

Taller

Métodos de Evaluación de Impacto



Actividad en el marco del programa Chile Alimenta el Futuro

Sebastián Gallegos, Ph.D.
Profesor de Economía
Universidad Adolfo Ibañez

Día 2

Roadmap: Hoja de Ruta

- Presentaciones
- Objetivo de este Taller (parte sobre Evaluación de Impacto)

1. Midiendo el impacto: de la evidencia sólida al desarrollo efectivo: Teoría del cambio
2. Causalidad: Preguntas de Interés y Resultados Potenciales
3. Midiendo el impacto: Experimentos
4. Midiendo el impacto: Matching
5. Midiendo el impacto: Diferencia-en-Diferencias
6. Midiendo el impacto: Regresión Discontinua

Conceptos
Fundamentales

Métodos

Roadmap: Hoja de Ruta Día 1

- Presentaciones

- Objetivo de este Taller (parte sobre Evaluación de Impacto)

1. Midiendo el impacto: de la evidencia sólida al desarrollo efectivo: Teoría del cambio

2. Causalidad: Preguntas de Interés y Resultados Potenciales

Conceptos
Fundamentales

3. Midiendo el impacto: Experimentos

4. Midiendo el impacto: Matching

5. Midiendo el impacto: Diferencia-en-Diferencias

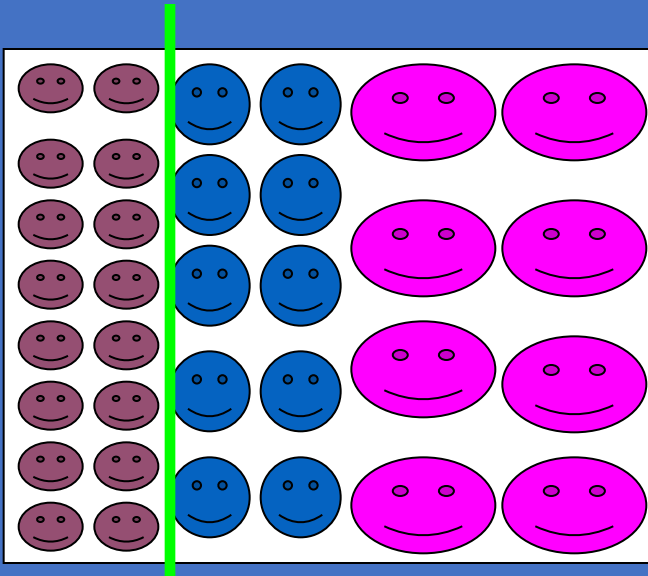
6. Midiendo el impacto: Regresión Discontinua

Métodos

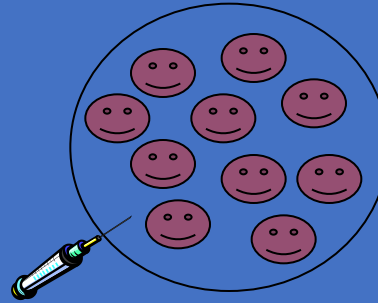
- Una pregunta del día 1:

¿Es posible focalizar y además asignar aleatoriamente?

Personas :



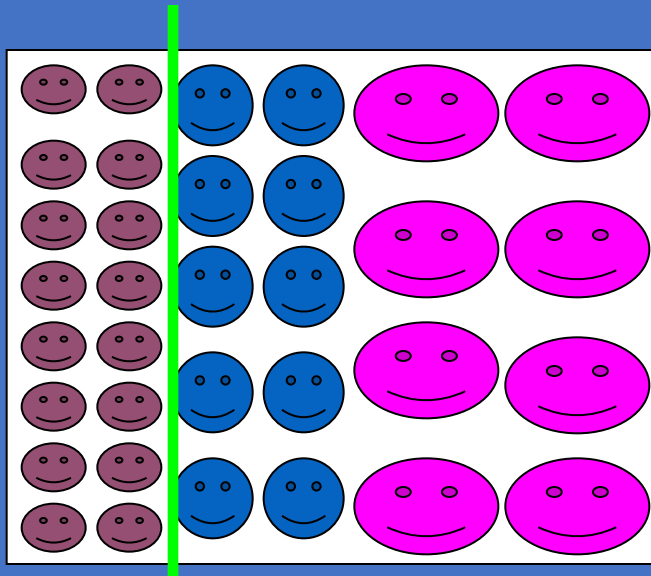
Focalización sin aleatorización



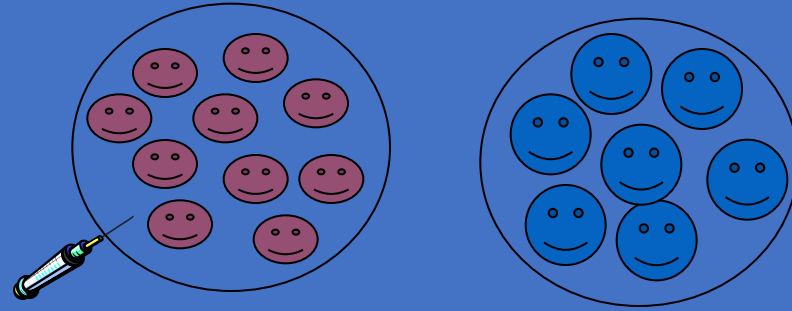
- Una pregunta del día 1:

¿Es posible focalizar y además asignar aleatoriamente?

Personas :



Focalización sin aleatorización

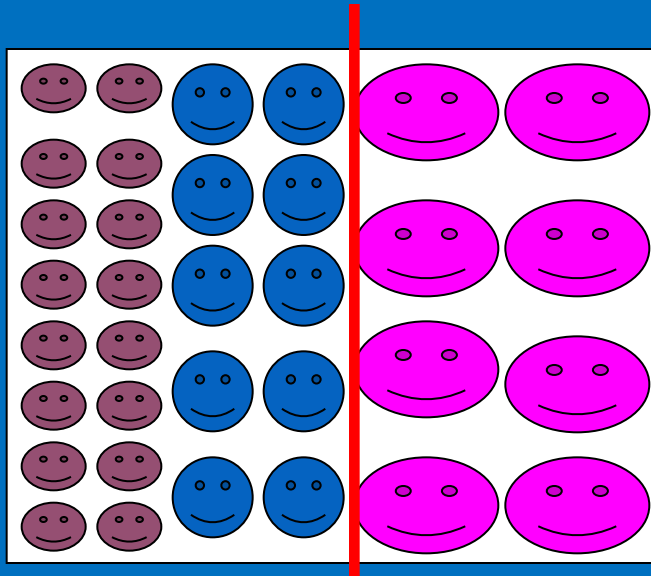


Pareciera que quedamos obligados a comparar a focalizados (rojos) con un grupo no muy comparable (azules)

- Una pregunta del día 1:

¿Es posible focalizar y además asignar aleatoriamente?

Personas:

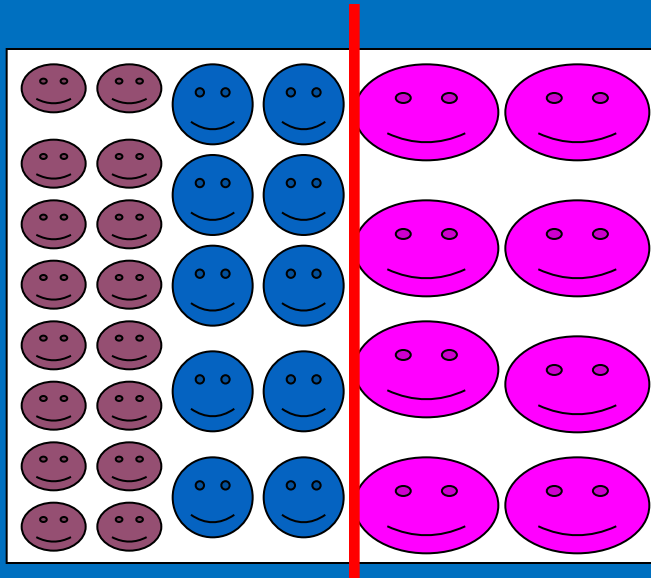


Pero si fijamos **otro umbral**, un poco más laxo, para focalizar

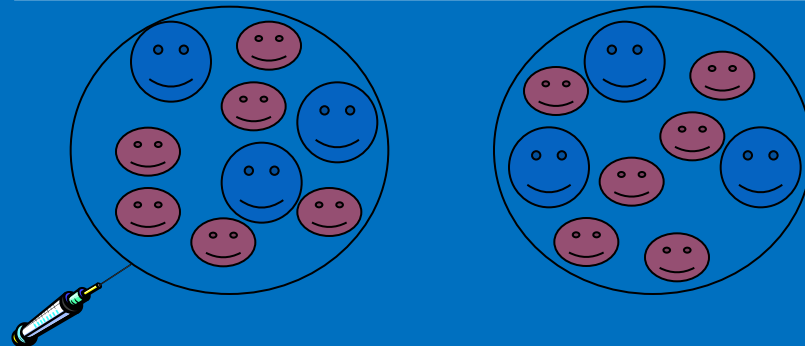
- Una pregunta del día 1:

¿Es posible focalizar y además asignar aleatoriamente?

Personas:



Focalización con aleatorización



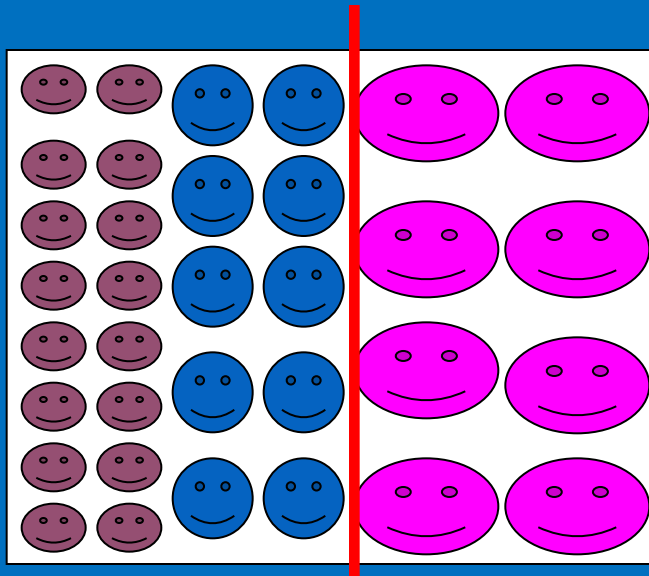
Entonces Sí
podemos
focalizar y
hacer
asignación
aleatoria al
mismo
tiempo!

- Una pregunta del día 1:

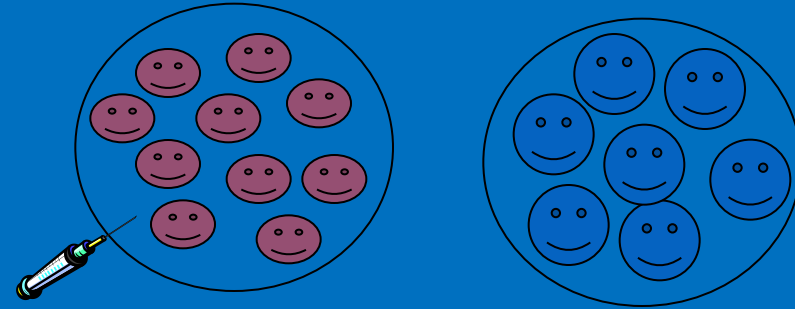
¿Es posible focalizar y además asignar aleatoriamente?

Sí

Personas:

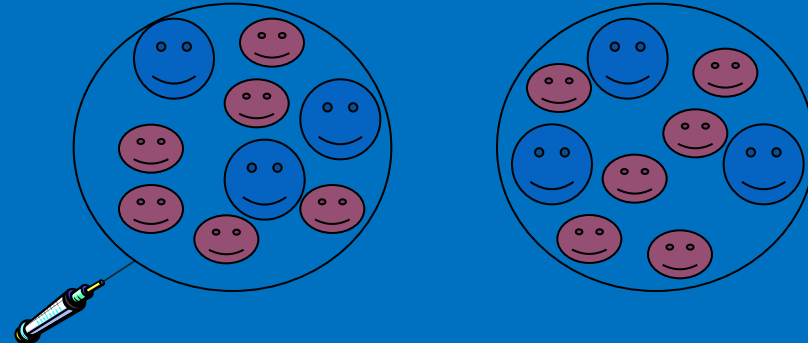


Focalización sin aleatorización



Focalizamos mucho, pero no sabemos efecto de nuestro tratamiento

Focalización con aleatorización



Focalizamos un poco menos, pero sí sabemos efecto de nuestro tratamiento

Roadmap: Hoja de Ruta Día 1

- Presentaciones

- Objetivo de este Taller (parte sobre Evaluación de Impacto)

1. **Midiendo el impacto: de la evidencia sólida al desarrollo efectivo: Teoría del cambio**

2. **Causalidad: Preguntas de Interés y Resultados Potenciales**

Conceptos
Fundamentales

3. **Midiendo el impacto: Experimentos**

4. Midiendo el impacto: Matching

5. Midiendo el impacto: Diferencia-en-Diferencias

6. Midiendo el impacto: Regresión Discontinua

Métodos

Roadmap: Hoja de Ruta

Día 2

- Presentaciones
- Objetivo de este Taller (parte sobre Evaluación de Impacto)

1. Midiendo el impacto: de la evidencia sólida al desarrollo efectivo: Teoría del cambio
2. Causalidad: Preguntas de Interés y Resultados Potenciales

Conceptos
Fundamentales

3. Midiendo el impacto: Experimentos
4. **Midiendo el impacto: Matching**
5. **Midiendo el impacto: Diferencia-en-Diferencias**
6. **Midiendo el impacto: Regresión Discontinua**

Métodos

Roadmap: Hoja de Ruta Día 2

- Matching
- Diferencia-en-Diferencias
- Regresión Discontinua

- Son todos métodos cuasi-experimentales
 - ¿Por qué será?

- Todos proponen alternativas para generar un escenario contrafactual creíble
 - Se basan en distintos conjuntos de supuestos

- ¿Cómo decidir cuál usar?
 - Atención a los datos disponibles y la naturaleza de asignación al tratamiento

Roadmap: Hoja de Ruta

Día 2

- Presentaciones
- Objetivo de este Taller (parte sobre Evaluación de Impacto)

1. Midiendo el impacto: de la evidencia sólida al desarrollo efectivo: Teoría del cambio
2. Causalidad: Preguntas de Interés y Resultados Potenciales

Conceptos
Fundamentales

3. Midiendo el impacto: Experimentos
4. **Midiendo el impacto: Matching**
5. **Midiendo el impacto: Diferencia-en-Diferencias**
6. **Midiendo el impacto: Regresión Discontinua**

Métodos

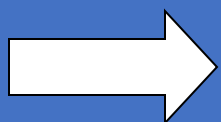
4. MIDIENDO EL IMPACTO:

Matching (o Método de emparejamiento)

Conceptos Clave:

- Matching puede resolver el problema de Sesgo de Selección en observables
- Límites de Matching: el sesgo de selección basado en no observables

Recordando: nos gustaría tener estos datos:



10 días enfermo

30 días enfermo

∴ Impacto de 20 días de no enfermedad.

$$\beta_i = Y_{1i} - Y_{0i}$$

PROBLEMA FUNDAMENTAL DE IDENTIFICACIÓN

Lamentablemente no es posible observar Y_{1i} y a Y_{0i} al mismo tiempo,



es decir, un individuo en un momento del tiempo puede presentar sólo uno de los dos estados posibles, intervención en el programa (tratamiento) o no intervención en el programa.

