

Metodos de Evaluacion de Impacto en R

Clase 3: Difference-in-Differences (DiD)

Dr. Sergio Bejar Lopez

CIDE - Escuela de Metodos

28 de Enero, 2026

Agenda de Hoy

- ① Motivacion: Seguro Popular en Mexico
- ② Intuicion de Difference-in-Differences
- ③ Supuesto de Tendencias Paralelas
- ④ DiD Basico: Estimacion en R
- ⑤ Event Studies
- ⑥ Robustez y Limitaciones
- ⑦ Ejercicio Practico

Objetivo: Entender cuando y como usar DiD para evaluar programas.

El Seguro Popular en Mexico

Contexto historico (2003-2012):

- 50 millones de mexicanos SIN seguro de salud
- Solo trabajadores formales tenian IMSS/ISSSTE
- Poblacion vulnerable: gastos catastroficos de bolsillo

El programa:

- Cobertura gratuita de servicios basicos de salud
- Expansion **gradual** por estados (2004-2006)
- Algunos estados adoptaron temprano (2004)
- Otros estados adoptaron tarde (2006+)

Pregunta de investigacion

¿El Seguro Popular aumento el acceso a servicios de salud?



El Problema de Evaluacion

No podemos simplemente comparar estados con y sin programa:

	Con Seguro Popular	Sin Seguro Popular
Acceso a salud	49%	41%
Diferencia	8 puntos = ¿Efecto?	

Problema

Los estados son **diferentes** en muchas dimensiones:

- Nivel de desarrollo economico
- Infraestructura de salud previa
- Caracteristicas demograficas

Solucion: Usar la expansion gradual + datos temporales

La Intuicion de Difference-in-Differences

Idea central:

DiD en palabras

Comparar el **cambio en el tiempo** del grupo tratado vs el **cambio en el tiempo** del grupo control

Formula basica:

$$\text{DiD} = (\bar{Y}_{T,\text{post}} - \bar{Y}_{T,\text{pre}}) - (\bar{Y}_{C,\text{post}} - \bar{Y}_{C,\text{pre}})$$

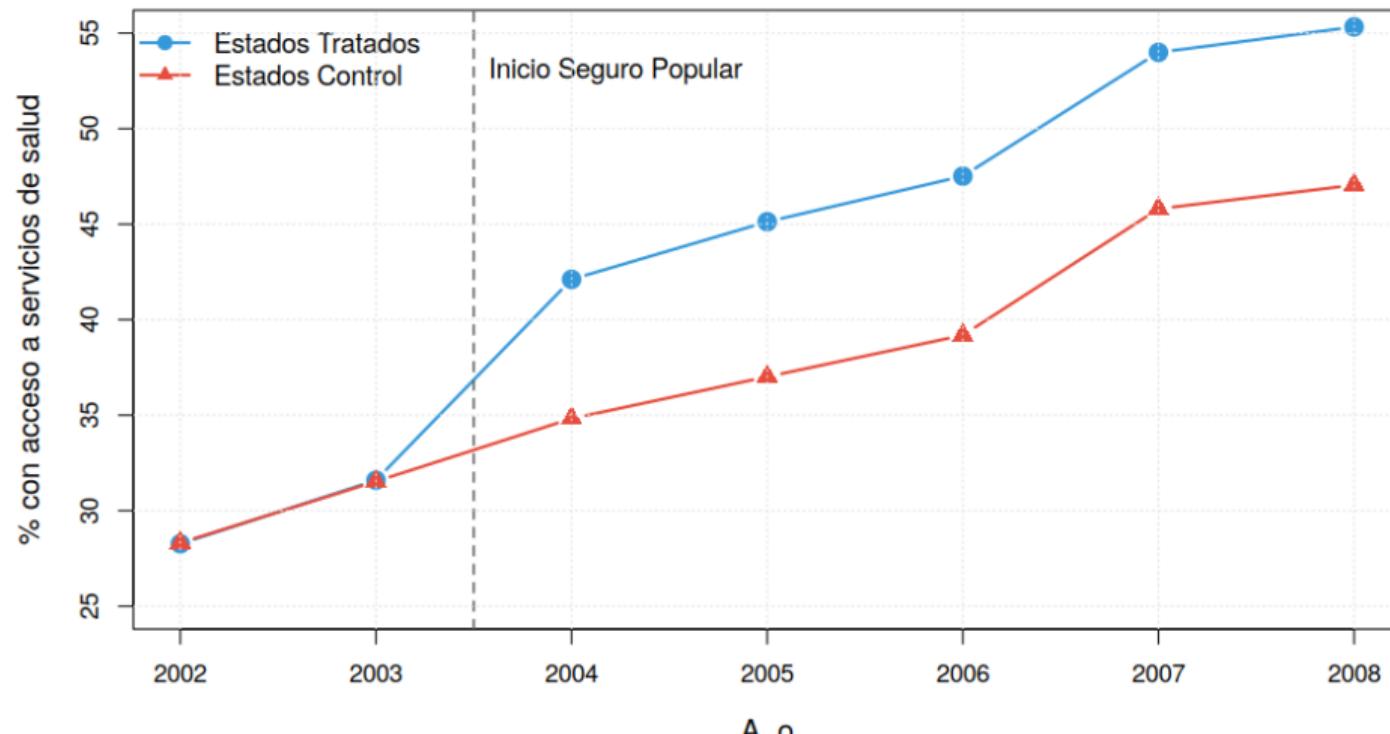
Donde:

