

Desarrollo Económico y Política Pública

Módulo 4

Clase 1

Dario Tortarolo

University of Nottingham

Programa de posgrado “Desarrollo Económico y Política Pública”

- ▶ **Módulo 4:** Política pública en acción: indicadores y evaluación de políticas públicas
- ▶ **Profesor:** Darío Tortarolo
Email: dario.tortarolo@nottingham.ac.uk
Web: economics.dtortarolo.com.ar

Módulo 4

Mi parte del módulo ofrece:

1. Una revisión general de **herramientas econométricas** utilizadas en la **evaluación de políticas públicas** [Clases online]
2. Provee **aplicaciones** de papers recientes que buscan estimar el **impacto causal** de diferentes políticas [Clases presenciales]

Objetivos de mi clases

1. Familiarizarse con métodos econométricos modernos para evaluar políticas públicas de forma rigurosa

Clases 1 a 4

2. Familiarizarse con algunas aplicaciones/papers que utilizan estos métodos (varios de mis papers sobre impuestos en Argentina)

Clases 5 a 8

3. Plasmar los conceptos y aplicaciones en el contexto de sus trabajos/estudios

Consigna del examen

Aclaración: Cuáles **NO** son los objetivos

1. Mis clases NO van a hilar fino en econometría o estadística
2. Tampoco van a aprender a programar o a usar un software estadístico
3. No es un “crash course” sobre políticas públicas y aplicaciones Argentinas

Sobre mí

Darío Tortarolo

- ▶ De Viedma, Rio Negro
- ▶ **Lic. y Mg. en Economía** (UNLP)
- ▶ **Ph.D. en Economía** (University of California, Berkeley)
 - ▶ Tesis: “Behavioral Responses of Workers and Businesses to Tax and Transfer Policies”
[Premiada: [2020 NTA's Outstanding Dissertation Prize](#)]
- ▶ **Assistant Professor** (University of Nottingham)
Post-doc (Institute for Fiscal Studies, UK)
Research Associate (IFS)

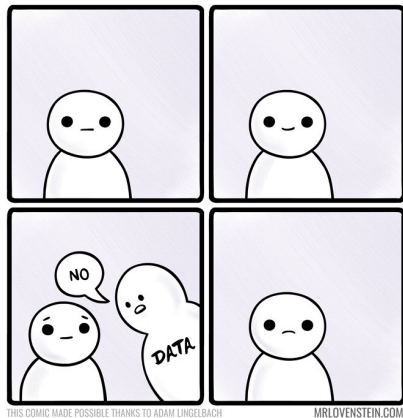
¿Qué hago?

Campo de especialización: Finanzas Públicas

- ▶ Soy profesor de finanzas públicas e intro a la economía en Nottingham
- ▶ Investigo sobre el efecto de los impuestos y otras políticas públicas en la sociedad. Utilizo experimentos naturales, técnicas cuasi-experimentales, y datos administrativos
- ▶ Algunos temas en los que estoy trabajando:
 1. **Impuesto a las ganancias:** Cómo afecta las decisiones laborales en el top 20%
 2. **Incidencia impositiva:** (i) Efecto de Asignaciones Familiares en el Salario Bruto; (ii) El traspaso de cambios en el IVA a precios y cambios en el consumo; (iii) IVA 0% en productos mensuales (“tampon tax”)
 3. **Spillovers:** (i) Cumplimiento del impuesto inmobiliario (RCT), (ii) El uso de empresas como agentes de recaudación
 4. **Otros:** El efecto de Ingresos Brutos y Monotributo en grandes empresas y trabajadores independientes; Precios Cuidados (efecto en P y Q); Amnistías fiscales y evasión

Mi trabajo depende sustancialmente de acceder a registros administrativos

- Big data
- Sector Público: AFIP, Ministerio de Trabajo, AGIP, ARBA, Tres de Febrero
- Sector Pivado: Scanner data de supermercados
- Mas sobre esto en la charla presencial en UNPAZ



¿Cuál es el plan?