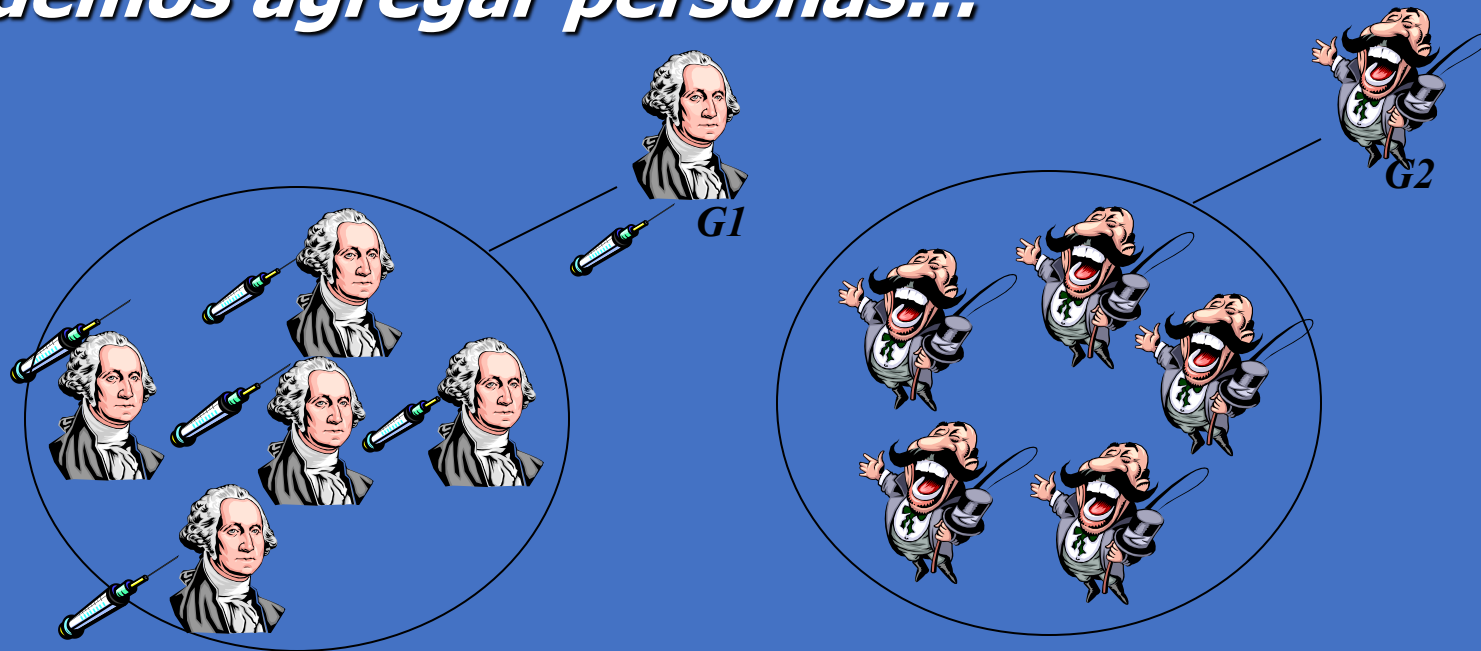
PROBLEMA FUNDAMENTAL DE IDENTIFICACIÓN

¿Qué pasa si dijéramos lo siguiente?



RESULTADO NO CREIBLE !!!!!

Podemos agregar personas...



$$E(Y_{i1} / T_i = 1)$$

-

$$E(Y_{i0} / T_i = 0)$$

*10 días enfermo
(promedio)*

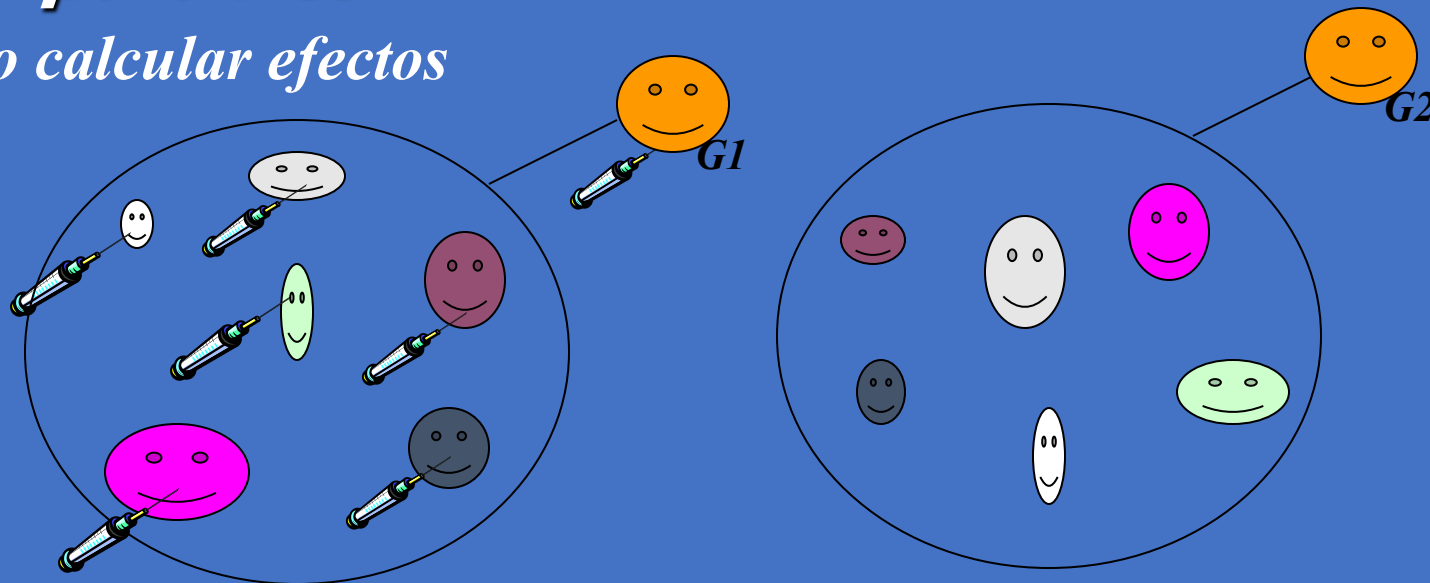
-

*30 días enfermo
(promedio)*

∴ Pero grupos debieran ser en promedio iguales en
ausencia de intervención! Si no, tenemos sesgo

Podemos intentar comparar grupos comparables...

Y luego calcular efectos



$$E(Y_{i1} / T_i = 1)$$

-

$$E(Y_{i0} / T_i = 0)$$

*10 días enfermo
(promedio)*

-

*12 días enfermo
(promedio)*

∴ Impacto Promedio de 2 días de no enfermedad.

4. MIDIENDO EL IMPACTO: *Matching* (o Método de pareo)

RESUELVE EL
PROBLEMA A
TRAVÉS DE



Construye un contrafactual en
base a características observables



¿Cómo? emparejando participantes
(tratados) con no-participantes
similares (control)

Emparejamiento (*Matching*)

SITUACIÓN

Asignación del tratamiento (participación en el programa) no fue aleatoria:

- Se cuenta con **rica información de características** [condición para implementar la técnica de matching]
para aquellos participantes y no-participantes del programa
(fijas o medidas antes del inicio del programa)
- Supuesto: **únicamente las características observables** afectan la participación en el programa

EMPAREJAMIENTO (*Matching*)

0

DOS FORMAS
DE EMPAREJAR

- 1) Emparejamiento basado en variable por variable: hombres vs hombres, mujeres vs mujeres, etc.
 - Pero si sumamos muchas variables (edad, escolaridad, región), sufrimos la maldición de dimensionalidad.
 - Es decir, mientras más características observables usemos...
...tendremos menos observaciones comparables en todas las dimensiones
- 2) Emparejamiento basado en un puntaje de Propensión a Participar (Propensity Score Matching), nos resuelve el problema

EMPAREJAMIENTO POR PUNTAJES DE PROPENSIÓN

Propensity Score Matching (PSM)

Teorema de Rosenbaum y Rubin (1983)*

**Rosenbaum y Rubin (1983), nos rescatan:
emparejar según la probabilidad de participar
condicional a características observables
(o “puntaje de propensión”) es todo lo que
necesitamos.**

* Biometrika (1983), 70, 1 pp. 41-55. *The central role of the propensity score in observational studies for causal effects*, by Paul R. Rosenbaum, Departments of statistics and Human Oncology, University of Wisconsin, Madison, Wisconsin, U.S.A., and Donald B. Rubin, University of Chicago, Chicago, Illinois, U.S.A.

ESTIMADOR PSM

Supuesto de **Ignorabilidad condicional** (*unconfoundedness*): entre personas con las mismas características relevantes X , entonces el tratamiento fue asignado como si fuera aleatorio.

Teorema del puntaje de propensión

$$\{Y_i^1, Y_i^0\} \perp D_i \parallel X_i \Rightarrow \{Y_i^1, Y_i^0\} \perp D_i \parallel p(X_i)$$

Rosenbaum and Rubin (1983)

No necesitamos condicionar sobre todas esas variables directamente para cumplir el supuesto.

Basta con condicionar sobre el puntaje de propensión, que resume en un solo número la probabilidad de ser tratado dado X .

EMPAREJAMIENTO (*Matching*)

1 ¿QUÉ HACE?

- Construye **el mejor grupo de comparación posible** sobre la base de **características observables** (antes del programa) → utiliza grandes bases de datos y técnicas estadísticas
- Una **vez emparejados** (*matched*) los participantes del programa (tratados) con no participantes (control) similares -con base en **características observables-** se compara la **diferencia promedio en los resultados de los dos grupos** para obtener el **efecto del programa**

EMPAREJAMIENTO (*Matching*)

2 ¿SUPUESTOS CLAVE?

Selección en observables (¡no testeable!)

- La probabilidad de participación del programa **depende sólo de características observadas**. Por ejemplo: género, edad, estrato socioeconómico, etc.

Soporte común (¡testeable!)

- Existen suficientes observaciones comparables según características observables en participantes (tratamiento) y no participantes (control)

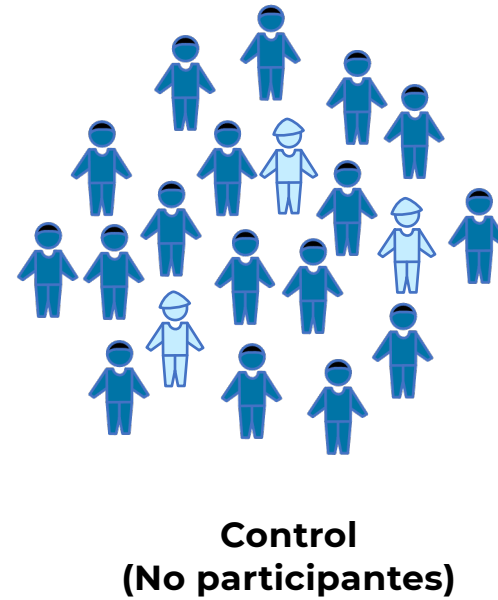
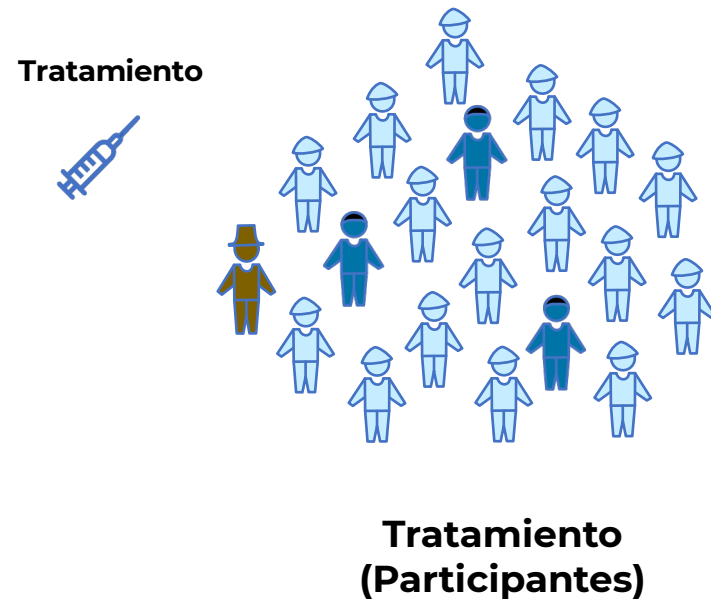
EMPAREJAMIENTO (*Matching*)

3 ¿RIESGO?

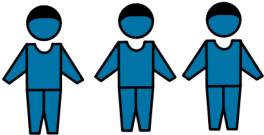
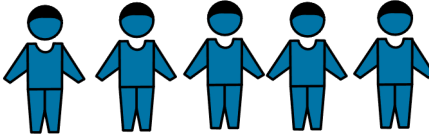
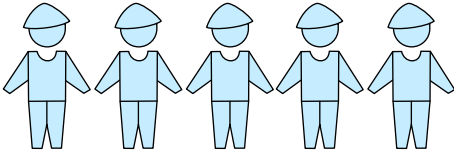
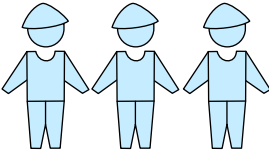
Pueden existir otras características **no-observadas** que afectan participación

➡ ¡SESGO DE SELECCIÓN!

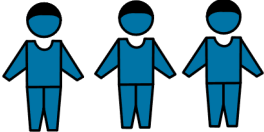
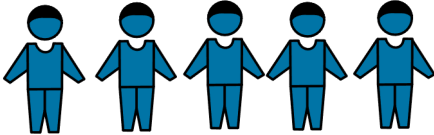
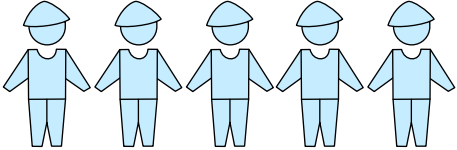
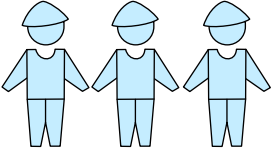
PROBLEMA DE EVALUACIÓN



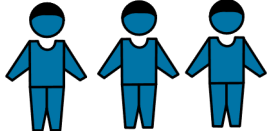
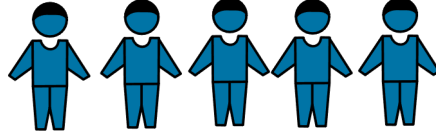
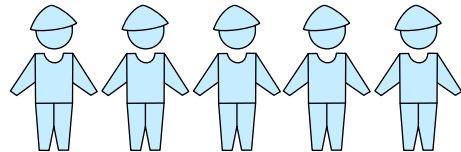
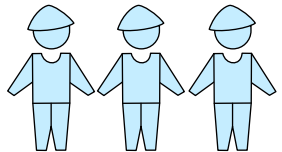
EMPAREJAMIENTO (Matching) por variable Edad

	TRATAMIENTO 	CONTROL	IMPACTO Efecto tratamiento sobre los tratados (ATT)
Edad 7-9 15%	 610	 600	
Edad 10-12 80%	 635	 600	
Edad 13-15 5%	 640	?	

EMPAREJAMIENTO (Matching) por variable Edad

	TRATAMIENTO 	CONTROL	IMPACTO Efecto tratamiento sobre los tratados (ATT)
Edad 7-9 15%	 610	 600	
Edad 10-12 80%	 635	 600	
Edad 13-15 5%	Fuera de Soporte común !  640	?	