- T = Tratados (estados con Seguro Popular desde 2004)
- C = Control (estados sin Seguro Popular)
- pre = Antes del programa (2002-2003)
- post = Despues del programa (2004-2008)

¿Por que funciona? Controla por diferencias fijas entre grupos

El Grafico Clave de DiD

Diferencias en Diferencias: Seguro Popular



DiD Paso a Paso: Los Numeros

Calculemos el efecto manualmente:

	Pre (2002-03)	Post (2004-08)	Cambio
Estados Tratados	29.93%	48.81%	+18.88
Estados Control	29.93%	40.78%	+10.85
Diferencia (T-C)	0.01%	8.04%	+8.03

Efecto DiD:

$$\text{DiD} = 18.88 - 10.85 = \textbf{8.03 puntos porcentuales}$$

Interpretacion

El Seguro Popular incremento el acceso a servicios de salud en 8 puntos porcentuales

El Supuesto Clave: Tendencias Paralelas

DiD requiere un supuesto fundamental:

Tendencias Paralelas (Parallel Trends)

En **ausencia del tratamiento**, los grupos tratado y control habrian seguido tendencias paralelas en el tiempo

En otras palabras:

- Lo que observamos: Control nos muestra la tendencia natural
- Lo que **NO** observamos: ¿Que habria pasado con tratados sin programa?
- Supuesto: Habrian seguido la misma tendencia que control

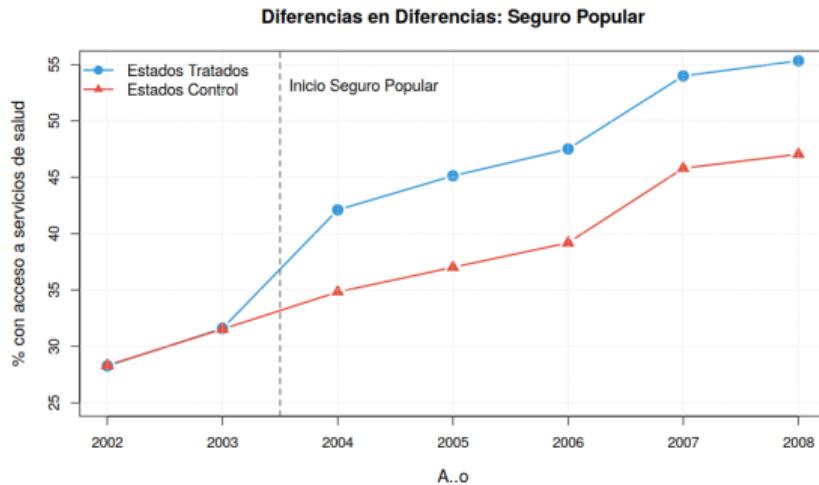
¿Como verificamos esto?

