

Desarrollo Económico y Política Pública

Módulo 4

Clase 2

Dario Tortarolo

University of Nottingham

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

Novedades

Ya se encuentran disponibles en la página del curso ([Click acá](#)):

- ▶ Slides de la clase 1
- ▶ Ejercicio de la clase 1
- ▶ Video de la clase 1

Recap

- ▶ Nos interesa medir la relación entre un **resultado** Y y una **política** P de forma **causal**

Por ejemplo

- ▶ ¿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?

Métodos de Inferencia Causal

Evaluaciones rigurosas de políticas públicas:

- ▶ Procuran medir el efecto de un programa comparando los resultados de un **grupo de tratamiento** (T) con la estimación de un **contrafactual** obtenido de un **grupo de comparación válido** (C)
- ▶ Existen diversos métodos para estimar el **efecto causal** de las políticas:
 1. Asignación Aleatoria
 2. Variables Instrumentales
 3. Diseño de Regresión Discontinua
 4. Diferencias en Diferencias y Event Studies
 5. Control Sintético

- ▶ La clase pasada discutimos acerca de:
 1. La importancia del contrafactual para evaluar políticas
 2. Análisis de regresión lineal con controles (MCO)
 3. Pareamiento (matching)
- ▶ El plan para hoy es:
 1. Asignación Aleatoria
 2. Variables Instrumentales

¿Preguntas?

Asignación Aleatoria

(aka Ensayo Aleatorio Controlado o RCT)

Asignación aleatoria de beneficiarios

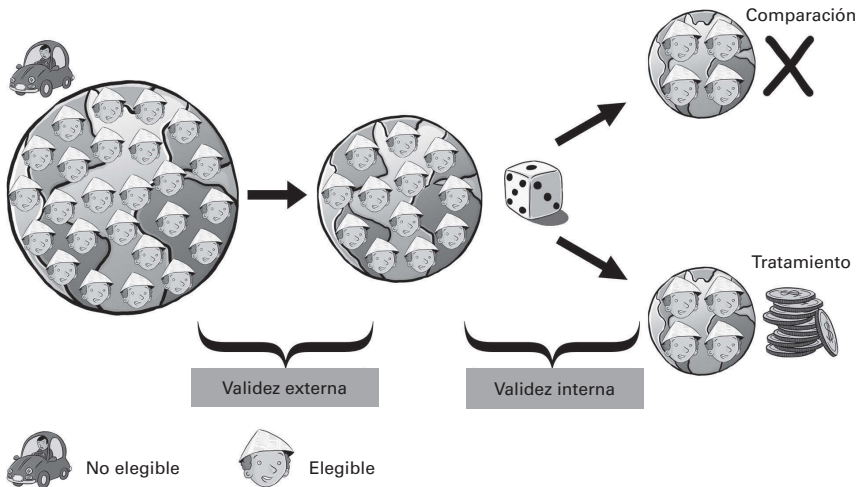
- ▶ Este método selecciona al azar—i.e., mediante un sorteo—a los beneficiarios de una política entre un conjunto de unidades elegibles (ej., PROCREAR)
- ▶ Se considera la *regla de oro* de la evaluación de impacto. ¿Por qué?
- ▶ Recuerden la piedra angular de cualquier método de inferencia causal se reduce a obtener **grupos de comparación válidos**
- ▶ Por construcción, **con un N grande**, el proceso de asignación aleatoria produce grupos que tienen **atributos promedio estadísticamente iguales** en $t=0$
 - Esto aplica a atributos **observables** (ej., sexo, edad, educación)
 - y a los **inobservables** (ej., motivación, habilidad). **Bingo!**

Pasos para la asignación aleatoria

1. Definir las unidades elegibles

2. Seleccionar la muestra de evaluación

3. Asignar aleatoriamente al tratamiento



Asignación aleatoria

¿Cómo aleatorizar?