1. **Clases virtuales (4):** Métodos y ejemplos
2. **Clases presenciales (5):** Aplicaciones (papers en profundidad)

Calendario de clases

Virtuales:

1. Lunes 6 de Junio de 10 am a 12 pm
2. Miércoles 8 de Junio de 10 am a 12 pm
3. Miércoles 15 de Junio de 10 am a 12 pm
4. Lunes 20 de Junio de 10 am a 12 pm

Presenciales: semana del 11 al 15 de Julio
Diarias, de 2pm a 5pm

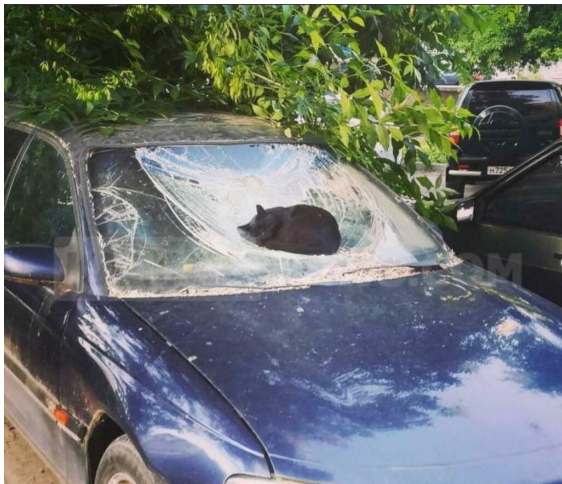
Evaluación de Políticas Públicas

La importancia del contrafactual

Políticas basadas en evidencia

- ▶ Las políticas públicas suelen apuntar a cambiar resultados (ej., aumentar el empleo, mejorar el aprendizaje, reducir las enfermedades, reducir la evasión, etc.)
- ▶ Conocer si estos cambios se logran o no, su magnitud, efectos indeseados y potenciales distorsiones, son preguntas cruciales que a menudo no suelen abordarse
- ▶ **Evaluación rigurosa con métodos de inferencia causal:**
 - Paso crítico en el diseño de políticas
 - Proveer evidencia convincente permite fundamentar las decisiones de política, influir en la opinión pública y mejorar el funcionamiento de los programas
- ▶ **El desafío fundamental:** identificar la **relación causal** entre una política (P) y los resultados de interés (Y) no es tarea sencilla

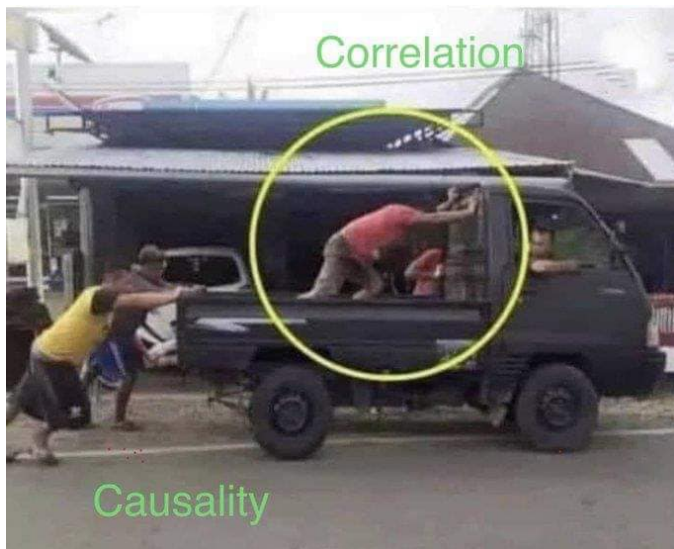
Ejemplo: correlacion vs causalidad



Ejemplo: correlacion vs causalidad



Ejemplo: correlacion vs causalidad



Algunos ejemplos posta

- ▶ ¿Los programas de formación profesional aumentan los ingresos de los participantes?
- ▶ ¿La mejora de los caminos aumenta el acceso a los mercados laborales e incrementa el ingreso de los hogares y, en caso afirmativo, en qué medida?
- ▶ ¿Las reducciones de cargas sociales aumentan la demanda de empleo y las horas/esfuerzo laboral?
- ▶ ¿Las fiscalizaciones a contribuyentes ayudan a reducir la evasión?
¿Cuán persistentes son los efectos?