- ① Grafico: Ver tendencias pre-tratamiento
- ② Test formal: Verificar que NO hay diferencias pre-tratamiento
- ③ Event study: Efectos dinamicos por periodo

Verificando Tendencias Paralelas

Grafico visual (ya lo vimos):

- Pre-2004: Lineas paralelas ✓
- Post-2004: Divergen
- Validacion visual fuerte



Pre-tratamiento (2002-2003):

- Tratados: 29.93%
- Control: 29.93%
- Diferencia: 0.01% (prcticamente cero!)

DiD en R: Código Basico

Paso 1: Crear variables de tratamiento

```
# Cargar datos
1 datos <- read.csv("datos_seguro_popular.csv")
2
3
# Variables DiD
4 datos$tratado <- # 1 si estado adopto en 2004, 0 si no
5 datos$post <- # 1 si anio >= 2004, 0 si no
6 datos$treat_post <- datos$tratado & datos$post
7
```

Paso 2: Estimacion DiD

```
# Modelo DiD
1 modelo_did <- lm(acceso_salud ~ tratado + post + treat_post,
2                     data = datos)
3
4 summary(modelo_did)
```

Resultados del Modelo DiD

```
Call:  
lm(formula = acceso_salud ~ tratado + post + treat_post, data = datos)  
  
Coefficients:  
            Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)  
(Intercept)    29.926     0.945   31.660 < 2e-16 ***  
tratadoTRUE     0.006     1.337    0.004    0.996  
postTRUE        10.849    1.118    9.701 < 2e-16 ***  
treat_postTRUE   8.033     1.582    5.079   8.1e-07 ***  
---  
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1  
  
Residual standard error: 5.347 on 220 degrees of freedom  
Multiple R-squared:  0.6685,    Adjusted R-squared:  0.664
```

Interpretacion del coeficiente clave

treat_postTRUE = 8.033

El Seguro Popular incremento el acceso a salud en **8.03 puntos porcentuales** ($p < 0.001$)

Interpretando los Coeficientes DiD

El modelo DiD:

$$Y_{it} = \beta_0 + \beta_1 \text{Tratado}_i + \beta_2 \text{Post}_t + \beta_3 (\text{Tratado} \times \text{Post})_{it} + \epsilon_{it}$$

Coeficiente	Valor	Significado
β_0 (Intercepto)	29.93	Baseline: Control pre-tratamiento
β_1 (Tratado)	0.01	Diferencia fija entre grupos
β_2 (Post)	10.85	Tendencia temporal (control)
β_3 (Tratado \times Post)	8.03	Efecto causal DiD

El coeficiente que importa

β_3 es el **efecto del tratamiento**. Es la diferencia en diferencias.

DiD con Efectos Fijos (Mas Robusto)

¿Por que efectos fijos?

- Controlan por caracteristicas fijas de cada estado
- Controlan por shocks temporales comunes
- Especificacion mas rigurosa

```
1 # Requiere paquete 'fixest'
2 library(fixest)
3
4 # DiD con efectos fijos de estado y anio
5 modelo_fe <- feols(acceso_salud ~ treat_post | estado_id + anio,
6                     data = datos,
7                     cluster = ~estado_id) # Errores robustos
8
9 summary(modelo_fe)
```

Resultado: Efecto = 8.03 pp (igual que antes)

Robustez: El efecto es consistente con y sin efectos fijos

¿Que es un event study?

Estimar el efecto para **cada año** relativo al tratamiento:

- $t = -2$: Dos años antes del programa
- $t = -1$: Un año antes (referencia)
- $t = 0$: Año del programa
- $t = +1, +2, \dots$: Años despues

¿Por que es util?

- ① **Verificar tendencias paralelas:** Efectos pre-tratamiento deben ser ≈ 0
- ② **Ver dinamica del efecto:** ¿Inmediato? ¿Crecer con el tiempo?
- ③ **Descartar anticipacion:** ¿Estados se prepararon antes?