EMPAREJAMIENTO (*Matching*) por variable Edad

	TRATAMIENTO 	CONTROL	IMPACTO (ATT)
Edad 7-9 20%	 610	 600	10
Edad 10-12 80%	 635	 600	35
			$0.2*(10)+0.8*(35) = 30$

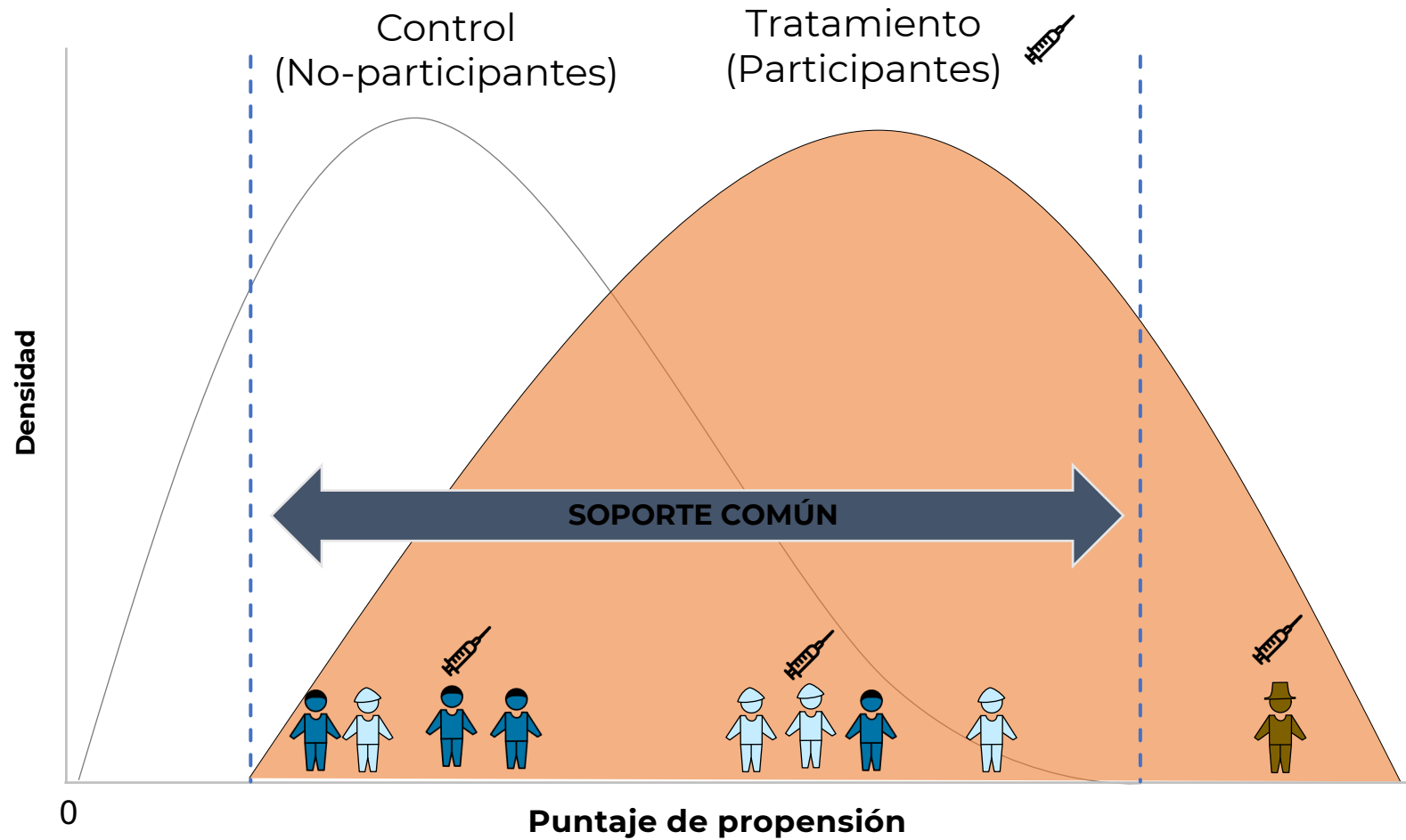
- Una **vez emparejados** (*matched*) se compara la **diferencia promedio** en los resultados **de tratados y controles** para obtener el **efecto del programa**

Propensity Score-Matching, PSM

INGRESO DEL HOGAR

En lugar de emparejar a cada participante con un no participante mediante **emparejamiento exacto** para todas las características observadas (x), cada participante puede emparejarse simplemente con no participantes con **la misma (o similar) *puntaje de propensión***

DENSIDAD EN PUNTAJES DE PROPENSIÓN



EMPAREJAMIENTO POR PUNTAJES DE PROPENSIÓN

Propensity Score Matching (PSM)

El puntaje de propensión

- El **puntaje de propensión** (*propensity score*) es un número entre 0 y 1, se estima generalmente con modelo **probit o logit**

$$P(D = 1 | X) = \frac{1}{1 + \exp(-X\beta)}$$

- Deben utilizarse **solo características observables** en la **línea de base** (anteriores al programa) para calcular el **puntaje de propensión**.
- Nuevas técnicas para calcular el puntaje de propensión: **machine learning techniques** (classification and regression trees, CART)

EJEMPLO

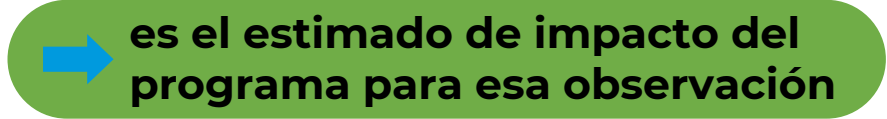
EMPAREJAMIENTO Exacto (*Exact Matching*)

AGRICULTORES CON CAPACITACION 				AGRICULTORES SIN CAPACITACION			
SEXO	AÑOS DE UNIV	EXP	INGRESO	SEXO	AÑOS DE UNIV	EXP	INGRESO
F	2	3.6	\$20,000~\$30,000	M	3	3.8	< \$60,000
F	1	3.8	\$10,000~\$20,000	F	1	4.0	< \$10,000
M	2	3.7	\$20,000~\$30,000	M	1	3.5	\$20,000~\$30,000
F	1	3.5	\$10,000~\$20,000	F	2	3.0	\$10,000~\$20,000
F	3	3.6	< \$10,000	F	2	3.6	\$20,000~\$30,000
F	1	4.0	< \$10,000	M	2	3.7	\$20,000~\$30,000
F	2	3.6	\$10,000~\$20,000	M	1	3.7	\$20,000~\$30,000
M	1	3.4	< \$10,000	F	2	3.2	\$30,000~\$40,000

SOLO PODEMOS EMPAREJAR TRES AGRICULTORES
(EN COLOR VERDE LOS NO-EMPAREJADOS)

PASOS EMPAREJAMIENTO POR PUNTAJES DE PROPENSIÓN

Propensity Score Matching, PSM

1. Estimar la **probabilidad de participación** en el programa usando características observables, para tratados y controles → modelo ***probit o logit***
2. **Emparejar** participantes con no-participantes con **probabilidad de participación** similar → ***algoritmos***
3. Restringir la muestra al **soporte común**
4. Tomar la **diferencia en el resultado** entre cada participante y su par o pares 
5. Calcular el **promedio** de los impactos individuales para estimar el **impacto promedio del programa**

Tratados



Controles



Tratados

PASO 1

PROBABILIDAD DE
PARTICIPACIÓN



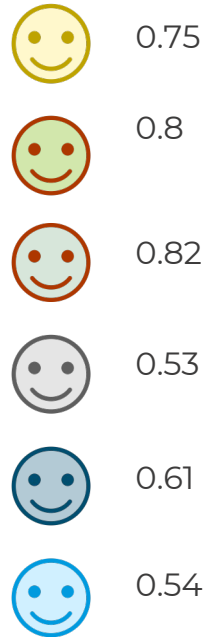
Controles



Tratados

PASO 1

PROBABILIDAD DE PARTICIPACIÓN



Controles



Tratados

Controles

PASO 1

PROBABILIDAD DE PARTICIPACIÓN



0.75



0.8



0.82



0.53



0.61



0.54

PASO 2

EMPAREJAMIENTO

0.24



0.22



0.53



0.4



0.1



0.54



0.8



0.73



0.31



0.14



0.09



0.61



0.80



Tratados

Controles

PASO 1

PROBABILIDAD DE PARTICIPACIÓN



0.75



0.8



0.82



0.53



0.61



0.54

PASO 2

EMPAREJAMIENTO

0.24



0.22



0.53



0.4



0.1



0.54



0.8



0.73



0.31



0.14



0.09



0.61



0.80



Tratados

Controles

PASO 1

PROBABILIDAD DE PARTICIPACIÓN



0.75



0.8



0.82



0.53



0.61



0.54

PASO 2

EMPAREJAMIENTO

0.24



0.22



0.53



0.4



0.1



0.54



0.8



0.73



0.31



0.14



0.09



0.61



0.80



Tratados

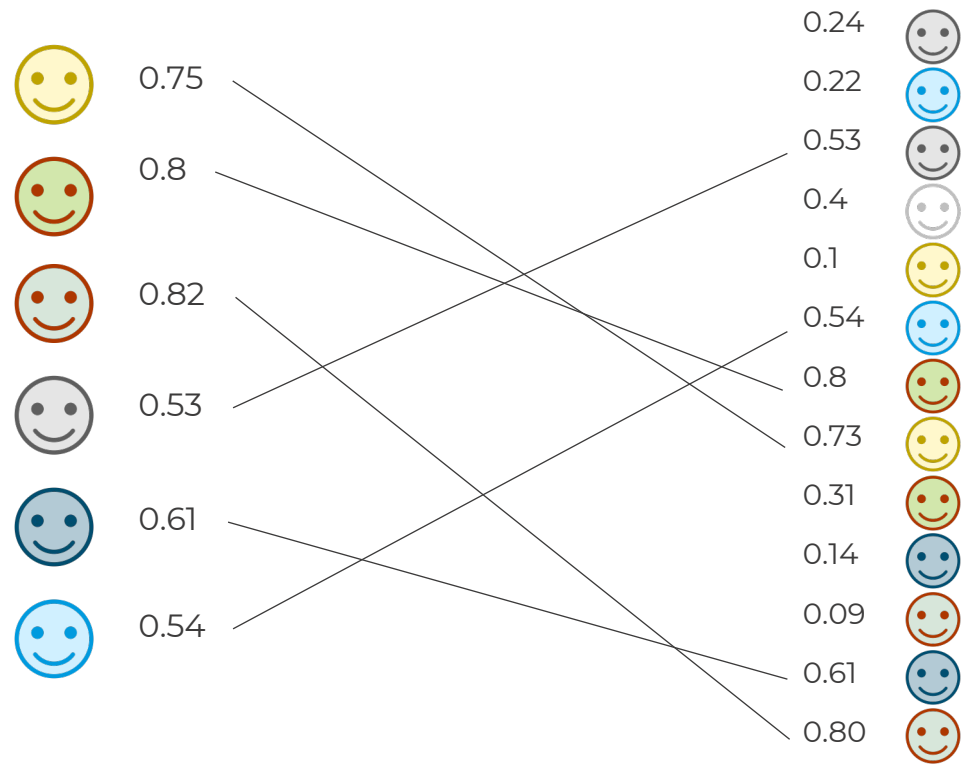
Controles

PASO 1

PROBABILIDAD DE PARTICIPACIÓN

PASO 2

EMPAREJAMIENTO



Tratados

Controles

PASO 1

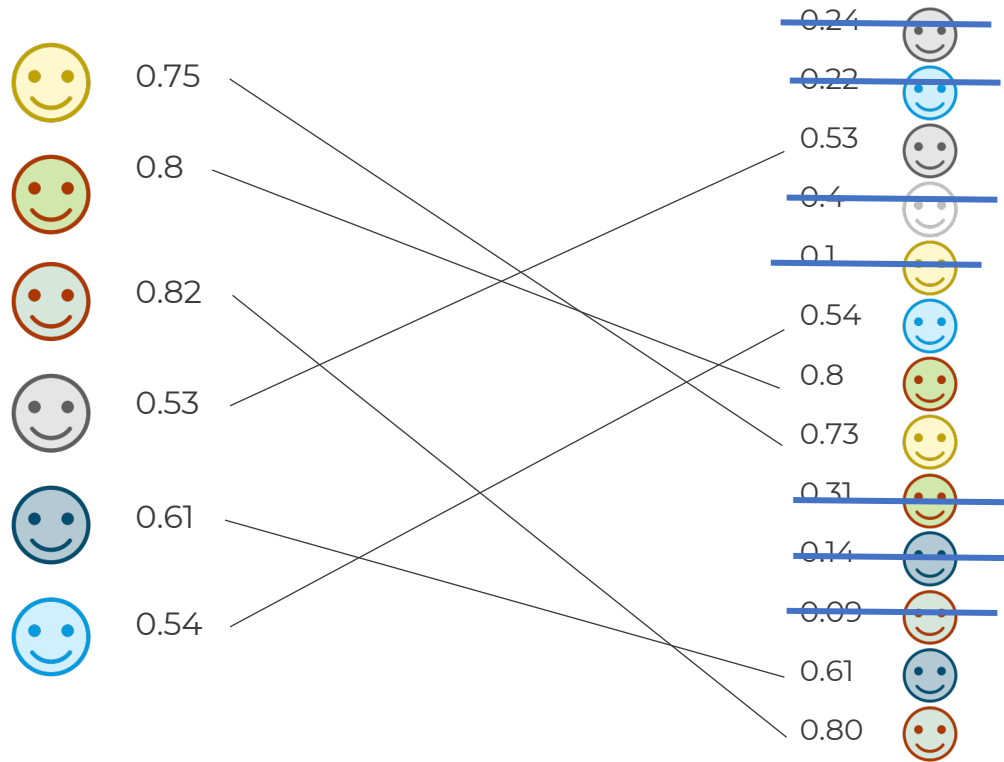
PROBABILIDAD DE PARTICIPACIÓN

PASO 2

EMPAREJAMIENTO

PASO 3

SOPORTE COMÚN



Tratados

Controles

PASO 1

PROBABILIDAD DE PARTICIPACIÓN



0.75



0.8



0.82



0.53



0.61



0.54

PASO 2

EMPAREJAMIENTO

PASO 3

SOPORTE COMÚN

PASO 4

DIFERENCIA

0.24



0.22



0.53



0.4



0.1



0.54



0.8



0.73



0.31



0.14



0.09



0.61



0.80



-



= 10



-



= 16



-



= 27



-



= 20



-



= 15



-



= 29

Tratados

Controles

PASO 1

PROBABILIDAD DE PARTICIPACIÓN



0.75



0.8



0.82



0.53



0.61



0.54

PASO 2

EMPAREJAMIENTO

PASO 3

SOPORTE COMÚN

PASO 4

DIFERENCIA

PASO 5

PROMEDIO

0.24



0.22



0.53



0.4



0.1



0.54



0.8



0.73



0.31



0.14



0.09



0.61



0.80



-



= 10



-



= 16



-



= 27



-



= 20



-



= 15



-



= 29

IMPACTO PROMEDIC = 19,5

ALGORITMOS DE EMPAREJAMIENTO



Fuente: Caliendo, M., and S. Kopeinig. 2008. Some Practical Guidance for the Implementation of Propensity Score Matching. Journal of Economic Surveys, 22(1), 31-72.

EJEMPLO: SIGTIERRAS (ECUADOR)

SigTierras

Programa de Sistema
Nacional de Información y
Gestión de Tierras Rurales

Ecuador



<https://publications.iadb.org/en/sigtierras-ecuador-national-system-rural-land-information-and-management-and-technology>

EJEMPLO: SIGTIERRAS (ECUADOR)

OBJETIVO



Aumentar la eficiencia productiva y los ingresos de los hogares rurales mediante la titulación y regularización de 170.000 parcelas en el país, incluyendo un mapeo catastral con mapas georreferenciados individualizados.

INTERVENCIÓN



El programa apoyó la realización de un mapeo catastral, incluyendo:

- La creación de mapas digitales georreferenciados de las parcelas.
- La emisión de mapas impresos a los propietarios.
- El apoyo a los gobiernos locales en la adopción de sistemas de gestión de datos computarizados.

Para garantizar la inclusión de mujeres, la regularización reconoció y documentó la propiedad conjunta de la pareja, y las actividades de sensibilización sobre los resultados del catastro incluyeron a todos los miembros de una comunidad.

UNIVERSO



Tipo de evaluación:

Evaluación cuasi-experimental combinando los métodos de diferencias-en-diferencias con *Inverse Propensity Weighting*

Base de datos:

1.450 hogares
(683 tratados, 767 controles)

EJEMPLO: SIGTIERRAS (ECUADOR)

RESULTADOS

Con respecto a los controles, las mujeres beneficiarias...



