson e Troost (2009).

1.7 Tendências paralelas

```
anos_l <- 1929:1934
df_long <- data.frame(
  ano    = rep(anos_l, 2),
  bancos = c(140, 135, 121, 113, 101, 105,
             170, 165, 132, 121, 110, 109),
  grupo  = rep(c("6º Distrito (Atlanta)", "8º Distrito (St. Louis)"),
               each = length(anos_l))
)

ggplot(df_long, aes(x = ano, y = bancos, color = grupo)) +
  geom_vline(xintercept = 1930.5, linetype = "dashed",
             color = "gray50", linewidth = 0.8) +
```

```
  geom_line(linewidth = 1.2) +
  geom_point(size = 2.5) +
  annotate("label", x = 1930.6, y = 173,
           label = "Crise Caldwell\n(nov. 1930)",
           hjust = 0, size = 3.3, color = "gray40",
           fill = "white", linewidth = 0.2) +
  annotate("text", x = 1929.1, y = 150,
           label = "Tendências quase paralelas\nno período pré-tratamento",
           hjust = 0, size = 3.2, color = "gray35") +
  scale_color_manual(values = c("6º Distrito (Atlanta)"     = "#1245FF",
                                "8º Distrito (St. Louis)"   = "#F5AC00")) +
  scale_x_continuous(breaks = 1929:1934) +
  labs(title = "Tendências nas falências bancárias, 1929–1934 (Figura 5.2)",
       x = "Ano", y = "Número de bancos em operação",
       color = NULL,
      caption = "Fonte: Angrist e Pischke (2015). Dados aproximados de Richardson
e Troost (2009).") +
  theme_minimal(base_size = 14) +
  theme(legend.position = "bottom")
```



e: Angrist e Pischke (2015). Dados aproximados de Richardson e Troost (2009).

→ Antes de 1931, as tendências dos dois distritos eram **quase paralelas**: evidência favorável à hipótese de tendências comuns.

1.8 Regressão DD

Em vez de quatro números, estimamos o DD por regressão em um painel (2 distritos × 6 anos = 12 observações):

$$Y_{dt} = \alpha + \beta\, TREAT_d + \gamma\, POST_t + \delta_{DD}(TREAT_d \times POST_t) + e_{dt}$$

Ingrediente	Papel
$TREAT_d = 1$ para o 6º Distrito	Controla diferenças **fixas** entre os distritos
$POST_t = 1$ a partir de 1931	Controla mudanças **temporais** comuns a todos
$TREAT_d \times POST_t$	**Efeito causal** δ_{DD} — a interação de interesse

Resultado estimado com 12 observações:

$$\hat{Y}_{dt} = 167 - 29_{(8,8)}\, TREAT_d - 49_{(7,6)}\, POST_t + \mathbf{20,5}_{(10,7)}\, (TREAT_d \times POST_t)$$

$\rightarrow \hat{\delta}_{DD} \approx 21$ bancos salvos — próximo ao resultado simples de 19; marginalmente significativo (EP = 10,7).

1.9 Efeitos reais: atividade econômica

```
tbl_w <- data.frame(
  Variavel = c("Nº de atacadistas", "Vendas líquidas (US$ mi)"),
  S1929 = c(783, 141), S1933 = c(641,  60), Sdiff = c(-142, -81),
  O1929 = c(930, 245), O1933 = c(607,  83), Odiff = c(-323, -162),
  DD    = c(181, 81)
)

gt(tbl_w) |>
  tab_header(
    title    = "Liquidez bancária e atividade econômica real",
    subtitle = "DD: 6º vs. 8º Distritos, 1929–1933 (Tabela 5.1)"
  ) |>
  cols_label(
    Variavel = "", S1929 = "1929", S1933 = "1933", Sdiff = "Δ",
    O1929 = "1929", O1933 = "1933", Odiff = "Δ", DD = "DD"
  ) |>
  tab_spanner(label = "6º Distrito (Atlanta)",     columns = c(S1929, S1933, Sdiff)) |>
  tab_spanner(label = "8º Distrito (St. Louis)",   columns = c(O1929, O1933, Odiff)) |>
  tab_style(
    style = list(cell_fill(color = "#EBF7FF"), cell_text(weight = "bold")),
    locations = cells_body(columns = DD)
  ) |>
  tab_source_note("Fonte: Angrist e Pischke (2015), Tabela 5.1.")
```

