Aula Prática - Diferença-em-Diferenças

Introdução

Nesta aula prática, replicaremos os principais resultados do artigo de Baker et al (2026), que trata de modelos de **Diferença-em-Diferenças (DD)** com múltiplos grupos de tratamento e múltiplos períodos. A aplicação empírica central explora a seguinte pergunta: **a expansão do Medicaid via ACA (*Affordable Care Act*) reduziu a mortalidade adulta nos EUA?**

O **Medicaid** é um programa público de saúde americano voltado para famílias de baixa renda. A ACA, aprovada em 2010, deu aos estados a opção de expandir a elegibilidade do Medicaid para adultos com renda de até 138% da linha de pobreza federal. Como a adesão foi **opcional** e ocorreu em **momentos diferentes** entre os estados, a expansão do Medicaid constitui um exemplo clássico de **adoção escalonada** (*staggered adoption*). Portanto, este caso constitui um bom exempo pedagógico para estudar as diferentes especificações DD.

A base de dados, disponível no repositório do artigo, contém informações anuais de 2009 a 2019 sobre condados americanos. A variável de interesse é a **taxa bruta de mortalidade por 100.000 habitantes** entre adultos de 20 a 64 anos.[1]

Pacotes e Dados

Os pacotes utilizados nesta aula são:[2]

Os dados podem ser carregados diretamente do repositório público do artigo no GitHub. Se preferir, você também pode fazer download do arquivo csv e importá-lo no R como feito em aulas anteriores.[3]

```
Rows: 31,832
Columns: 22
$ state                    <chr> "AL", "AL", "AL", "AL", "AL", "AL", "AL", "A…
$ stfips                   <dbl> 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1,…
$ county                   <chr> "Autauga County, AL", "Autauga County, AL", …
$ county_code              <dbl> 1001, 1001, 1001, 1001, 1001, 1001, 1001, 10…
$ year                     <dbl> 2009, 2010, 2011, 2012, 2013, 2014, 2015, 20…
$ year_code                <dbl> 2009, 2010, 2011, 2012, 2013, 2014, 2015, 20…
$ deaths                   <dbl> 129, 135, 157, 131, 170, 156, 155, 150, 144,…
$ population_20_64         <dbl> 31271, 31875, 32538, 32324, 32315, 32448, 32…
$ crude_rate_20_64         <dbl> 412.5228, 423.5294, 482.5128, 405.2716, 526.…
$ population_total         <dbl> 54135, 54571, 55267, 55514, 55246, 55395, 55…
$ population_20_64_hispanic <dbl> 650, 714, 752, 763, 806, 816, 841, 832, 897,…
$ population_20_64_female  <dbl> 16099, 16378, 16642, 16558, 16616, 16632, 16…
$ population_20_64_white   <dbl> 25151, 25642, 25890, 25598, 25462, 25487, 25…
$ unemployed               <dbl> 2196, 2268, 2157, 1830, 1628, 1489, 1335, 13…
```

[1] Os dados e o código original de replicação estão disponíveis em https://github.com/pedrohcgs/JEL-DiD. Aqui usamos uma versão adaptada para fins didáticos.

[2] O pacote principal a ser utilizado para DD é o pacote `did`. Mais informações podem ser encontrados na documentação do pacote. **Observação:** Caso durante a instalação do pacote `did` você obtenha uma mensagem de erro da instalação do pacote de dependência `DRDID`, instale a dependência utilizando o seguinte comando `remotes::install_github("pedrohcgs/DRDID")`.

[3] Esses estados expandiram o Medicaid antes do ACA, portanto não servem de controle válido para o grupo de 2014.

```
$ labor_force               <dbl> 24660, 25749, 25845, 25762, 25783, 25639, 25…
$ unemp_rate                <dbl> 0.08905109, 0.08808109, 0.08345908, 0.071034…
$ poverty_rate              <dbl> 11.2, 11.9, 14.9, 12.7, 13.5, 13.1, 12.7, 13…
$ median_income             <dbl> 53081, 53049, 48863, 51441, 51868, 54366, 56…
$ `Expansion Status`        <chr> "Not Adopted", "Not Adopted", "Not Adopted",…
$ Description               <chr> NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA, …
$ yaca                      <dbl> NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA, …
$ maca                      <dbl> NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA, …
```