Tuvieron mayor acceso a crédito (45%)



Dedicaron más tiempo al trabajo no agrícola (4,6%)



Experimentaron menos conflictos maritales (-34,3%)



Tuvieron más ingresos salariales fuera de la finca (120%)



Tuvieron mayor probabilidad de tomar decisiones sobre los alimentos (4,7%)



Diversificaron más el valor de su producción de cultivos (31,3%)



Aumentaron la seguridad alimentaria de su hogar (26,5%)

EJEMPLO: SIGTIERRAS (ECUADOR)

Table 2: Summary Statistics and Balance - Household level

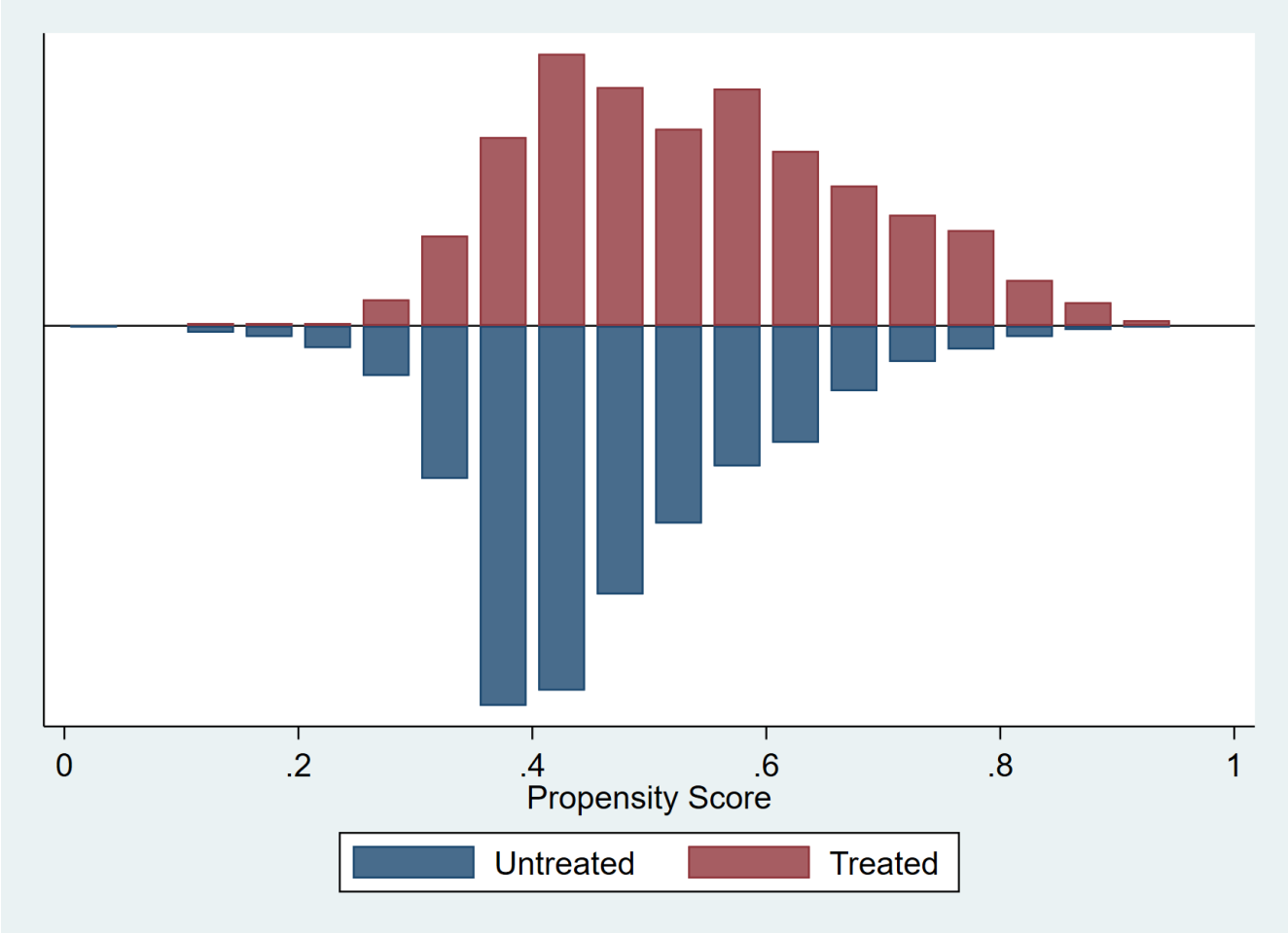
	Control (1)	Treated (2)	(1) vs. (2) (3)
HH head is female	0.20 (0.01)	0.25 (0.01)	-0.06*** (0.01)
HH head age (years)	50.69 (0.32)	53.19 (0.33)	-2.50*** (0.46)
HH size	4.32 (0.04)	4.29 (0.05)	0.03 (0.06)
HH head has primary	0.55 (0.01)	0.54 (0.01)	0.00 (0.01)
HH head ethnic	0.14 (0.01)	0.13 (0.01)	0.02** (0.01)
N of dependents	3.41 (0.04)	3.42 (0.04)	0.00 (0.06)
N adults in agriculture	1.73 (0.03)	1.59 (0.03)	0.15*** (0.04)
Members in productive age	2.24 (0.03)	2.27 (0.03)	-0.03 (0.04)
Receives <i>Bono</i>	0.58 (0.01)	0.62 (0.01)	-0.04*** (0.01)
N plots owned	2.45 (0.03)	2.44 (0.04)	0.01 (0.05)

Table 4: Balance checks adjusted by PSM

	Control (1)	Treated (2)	(1) vs. (2) (3)
HH head is female	0.23 (0.01)	0.22 (0.01)	0.01 (0.01)
HH head age (years)	52.01 (0.33)	51.83 (0.35)	0.18 (0.48)
HH size	4.26 (0.05)	4.35 (0.05)	-0.09 (0.07)
HH head has primary	0.56 (0.01)	0.54 (0.01)	0.02 (0.01)
HH head ethnic	0.14 (0.01)	0.13 (0.01)	0.00 (0.01)
N of dependents	3.37 (0.04)	3.46 (0.05)	-0.09 (0.06)
N adults in agriculture	1.64 (0.03)	1.70 (0.03)	-0.06 (0.04)
Members in productive age	2.25 (0.03)	2.26 (0.03)	-0.01 (0.04)
Receives <i>Bono</i>	0.61 (0.01)	0.59 (0.01)	0.02 (0.01)
N plots owned	2.44 (0.04)	2.42 (0.03)	0.02 (0.05)
N plots with irrigation	0.28 (0.02)	0.27 (0.01)	0.01 (0.02)

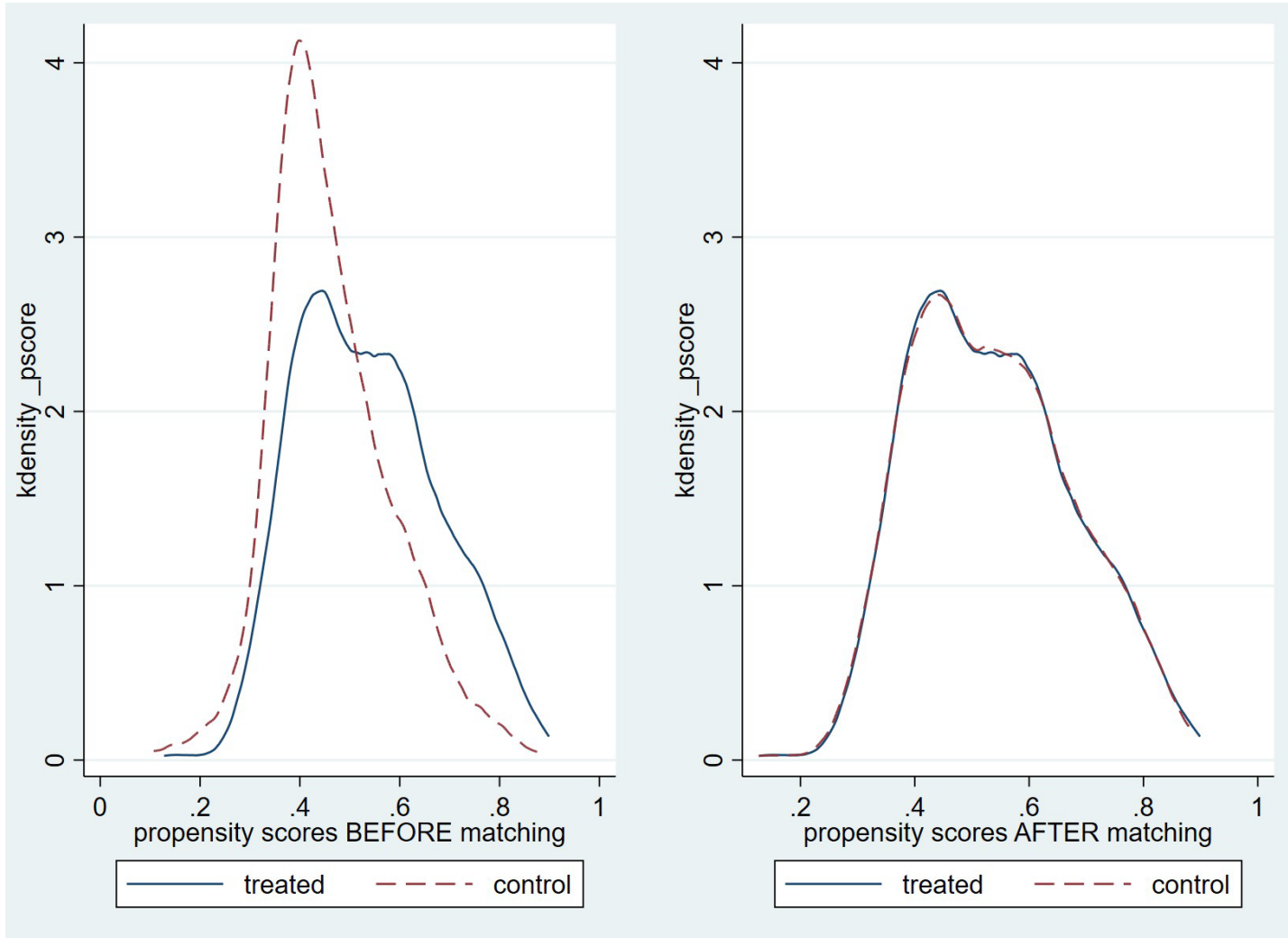
EJEMPLO: SIGTIERRAS (ECUADOR)

Figure 4. Propensity Score



EJEMPLO: SIGTIERRAS (ECUADOR)

Figure 5. Distribution of treated and control units before and after matching



ACTIVIDAD

Escanea y responde acerca
de Matching

Slido 3.1 – 3 preguntas

<https://app.sli.do/event/qQK4cFSPgU7ppmnfwDjinY>



Roadmap: Hoja de Ruta

Día 2

- Presentaciones
- Objetivo de este Taller (parte sobre Evaluación de Impacto)

1. Midiendo el impacto: de la evidencia sólida al desarrollo efectivo: Teoría del cambio
2. Causalidad: Preguntas de Interés y Resultados Potenciales

Conceptos
Fundamentales

3. Midiendo el impacto: Experimentos
4. **Midiendo el impacto: Matching**
5. **Midiendo el impacto: Diferencia-en-Diferencias**
6. **Midiendo el impacto: Regresión Discontinua**

Métodos

5. MIDIENDO EL IMPACTO:

Diferencia-en-Diferencias

Conceptos Clave:

- Dif-en-Difs puede resolver el problema de Sesgo de Selección en observables y de sesgo de selección en algunos no observables (fijos en el tiempo)
- Límites de Dif-en-Difs : el sesgo de selección basado en no observables que varía en el tiempo

MODELO DE DD

¿Qué es el **modelo de DD**?

MODELO DE DD

¡Un método que nos **permite construir un contrafactual** para un grupo tratado para recuperar el efecto causal de una política!

MÉTODO DE DIFERENCIAS EN DIFERENCIAS

SITUACIÓN – TITULACIÓN DE TIERRAS EN ECUADOR



- Proyecto piloto para **regularizar la propiedad de la tierra** con el objetivo de asegurar los **derechos de propiedad** sobre la tierra en ocho cantones rurales en Ecuador.
- Información catastral de cerca de **100.000 parcelas rurales** regularizadas, reduciendo los problemas de informalidad. Se otorgaron más de **45.857 títulos de propiedad**.

La evaluación de impacto indicó que el proyecto contribuyó a:

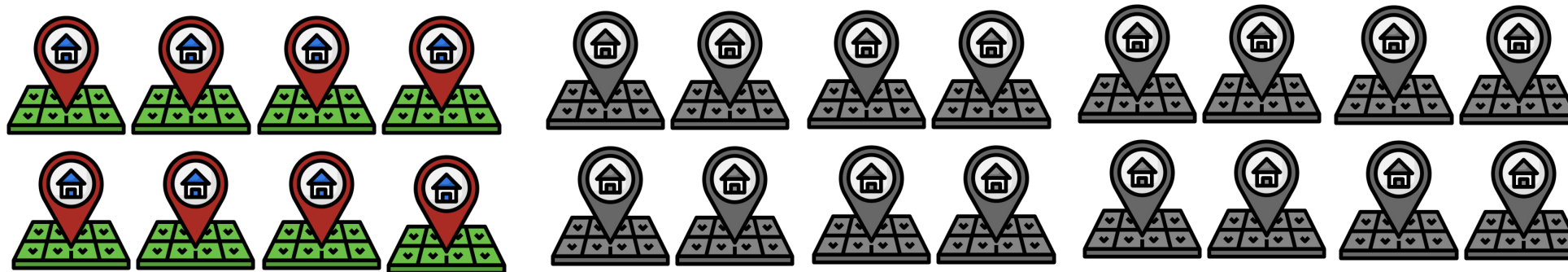
- Mejorar el **acceso a crédito** de los agricultores.
- Mejorar su **producción y aumentaron sus ingresos anuales** entre US\$800 y US\$900 en promedio.

MODELO DE DD

¿Cuáles son los requisitos?

1. Se requieren datos para **al menos dos** periodos de tiempo
2. ¡Durante este periodo **un grupo es expuesto al tratamiento, el otro no!**

TITULACIÓN DE TIERRAS EN ECUADOR



Cantones **tratados**

Cantones **control**

Antes y después del tratamiento!!!

El modelo **combina dos**
comparaciones más
simples

MÉTODO DE DIFERENCIAS EN DIFERENCIAS

1

Estimador
Antes-Después:
D-B

2

Estimador de
Diferencia Simple:
D-C

3

Estimador de
diferencias
en diferencias
(D-B)-(C-A)

GRUPO

ANTES

DESPUÉS

Control

A

C

Tratamiento

B

D

MODELO DE DD

¿Por qué no solo usar el estimador antes-después o el estimador diferencia simple?

EL SESGO GENERADO POR ANTES Y DESPUÉS



Medir el impacto comparando a los mismos participantes **antes y después del programa**

¿Es esta una buena estimación del impacto?

Problema: no toma en cuenta la **tendencia general** que pueda estar presente a través del tiempo

EL SESGO GENERADO POR DIFERENCIA SIMPLE



Medir el impacto
**comparando a los
beneficiarios con un
grupo no beneficiario**

¿Es esta una buena
estimación del
impacto?

Problema: no toma en
cuenta **diferencias entre los
grupos** que pueden sesgar
las estimaciones de impacto

MODELO DE DD

El modelo de DD calcula el efecto del programa a través de comparar el cambio en el grupo tratamiento contra el cambio en el grupo control, antes y después del tratamiento

$D2 = (\text{Antes} - \text{Después})$ cambio en grupo tratamiento

$D1 = (\text{Antes} - \text{Después})$ cambio en grupo control

$DD = D2 - D1$

MÉTODO DE DIFERENCIAS EN DIFERENCIAS

RESULTADOS



GRUPO	PERIODO (AÑO)	
	EX-ANTE	EX-POST
	2003	2008
Tratamiento	50	80
Control	40	60

MÉTODO DE DIFERENCIAS EN DIFERENCIAS

RESULTADOS



GRUPO	PERIODO (AÑO)		
	EX-ANTE	EX-POST	
	2003	2008	
Tratamiento	50	80	$D2=80-50=30$
Control	40	60	$D1=60-40=20$

MÉTODO DE DIFERENCIAS EN DIFERENCIAS

RESULTADOS



GRUPO	PERIODO (AÑO)		
	EX-ANTE	EX-POST	
	2003	2008	
Tratamiento	50	80	$D2=80-50=30$
Control	40	60	$D1=60-40=20$

Efecto causal **DD=30-20=10**

MÉTODO DE DIFERENCIAS EN DIFERENCIAS

RESULTADOS

Medir el impacto
comparando participantes
**antes y después del
programa**

¿Es esta una buena
estimación del
impacto?



