

### Introducción a RCT

Rony Rodrigo Maximiliano Rodriguez-Ramirez November 20, 2022

maximiliano.rod.ra@gmail.com DECRG | The World Bank

# Clean-up, Introducción

#### Mi persona:

- · Mi nombre: Rony Rodrigo Maximilian Rodriguez Ramirez
- · Mis cursos: R for Stata users, Stata Avanzado, Econometría Avanzada.
- · Ubicación: Washington DC, The World Bank
- Projectos Actuales: Contraceptives in Cameroon (con Berk Özler y Susan Athey), Ukraine Tutoring Programs (Lelys Dinarte).

#### Datos sobre este curso:

- · Repositorio GitHub de este curso 🖸
- Tipo de sessión: 45-50 minutes, 10 minutes descanso. De 3pm a 7pm Hora Perú.

Inferencia causal

0000

#### Poema de Robert Frost: The road not taken

Two roads diverged in a yellow wood, And sorry I could not travel both And be one traveler, long I stood And looked down one as far as I could To where it bent in the undergrowth;

Two roads diverged in a wood, and I–I took the one less traveled by And that has made all the difference.

Inferencia causal

#### Poema de Robert Frost: El camino no tomado

Dos caminos se abrían en un bosque amarillo y lamentando no poder tomar ambos y siendo un sólo viajero, me quedé parado largo rato y en uno miré tan lejos como pude hasta dónde doblaba en la maleza;

Dos caminos se abrían en un bosque, y yotomé uno de ellos el menos transitado y eso ha hecho toda la diferencia

#### Inferencia Causal

El lenguaje de causa y efecto se usa todos los días en muchos contextos, pero significa algo muy específico en la evaluación de impacto.

- · Podemos pensar en la causalidad como:
  - El efecto singular de un programa sobre un resultado de interés.
  - · Independiente de cualquier otro factor que intervenga.

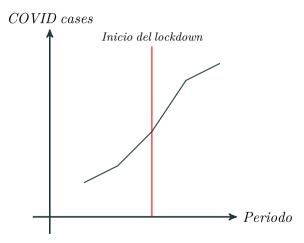
### Inferencia Causal

Por lo tanto, impacto es definido como la comparación entre:

- · El resultado algún tiempo después de que se haya introducido el programa.
- El resultado en ese mismo momento si el programa no se hubiera introducido (El "contrafactural-counterfactual").

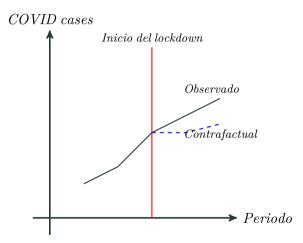
# ¿Cuál es el impacto?

Counterfactual



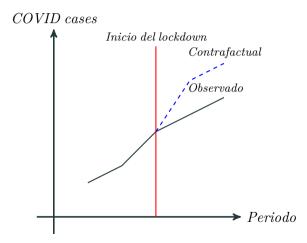
# ¿Cuál es el impacto?

Counterfactual



# ¿Cuál es el impacto?

Counterfactual



#### Contrafactual

El contrafactual representa el estado del mundo que los participantes del programa habrían experimentado en ausencia del programa (es decir, si no hubieran participado en el programa).

#### Sin embargo:

- · No podemos observar el contrafactual.
- · Necesitamos " crear " el contrafactual.

# Un ejemplo

**Table 1:** Resultados y tratamientos para Inayat y Abdul

	LATIF, Abdul	ULLAH, Inayat
Resultado potencial sin sesión de TA: $Y_{0i}$	90	94
Resultado potencial con la sesión de TA: $Y_{1i}$	95	94
Tratamiento (sesión de TA elegida): $D_i$	1	0
Resultado real de la clase: $Y_i$	95	94
Efecto del tratamiento: $Y_{1i}-Y_{0i}$	5	0

### Un ejemplo

Counterfactual

- · Si solo comparamos los resultados de Latif, tendríamos que el resultado es 5.
- · Si solo comparamos los de Ullah, tendríamos que el resultado es 0.
- Por lo tanto, ¿deberíamos comparar  $Y_{\text{Latif}} Y_{\text{IIIIah}}$ ?