Liquidez bancária e atividade econômica real

DD: 6º vs. 8º Distritos, 1929–1933 (Tabela 5.1)

	6º Distrito (Atlanta)			8º Distrito (St. Louis)			
	1929	1933	Δ	1929	1933	Δ	DD
Nº de atacadistas	783	641	−142	930	607	−323	**181**
Vendas líquidas	141	60	−81	245	83	−162	**81**

Fonte: Angrist e Pischke (2015), Tabela 5.1.

Ibmec

Liquidez bancária e atividade econômica real

DD: 6º vs. 8º Distritos, 1929–1933 (Tabela 5.1)

	6º Distrito (Atlanta)			8º Distrito (St. Louis)			
	1929	1933	Δ	1929	1933	Δ	DD
(US$ mi)							

Fonte: Angrist e Pischke (2015), Tabela 5.1.

→ O 8º Distrito perdeu **mais que o dobro** de atacadistas e o **dobro** em vendas: a política de liquidez da Atlanta Fed sustentou a **atividade econômica real**, não apenas os bancos.

1.10 E se o tratamento for uma variável contínua?

Muitas vezes o tratamento de interesse é contínuo:

- aumento de salário mínimo
- grau de exposição à poluição ambiental
- grau de exposição a certa tecnologia (internet, 3G, etc)
- programas sociais com cobertura parcial

Em vez de perguntar "recebeu ou não recebeu tratamento?", a pergunta passa a ser "quanto do tratamento recebeu?"

2 Idade Mínima Legal para Álcool

2.1 A idade mínima para beber: variação entre estados

- Com o fim da Lei Seca em 1933, cada estado definiu sua idade mínima para beber.
- Em 1971, a 26ª Emenda reduziu a idade mínima para **votar** para 18 anos. Em seguida, muitos estados reduziram a idade mínima para beber para 18 ou 19.
- Em 1984, foi aprovada uma lei federal que cortaria repasses para rodovias aos estados com idade mínima < 21.
- Em 1988, todos os estados tinham idade mínima = 21.

Exemplo: Alabama reduziu a idade mínima legal para beber (MLDA, na sigla em inglês) para 19 em julho de 1975; Arkansas manteve 21 desde sempre.

→ Variação *entre estados* e *ao longo do tempo* = oportunidade de DD.

2.2 Variável de tratamento contínua

- No contexto da idade mínima para beber não existe uma variável de tratamento comum que seja ligada e desligada de forma discreta:
  - A idade mínima varia entre 18 e 21 anos!
  - Isso gera efeitos de tratamento para o consumo legal de álcool nas idades de 18, 19 ou 20 anos.

Como fazer neste caso em que não é possível definir uma variável dummy para tratamento? Seria possível ainda utilizar uma estratégia DD?

. . .

- Sim! Neste caso, entendemos a variável de tratamento como uma medida de exposição ou intensidade do choque de tratamento.
  - Ideia semelhante ao que discutimos no caso do instrumento Bartik!