En principio, podrían arrojar una moneda para cada participante y fijar una regla para los que serán tratados (ej., cara)

O mejor aún, con un proceso automatizado (ej., en Excel):

1. Fijar una regla para elegir los tratados sobre la base de números aleatorios

Por ej, Tratamiento: personas con nros aleatorios >0.5 ; Control: personas con nros ≤ 0.5

2. Utilizar un generador aleatorio de números en una hoja de cálculo

Por ej, en Excel, `=RAND()` asigna números entre 0 y 1

Copiar y pegar esos números en otra columna: "Pegado especial >> valores"

3. Utilizar la regla ya definida para formar los grupos de tratamiento y comparación

Por ej, en Excel, `=IF(celda > 0.5, 1, 0)` es un indicador=1 si el nro aleatorio es mayor a 0.5, =0 caso contrario

Asignación aleatoria

¿Cómo se estima el efecto causal?

1. Calcular el promedio de Y del grupo de tratamiento ($P=1$): $\bar{Y}_T = \sum_i Y_{iT} / N_T$
2. Calcular el promedio de Y del grupo de comparación ($P=0$): $\bar{Y}_C = \sum_i Y_{iC} / N_C$
3. Efecto causal: $\Delta = \bar{Y}_T - \bar{Y}_C$

Asignación aleatoria

¿Cómo se estima el efecto causal?

1. Calcular el promedio de Y del grupo de tratamiento ($P=1$): $\bar{Y}_T = \sum_i Y_{iT} / N_T$
2. Calcular el promedio de Y del grupo de comparación ($P=0$): $\bar{Y}_C = \sum_i Y_{iC} / N_C$
3. Efecto causal: $\Delta = \bar{Y}_T - \bar{Y}_C$

Pero, ¿Por qué es causal?

Asignación aleatoria

¿Cómo se estima el efecto causal?

1. Calcular el promedio de Y del grupo de tratamiento ($P=1$): $\bar{Y}_T = \sum_i Y_{iT} / N_T$
2. Calcular el promedio de Y del grupo de comparación ($P=0$): $\bar{Y}_C = \sum_i Y_{iC} / N_C$
3. Efecto causal: $\Delta = \bar{Y}_T - \bar{Y}_C$

Pero, ¿Por qué es causal?

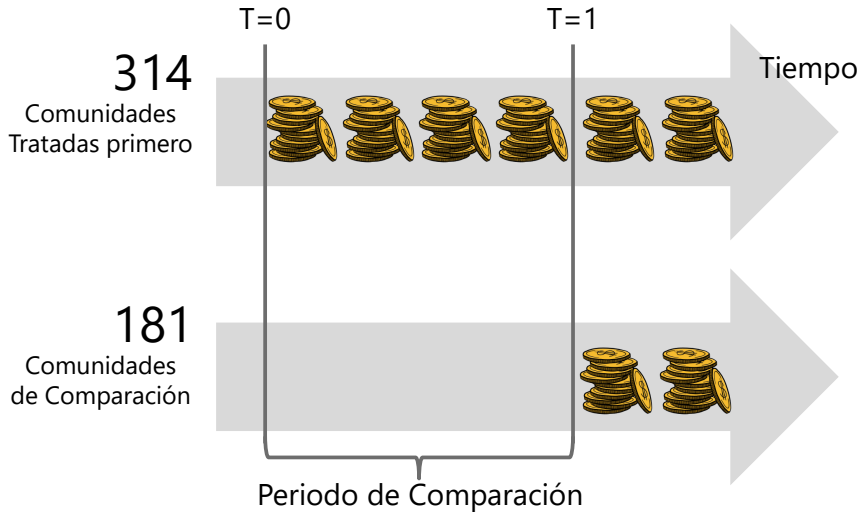
Porque gracias a la asignación aleatoria hemos eliminado todos los factores observados y no observados que, de otra manera, podrían explicar la diferencia en los resultados

Aplicación

Schultz (2004): "School subsidies for the poor: evaluating the Mexican Progresa poverty program"