Necesitamos vincular los resultados observados y potenciales de la siguiente manera:

$$Y_{\text{Latif}} - Y_{\text{Ullah}} = Y_{1,\text{Latif}} - Y_{0,\text{Ullah}}$$

$$= \underbrace{Y_{1,\text{Latif}} - Y_{0,\text{Latif}}}_{5} + \underbrace{Y_{0,\text{Latif}} - Y_{0,\text{Ullah}}}_{-4}.$$

La falta de comparabilidad capturada por el segundo término se llama sesao de selección-selection bias.

# Representación matemática

$$\begin{split} E[Y_i|D=1] - E[Y_i|D_i = 0] &= E[Y_{1i}|D_i = 1] - E[Y_{0i}|D_i = 0] \\ &= E[Y_{1i}|D_i = 1] - E[Y_{0i}|D_i = 1] \\ &+ E[Y_{0i}|D_i = 1] - E[Y_{0i}|D = 0] \\ &= \underbrace{E[Y_{1i} - Y_{0i}|D_i = 1]}_{\text{Impacto}} + \underbrace{E[Y_{0i}|D_i = 1] - E[Y_{0i}|D = 0]}_{\text{Sesgo de selección}} \end{split}$$

La contraparte de la regresión para obtener el impacto es:

$$Y_i = \alpha + \beta D_i + \epsilon_i \tag{1}$$

#### RCT cont.

El objetivo de la mayoría de las investigaciones empíricas es superar el sesgo de selección y, por tanto, decir algo sobre el efecto causal de una variable como  $D_i$ .

La asignación aleatoria resuelve el problema del sesgo de selección:

- $Y_{0i}$ ,  $Y_{1i}$  son independientes de  $D_i$ ;
- $\cdot$  En este contexto, tenemos que enfocarnos directamente en la asignación de  $D_i$ .

#### El RCT ideal

- La idea central de un experimento aleatorio ideal es que el efecto causal se puede medir (1) seleccionando individuos al azar de una población y luego (2) administrando el tratamiento al azar a algunos de los individuos.
  - · ¿Es el muestreo aleatorio lo mismo que la asignación aleatoria?
- Si el tratamiento se asigna al azar, entonces el nivel de tratamiento se distribuye independientemente de cualquiera de los otros determinantes del resultado, eliminando así la posibilidad de sesgo de variable omitida (OVB).

Validez Interna: cuando las inferencias estadísticas sobre efectos causales son válidas para la población en estudio.

Amenaza (1) – No aleatorizar:

- · La asignación aleatoria al grupo de tratamiento y control es la característica fundamental de un experimento controlado aleatorio que permite estimar el efecto causal.
- · Si el tratamiento no se asigna al azar, sino que se basa en parte en las características o preferencias del sujeto, los resultados reflejarán tanto el efecto del tratamiento como el efecto de la asignación no aleatoria.

Amenaza (2) – No seguir el protocolo de tratamiento:

- El hecho de que los individuos no sigan completamente el protocolo de tratamiento aleatorizado se denomina cumplimiento parcial del tratamiento.
- En un experimento de programa de capacitación laboral, algunos de los sujetos asignados al grupo de tratamiento podrían no presentarse a las sesiones de capacitación y, por lo tanto, no recibir el tratamiento. De manera similar, las personas del grupo de control podrían de alguna manera recibir la capacitación de todos modos.

#### Amenaza (3) – Atrición selectiva:

- La deserción se refiere a los sujetos que abandonan el estudio después de haber sido asignados al azar al grupo de tratamiento o de control.
- Si el motivo de la deserción está relacionado con el tratamiento en sí, entonces la deserción da como resultado un sesgo en el estimador MCO del efecto causal.
  - Si los aprendices más capaces abandonan el experimento del programa de capacitación laboral porque obtienen trabajos fuera de la ciudad, al final del experimento solo quedan los miembros menos capaces del grupo de tratamiento.

Amenaza (4) – Efectos experimentales (Howthorne effects):

- En experimentos con sujetos humanos, el mero hecho de que los sujetos estén en un experimento puede cambiar su comportamiento.
- Protocolo "doble ciego": en un experimento con fármacos, fármaco real frente a placebo.

Validez externa: cuando la inferencia y las conclusiones se pueden generalizar de la población y el entorno estudiado a otras poblaciones y entornos.