Dicionário de variáveis

Variável	Descrição
`county_code`	Código FIPS do condado
`year`	Ano (2009–2019)
`yaca`	Ano em que o estado expandiu o Medicaid (`NA` = nunca expandiu)
`crude_rate_20_64`	Taxa bruta de mortalidade por 100.000 hab. (20–64 anos)
`population_20_64`	População de 20 a 64 anos
`unemp_rate`	Taxa de desemprego
`poverty_rate`	Taxa de pobreza
`median_income`	Renda mediana

Preparação dos dados

Para o **caso DD 2×2**, restringimos a amostra a:

- Condados de estados que expandiram o Medicaid em **2014** (grupo tratado)
- Condados de estados que **nunca expandiram até 2019** (grupo de controle)
- Excluímos estados que já haviam expandido antes de 2014 (DE, MA, NY, VT)[4]

```
# A tibble: 2 × 3
  Treat     n Grupo
  <dbl> <int> <chr>
1     0  1223 Não-expansão
2     1   978 Expansão 2014
```

Análise Exploratória

Grupos de adoção

A Figura 1 mostra a linha do tempo de adoção do Medicaid por grupo de estados. Cada estado escolheu se e quando expandir. Essa heterogeneidade é o que torna este exemplo interessante do ponto de vista pedagógico pois permite utilizar a literatura mais recente de DD.

[4]Esses estados expandiram o Medicaid antes do ACA, portanto não servem de controle válido para o grupo de 2014.

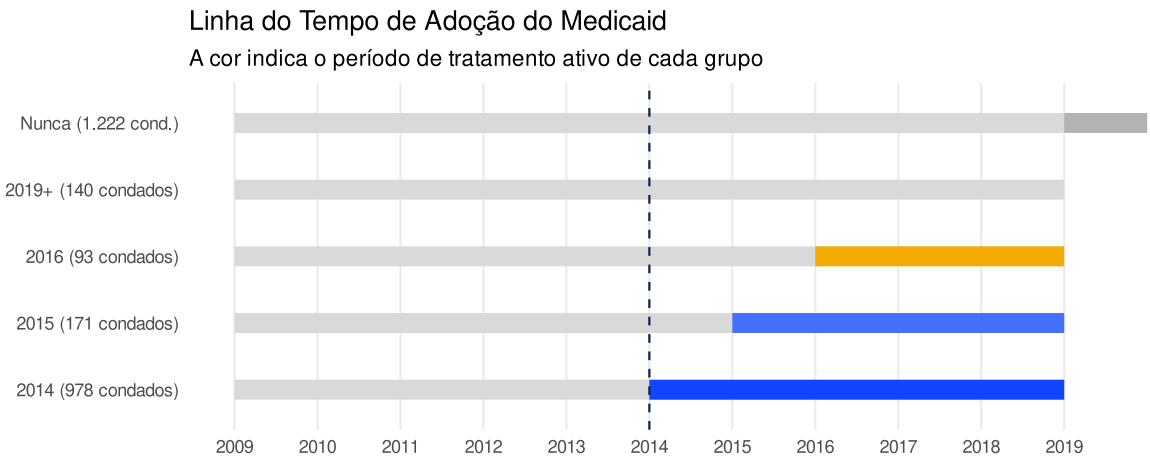


Figura 1: Linha do tempo de adoção do Medicaid por grupo de estados

Cada grupo de tratamento define seus próprios parâmetros de interesse: o **efeito médio do tratamento para o grupo g no período t**, denotado $ATT(g,t)$. No caso mais simples (2×2), há apenas um grupo e dois períodos. Com adoção escalonada, precisamos estimar e combinar múltiplos $ATT(g,t)$.

Tendências de mortalidade: grupo tratado vs. controle

A Figura 2 mostra a evolução da taxa de mortalidade para os dois grupos do DD 2×2.