GRUPO	PERIODO (AÑO)	
	EX-ANTE	EX-POST
	2003	2008
Tratamiento	50	80
Control	40	60

$D2=80-50=30$

$D1=60-40=20$

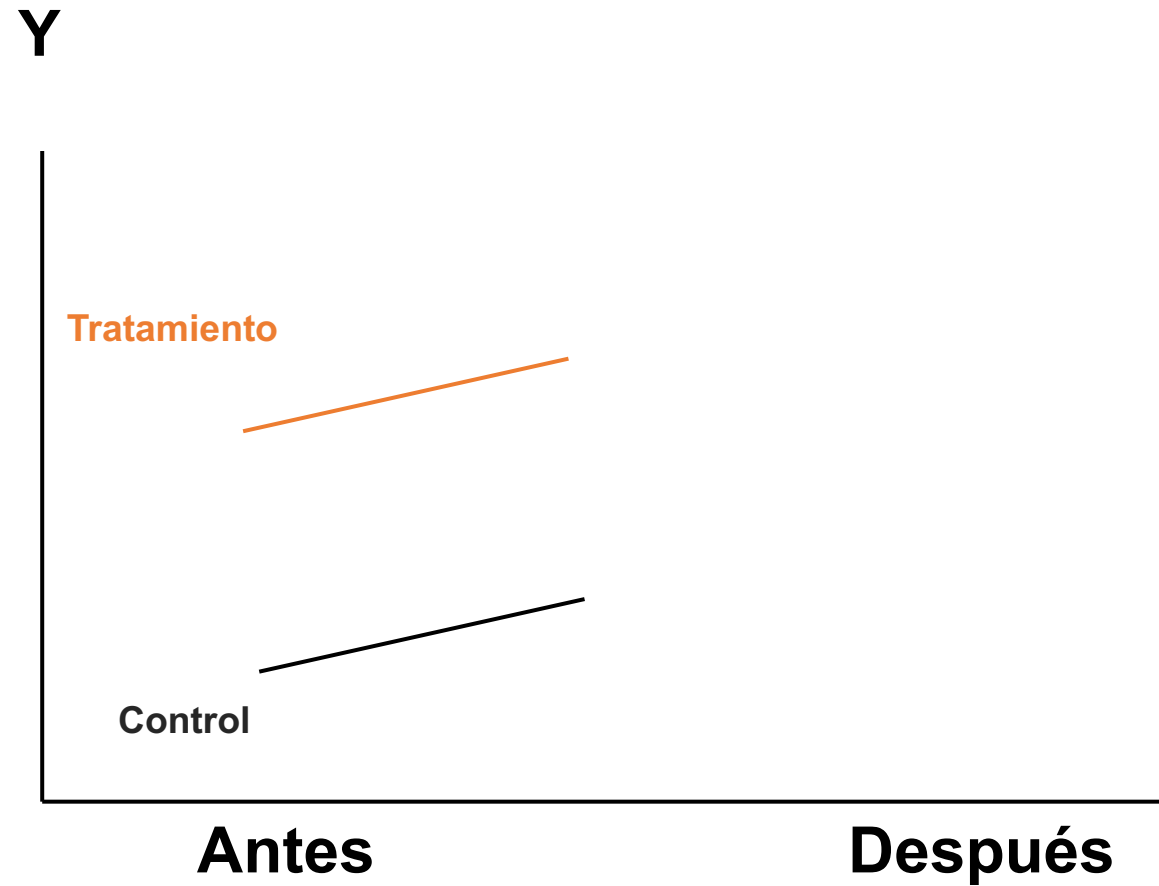
Efecto causal $DD=30-20=10$

MODELO DE DD

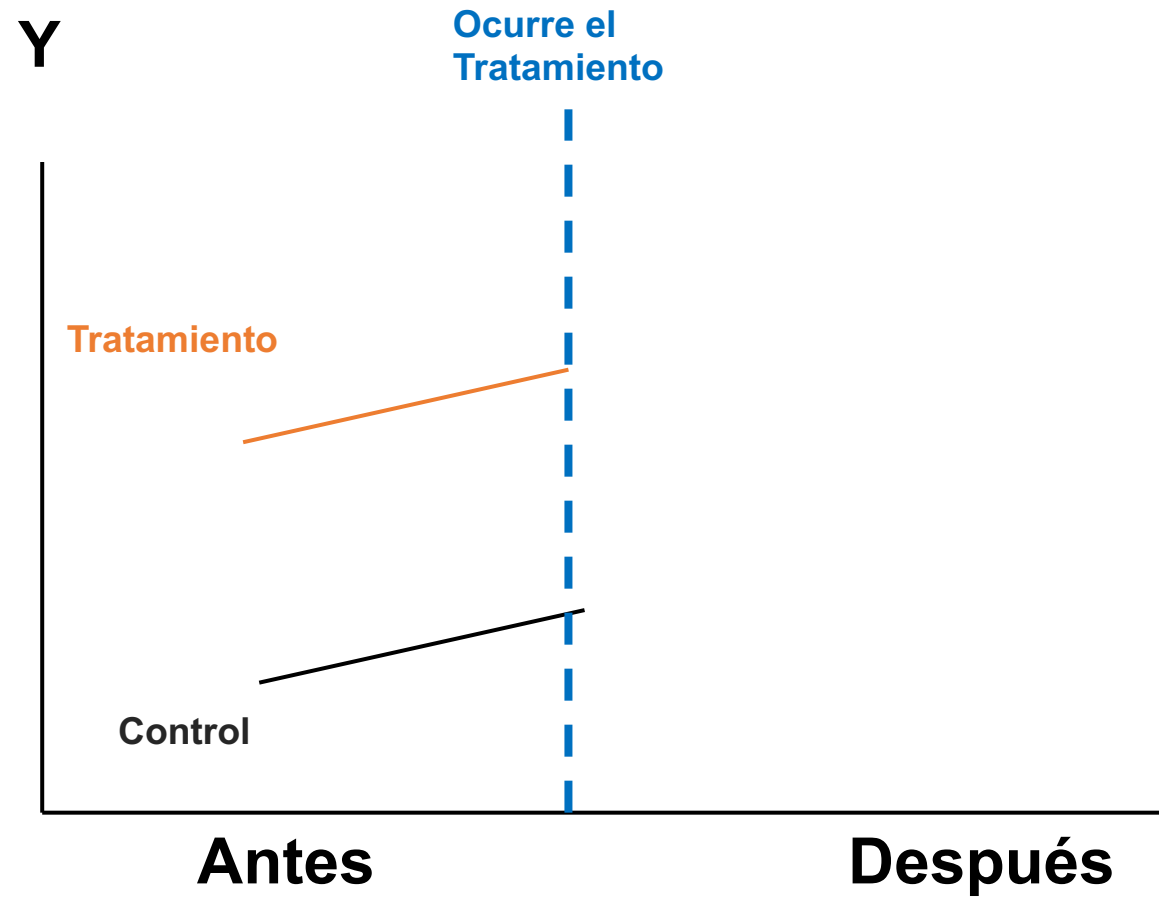
Al hacer estas comparaciones DD resuelve dos tipos de sesgo:

- Corrige por variables que son **fijas a través del tiempo**. (observables y no observables!)
- Corrige por variables que **cambian en el tiempo de manera común**. (entre tratados y controles)