Amenaza (1) – Muestra no representativa: cuando la población estudiada y la población de interés no son suficientemente similares para justificar la generalización de los resultados experimentales.

- Si se evalúa un programa de capacitación laboral en un experimento con ex reclusos, es posible que los resultados no se generalicen a los trabajadores que nunca han cometido un delito.
- Si los participantes experimentales son voluntarios, entonces estos voluntarios podrían estar más motivados que la población en general y, para ellos, el tratamiento podría tener un efecto mayor.

### Amenaza (2) – Programa no representativo:

- El programa en un experimento de pequeña escala y estrictamente monitoreado podría ser bastante diferente al programa realmente implementado.
- Si el programa realmente implementado está ampliamente disponible, es posible que el programa de ampliación no proporcione el mismo control de calidad que la versión experimental o que esté financiado a un nivel inferior.

#### Amenaza (3) – Efectos de equilibrio general:

- Convertir un pequeño programa experimental temporal en un programa permanente y generalizado podría cambiar el entorno económico lo suficiente como para que los resultados del experimento no se puedan generalizar.
- Reducción del tamaño de las aulas: a gran escala, podría aumentar la demanda de profesores y cambiar el tipo de persona que se siente atraída por la docencia.

### Diferentes métodos de aleatorización

- · (1) Sobresuscripción (Acceso al programa): Más común.
  - Si los recursos limitados son una carga para el programa, la implementación se puede asignar al azar a un subconjunto de participantes elegibles, y los sujetos elegibles restantes que no reciben el programa pueden considerarse controles.
- Ejemplo:
   El programa de vales escolares PACS, establecido por el gobierno de
   Colombia a fines de 1991: estos vales cubrían aproximadamente la mitad de los gastos de escolarización de los estudiantes ingresantes y eran renovables según el desempeño de los estudiantes. (Angrist et al. 2002. Vales para la educación privada en Colombia. American Economic Review 92.5)

### Diferentes métodos de aleatorización

- (2) Incorporación paulatina aleatorizada (tiempo de acceso al programa): este enfoque incluye gradualmente el programa en un conjunto de áreas elegibles, de modo que los controles representan áreas elegibles que aún esperan recibir el programa. Este método ayuda a aliviar los problemas de equidad. Pero, efectos anticipatorios y sin efectos a largo plazo.
- Ejemplo:
   PROGRESA (ahora llamado Oportunidades) se dirigió a los pobres extremos en México. Un tercio de las comunidades elegibles seleccionadas al azar sufrieron un retraso de 18 meses en su ingreso al programa, y los dos tercios restantes recibieron el programa al inicio.

### Diferentes métodos de aleatorización

• (3) Diseño de estímulo: en lugar de aleatorizar el tratamiento, los investigadores asignan aleatoriamente a los sujetos un anuncio o incentivo para participar en el programa.

### Niveles de randomización

- *Derrame*: para reducir el riesgo de derrame, la aleatorización se lleva a cabo a nivel del hogar o la escuela.
- Resentimiento: es menos probable que cooperen con la recopilación de datos cuando ven que otros reciben beneficios mientras ellos no reciben nada, por lo que podría ayudar a reducir el desgaste
- · Poder estadístico y nivel de aleatorización: compensación

# Heterogeneidad en los impactos

#### Efecto promedio del tratamiento (ATE) versus efecto heterogéneo

- · Análisis de interacción
- · Análisis de subgrupos
- Ejemplos: nivel de ingresos, nivel de educación, para hogares cuyos hijos ya estaban matriculados en la escuela, Para niñas que todavía estaban matriculadas en la escuela, etc.
- · Más ejemplos sobre esto más adelante.

### Valor de una encuesta de referencia: Baseline survey

- Balance de aleatorización:
   Las encuestas de línea de base permiten verificar que la aleatorización se realizó de manera adecuada.
- Análisis de heterogeneidad:
   Las encuestas de línea de base permiten examinar las interacciones entre las condiciones iniciales y el impacto del programa.

# Recap: sobre las fuentes del sesgo

- Externalidades: ocurre cuando las personas no tratadas se ven afectadas por el tratamiento.
- Atrición: ocurre cuando algunos individuos tratados abandonan la muestra original.
- Efectos Hawthorne v John Henry: ocurre cuando la propia evaluación puede provocar que el grupo de tratamiento o de control cambie su comportamiento.