- ▶ **Progresa:** otorga transferencias en efectivo a las madres pobres de zonas rurales de México (condicional en matricular a sus hijos en la escuela y chequeos de salud)
- ▶ **Elegibilidad:** comunidades y hogares según el índice de pobreza y otros datos básicos
- ▶ **Clave:** por su gran escala, tuvieron que elegir $\sim 2/3$ de las localidades aleatoriamente (314 de 495); las restantes 181 sirvieron como grupo de comparación antes de incorporarse al programa en el tercer año
- ▶ **Resultado:** aumento promedio de 3,4 p.p. en la inscripción de 1 a 8 grado; mayor incremento (14,8 p.p.) entre las niñas que habían terminado 6 grado (6.5 p.p. en niños)

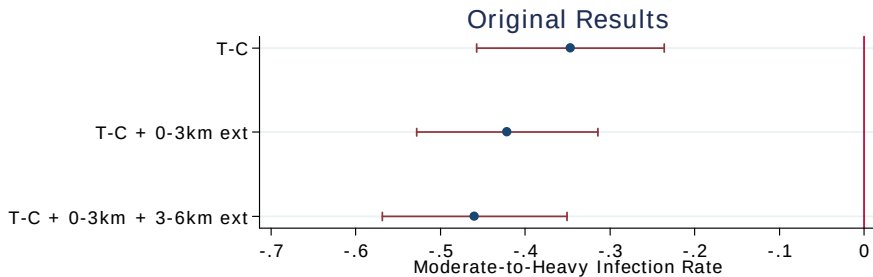
El diseño de investigación



Otras yerbas...

- ▶ Unidad de aleatorización (personas, empresas, ciudades, escuelas, etc.)
- ▶ Tamaño de la muestra (cálculos de potencia)
- ▶ Múltiples tratamientos
- ▶ Pre-registrar el estudio (transparencia)
- ▶ Riesgos: (i) efecto derrame, (ii) cumplimiento imperfecto
Ej., Miguel y Kremer (2004): medicamentos antiparasitarios para niños

Panel A: Worm Infections



Un método poderoso que no siempre está al alcance

- ▶ La **asignación aleatoria** es un método muy poderoso por su *validez interna*. Pero no está siempre al alcance del investigador/funcionario (costos, logística, ética)
- ▶ El cómputo del efecto causal es sencillo
- ▶ La mayor dificultad está en diseñar la intervención
- ▶ Como ejercicio, siempre es útil pensar en cuál es el **experimento ideal** para identificar el efecto causal de una política (ej., aleatorizar tasas impositivas); y luego argumentar por qué el **experimento natural** en mano es una buena *proxy*

Variables Instrumentales

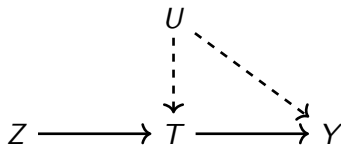
(aka IV o 2SLS)

Endogeneidad, experimentos controlados y naturales

- ▶ La participación en una política (**tratamiento**) puede darse por varias razones
- ▶ *Muchas* razones son **endógenas** (ej., si participas porque sos mas motivado, la motivación estará correlacionada con el outcome de interés) → **sesgo**
- ▶ A veces es posible encontrar factores **exógenos** que inciden en el **tratamiento**. Estos factores se denominan **instrumentos**
 - ▶ Por construcción, la asignación aleatoria es EL instrumento
 - ▶ Cuando no está al alcance, debemos buscar variación exógena en el mundo real (los famosos “experimentos naturales”)

El método de variables instrumentales (IV o MCO2)

- El **método de VI** identifica el efecto causal de interés usando la parte del tratamiento (T) que está afectado por un instrumento (Z)



- Pasos:

1. Encontrar una fuente de *variación exógena* Z en el tratamiento T
2. Aislar la parte del tratamiento T explicada por ese instrumento Z (1a etapa)
3. Medir la relación entre *esa parte del tratamiento* y el outcome de interés Y (2a etapa)
4. Listo, identificaron el efecto causal!