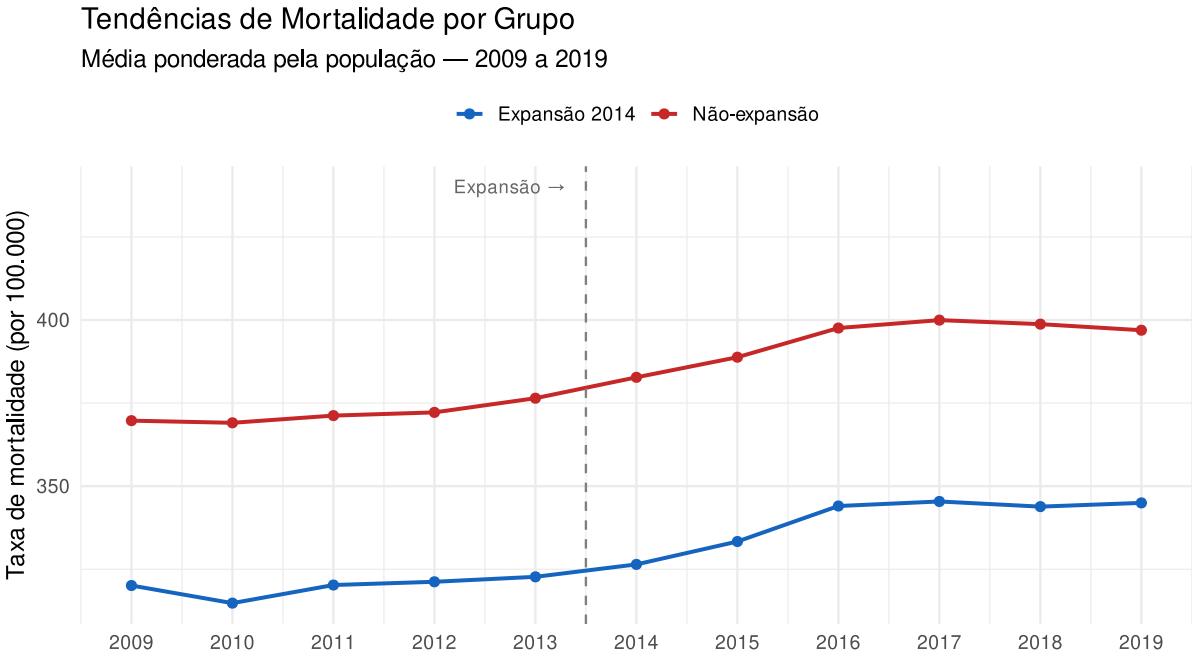


Figura 2: Tendências de mortalidade: expansão de 2014 vs. não-expansores

As duas séries apresentam trajetórias visualmente paralelas antes de 2014, o que apoia (mas não prova!) a hipótese de tendências paralelas. Após 2014, a mortalidade no grupo de expansão parece cair mais rapidamente.

DD 2×2: o caso mais simples

As quatro médias do estimador DD

Restringindo a análise a 2013 (antes) e 2014 (depois), a Tabela 1 apresenta as quatro médias necessárias para o estimador DD e o cálculo do $\widehat{ATT}$.

Tabela 1: Estimador DD 2×2 — taxa de mortalidade por 100.000 hab.

Estimador DD 2×2 — Medicaid e Mortalidade

Taxa de mortalidade bruta por 100.000 hab. (20–64 anos)

Grupo	2013 (antes)	2014 (depois)	Tendência
Expansão 2014	419.2	428.5	9.3
Não-expansão	474.4	483.4	9.0
DiD (Tendência: Expansão − Controle)	*55.2*	*54.9*	*−0.3*

Médias simples (não ponderadas). A coluna 'Tendência' é a diferença 2014 − 2013.

Leitura: o $\widehat{ATT}$ é a diferença das tendências. Se negativo, indica que a mortalidade nos condados em que houve expansão caiu mais (ou subiu menos) do que nos condados de controle entre 2013 e 2014.

Recuperando o DD via regressão

O estimador DD pode ser obtido por três especificações de regressão equivalentes.

Tabela 2: DD 2×2 via regressão — três especificações equivalentes

DD 2×2 via Regressão

Variável dependente: taxa de mortalidade (por 100.000 hab.)

	(1) Sem EF	(2) TWFE	(3) 1ª Diferença
Expansão × Pós (DiD)	0.3	0.3	
	(3.7)	(3.7)	
Expansão 2014	−55.2**		0.3
	(6.3)		(3.7)
Pós (2014)	9.0**		
	(2.6)		
Constante	474.4**		9.0**
	(4.3)		(2.6)
Observações	4402	4402	2201

* p < 0.05, ** p < 0.01

Erros-padrão clusterizados no nível do condado. * p < 0,05; ** p < 0,01.