Algunos ejemplos posta

- ▶ ¿Alcanza con comparar el resultado de interés de una persona (ej., ingresos) antes y después de una política (ej., formación profesional) para establecer causalidad?

Algunos ejemplos posta

- ▶ ¿Alcanza con comparar el resultado de interés de una persona (ej., ingresos) antes y después de una política (ej., formación profesional) para establecer causalidad?
- ▶ No

Algunos ejemplos posta

- ▶ ¿Alcanza con comparar el resultado de interés de una persona (ej., ingresos) antes y después de una política (ej., formación profesional) para establecer causalidad?
- ▶ No
- ▶ ¿Por qué?

Necesitamos conocer el **contrafactual**

- ▶ Para responder preguntas de manera convincente, cualquier método de inferencia causal requiere estimar el **contrafactual**:

¿Qué hubiese ocurrido con el resultado de interés Y (ej., empleo) si la política P no se hubiese implementado (ej., baja en contribuciones patronales)?

$$\Delta_i = (Y_i|P = 1) - (Y_i|P = 0)$$

- ▶ Problema: es imposible observar a la misma persona i bajo $P = 0$ y $P = 1$
- ▶ En la práctica, se requiere encontrar un **grupo de comparación** (**control**) para aproximar qué le habría ocurrido al **grupo afectado** (**tratamiento**) sin la política

El contrafactual

El uso de propiedades estadísticas

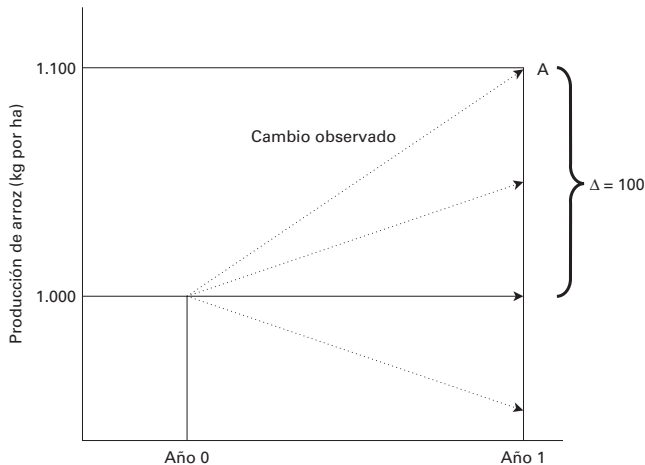
- ▶ Encontrar grupos de comparación válidos es la piedra angular de cualquier método de inferencia causal
- ▶ Cuando el grupo de comparación no aproxima *bien* el verdadero contrafactual, el impacto estimado de una política no es válido. En términos estadísticos es “sesgado”
- ▶ Condiciones para obtener **grupos de comparación válidos**:
 1. Las características promedio (ej., edad promedio) del tratamiento y del control deben ser idénticas en ausencia de la política
 2. La política no tendría que afectar al grupo de comparación de forma directa ni indirecta
 3. Los resultados de las personas en el grupo de control deberían cambiar de la misma manera que los resultados en el grupo de tratamiento, si ambos grupos son objeto del tratamiento (o no)

Dos estimaciones falsas del contrafactual

- (1) **Comparaciones antes-después** (o pre-post): comparan los resultados del mismo grupo antes y después de una política
- (2) **Comparaciones de inscritos y no inscritos** (o autoseleccionados): comparan los resultados de un grupo que elige participar en un programa vs otro que no