### En términos de estimación

- · Las externalidades llevarán a una subestimación (sobreestimación) del efecto del tratamiento si son positivas (negativas).
- · Algunas técnicas pueden utilizarse para estimar la magnitud de las externalidades y, por lo tanto, neutralizar el sesgo que inducen.
- · Por ejemplo, al evaluar el impacto de las sesiones de asistencia técnica en los puntajes de las pruebas, uno puede preocuparse por las externalidades de la información:
  - · los estudiantes del grupo de tratamiento pueden hablar con los del grupo de control sobre los contenidos de las sesiones de asistencia técnica.

- La primera técnica para abordar el problema es aprovechar la variación en la exposición entre grupos que surge naturalmente de la aleatorización.
- Por ejemplo, preguntando a los estudiantes tanto del grupo de tratamiento como del grupo de control el nombre de los 3 estudiantes con los que discuten los materiales del curso con más frecuencia (a continuación, nos referiremos a ellos como "amigos").

- Para tener una idea de la magnitud de los *derrames* de información, se puede comparar:
  - las puntuaciones de las pruebas de los amigos del grupo de tratamiento en el grupo de control.
  - las puntuaciones de las pruebas de los amigos del grupo de control en el grupo de control.

- La segunda técnica consiste en variar deliberadamente el nivel de exposición a un tratamiento dentro de un grupo.
- Por ejemplo, en el estudio de información y participación 401 (k) (es decir, cuentas de impuestos diferidos), Duflo y Saez (2003) aleatorizaron la oferta de obtener un incentivo para asistir a la sesión de información en dos niveles.

- Primero se eligió al azar un conjunto de departamentos universitarios para recibir tratamiento, y luego se ofrecieron incentivos económicos a un conjunto aleatorio de individuos dentro de los departamentos de tratamiento.
- Esto permitió a los autores explorar tanto el efecto directo sobre la asistencia y la inscripción al plan de recibir un incentivo como el efecto indirecto de estar en un departamento en el que se habían ofrecido incentivos a otros.

#### Atrición

- La deserción no causará un sesgo si es aleatorio (aún reduce el poder estadístico), sin embargo, inducirá un sesgo tan pronto como se correlacione con el impacto que el tratamiento tiene en cada individuo.
- Por ejemplo, surgirá un sesgo si aquellos que se benefician menos de las sesiones de asistencia técnica tienden a abandonar la muestra.
- Por lo tanto, la gestión del desgaste durante el proceso de recopilación de datos es esencial.

#### Atrición

- Más precisamente, esto requiere recopilar buena información en un cuestionario de referencia sobre cómo encontrar a cada individuo nuevamente, en caso de que decida dejar el grupo después del tratamiento (preguntando, por ejemplo, los nombres de los familiares que pueden ser entrevistados si no se puede encontrar al encuestado durante la encuesta postratamiento).
- Por supuesto, el seguimiento de TODOS los atridores suele ser demasiado caro, pero el seguimiento con solo una muestra aleatoria de los atridores es una buena alternativa.

• Efecto Hawthorne (el efecto del observador): los individuos del grupo de tratamiento, debido a que son conscientes de ser observados, pueden alterar su comportamiento durante el experimento (en comparación con lo que suele ser) para complacer al experimentador (por ejemplo, los estudiantes que tienen la oportunidad tomar sesiones de asistencia técnica también puede decidir trabajar más duro).

• Efecto John Henry: los individuos en el grupo de control, en caso de que sean conscientes de ser un grupo de control, pueden sentirse ofendidos al obtener este estado experimental y, por lo tanto, podrían reaccionar alterando también su comportamiento (por ejemplo, los estudiantes que no tienen la oportunidad de tomar TA sesiones pueden decidir trabajar más duro o relajarse).

- Una forma de eliminar los efectos de HJH es continuar monitoreando el impacto de una intervención, una vez finalizado el experimento oficial.
- El hecho de que el impacto medido sea similar cuando el programa ya no está siendo evaluado oficialmente y cuando el programa es evaluado oficialmente significa que no se debe a los efectos HJH.