As três especificações produzem o mesmo estimador DD. Esse resultado ilustra que o TWFE com dois grupos e dois períodos é simplesmente um jeito diferente de calcular a diferença das diferenças.

Event Study: DD com Múltiplos Períodos

Motivação

O *event study* extende o DD básico para múltiplos períodos, estimando o efeito do tratamento em **cada período ao redor do evento de tratamento**. Isso nos permite:

1. **Verificar pré-tendências:** se os grupos eram realmente paralelos antes do tratamento, os coeficientes estimados para $k < -1$ devem ser próximos de zero.
2. **Analisar a dinâmica do efeito:** o efeito cresce, decai ou se estabiliza com o tempo?

A regressão de *event study* é uma TWFE com interações entre a dummy de tratamento e dummies de tempo relativo:

$$Y_{i,t} = \theta_t + \eta_i + \sum_{k \neq -1} \beta_k \cdot \mathbf{1}\{D_i = 1\} \cdot \mathbf{1}\{t - g = k\} + \varepsilon_{i,t}$$

O período $k = -1$ (o ano imediatamente antes do tratamento) é a referência. Os β_k com $k < -1$ testam pré-tendências; os β_k com $k \geq 0$ estimam o efeito causal.

Estimação e gráfico

Usamos `feols()` com a função auxiliar `i()`, que cria automaticamente as interações e omite o período de referência.

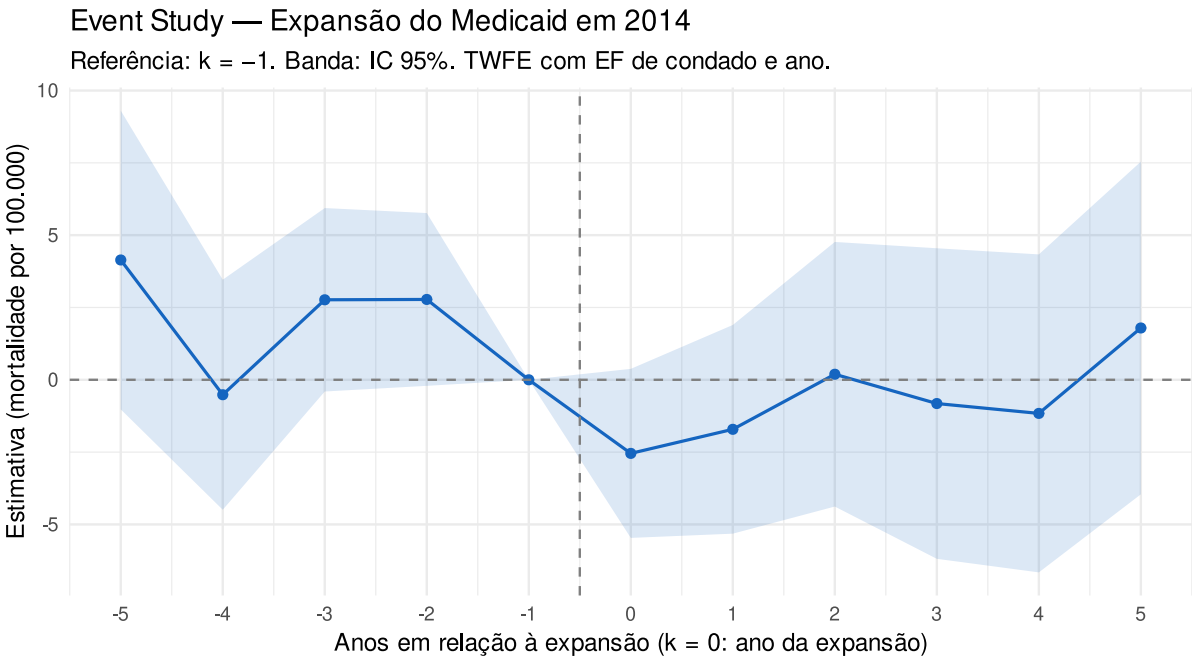


Figura 3: Event study: efeito da expansão do Medicaid (2014) sobre a mortalidade adulta

Leitura: coeficientes próximos de zero para $k < -1$ apoiam a hipótese de tendências paralelas. Coeficientes negativos e significativos para $k \geq 0$ indicam que a expansão reduziu a mortalidade.