2.3 Especificação TWFE

- Ao invés de estimar o modelo (onde s indica estados): $Y_{st} = \alpha + \beta TREAT_s + \gamma POST_t + \delta_{DD}(TREAT_s \times POST_t) + e_{st}$
- Substituímos as *dummies* de tratamento e após por uma variável de exposição em uma especificação TWFE: $Y_{st} = \alpha + \delta_{rDD} LEGAL_{st} + \sum_{k=\text{ Alaska}}^{\text{Wyoming}} \beta_k STATE_{ks} + \sum_{j=1971}^{1983} \gamma_j YEAR_{jt} + e_{st}$
- $LEGAL_{st}$ mede a proporção de jovens de 18 a 20 anos autorizados a beber no estado s e no ano t:
  - Em estados com idade mínima de 21 anos, ninguém de 18 a 20 anos pode beber legalmente ($LEGAL_{st} = 0$).
  - Em estados com idade mínima de 19 anos, aproximadamente dois terços dos jovens entre 18 e 20 anos podem beber legalmente ($LEGAL_{st} \approx 2/3$).
  - Em estados com idade mínima de 18 anos, todos os indivíduos de 18 a 20 anos podem beber legalmente ($LEGAL_{st} = 1$).
- Como $LEGAL_{st}$ também varia no tempo, ela também capta a variação do momento de implementação da política.

2.4 Tendências paralelas: identificação

Tratamento binário: A hipótese de tendências paralelas requer que, na ausência de tratamento, os grupos tratado e controle apresentem a mesma evolução média ao longo do tempo:

$$E[Y_{0it} - Y_{0i,t-1} \mid D_i = 1] = E[Y_{0it} - Y_{0i,t-1} \mid D_i = 0]$$

Tratamento contínuo: A hipótese de tendências paralelas passa a exigir que a tendência contrafactual média não dependa da intensidade do tratamento:

$$E[Y_{0it} - Y_{0i,t-1} \mid D_i = d] = E[Y_{0it} - Y_{0i,t-1}]$$

Interpretação: na ausência de tratamento, unidades com diferentes intensidades de tratamento seguiriam trajetórias paralelas.

> ! Importante
>
> Essa hipótese identifica o efeito de cada intensidade d sobre as unidades que a receberam. Para **comparar intensidades**, que é o que o coeficiente do TWFE faz, é preciso uma hipótese mais forte ("tendências paralelas fortes"): o efeito de cada intensidade precisa ser o mesmo para todas as unidades, e não só para as que a receberam, ou seja, não pode haver seleção com base nos ganhos.

2.5 Resultados

TABLE 5.2

Regression DD estimates of MLDA effects on death rates

Dependent variable	(1)	(2)	(3)	(4)
All deaths	10.80	8.47	12.41	9.65
	(4.59)	(5.10)	(4.60)	(4.64)
Motor vehicle accidents	7.59	6.64	7.50	6.46
	(2.50)	(2.66)	(2.27)	(2.24)
Suicide	.59	.47	1.49	1.26
	(.59)	(.79)	(.88)	(.89)
All internal causes	1.33	.08	1.89	1.28
	(1.59)	(1.93)	(1.78)	(1.45)
State trends	No	Yes	No	Yes
Weights	No	No	Yes	Yes

Notes: This table reports regression DD estimates of minimum legal drinking age (MLDA) effects on the death rates (per 100,000) of 18–20-year-olds. The table shows coefficients on the proportion of legal drinkers by state and year from models controlling for state and year effects. The models used to construct the estimates in columns (2) and (4) include state-specific linear time trends. Columns (3) and (4) show weighted least squares estimates, weighting by state population. The sample size is 714. Standard errors are reported in parentheses.

Idade mínima mais liberal causa **~11 mortes adicionais** por 100.000 jovens, das quais **~8** em acidentes de trânsito.

Também há evidência de efeito sobre **suicídios**, mas menor do que o efeito sobre as mortes no trânsito.

Por que olhar para mortes por causas internas (doenças)? Faz sentido?

Mortes por causas internas funcionam como teste de **falsificação**: não esperamos que o acesso legal ao álcool afete essas mortes, então não devemos encontrar efeito.

A estimativa para causas internas é pequena e não significativa. Isso **não prova** que o efeito é zero, mas é **consistente com** a validade da especificação e das hipóteses de identificação.

3 Testes de Falsificação

3.1 Por que falsificar?

- Teorias científicas ganham credibilidade não só por explicar o que observamos, mas por **excluir explicações alternativas**.
- Popper (1959): uma teoria só é científica se puder ser testada e, potencialmente, refutada.
- Dois tipos de falsificação:
  - **mesmo resultado, grupos alternativos**;
  - **mesmo grupo, resultados alternativos**.