Event Study en R

```
# Crear dummies por año relativo (omitir t=-1 como referencia)
datos$rel_m2 <- (datos$tiempo_rel == -2) & datos$tratado
datos$rel_0 <- (datos$tiempo_rel == 0) & datos$tratado
datos$rel_1 <- (datos$tiempo_rel == 1) & datos$tratado
# ... etc

# Modelo event study
modelo_event <- feols(
  acceso_salud ~ rel_m2 + rel_0 + rel_1 + rel_2 + rel_3 + rel_4 +
  estado_id + anio,
  data = datos,
  cluster = ~estado_id
)
```

Resultados esperados:

- Pre-tratamiento ($t < 0$): Coeficientes ≈ 0 y no significativos
- Post-tratamiento ($t \geq 0$): Coeficientes positivos y significativos

Limitaciones de DiD

Ventajas:

- No requiere aleatorización
- Usa variación temporal natural
- Controla por diferencias fijas entre grupos
- Intuitivo y fácil de comunicar

Limitaciones importantes:

- ① **Tendencias paralelas** es un supuesto fuerte y NO testeable directamente
- ② Solo controla factores que son **fijos** o tienen **tendencias comunes**
- ③ No funciona si hay **shocks** diferentes entre grupos
- ④ Requiere datos panel (multiple períodos)
- ⑤ Spillovers o anticipación pueden invalidar el diseño

Pregunta clave

¿El grupo control es un buen contrafactual?

¿Cuando Usar DiD?

DiD es apropiado cuando:

- Hay variacion temporal en la adopcion del programa
- Los grupos son **comparables** en tendencias pre-tratamiento
- No hay cambios simultaneos que afecten diferencialmente a los grupos
- Tienes datos panel (al menos 2 periodos pre y post)

Ejemplos ideales:

- Expansion gradual de programas por regiones
- Cambios de politica que afectan algunos estados pero no otros
- Reformas implementadas en diferentes momentos

NO usar DiD si:

- Solo tienes un periodo pre y uno post
- Las tendencias pre-tratamiento son **claramente** diferentes
- Hay seleccion endogena en quien adopta y cuando

Extension: Callaway-Sant'Anna (2021)

Problema con DiD estandar:

Cuando hay **tratamientos escalonados** (diferentes unidades tratadas en diferentes momentos), el DiD clasico puede dar estimaciones **sesgadas**.

Solucion: Callaway-Sant'Anna

- Estima ATT para cada **cohorte** (grupo tratado en mismo momento)
- No usa unidades ya tratadas como controles
- Agrega efectos de forma apropiada
- Paquete en R: did

Cuando es relevante:

- Multiples grupos tratados en diferentes momentos
- Efectos heterogeneos del tratamiento
- Preocupacion por comparaciones "prohibidas"

En nuestro caso: DiD basico es apropiado (solo dos grupos, un momento)

Ejercicio Practico

Tu turno: 20 minutos

Tarea: Estimar efecto en **gasto de bolsillo en salud**

Pasos:

- ① Calcular DiD manualmente (tabla 2x2)
- ② Crear grafico de tendencias
- ③ Estimar modelo DiD en R
- ④ Interpretar resultados
- ⑤ **BONUS:** Hacer event study

Dataset: Mismo datos_seguro_popular.csv

Variable outcome: gasto_bolsillo (miles de pesos anuales)

Hipotesis: El Seguro Popular deberia **reducir** el gasto de bolsillo

Resumen de lo Aprendido

Conceptos clave:

- ① DiD compara **cambios** entre grupos
- ② Requiere **tendencias paralelas** pre-tratamiento
- ③ Controla por diferencias fijas entre grupos
- ④ Se estima facilmente con regresion lineal
- ⑤ Event studies verifican supuestos

Habilidades tecnicas:

- Calcular DiD manualmente
- Estimar DiD en R con `lm()` y `feols()`
- Crear graficos de tendencias
- Interpretar coeficientes
- Verificar tendencias paralelas

Proxima Clase: Regression Discontinuity

Mañana veremos:

- RDD: Aprovechar umbrales arbitrarios
- Sharp vs Fuzzy RDD
- Validacion del diseño
- Implementacion en R con `rdrobust`

Preparacion:

- ① Instalar: `rdrobust`, `rddensity`
- ② Leer: Gertler Cap 6
- ③ Pensar: Ejemplos de umbrales en politica publica

¿Preguntas?

Gracias

Clase 3: Difference-in-Differences

Dr. Sergio Bejar Lopez
Escuela de Metodos - CIDE

sergio.bejar@cide.edu