- Si no son similares, la estimación del efecto del tratamiento debe basarse en la encuesta "postratamiento".
- Las evaluaciones también pueden diseñarse para ayudar a desenredar los diversos canales y ayudar a mejorar las preocupaciones sobre los efectos de HJH.

	Asignación a tratamiento	Asignación a control
Cumplidores	Tratado	Control
Siempre tomadores	Tratado	Tratado
Nunca tomadores	No tratado	No tratado
Desafiantes	No tratado	Tratado

	Asignación a tratamiento	Asignación a control
	resultado promedio = 50	resultado promedio = 10
Cumplidores	0	0
Siempre tomadores	10	10
Nunca tomadores	80	80
Desafiantes	10	10

El cumplimiento imperfecto es cuando las personas no siguen su asignación de tratamiento. Mientras que los cumplidores son personas que son inducidas a aceptar el tratamiento solo porque fueron asignados para recibirlo (y no lo toman si no se les asigna un tratamiento), los incumplidores se componen de tres grupos:

- Siempre tomadores: siempre toman el tratamiento incluso si están asignados al grupo de control
- Personas que nunca lo toman: siempre rechacen el tratamiento, incluso si están asignados al grupo de tratamiento
- · Desafiantes: hacen lo contrario de su asignación de tratamiento

- El incumplimiento puede ser unilateral o bilateral.
  - El incumplimiento unilateral es cuando las personas asignadas al grupo de tratamiento rechazan el tratamiento O las personas asignadas al grupo de control lo toman.
  - · El incumplimiento bilateral es cuando ocurren ambos.

- En muchos casos, los investigadores y los formuladores de políticas se preocupan por identificar el impacto de la oferta del programa en la población a la que se le ofreció, incluso si algunos de ellos no lo aceptaron, va que esto se parecerá a lo que probablemente suceda si el programa se despliega.
- · La intención de tratar (ITT) es una estimación del efecto del programa en las personas asignadas al tratamiento, independientemente de su aceptación. Es decir, el ITT se obtiene al hacer una regresión del resultado en la asignación de tratamiento para toda la muestra.

A menudo (aunque no siempre) proporcionará un límite inferior en el ATE, ya que incluye en el grupo de tratamiento a algunas personas que no recibieron el tratamiento (bajo el supuesto de que se habrían beneficiado menos del tratamiento que aquellos que lo aceptaron), y puede incluir en el grupo de comparación a algunas personas que de hecho recibieron el tratamiento.

#### Varios efectos del tratamiento

- Efecto promedio del tratamiento (ATE): el efecto esperado del tratamiento en una persona seleccionada al azar de la población:  $E(Y_i^T Y_i^C)$ .
- Efecto por intención de tratar (ITT): ATE entre aquellos en el brazo de tratamiento (puede que no siempre cumplan con el tratamiento),  $E(Y_i^D Y_i^C|D)$ , donde D significa ser asignado al brazo de tratamiento.
- · Tratamiento promedio en el tratado (ATT): ATE entre los que están siendo realmente tratados (en el brazo de tratamiento),  $E(Y_i^D-Y_i^C|T)$ , donde T significa que están siendo tratados. Tenga en cuenta que tenemos  $T\subseteq D$ .

#### Varios efectos del tratamiento

- En RCT, si solo hay "cumplidores" en la muestra, tenemos ATE = ITT = ATT = LATE
- · Bajo RCT, si solo hay "cumplidores" y "nunca tomadores" en la muestra, no podemos calcular ATE. ITT es la diferencia entre las medias de tratamiento y el grupo de control. Además, ATT = LATE = ITT/share of compliers.
- · Bajo RCT, si hay "cumplidores", "siempre tomadores" y "nunca tomadores" en la muestra, no podemos calcular ATE, ITT es la diferencia entre las medias de tratamiento y el grupo de control. Además,  $ATT \neq LATE = ITT/share$  of compliers.
  - Tenga en cuenta que es posible que los "siempre tomadores" no existan en algunos entornos experimentales, p. Ej., Subvenciones, introducción de nueva tecnología, etc.

## Clustering y errores estándar robustos

Independientemente de su procedimiento de muestreo o asignación, generalmente se recomienda utilizar siempre errores estándar robustos a la heterocedasticidad en su especificación de regresión: White (1980), Angrist & Pischke (2009) y Wooldridge (2013).