Adoção Escalonada: o Problema do TWFE

Grupos de tratamento com diferentes momentos de adoção

Para usar toda a informação disponível, incluímos agora **todos os grupos de tratamento** (2014, 2015, 2016, 2019). A Figura 4 mostra as tendências de mortalidade por grupo.

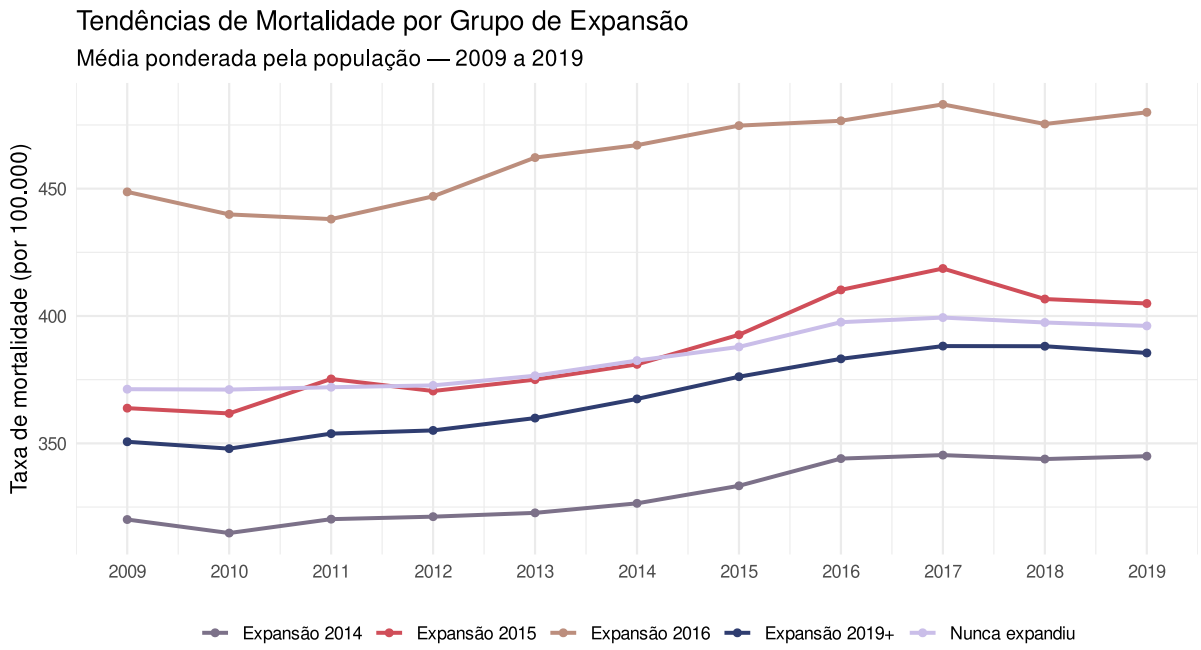


Figura 4: Tendências de mortalidade por grupo de adoção do Medicaid

Por que o TWFE simples falha

A regressão TWFE convencional estima um **único** coeficiente para todo o efeito do tratamento:

$$Y_{i,t} = \theta_t + \eta_i + \beta^{TWFE} D_{i,t} + \varepsilon_{i,t}$$

O problema fundamental com adoção escalonada: **grupos já tratados são usados como controle para outros grupos tratados**. Por exemplo, ao estimar o efeito do grupo que expandiu em 2015, o TWFE compara esses condados com os que expandiram em 2014, mas esses já foram afetados pelo Medicaid!

O β^{TWFE} é uma média ponderada de comparações DiD 2×2, sendo que algumas dessas comparações usam grupos tratados como controle, com **pesos que podem ser negativos**.

TWFE Simples — Adoção Escalonada

Variável dependente: taxa de mortalidade (por 100.000 hab.)

Variável	Estimativa	Erro-padrão	IC 95% — inf.	IC 95% — sup.
D_it	−0.94	2.18	−5.20	3.33

Erros-padrão clusterizados no nível do condado.

O coeficiente TWFE pode ser difícil de interpretar e em casos extremos pode ter o sinal errado, mesmo que **todos** os efeitos individuais $ATT(g,t)$ sejam negativos.

Solução: estimar vários DD 2x2 e agregar

O estimador Callaway & Sant'Anna

A solução é estimar o $ATT(g,t)$ separadamente para **cada combinação grupo × período**, usando apenas condados **ainda-não-tratados** como controle. Cada bloco é um DD 2×2 limpo.