Ejemplo: IVA 0% en durables

- ▶ En contextos recesivos, muchos gobiernos buscan estimular la economía mediante rebajas en el IVA
- ▶ Supongamos que el gobierno fija el IVA en 0% para electrodomésticos por 6 meses con el fin de bajar los precios de esos productos
- ▶ Pasos:
 1. **Fuente de variación exógena:**
 2. **Primera etapa:**
 3. **Segunda etapa:**
- ▶ Interpretación:

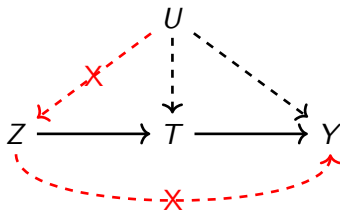
Ejemplo: IVA 0% en durables

- ▶ En contextos recesivos, muchos gobiernos buscan estimular la economía mediante rebajas en el IVA
- ▶ Supongamos que fijan el IVA en 0% para electrodomésticos por 6 meses con el fin de bajar los precios de esos productos
- ▶ Pasos:
 1. **Fuente de variación exógena:** IVA 0% en electrodomésticos (y 21% en el resto)
 2. **Primera etapa:** relación entre el IVA y los precios (pass-through)
 3. **Segunda etapa:** cómo cambia el consumo de electrodomésticos ante la baja de precios
- ▶ **Efecto causal:** ¿Qué interpretación le darían?

Requisitos para poder utilizar VI

El método de VI requiere dos condiciones:

1. **Relevancia:** el instrumento debe correlacionar con el tratamiento. Se puede testear.
2. **Exogeneidad** (restricción de exclusión): el instrumento debe ser verdaderamente exógeno (al menos luego de controlar por otros factores). No se puede testear.



Aplicación: Asignación aleatoria con cumplimiento imperfecto

Combinemos los métodos de asignación aleatoria y variables instrumentales

- ▶ El **cumplimiento imperfecto** en programas con asignación aleatoria es un problema recurrente: algunas unidades a las que se le ofrece tratamiento participan y otras no
- ▶ El método VI puede resultar útil en estas situaciones
- ▶ ¿Cuál creen que sería el instrumento?

Aplicación: Asignación aleatoria con cumplimiento imperfecto

Combinemos los métodos de asignación aleatoria y variables instrumentales

- ▶ El **cumplimiento imperfecto** en programas con asignación aleatoria es un problema recurrente: algunas unidades a las que se le ofrece tratamiento participan y otras no
- ▶ El método VI puede resultar útil en estas situaciones
- ▶ ¿Cuál creen que sería el instrumento? **La asignación aleatoria del tratamiento!**

Es una variable que escapa al control del individuo y que influye en la probabilidad de ser afectado por una política pero que, de otra manera, no está asociado con las características de dicho individuo (cumple con las 2 condiciones!)

Primero veamos algunos conceptos...

1. **ATE:** efecto promedio del tratamiento
2. **ITT:** intención de tratar
3. **TOT:** tratamiento en los tratados
4. **LATE:** efecto local promedio del tratamiento

- ▶ Bajo **pleno cumplimiento** en el tratamiento (i.e., todas a los que se le ofrece un programa se inscriben y ninguno del grupo de comparación recibía el programa), se estima el *efecto promedio del tratamiento para la población* (ATE)

- ▶ Bajo **cumplimiento imperfecto**, se puede estimar el efecto de *ofrecer* un programa o el efecto de *participar* en el programa
 1. **ITT:** La *intención de tratar* es un promedio ponderado de los resultados de los participantes y no participantes en T versus el resultado promedio del grupo C
 2. **TOT:** El *tratamiento en los tratados* estima el efecto de un programa en el grupo de individuos a los que se le ofrece y que realmente participan

Veamos un ejemplo para digerir los conceptos (1)

Supongamos un programa de formación docente con 2000 maestros elegibles.
Se asigna aleatoriamente 1000 a T y 1000 a C

1. **Cumplimiento pleno:** 1000 docentes de T reciben la capacitación, y 1000 de C no la reciben

ATE: se estima calculando la diferencia en los resultados promedio entre T y C (ej. puntuaciones de los alumnos en las pruebas)

Veamos un ejemplo para digerir los conceptos (2)

Supongamos un programa de formación docente con 2000 maestros elegibles.
Se asigna aleatoriamente 1000 a T y 1000 a C