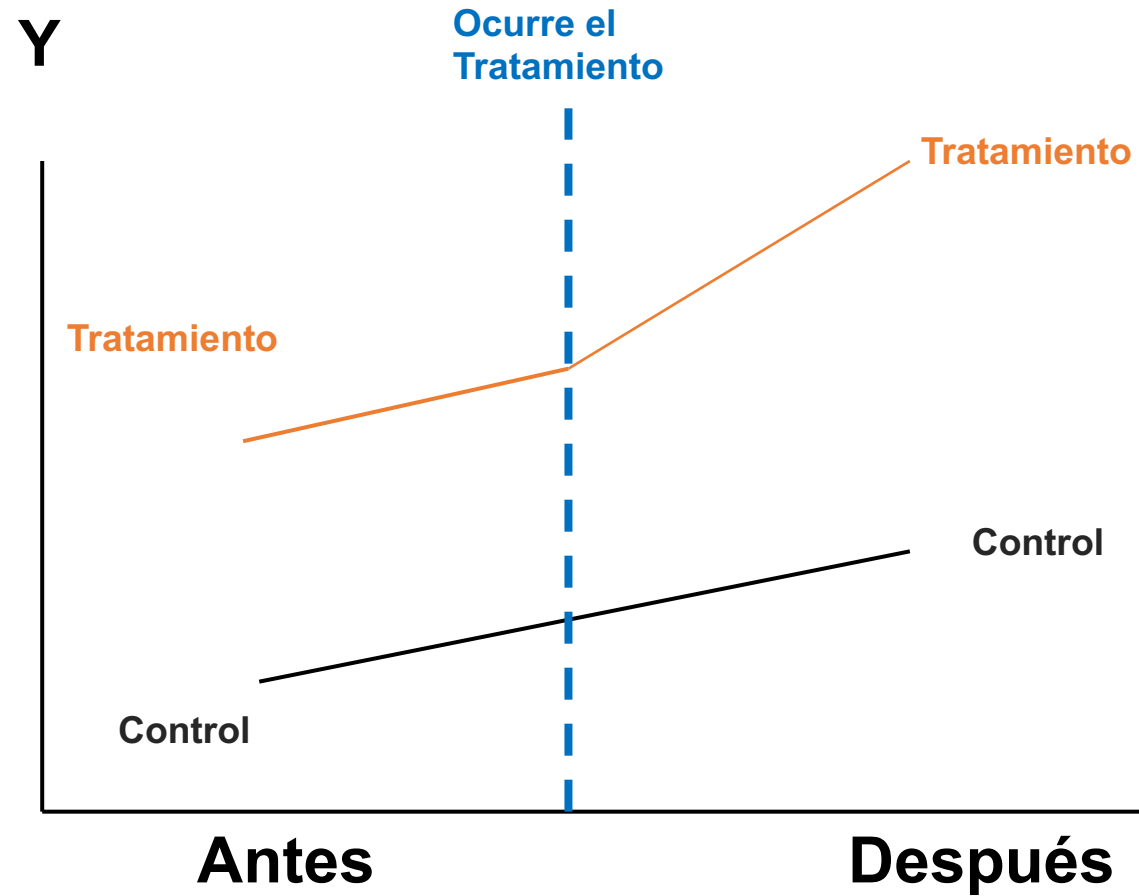
ESTIMADOR DD



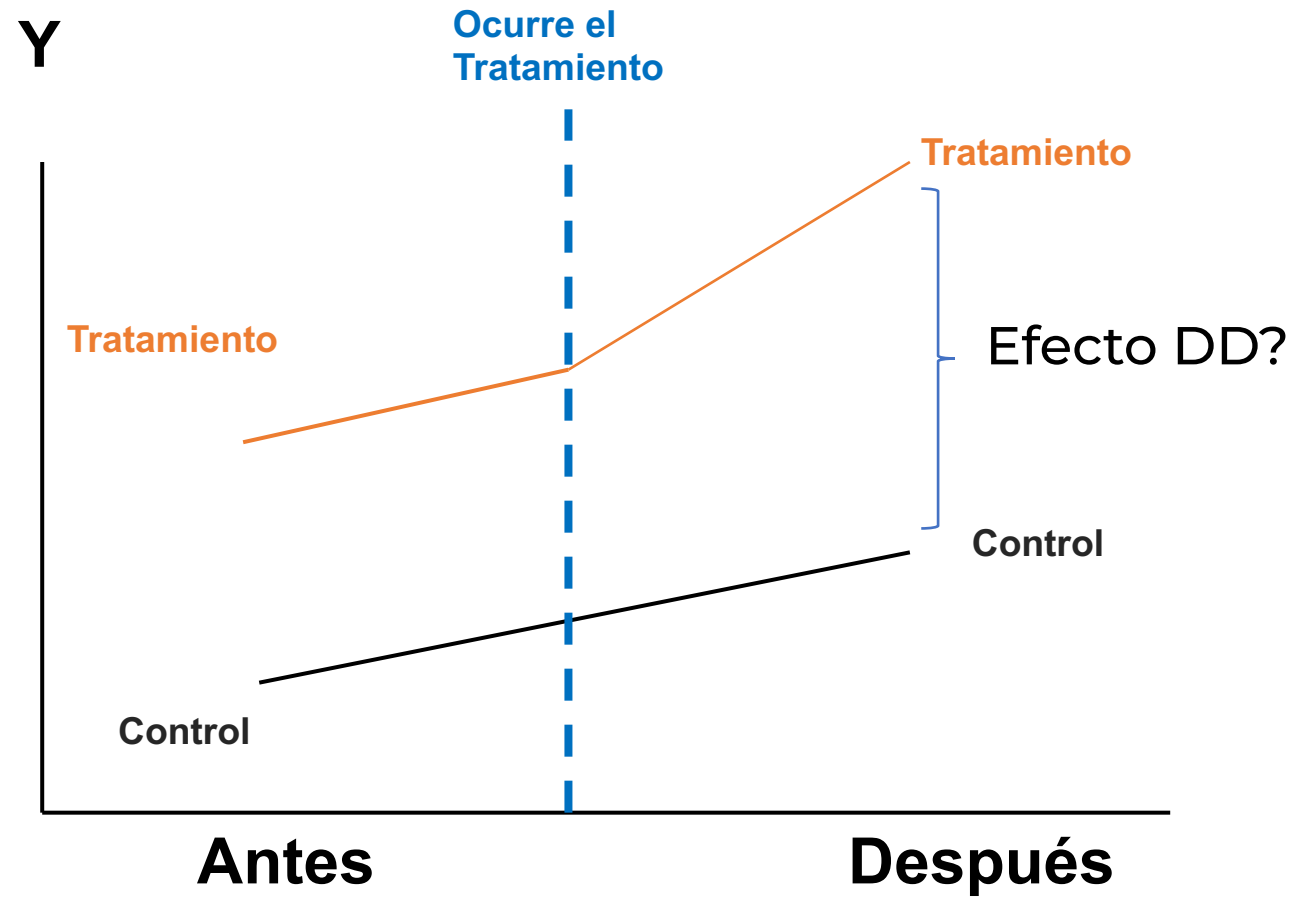
ESTIMADOR DD



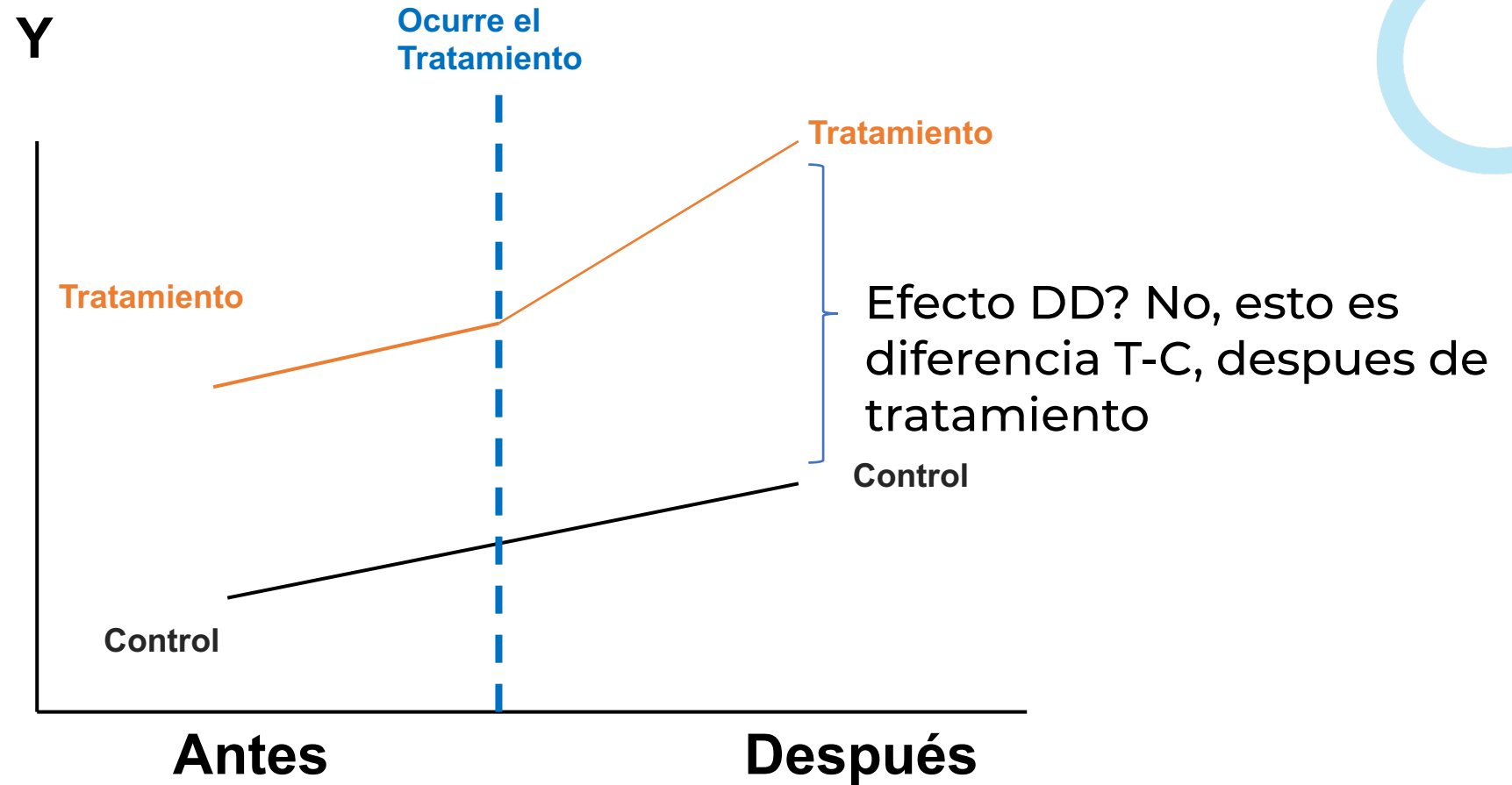
ESTIMADOR DD



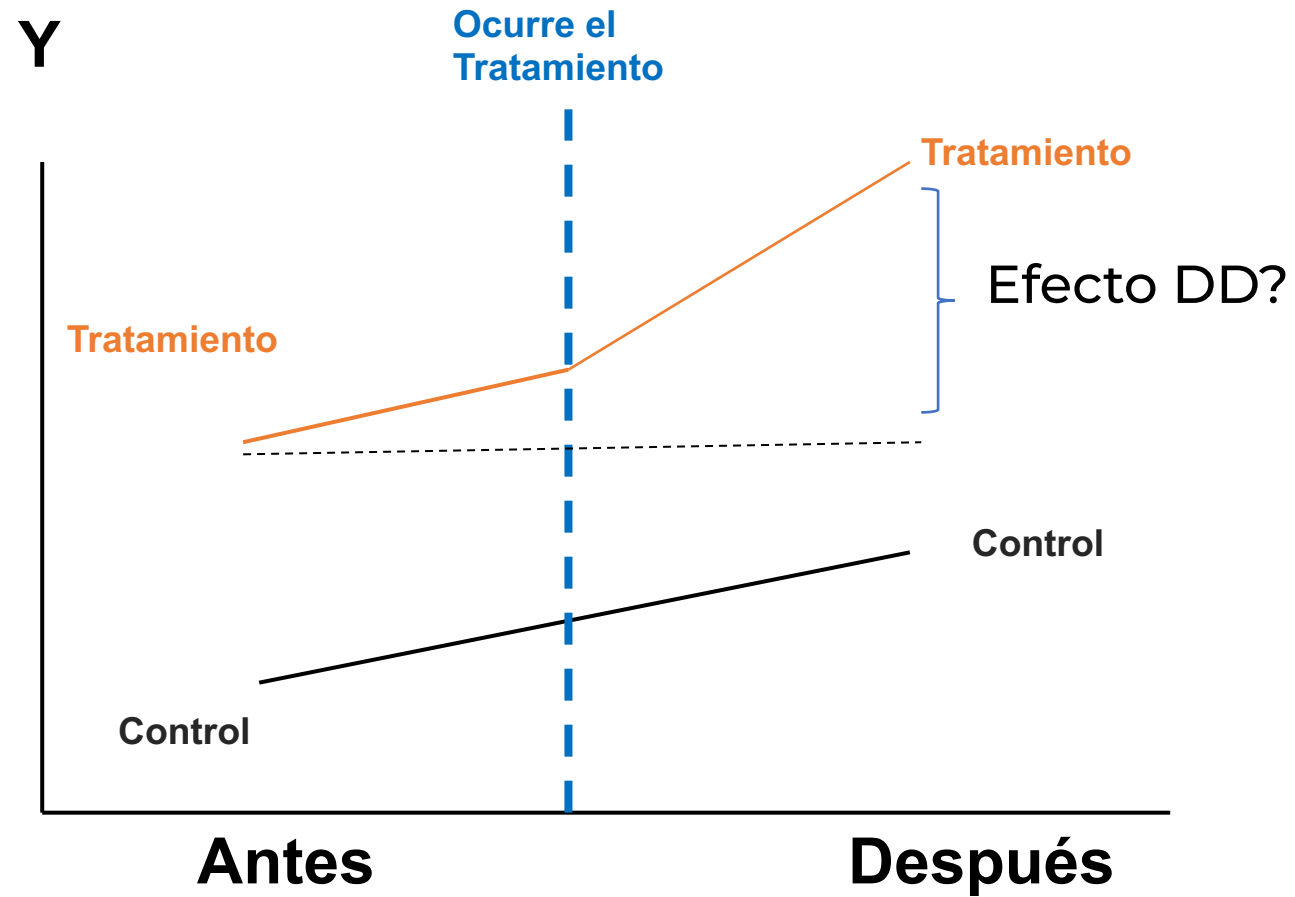
ESTIMADOR DD



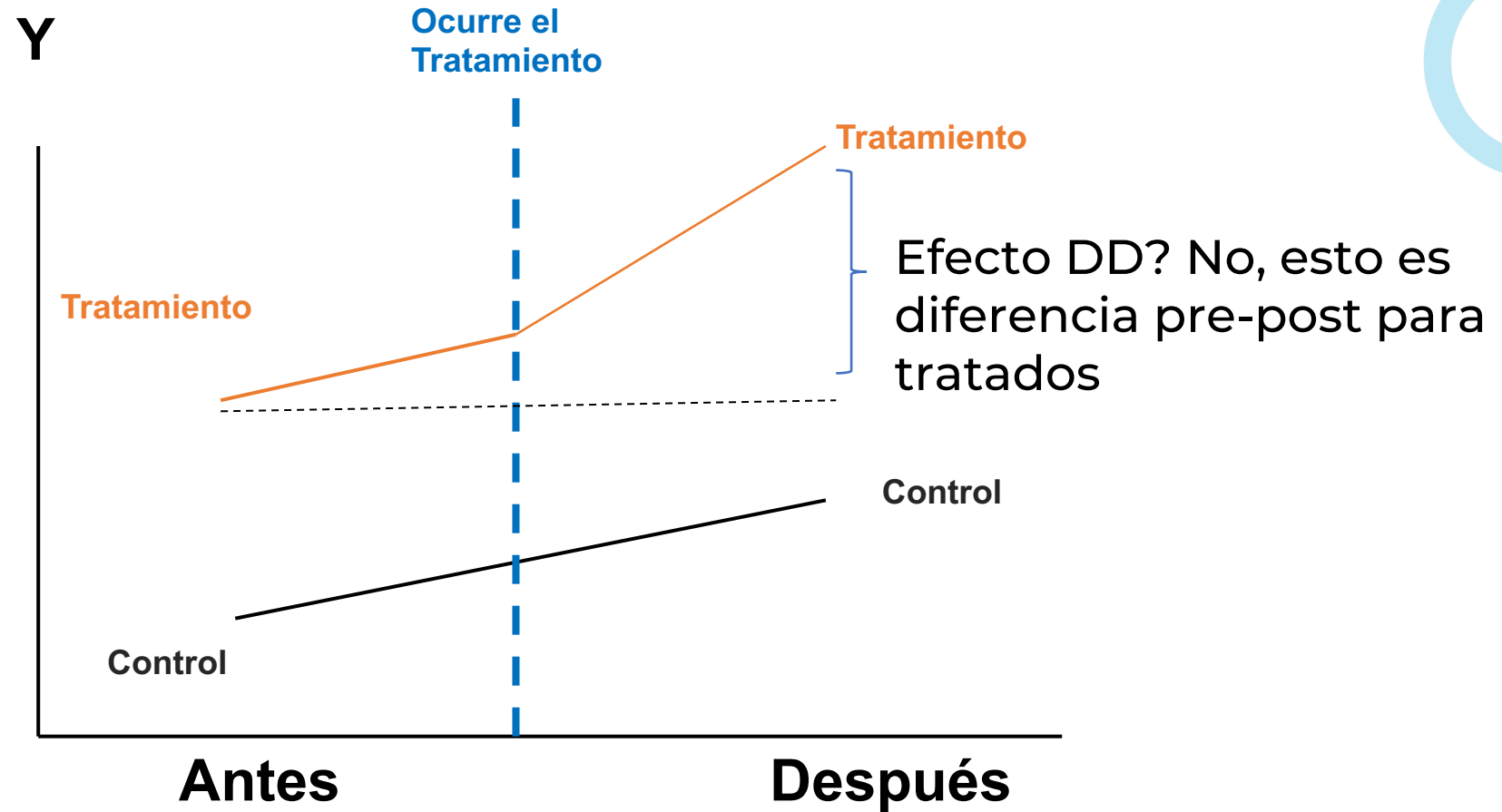
ESTIMADOR DD



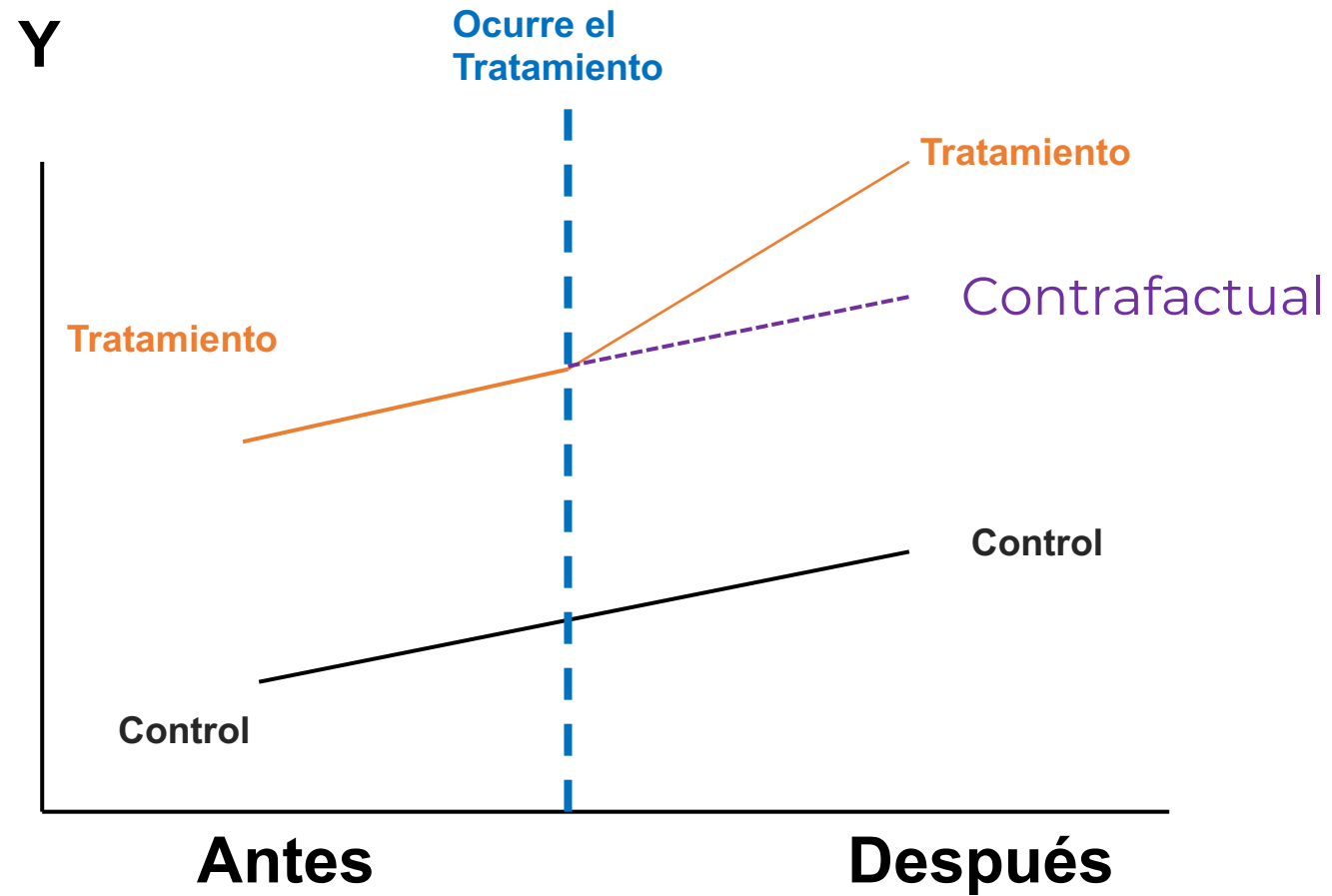
ESTIMADOR DD



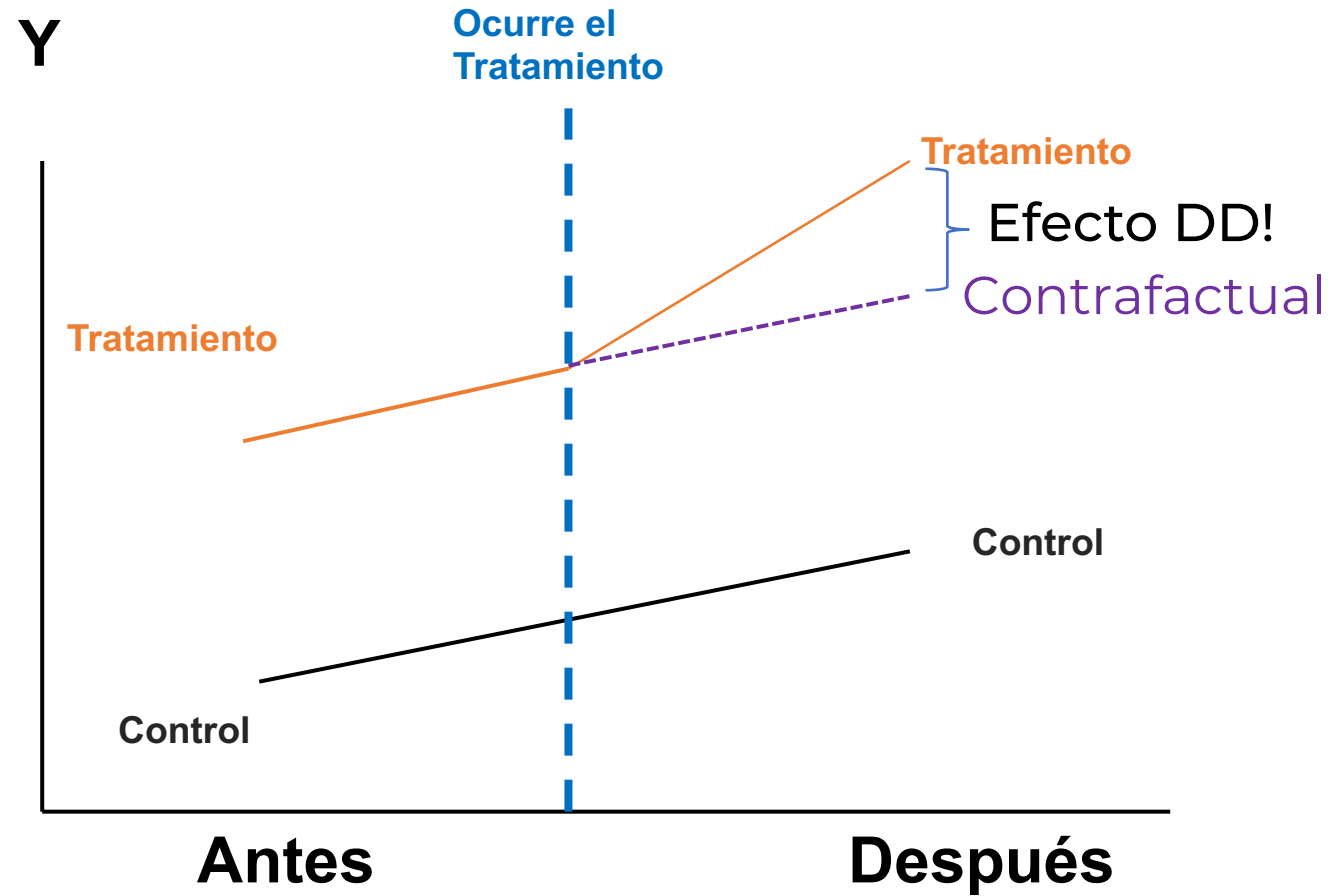
ESTIMADOR DD



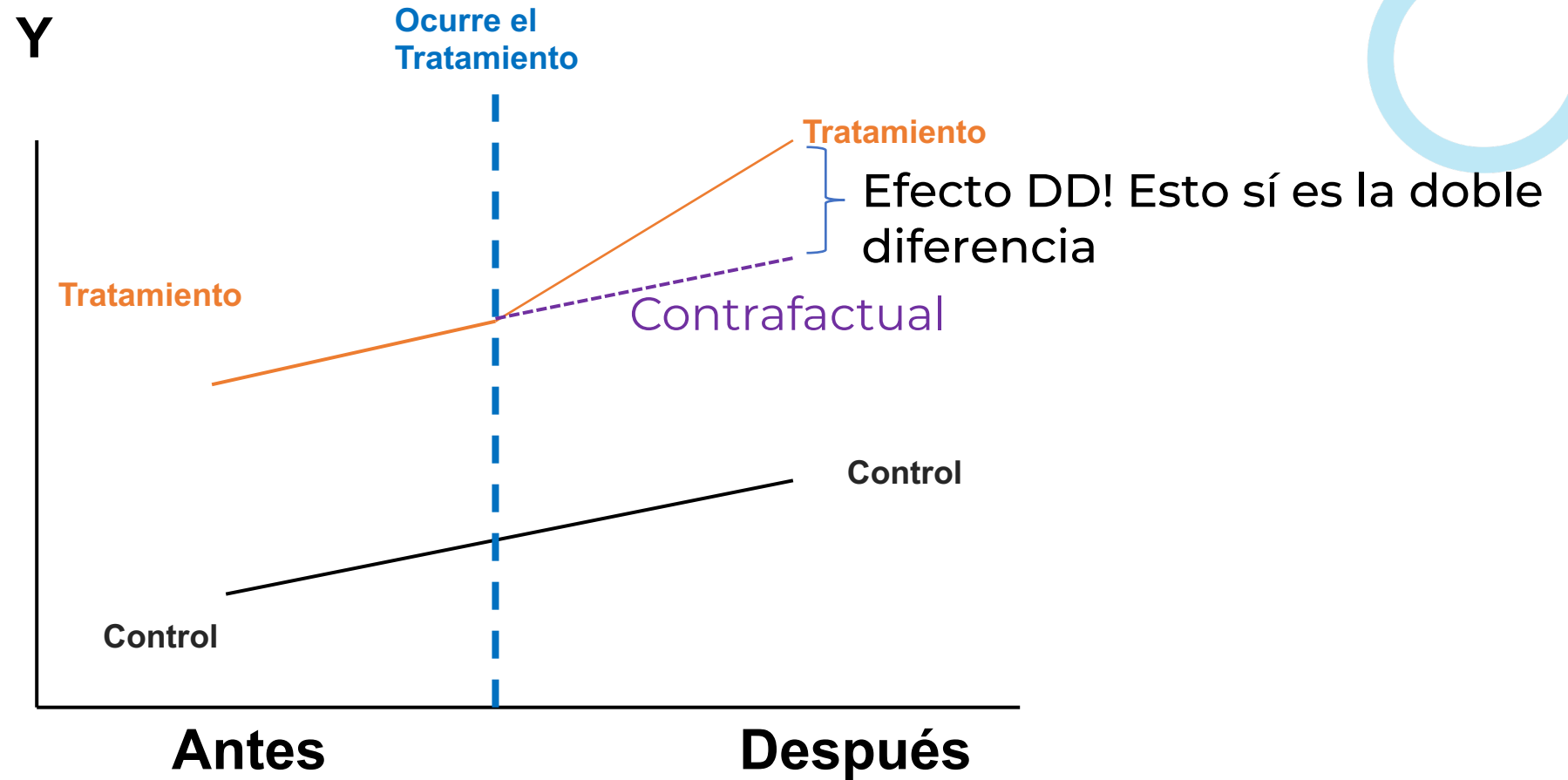
ESTIMADOR DD



ESTIMADOR DD



ESTIMADOR DD



SUPUESTO CLAVE: TENDENCIAS PARALELAS

- La tendencia en Y debe ser igual para ambos grupos T y C
- Implica que cualquier factor externo al tratamiento afecta **ambos grupos por igual**
 - Cualquier cambio de un período a otro solo se debe al tratamiento
 - En ausencia del tratamiento, la diferencia de Y entre grupos C y T debe evolucionar de manera constante a traves del tiempo
 - La tendencia **puede cambiar** en el tiempo, pero **debe ser la misma** para ambos grupos

TENDENCIAS PARALELAS

¿Por qué es tan importante este supuesto de tendencia paralelas?



TENDENCIAS PARALELAS

¿Por qué es tan importante este supuesto de tendencia paralelas?

Si hay tendencias paralelas quiere decir que en ausencia del tratamiento el grupo control hubiera evolucionado de la misma forma a través del tiempo que el grupo tratamiento, lo que hace que la comparación tenga sentido.

TENDENCIAS PARALELAS

El supuesto de tendencias paralelas no es directamente testeable.

Nunca podemos saber si el grupo tratamiento y control hubieran seguido la misma tendencia **después del tratamiento**.

Pero observar tendencias paralelas **antes del tratamiento** nos proporciona evidencia sugerente de que el supuesto se cumple

ACTIVIDAD

Contexto del programa:

El Programa de Alianzas Productivas (PAP) de INDAP conecta a pequeños agricultores con empresas compradoras. En 2022 se implementó una intervención para algunos productores, mientras que otros permanecieron como grupo de control. Tenemos datos desde 2020 hasta 2023.

Año	Grupo	Precio promedio (\$)
2020	Tratados	500
2020	Control	480
2021	Tratados	520
2021	Control	500
2022	Tratados	540
2022	Control	520