(1) Estimaciones antes-después de un programa de microfinanzas

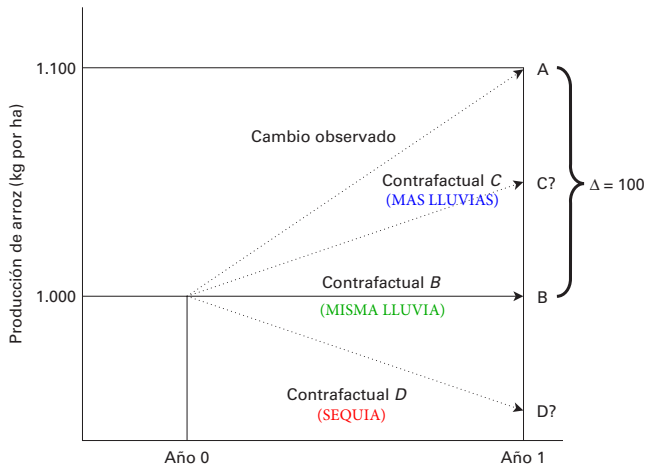
- Micropréstamos a agricultores para comprar fertilizantes y aumentar su producción
- Pre-post: $\Delta = A - B = 100$
- ¿Cuál es el problema?



Nota: Δ = Cambio en la cosecha de arroz (kg); ha = hectáreas; kg = kilogramos.

(1) Estimaciones antes-después de un programa de microfinanzas

- Micropréstamos a agricultores para comprar fertilizantes y aumentar su producción
- Pre-post: $\Delta = A - B = 100$
- ¿Cuál es el problema?
Otros factores confunden la relación (confounders)



Nota: Δ = Cambio en la cosecha de arroz (kg); ha = hectáreas; kg = kilogramos.

(2) Inscritos vs no inscritos

- Supongan un programa de orientación profesional para jóvenes desempleados
- Dos años después de su lanzamiento, se encuentra que los jóvenes que eligieron inscribirse en el programa ganan el doble de los que decidieron no hacerlo (a pesar de ser elegibles)
- ¿Cuál es el problema?

(2) Inscritos vs no inscritos

- Supongan un programa de orientación profesional para jóvenes desempleados
- Dos años después de su lanzamiento, se encuentra que los jóvenes que eligieron inscribirse en el programa ganan el doble de los que decidieron no hacerlo (a pesar de ser elegibles)
- ¿Cuál es el problema? **Sesgo de selección**
Se produce cuando los motivos por los que un individuo participa en un programa están correlacionados con los resultados

Métodos de Inferencia Causal

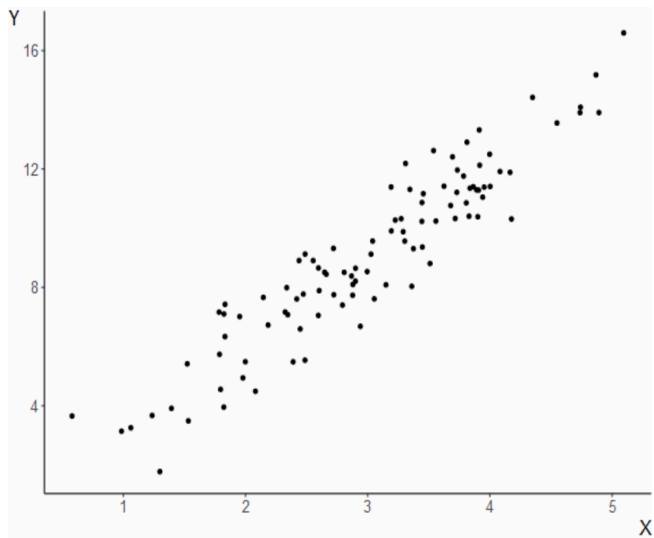
- ▶ Existen diversos métodos para construir grupos de comparación válidos que permiten estimar el contrafactual con cierta confianza
- ▶ Nos enfocaremos en los siguientes:
 1. Análisis de Regresión (core)
 2. Asignación Aleatoria
 3. Variables Instrumentales
 4. Diseño de Regresión Discontinua
 5. Diferencias en Diferencias
 6. Event Studies