2. **Cumplimiento imperfecto en T:** 100 docentes asignados a T deciden no inscribirse (o por otro motivo no reciben tratamiento)

TOT: estima el impacto promedio del programa en los 900 maestros de T que se inscribieron y recibieron la capacitación (respecto a C)

Veamos un ejemplo para digerir los conceptos (3)

Supongamos un programa de formación docente con 2000 maestros elegibles.
Se asigna aleatoriamente 1000 a T y 1000 a C

3. **Cumplimiento imperfecto en C:** 100 docentes asignados a C logran inscribirse (por ej., los más motivados)

Problema. No es posible estimar el efecto para *todo* el grupo T porque algunas “contrapartes” de C (ej., los 100 mas motivados) no se pueden observar sin tratamiento

Veamos un ejemplo para digerir los conceptos (4)

Estimadores posibles ante cumplimiento imperfecto:

- ▶ **Opción 1 – ITT:** comparar al grupo originalmente asignado T con el grupo originalmente asignado a C. ITT calcula la diferencia en los resultados promedio entre T y C (ignorando el cumplimiento)
 - Si el incumplimiento se da solo en T, ITT puede ser una medida interesante y relevante
 - Si hay incumplimiento en C, el ITT no es tan informativo: el efecto promedio en C puede estar inflado por los que se capacitaron y sesgar el ITT hacia abajo

Veamos un ejemplo para digerir los conceptos (4)

Estimadores posibles ante cumplimiento imperfecto:

- ▶ **Opción 1 – ITT:** comparar al grupo originalmente asignado T con el grupo originalmente asignado a C. ITT calcula la diferencia en los resultados promedio entre T y C (ignorando el cumplimiento)
 - Si el incumplimiento se da solo en T, ITT puede ser una medida interesante y relevante
 - Si hay incumplimiento en C, el ITT no es tan informativo: el efecto promedio en C puede estar inflado por los que se capacitaron y sesgar el ITT hacia abajo
- ▶ **Opción 2 – LATE:** estimar el *efecto local promedio del tratamiento* (LATE)
 - Ante incumplimiento en T y C, el LATE mide el efecto del programa en el **subgrupo de cumplidores**: los maestros de T que se inscribieron en el programa y que no se habrían inscrito si hubieran sido asignados a C

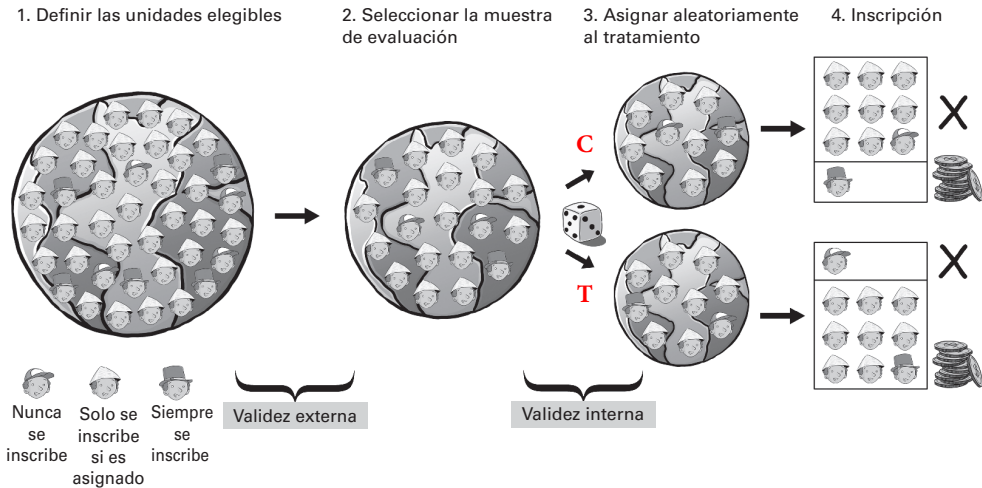
Veamos un ejemplo para digerir los conceptos (5)

Para entender el LATE, es útil clasificar a la población de estudio en 3 grupos:

1. **Inscritos si se lo ofrecen:** Son los que cumplen con su asignación
2. **Nuncas:** Son los que jamás se inscriben ni aceptan el programa
3. **Siempre:** Son los que siempre encontrarán una manera de estar en el programa

Veamos un ejemplo para digerir los conceptos (6)

Asignación aleatoria con cumplimiento imperfecto



Veamos un ejemplo para digerir los conceptos (7)

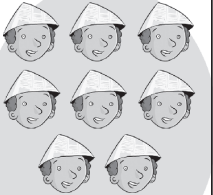
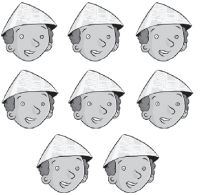
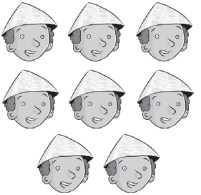
Estimación del LATE bajo asignación aleatoria con cumplimiento imperfecto:

1. Estimar el ITT: $\Delta \bar{Y} = \bar{Y}_T$ para los asignados a T $- \bar{Y}_C$ para los asignados a C
2. Recuperar el LATE para el grupo de *Inscritos si se lo ofrecen*

Veamoslo en un recuadro...

Veamos un ejemplo para digerir los conceptos (8)

Estimación del ITT y el LATE

	Grupo asignado al tratamiento T	Grupo no asignado al tratamiento C	Impacto
	Porcentaje inscrito = 90% Media Y para los asignados a tratamiento = 110	Porcentaje inscrito = 10% Media Y para los no asignados a tratamiento = 70	Δ porcentaje de inscritos = 80% $\Delta Y = \text{ITT} = 40$ $\text{LATE} = 40/0.8 = 50$
Nuncas		 <i>Inobservado</i>	—
Solo se inscribe si es asignado		 <i>Inobservado</i>	
Siempre	 <i>Inobservado</i>		—

Veamos un ejemplo para digerir los conceptos (9)

Estimación del ITT y el LATE

Estimación del LATE bajo asignación aleatoria con cumplimiento imperfecto:

1. Estimar el ITT: $\Delta \bar{Y} = \bar{Y}_T$ para los asignados a T $- \bar{Y}_C$ para los asignados a C
2. Recuperar el LATE para el grupo de *Inscritos si se lo ofrecen*

Problema. No observamos a los *Siempre* de T ni a los *Nuncas* de C

- 2.1 Del grupo T podemos inferir que el 10% de la población son *Nuncas*
- 2.2 Del grupo C podemos inferir que el 10% de la población son *Siempre*
- 2.3 Esto implica que el 80% son del grupo de *Inscritos si se lo ofrecen*
- 2.4 LATE es simplemente el ratio del ITT sobre la proporción de “compliers”

$$LATE = \frac{ITT}{\% \text{ inscritos en T} - \% \text{ inscritos en C}} = \frac{110-70}{0.9-0.1} = \frac{40}{0.8} = 50$$

Veamos un ejemplo para digerir los conceptos (10)

Interpretación del LATE

- ▶ Intuitivamente, el efecto del programa para los *Inscritos si se lo ofrecen* es de 50, pero cuando este efecto se distribuye en el conjunto del grupo asignado a T, el efecto promedio se diluye debido al 20% que no cumplió con la asignación aleatoria original
- ▶ Importante: el efecto LATE se interpreta como una **estimación local**, válida solo para un subgrupo específico dentro de la población designada, los *Inscritos si se lo ofrecen*
- ▶ Por ej., si el Min de Educ hiciera una 2a capacitación y obliga a los *Nuncas* en T a participar, los efectos no serán iguales (ej., esos *Nuncas* son más desmotivados)

Aplicación: Asignación aleatoria con cumplimiento imperfecto

Punchline

- ▶ Ok, pero ¿y cómo se relaciona todo esto con el **método de VI**?
- ▶ **La asignación aleatoria** sirve como instrumento porque: (i) permite predecir la inscripción final de unidades a un programa (**Relevancia**) y (ii) por construcción no está relacionada con otras características vinculadas a los resultados (**Exogeneidad**)
- ▶ En la **1a etapa**, el instrumento permite calcular el denominador del LATE
En la **2da etapa**, se computa el ratio del ITT y el coeficiente de la 1a etapa
(Estos dos pasos corresponden a la técnica econométrica de **mínimos cuadrados en dos etapas**)