2023	Tratados	650
2023	Control	540

ACTIVIDAD

1. Haz el gráfico de Diferencia en Diferencias. Pista: Grafique el precio promedio por año, distinguiendo entre grupo tratado y grupo control.
2. Verifique si las tendencias previas a 2022 son paralelas.
3. Calcule el efecto de Diferencia en Diferencias y muéstrelolo gráficamente
4. Se puede interpretar causalmente el efecto? Porque sí, porqué no?

Año	Grupo	Precio promedio (\$)
2020	Tratados	500
2020	Control	480
2021	Tratados	520
2021	Control	500
2022	Tratados	540
2022	Control	520
2023	Tratados	650
2023	Control	540

6. MIDIENDO EL IMPACTO:

Regresión Discontinua (RD)

Conceptos Clave:

- RD puede resolver el problema de Sesgo de Selección en observables y no observables
- Límites de RDs : el efecto estimado es sólo local

Recuerden el objetivo de los métodos de evaluación:

Queremos saber cómo les habría ido a nuestros beneficiarios sin la existencia del programa

Para ello, necesitamos obtener un estimado válido de que habría ocurrido sin programa: escenario contrafactual

Regresión Discontinua (RD)

- No siempre se puede aleatorizar el tratamiento.
- Por ejemplo, imaginemos que queremos saber el efecto de ingresar a una universidad sobre salarios.
- Las universidades no sortean la admisión!
- La Regresión Discontinua se puede usar cuando la asignación del beneficio está basada en un puntaje de corte

RD: ¿Cuándo utilizarlo?

Programas que focalizan mediante un **índice** o **puntaje** continuo que determina elegibilidad:

Educación



Becas para los mejores estudiantes
(resultado prueba estandarizada)

Programas anti-
pobreza



Bonos para hogares pobres (ingreso
o índice de pobreza)

Pensiones



Pensiones para la población adulto
mayor (edad)

Agricultura



Fertilizante para pequeños
productores (hectáreas de tierra)

Ejemplo: Programa de tutorías

Objetivo:

Mejorar un puntaje (medida de rendimiento)

Intervención:

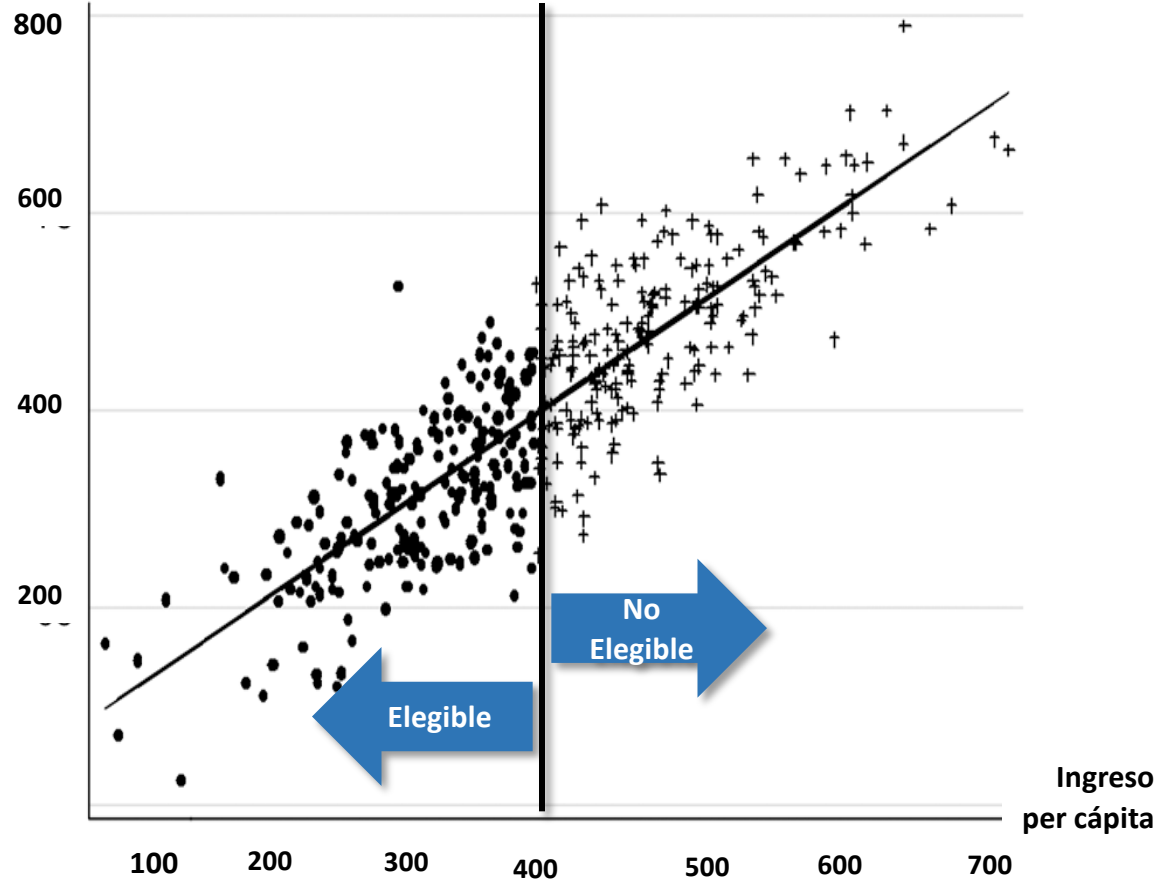
Capacitación a agricultores

Focalización:

- Agricultores con ingreso per cápita < 400

Pre-Intervención (línea Base)

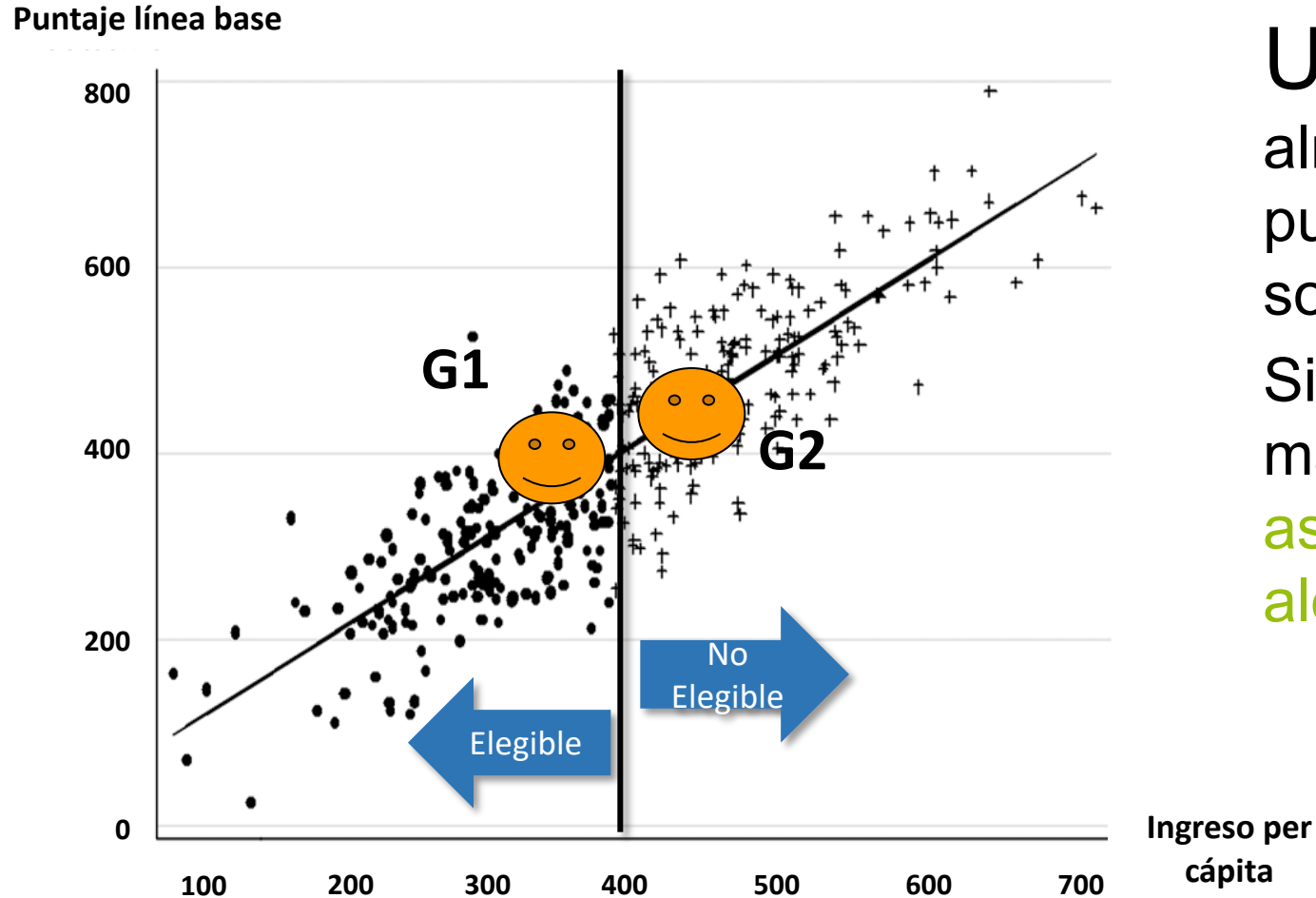
Puntaje línea base



Supuestos clave:

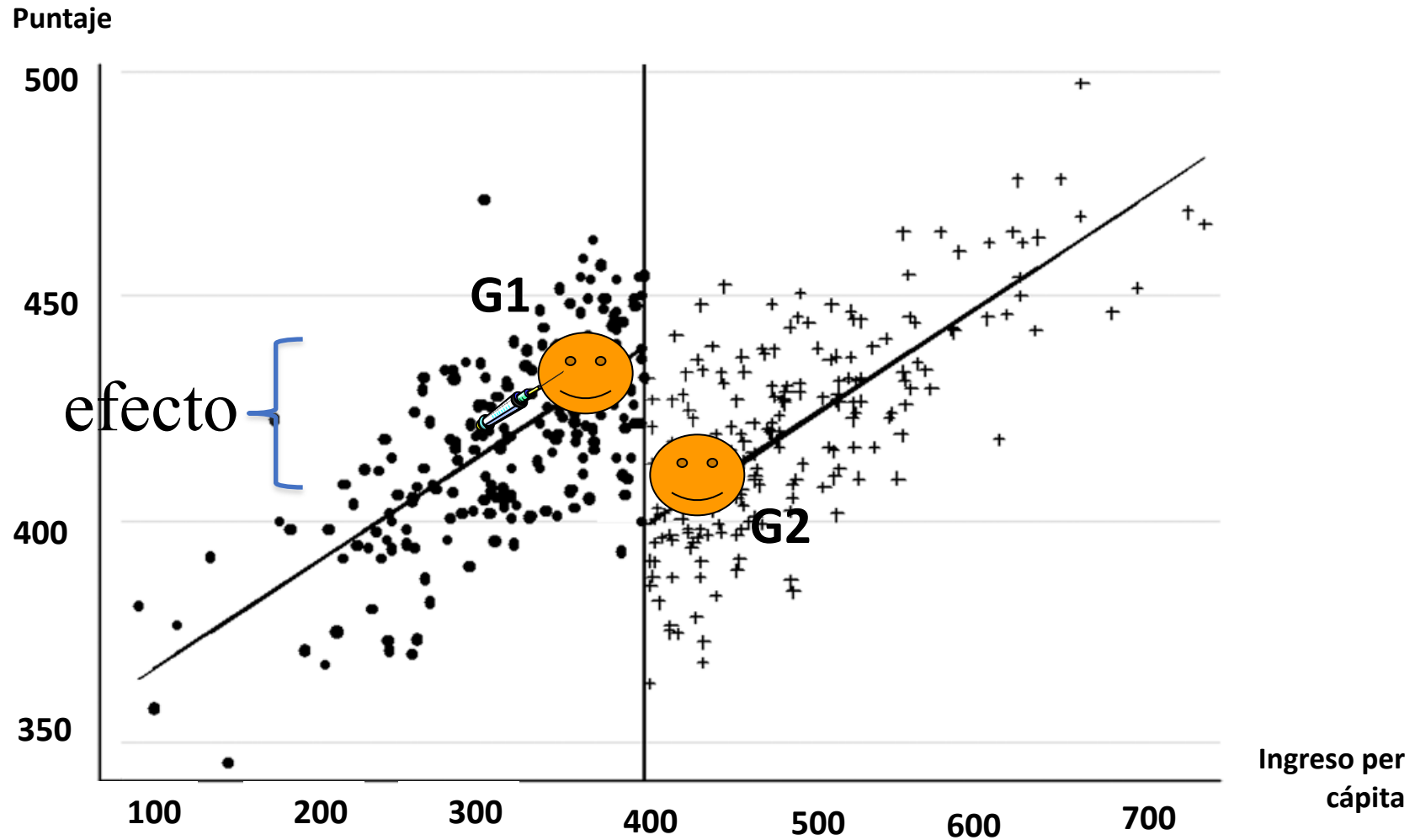
- 1) Relación continua en el punto de corte (variable de resultado y otras características)
- 2) Individuos no pueden manipular la variable de selección

Similitud alrededor del punto de corte



Unidades
alrededor del
punto de corte
son parecidas -
Sin
manipulación
asignación es
aleatoria

Post-Intervención

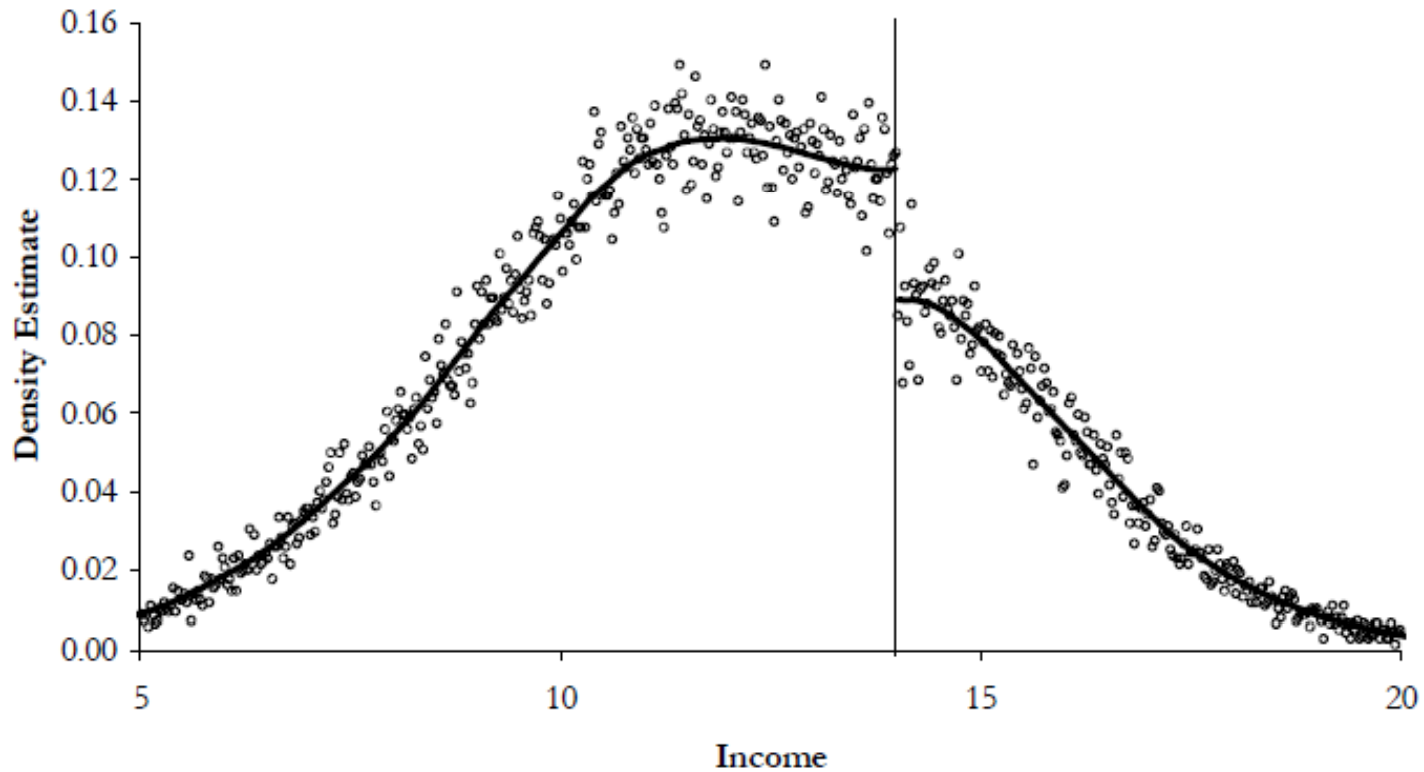


Ejemplo de Manipulación

- El Gobierno anuncia la entrega de bonos a todos aquellos que tengan ingresos de menos de 14 mil dólares.
- No habrá chequeos en profundidad para certificar los ingresos declarados

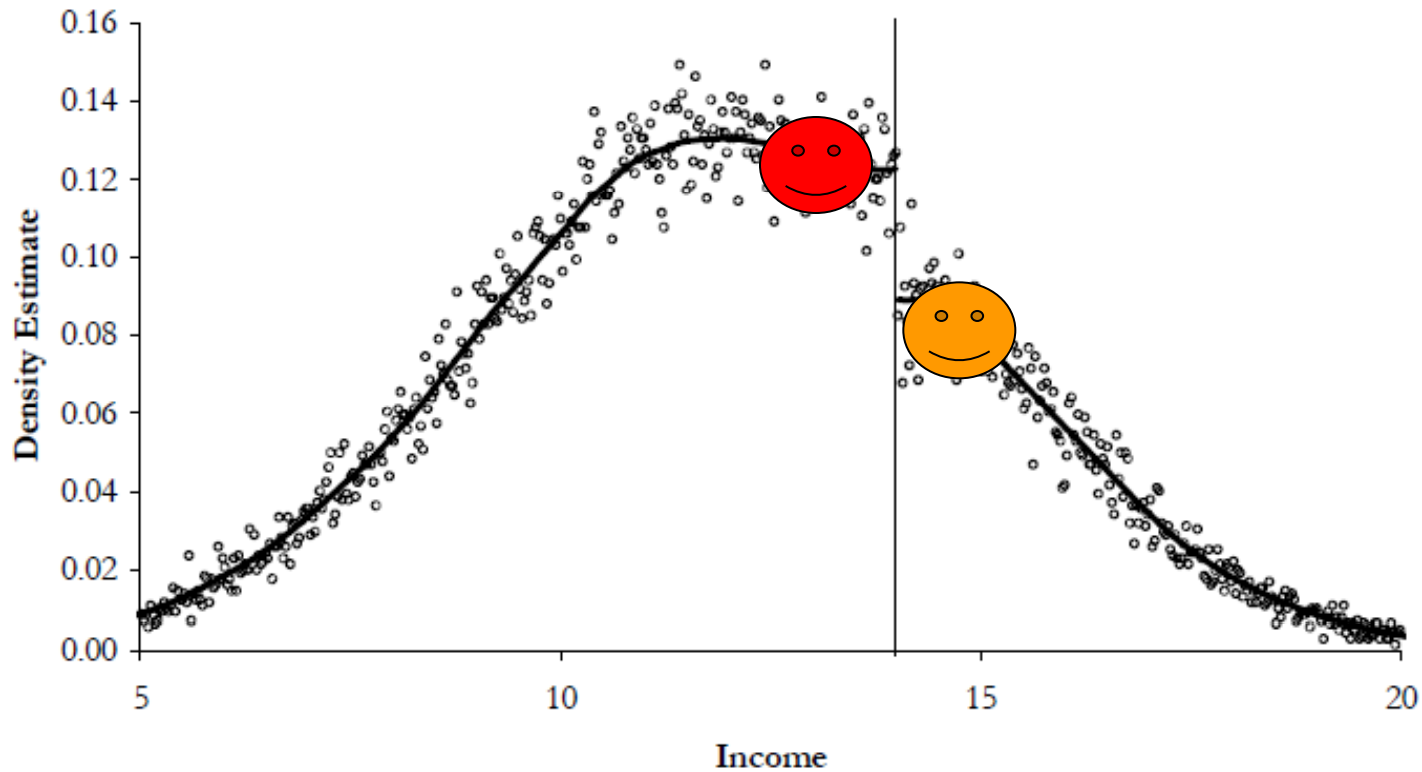
Ejemplo de Manipulación

D. Density of Income
with Pre-Announcement and Manipulation



Ejemplo de Manipulación

D. Density of Income
with Pre-Announcement and Manipulation



RD ¿Qué necesitamos?

- Un **índice de elegibilidad continuo**
Ejemplo: Ingreso per cápita del hogar
- Un **punto de corte de elegibilidad definido**
Ejemplo: Ingreso per cápita mínimo
- **No manipulación** del índice de elegibilidad
- **Muchas observaciones** alrededor del punto de corte

Ventajas y desventajas



No es necesario “excluir” un grupo de unidades elegibles del programa

Se puede aplicar en evaluaciones retrospectivas que cumplen las condiciones necesarias



Se estima un impacto local, sólo válido para observaciones alrededor del punto de corte

Requiere tamaños de muestra grandes alrededor del punto de corte

Resumen

- **Utilidad:** Programas cuya elegibilidad se basa en un índice continuo y un punto de corte establecido.
- **Intuición:** Observaciones por encima y debajo del punto de corte de elegibilidad son comparables.
- **Ventajas:** No exclusión y estudios retrospectivos.
- **Desventajas:** Estimación de impacto local.

Ejercicio

Programa: Sustentabilidad de Suelos

Objetivo del programa: Recuperar suelos degradados y promover prácticas sostenibles.

Contexto del ejercicio

Asignación basada en **puntaje técnico** → **hay corte explícito** de 70 puntos → ideal para **RDD**.

Ejercicio Programa: Sustentabilidad de Suelos

Contexto del ejercicio

Asignación basada en **puntaje postulación** → hay corte **explícito de 70 puntos** → ideal para **RDD**.

Datos:

Productor	Puntaje postulación	Tratamiento (T)	Rendimiento post
A	71	1	68
B	69	0	55
C	72	1	70
D	68	0	54

Ejercicio Programa: Sustentabilidad de Suelos

1. Graficar el rendimiento agrícola (Y) en el eje vertical contra el puntaje técnico en el eje horizontal.
2. Identificar visualmente si hay un salto en Y en el punto de corte de 70.
3. Estimar el efecto local del tratamiento (usa Y justo por encima y justo por debajo del corte)
4. Discutir si este salto puede interpretarse como un efecto causal.

Productor	Puntaje postulación	Tratamiento (T)	Rendimiento post
A	71	1	68
B	69	0	55
C	72	1	70
D	68	0	54

Revisión de Conceptos Clave y Cierre

OBJETIVOS DEL TALLER

O ¿De qué nos vamos a acordar en X meses más?

1 Tenemos una idea de lo que es una evaluación de impacto, y de porqué es importante

2 Tenemos intuición de cómo diseñar una evaluación de impacto para nuestros programas, porque:

- Entendemos el concepto de causalidad
- Recordamos métodos para medir impacto causal

OBJETIVOS DEL TALLER

O ¿De qué nos vamos a acordar en X meses más?

La evaluación de impacto: mide
SI los resultados fueron logrados y SI estos son **atribuibles** a la solución
planteada

1

Es importante porque permite:
Optimizar la **asignación de recursos**
Mejorar el **diseño y la implementación** de programas Incrementar la
transparencia y la rendición de cuentas Favorecer la **sostenibilidad** de
programas efectivos

2

Tenemos intuición de cómo diseñar una evaluación de impacto para nuestros programas, porque:

- Entendemos el concepto de causalidad
- Recordamos métodos para medir impacto causal

OBJETIVOS DEL TALLER

O ¿De qué nos vamos a acordar en X meses más?

1

Tenemos una idea de lo que es una evaluación de impacto, y de porqué es importante

2

Tenemos intuición de cómo diseñar una evaluación de impacto para nuestros programas:

- Entendemos el concepto de causalidad
- Recordamos métodos para medir impacto causal

OBJETIVOS DEL TALLER

O ¿De qué nos vamos a acordar en X meses más?

1 Tenemos una idea de lo que es una evaluación de impacto, y de porqué es importante

2 **Tenemos intuición de cómo diseñar una evaluación de impacto para nuestros programas:**

Teoría del Cambio

Conceptos Clave:

- Lógica Vertical
- Cadena de Resultados
- Indicadores SMART

OBJETIVOS DEL TALLER

O ¿De qué nos vamos a acordar en X meses más?

1 Tenemos una idea de lo que es una evaluación de impacto, y de porqué es importante

2 Tenemos intuición de cómo diseñar una evaluación de impacto para nuestros programas:

- Entendemos el concepto de causalidad
- Recordamos métodos para medir impacto causal

OBJETIVOS DEL TALLER

O ¿De qué nos vamos a acordar en X meses más?

1 Tenemos una idea de lo que es una evaluación de impacto, y de porqué es importante

2 Tenemos intuición de cómo diseñar una evaluación de impacto para nuestros programas:

- **Entendemos el concepto de causalidad**

Conceptos Clave:

- Resultados Potenciales en vez de (solo) Resultados Factuales
- Resultados Potenciales incluyen un Escenario Contrafactual
- Sesgo de Selección
 - Selección en características observables y no observables

OBJETIVOS DEL TALLER

O ¿De qué nos vamos a acordar en X meses más?

1

Tenemos una idea de lo que es una evaluación de impacto, y de porqué es importante

2

Tenemos intuición de cómo diseñar una evaluación de impacto para nuestros programas:

- Entendemos el concepto de causalidad
- **Recordamos métodos para medir impacto causal**

1. Experimentos
2. Matching
3. Diferencia-en-Diferencias
4. Regresión Discontinua

¡Gracias!

sebastian.gallegos@uai.cl