Análisis de Regresión

(aka Mínimos Cuadrados Ordinarios o MCO)

Relación entre dos variables

- ▶ Nos interesa analizar la relación entre dos variables (y , x)
 - y variable dependiente (ej., producción de arroz)
 - x variable independiente (ej., micropréstamos)
- ▶ Hay muchas formas simples de hacer esto:
 1. Nube de puntos (data cruda): y en eje vertical, x en el eje horizontal
 2. Coeficiente de correlación
 3. Diferencia de medias si x es binaria (ej., recibe/no recibe micropréstamo)



¿Qué nos interesa de la relación entre y y x ?

1. La intensidad de la relación

- ¿En cuánto aumenta y si x aumenta en una unidad?

2. Cuán “clara” (precisa) es la relación

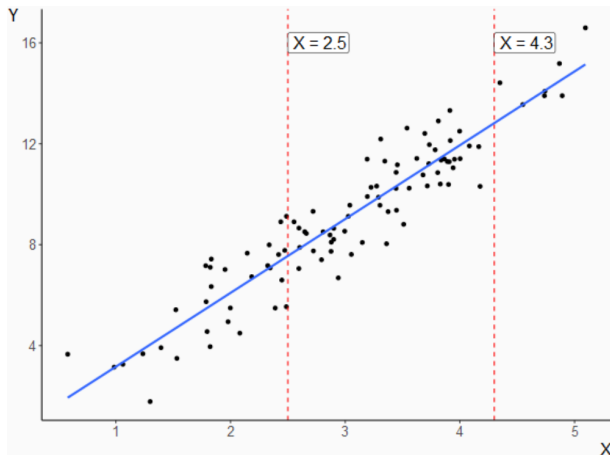
- ¿Hay mucha variación alrededor de la relación?
- ¿Hay suficientes observaciones para sacar conclusiones relevantes?

En el **Análisis de Regresión**, la primera corresponde al **coeficiente** (el efecto), y la segunda al **error estandar** (precisión o significatividad estadística)

Regresión Lineal

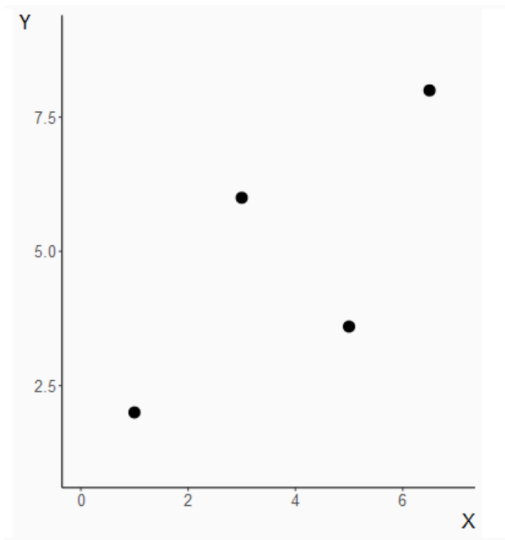
Mínimos Cuadrados Ordinarios (MCO)

- Una **Regresión Lineal**
“resume” la relación entre y y x con una línea recta
- ¿Cómo lo hace? Elige la recta que produce los *cuadrados* mas pequeños
- What!?



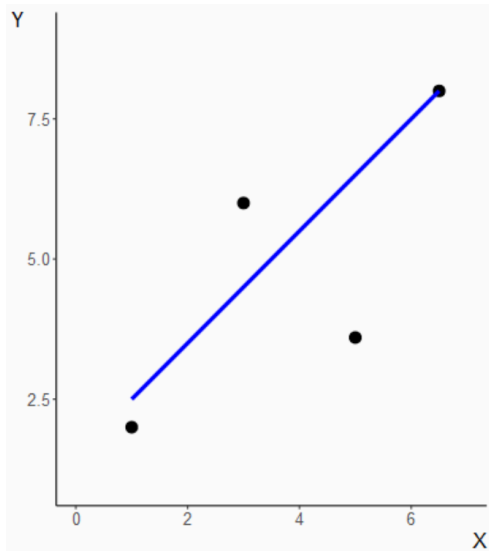
Digresión: Anatomía de MCO

- Comenzamos graficando data cruda
- Elijamos una recta al azar
- La distancia vertical de cada punto a la recta es el **residuo**
- Una buena predicción lineal de la relación entre y y x busca hacer esos residuos lo más pequeños posible