Ejercicio: Promoción aleatoria

- ▶ Supongan 20 personas que son asignadas aleatoriamente a T y C (10 cada uno)
- ▶ Cada grupo cuenta con 2 *Nuncas* y 3 *Siempres*
- ▶ Con el objetivo de aumentar la inscripción a un programa, se realiza una campaña de promoción en T (e.g., visitas, folletos con información, llamadas)
- ▶ Luego de un tiempo, calculamos que el resultado promedio es 60 en el grupo C y 110 en el grupo T

1. Calculen el ITT
2. Calculen el LATE

Pista: necesitan calcular el porcentaje de inscritos en cada grupo (la 1a etapa)

[CLICK ACÁ PARA RESPONDER](#)

Ventajas y Desventajas del Método de VI

Ventajas:

- ▶ Identificación de efectos causales
- ▶ Relativamente sencillo de implementar
- ▶ Intuitivo (como un RCT, pero *en las pampas*)

Desventajas:

- ▶ Estima un LATE: efecto promedio local en los tratados
- ▶ Monotonicidad
- ▶ Sesgo en muestras pequeñas
- ▶ Instrumentos débiles
- ▶ Es difícil encontrar buenos instrumentos

LATE

- ▶ VI solo utiliza la variación en el tratamiento producto del instrumento
- ▶ Esto quiere decir que solo podemos medir el efecto para aquellos cuyo tratamiento es afectado por el instrumento
- ▶ Si el tratamiento mejora *tu* outcome en 2 y *mi* outcome en 1, y el instrumento tiene un efecto grande en *tu* tratamiento y chico en *mi* tratamiento, entonces el efecto causal estará más cerca de 2 que de 1
- ▶ Esto se conoce como “efecto promedio local en los tratados”: el efecto es *local* a las personas que son afectadas por el instrumento

Sesgo en muestras pequeñas

- ▶ En la práctica, VI es un estimador sesgado!
- ▶ Su propiedad estadística de insesgadez se da en muestras *grandes* (en concreto, cuando $N \rightarrow \infty$)
- ▶ En la práctica, para que el método funcione OK, se necesitan *muestras grandes* (posiblemente miles o millones de observaciones)

Instrumentos débiles

- ▶ En la práctica, además se necesita que la correlación entre el instrumento y el tratamiento sea lo más *fuerte* posible (o sea, una primera etapa fuerte)
- ▶ Si Z tiene un efecto trivial en T , entonces no es *relevante*
- ▶ Aunque sea realmente *exógeno*, no es suficiente, porque no es posible aislar variación “buena” en T para estimar el efecto en Y

Es difícil encontrar buenos instrumentos

- ▶ Encontrar *buenos* instrumentos es una tarea difícil
- ▶ Este método ha sido muy popular en tópicos de Economía Laboral. De hecho, es una de las razones por las que Angrist e Imbens (junto a Card) recibieron el Nobel en 2021
- ▶ No obstante, en mi opinión, el método de MCO2 (VI) es sumamente útil cuando la variación exógena proviene de cambios de política (por ej., el IVA 0% en alimentos)
- ▶ En esos casos, es natural usar MCO2 para estimar (i) la primera etapa (ej., efecto de impuestos en precios) y (ii) usar esa variación en la segunda etapa (ej., respuesta de consumo ante ese cambio de precios)

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](#))

Glennerster, R. y K. Takavarasha (2013), *Running Randomized Evaluations: A Practical Guide*. Princeton, NJ: Princeton University Press (<http://runningres.com/>)

Miguel, E. y Kremer, M. (2004). Worms: Identifying Impacts on Education and Health in the Presence of Treatment Externalities. *Econometrica*, 72: 159-217.

Schultz, T. P. (2004). School subsidies for the poor: Evaluating the Mexican Progresa poverty program, *Journal of Development Economics*, Volume 74, Issue 1.