Em seguida, os $ATT(g,t)$ são **agregados** com pesos proporcionais ao tamanho de cada grupo tratado para obter uma estimativa resumida.

No R, o pacote `did` implementa esse procedimento em dois passos:

1. `att_gt()`: estima todos os $ATT(g,t)$
2. `aggte()`: agrega em um parâmetro de interesse (efeito médio, curva de *event study*, etc.)

```
Call:
att_gt(yname = "crude_rate_20_64", tname = "year", idname = "county_code",
    gname = "treat_year", xformla = NULL, data = dados_cs, panel = TRUE,
    control_group = "notyettreated", weightsname = "peso", bstrap = TRUE,
    biters = 1000, base_period = "universal")

Reference: Callaway, Brantly and Pedro H.C. Sant'Anna.  "Difference-in-Differences
with Multiple Time Periods." Journal of Econometrics, Vol. 225, No. 2, pp. 200-230,
2021. <https://doi.org/10.1016/j.jeconom.2020.12.001>, <https://arxiv.org/abs/1803.
09015>

Group-Time Average Treatment Effects:
 Group Time ATT(g,t) Std. Error [95% Simult.  Conf. Band]
  2014 2009   6.8315     3.7973       -4.1630     17.8261
  2014 2010   5.2072     3.0326       -3.5732     13.9875
  2014 2011   1.8417     3.4791       -8.2314     11.9148
  2014 2012   4.1062     2.5459       -3.2650     11.4774
  2014 2013   0.0000         NA            NA          NA
  2014 2014  -2.5956     2.0684       -8.5843      3.3932
  2014 2015  -5.3160     3.6200      -15.7972      5.1652
  2014 2016  -6.7844     4.9789      -21.2000      7.6312
  2014 2017 -12.6162     5.2536      -27.8272      2.5948
  2014 2018 -10.9162     5.7572      -27.5853      5.7529
  2015 2009  -3.2412     6.3103      -21.5117     15.0294
  2015 2010   0.4562     5.2629      -14.7816     15.6940
  2015 2011  11.3396     6.2808       -6.8455     29.5247
  2015 2012   3.3768     4.9057      -10.8268     17.5804
  2015 2013   0.7882     3.3295       -8.8519     10.4283
  2015 2014   0.0000         NA            NA          NA
  2015 2015   2.4508     4.5090      -10.6044     15.5060
  2015 2016   9.0182     4.7306       -4.6785     22.7150
  2015 2017  10.2104     5.8685       -6.7809     27.2017
  2015 2018   1.4771     5.4931      -14.4272     17.3814
  2016 2009  -4.5634    10.0155      -33.5617     24.4349
  2016 2010  -9.4189     8.4824      -33.9783     15.1405
  2016 2011 -16.4768     9.7335      -44.6587     11.7050
  2016 2012  -7.4918     8.3944      -31.7964     16.8128
  2016 2013   5.3448     6.9728      -14.8439     25.5336
  2016 2014   2.3486     8.8603      -23.3050     28.0023
  2016 2015   0.0000         NA            NA          NA
  2016 2016  -8.3063     8.6350      -33.3076     16.6951
  2016 2017  -9.0667     6.9741      -29.2590     11.1256
  2016 2018 -13.5186     7.2320      -34.4577      7.4205
---
Signif. codes: `*' confidence band does not cover 0
```

```
P-value for pre-test of parallel trends assumption:  0.00137
Control Group:  Not Yet Treated,  Anticipation Periods:  0
Estimation Method:  Doubly Robust
```

Event study com adoção escalonada

Agregando os $ATT(g,t)$ em relação ao momento da adoção do tratamento obtemos a curva de *event study* robusta à adoção escalonada (Figura 5).