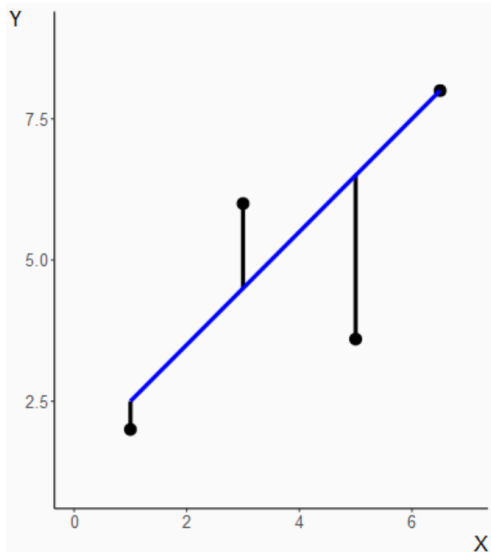
Digresión: Anatomía de MCO

- Comenzamos graficando data cruda
- Elijamos una recta al azar
- La distancia vertical de cada punto a la recta es el **residuo**
- Una buena predicción lineal de la relación entre y y x busca hacer esos residuos lo más pequeños posible



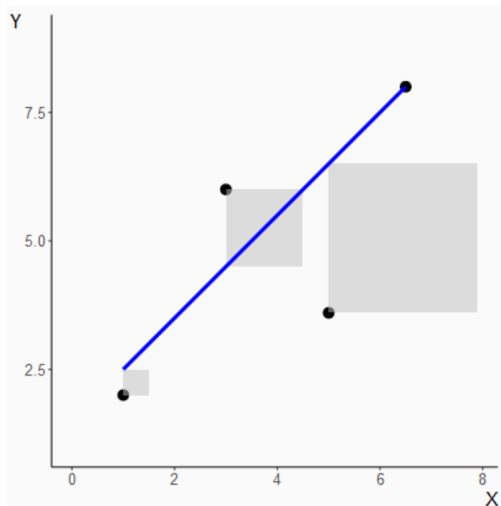
Digresión: Anatomía de MCO

- Comenzamos graficando data cruda
- Elijamos una recta al azar
- La distancia vertical de cada punto a la recta es el **residuo**
- Una buena predicción lineal de la relación entre y y x busca hacer esos residuos lo más pequeños posible



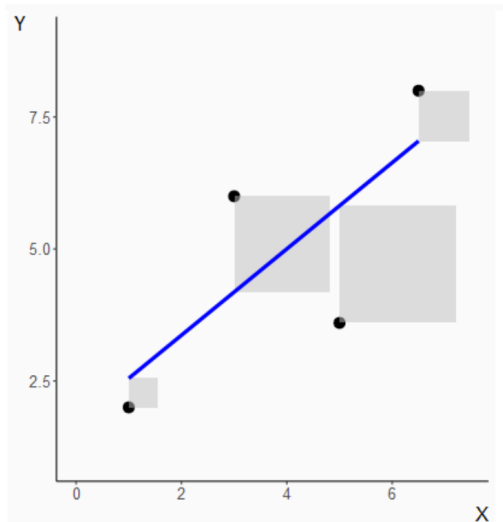
Digresión: Anatomía de MCO

- Pero antes, elevamos los residuos al cuadrado para darle más peso a los más grandes
- La pregunta clave de MCO: ¿Se puede achicar el área total de esos cuadrados con *otra* recta? Si!
- MCO “ajusta” la recta (elige la constante y la pendiente) hasta minimizar la suma de residuos cuadrados