Según lo aconsejado por Abadie et al. (2017) y resumido por David McKenzie, hay dos razones por las que desearía agrupar sus errores estándar:

- Cuando haya asignado un tratamiento en otra unidad que no sea aquella en la que está midiendo los resultados.
- Cuando haya muestreado unidades de una población mediante muestreo por conglomerados.

## Clustering y errores estándar robustos

1. Cuando haya asignado un tratamiento en otra unidad que no sea aquella en la que está midiendo los resultados.

Aquí, Abadie et al. (2017) recomiendan la agrupación en el nivel en el que se asignó el tratamiento. Por ejemplo, si se asigna el tratamiento a nivel de aldea pero se miden los resultados a nivel individual, los errores estándar deberían agruparse a nivel de aldea.

Tenga en cuenta que incluso sin una asignación aleatoria agrupada, si tiene observaciones repetidas de la misma unidad (por ejemplo, si tiene datos de panel), querrá agrupar los errores estándar por unidad para tener en cuenta las correlaciones dentro de la unidad a lo largo del tiempo.

# Clustering v errores estándar robustos

2. Cuando haya muestreado unidades de una población mediante muestreo por conglomerados.

Las consideraciones clave aquí son cómo se seleccionó la muestra, si hay conglomerados en la población de interés que no están en la muestra y si desea decir algo sobre la población de la cual se extrajo la muestra. También es posible que desee utilizar ponderaciones de muestra para generalizar los resultados a la población; ver más abajo.

#### Si está realizando un RCT, incluya una subsección sobre consideraciones éticas:

- · Incluya una oración para la recopilación de datos de rutina, cuestiones de consentimiento informado:
- · Proporcione los números de aprobación del IRB, pero también proporcione un enlace a un documento que contenga sus protocolos de estudio detallados (posiblemente su presentación al IRB) o inclúvalo en un apéndice: V
- · Discutir en detalle cuestiones éticas más espinosas que se han cubierto en los protocolos del estudio, proporcionar una evaluación de los riesgos. compararlos con puntos de referencia razonables, dar una sensación de equilibrio y la importancia del estudio para proporcionar beneficios mediante la generación de nuevos conocimientos.

#### Randomización en Stata

La aleatorización es un paso fundamental para garantizar la exogeneidad en los métodos experimentales y los ensayos controlados aleatorizados (ECA). Stata proporciona una forma replicable, confiable y bien documentada de aleatorizar el tratamiento antes de comenzar el trabajo de campo.

Aleatorizar en Stata y luego precargar el archivo de datos generado en el software de la encuesta es el método preferido para aleatorizar en Excel o aleatorizar en el software de la encuesta.

#### Randomización en Stata

Las principales ventajas de la asignación aleatoria en Stata son las siguientes:

- El proceso es transparente y reproducible.
- El investigador tiene más control del proceso y puede verificar el balance de aleatorización y agregar variables de estratificación si es necesario.
- A diferencia de la asignación al azar en el software de la encuesta, la asignación al azar en Stata permite un tiempo entre la asignación al azar, la implementación y la recopilación de datos, lo que le da al equipo de investigación la oportunidad de verificar las asignaciones y corregir errores antes de usar el software en el campo.

### Randomización en Stata (From DIME Analytics)

```
* Set the environment to make randomization replicable version 12.0 [SETS VERSION] isid unique_id, sort [SORTS UNIQUE ID] set seed 12345 [SETS THE RANDOM SEED FOR REPLICATION]
```

- \* Assign random numbers to the observations and rank them from the smallest to the largest gen random\_number = uniform() [GENERATES A RANDOM NUMBER BETWEEN 0 AND 1] egen ordering = rank(random\_number) [ORDERS EACH OBSERVATION FROM SMALLEST TO LARGEST]
- $\star$  Assign observations to control & treatment group based on their ranks gen group = .

```
replace group = 1 if ordering <= N/2 [ASSIGNS TREATMENT STATUS TO FIRST HALF OF SAMPLE] replace group = 0 if ordering > N/2 [ASSIGNS CONTROL STATUS TO SECOND HALF OF SAMPLE]
```

#### Stata

# STATA TIME