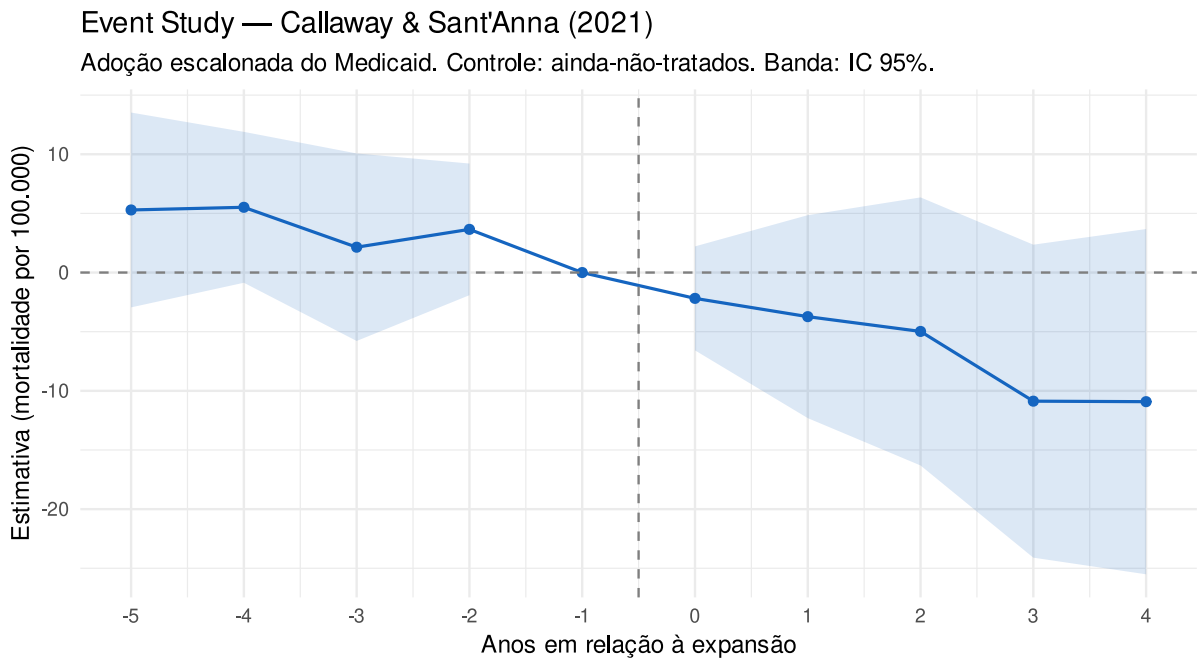


Figura 5: Event study com adoção escalonada — estimador de Callaway & Sant'Anna (2021)

ATT médio (estimativa agregada)

Por fim, agregamos todos os $ATT(g,t)$ pós-tratamento em um único número — o ATT médio — para resumir o efeito da expansão do Medicaid sobre a mortalidade.

Tabela 3: ATT médio — estimador de Callaway & Sant'Anna (2021)

ATT Médio — Medicaid e Mortalidade Adulta

Sem covariáveis. Controle: condados ainda-não-tratados.

Parâmetro	Estimativa	Erro-padrão	IC 95% — inf.	IC 95% — sup.
ATT médio (todos os grupos e períodos pós-tratamento)	−6.37	3.41	−13.04	0.31

O ATT médio é a média ponderada de todos os $ATT(g,t)$ pós-tratamento, com pesos proporcionais ao tamanho de cada grupo.

Interpretação: o ATT médio indica a variação estimada na taxa de mortalidade (por 100.000 hab., adultos 20–64 anos) associada à expansão do Medicaid, em média para todos os grupos e anos pós-tratamento.

Atividade (não há necessidade de entregar)

Leia a aula teórica e responda às perguntas abaixo:

1. **Hipótese de tendências paralelas:** No *event study* da Figura 3 (apenas grupos de 2014 vs. nunca tratadas), os coeficientes pré-tratamento são próximos de zero? O balanceamento de covariáveis (discutido em sala) e as tendências da Figura 2 são consistentes com essa leitura? Argumente.
2. **Problema do TWFE:** Explique com suas palavras por que o estimador TWFE pode ser enganoso em designs com adoção escalonada. O que o TWFE usa como "controle" ao estimar o efeito do grupo que expandiu em 2015, e por que isso é problemático?
3. **Comparação TWFE vs. CS:** Compare a estimativa do TWFE simples com o ATT médio de Callaway & Sant'Anna. As duas diferem em magnitude e/ou sinal? O que pode explicar a diferença?
4. **Interpretação econômica:** Com base nos resultados, a expansão do Medicaid reduziu a mortalidade adulta? A estimativa é grande em termos econômicos? Para contextualizar, compare com a taxa média de mortalidade na amostra em 2013 (você pode calculá-la diretamente dos dados).