Digresión: Anatomía de MCO

- Pero antes, elevamos los residuos al cuadrado para darle más peso a los más grandes
- La pregunta clave de MCO: ¿Se puede achicar el área total de esos cuadrados con *otra* recta? Si!
- MCO “ajusta” la recta (elige la constante y la pendiente) hasta minimizar la suma de residuos cuadrados



Digresión: Anatomía de MCO

- ▶ ¿Cómo encuentra esa recta? Mediante una fórmula matemática y cálculo
- ▶ Pero eso es material de otro curso! (por suerte?)
- ▶ Por suerte, cualquier paquete estadístico estima regresiones lineales (Excel inclusive!)
- ▶ Lamentablemente el curso es corto como para aprender a programar

Regresión multivariada (en criollo: “poner controles”)

- ▶ MCO nos permite estimar la relación entre Y y X

$$Y = \alpha + \beta X + \varepsilon$$

- ▶ Sin embargo, sabemos que esa relación puede estar “contaminada” por ε (explicada por otros factores, sesgada por autoselección, etc.)
- ▶ El efecto estimado $\hat{\beta}$ capta estos otros factores $\implies$ no representa el efecto causal
- ▶ Entonces, ¿Qué podemos hacer para estimar el efecto causal de X en Y ?
- ▶ **Controlar por variables observables** puede ayudar. Pero no alcanza
Ej., Producción de arroz, micropréstamos, y lluvia

Métodos de Inferencia Causal

- ▶ Existen diversos métodos para construir grupos de comparación válidos que permiten estimar el contrafactual con cierta confianza
- ▶ Nos enfocaremos en los siguientes:
 1. Análisis de Regresión (core) y Pareamiento
 2. Asignación Aleatoria
 3. Variables Instrumentales
 4. Diseño de Regresión Discontinua
 5. Diferencias en Diferencias y Event Studies
 6. Control Sintético

Pareamiento (matching)

- ▶ El **método de pareamiento** utiliza técnicas estadísticas para construir un **grupo de comparación** c/ características parecidas a los tratados (ej., edad, sexo, título universitario)
- ▶ Conceptualmente, ¿A qué les recuerda?

Pareamiento (matching)

- ▶ El **método de pareamiento** utiliza técnicas estadísticas para construir un **grupo de comparación** c/ características parecidas a los tratados (ej., edad, sexo, título universitario)
- ▶ Conceptualmente, ¿A qué les recuerda? A una regresión (MCO) con muchos controles!

Pareamiento (matching)

- ▶ El **método de pareamiento** utiliza técnicas estadísticas para construir un **grupo de comparación** c/ características parecidas a los tratados (ej., edad, sexo, título universitario)
- ▶ Conceptualmente, ¿A qué les recuerda? A una regresión (MCO) con muchos controles!
- ▶ Maldición de la dimensionalidad: a medida que aumentan las características se vuelve difícil encontrar una pareja para cada una de las unidades del tratamiento (ej., número de hijos, años de experiencia, etc.)

Pareamiento exacto en cuatro características

Ejemplo: programa de capacitación laboral e ingresos

Unidades tratadas INSCRIPTOS			
Edad	Género	Meses desempleado	Diploma de secundaria
19	1	3	0
35	1	12	1
41	0	17	1
23	1	6	0
55	0	21	1
27	0	4	1
24	1	8	1
46	0	3	0
33	0	12	1
40	1	2	0

Unidades no tratadas NO INSCRIPTOS			
Edad	Género	Meses desempleado	Diploma de secundaria
24	1	8	1
38	0	1	0
58	1	7	1
21	0	2	1
34	1	20	0
41	0	17	1
46	0	9	0
41	0	11	1
19	1	3	0
27	0	4	0

Pareamiento (matching)

Este problema puede solucionarse con *propensity score-matching* (Rosenbaum y Rubin, 1983)