3.2 Mesmo resultado, grupos alternativos

- Ideia: a explicação alternativa também afetaria um grupo **não exposto** ao tratamento. Reestimamos o DD com esse grupo.

- **Exemplo:** um estudo encontra que aumentos do salário mínimo reduzem o emprego de trabalhadores de baixa renda.
  - Explicação alternativa: a economia do estado piorou, e o emprego caiu para **todos** os trabalhadores.
  - Falsificação: reestimar o DD usando o emprego de trabalhadores de **salários mais altos**, que não recebem o salário mínimo.

Se o emprego desses trabalhadores também cai, o resultado original fica em dúvida.

Assim como as tendências pré-tratamento, a falsificação é **evidência sugestiva** de que tendências paralelas são plausíveis.

3.3 Mesmo grupo, resultados alternativos

- Ideia: olhar para o **mesmo grupo**, mas para resultados que o tratamento **não** deveria afetar.
- **Exemplo:** impostos sobre cigarro reduzem internações por doenças ligadas ao fumo, como infartos?
  - Explicação alternativa: ao mesmo tempo, os estados ampliaram o acesso ao serviço público e a cuidados preventivos.
  - Falsificação: o acesso ao serviço público também reduziria internações **não ligadas ao fumo**, como apendicite ou fraturas. O imposto sobre cigarro, não.

Sem efeito sobre apendicite e fraturas $\longrightarrow$ reforça o efeito do imposto. Queda parecida nessas internações $\longrightarrow$ o resultado principal pode ser espúrio.

Para funcionar, é preciso uma teoria alternativa **crível**, que faça previsões que o tratamento estudado não faz.

O teste com mortes por causas internas na idade mínima para beber é deste tipo!

3.4 Dif-em-dif no tribunal

- Para convencer o júri "além de qualquer dúvida razoável", a acusação precisa de três coisas:
  1. **Afirmação** da culpa do réu
  2. **Evidências**: testemunhas, sinais de arrombamento, impressões digitais
  3. **Motivo** crível
- Num estudo dif-em-dif, você é a acusação no caso "O efeito causal de D sobre Y":
  - suas estimativas DD são a **afirmação** de culpa, não a evidência;
  - um estudo que mostra só a estimativa, sem evidências, é um caso fraco.

Um estudo dif-em-dif precisa de evidência conclusiva, não só de uma tabela de coeficientes com asteriscos.

3.5 Cinco elementos de um estudo dif-em-dif convincente

1. Tabelas e figuras mostrando que a política afetou quem deveria afetar.
2. **Event studies** gráficos: coeficientes antes e depois do tratamento, para avaliar tendências pré-tratamento e a dinâmica do efeito.
3. Tabelas e figuras com **falsificações** razoáveis.
4. Tabelas e figuras com os **resultados principais**.
5. Tabelas, figuras e narrativa sugerindo **mecanismos** plausíveis que expliquem os resultados.

No tribunal: os resultados principais são a afirmação; afetar o grupo de tratamento, event studies e falsificações são as evidências; os mecanismos são o motivo.

3.6 Resumo

- Dif-em-dif é um cálculo com **4 médias e 3 subtrações**: a mudança no grupo tratado menos a mudança no grupo de controle.
- As diferenças no tempo eliminam as **características fixas** dos grupos; a diferença entre grupos elimina os **choques de tempo comuns**.
- Interpretação causal (ATT) exige **tendências paralelas**: sem tratamento, os grupos teriam evoluído da mesma forma.
- A hipótese não pode ser testada diretamente, mas pode ser avaliada com **tendências pré-tratamento** e **testes de falsificação**.
- Na prática, estimamos o DD por **regressão**, o que permite muitos grupos e períodos e tratamentos contínuos.

- Um estudo convincente vai além da estimativa: mostra *bite*, event studies, falsificações, resultados principais e mecanismos.