1. Computa la probabilidad de que cada unidad se inscriba en el programa en función de las características (**puntaje de propensión**)
2. Se limita la muestra a unidades para las que hay un rango común en la distribución del puntaje de propensión (**superposición**)
3. Luego se para a las unidades inscritas (T) con las no inscritas (C) que tienen los puntajes de propensión más cercanos (**grupo de comparación**)
4. **Efecto del programa = diferencia promedio en los resultados entre T y C**
(donde C son las unidades estadísticamente pareadas)

Limitaciones del Pareamiento

Tiene un alto riesgo de sesgo

- ▶ Solo utiliza características **observables** para construir grupos de comparación
- ▶ Si hay alguna característica **inobservable** que influye en la inscripción al programa y en el resultado (ej., motivación), el efecto estará sesgado (no es causal)
- ▶ El **supuesto de identificación** detrás de este método es muy restrictivo, a saber: que no hay diferencias no observables en T y C que afecten a los resultados de interés
- ▶ Pero los inobservables son lo que precisamente nos preocupaba!
Ej., producción de arroz y micropréstamos para fertilizantes

Para ser un poco más claro...

Propensity Score Matching be like...



Aun más claro...

Propensity Score Matching be like...



Prince Charles

Male
Born in 1948
Raised in the UK
Married Twice
Lives in a castle
Wealthy and Famous



Ozzy Osbourne

Male
Born in 1948
Raised in the UK
Married Twice
Lives in a castle
Wealthy and Famous

Limitaciones del Pareamiento

- ▶ En mi opinion, es el método “más flojo” (menos convincente o robusto)
- ▶ Difícil de pasar en buenos journals
- ▶ No obstante, muy utilizado en la administración pública
- ▶ Muchas veces, es lo mejor que se puede hacer. Pero hay que reconocer sus límites
- ▶ Es más útil o poderoso al combinarlo con otros métodos (ej., diff-in-diff)

En resumen

- ▶ Evaluar políticas públicas de manera convincente requiere estimar el **contrafactual**
- ▶ Para ello necesitamos encontrar un *buen* grupo de comparación (control C)
- ▶ Vimos que la **regresión lineal** es muy útil para *resumir* la relación entre dos variables
- ▶ Al agregar **controles**, nos acercamos al *verdadero* efecto causal. Pero no alcanza
- ▶ El **pareamiento** es un método muy utilizado para inferir C, pero no tan robusto
- ▶ Clase que viene: nos vamos al otro extremo: **Asignación Aleatoria**

Ejercicio

El curso actual cuenta con 35 estudiantes. Supongan que solo 15 asisten a todas las clases y hacen las tareas y lecturas (T). Por razones desconocidas, los restantes 20 no asisten a ninguna (C). Luego del examen final, observan lo siguiente:

1. Las notas promedio son mayores para el grupo T respecto a C. ¡El curso es buenísimo!
2. Las notas promedio son menores para el grupo T respecto a C. ¡El curso es malísimo!

Evalúen estas afirmaciones. ¿Se puede dar una interpretación causal?
¿Por qué si o por qué no?

[CLICK ACÁ PARA RESPONDER](#)

REFERENCIAS

Evaluación de Impacto en la Práctica (<http://www.worldbank.org/ieinpractice>)

Gertler, P. J., Martinez, S., Premand, P., Rawlings, L. B., Vermeersch, C. (2017). *Impact Evaluation in Practice*, Second Edition. Washington, DC: Inter-American Development Bank and World Bank ([web](#))

Heinrich, C., A. Maffioli y G. Vázquez (2010). A Primer for Applying Propensity-Score Matching. Impact-Evaluation Guidelines. Nota técnica del BID-TN-161. Washington, D.C.: BID.

Rosenbaum, P. y D. Rubin (1983). The Central Role of the Propensity Score in Observational Studies of Causal Effects. *Biometrika* 70 (1): 41–55.

Rosenbaum, P. (2002). *Observational Studies* (2da. edición), Springer Series in Statistics. Nueva York: Springer-Verlag.