

Experimentos Aleatorizados

2025-04-02

Repaso

- Marco de resultados potenciales
- Pensamos en un tratamiento que genera dos alternativas:
 - Y_i^1 : qué pasaría si *sí* recibe el tratamiento
 - Y_i^0 : qué pasaría si *no* recibe el tratamiento
- El efecto del tratamiento es la diferencia entre esos dos mundos:
 - $\delta_i = Y_i^1 - Y_i^0$
- Pero sólo observamos Y_i :
 - $Y_i = D_i Y_i^1 + (1 - D_i) Y_i^0$

- La diferencia simple entre tratados y no tratados no recupera el ATE:

$$\begin{aligned} E[Y_i|D_i = 1] - E[Y_i|D_i = 0] &= E[Y_i^1|D_i = 1] - E[Y_i^0|D_i = 1] + \\ &\quad E[Y_i^0|D_i = 1] - E[Y_i^0|D_i = 0] \\ &= ATT + \text{sesgo de selección} \end{aligned}$$

Sin embargo, la asignación aleatoria puede resolver el problema.

Si $(Y_i^1, Y_i^0) \perp D_i$, entonces:

- $E[Y_i^0|D_i = 1] - E[Y_i^0|D_i = 0] = E[Y_i^0 - Y_i^0] = 0$
- $E[Y_i|D_i = 1] - E[Y_i|D_i = 0] = E[Y_i^1 - Y_i^0] = ATE$
- $ATT = ATE$

Como Diagrama Causal



- No confundir *asignación aleatoria* con *muestreo aleatorio*
- Asignación aleatoria: las unidades son asignadas aleatoriamente a grupos de tratamiento o control
 - La base de la inferencia causal
- Muestreo aleatorio: el investigador recoge información de un subgrupo aleatorio
 - Útil para hacer inferencias sobre la población

Ensayos Aleatorizados

Ensayos aleatorizados son investigaciones donde el investigador activamente selecciona un grupo aleatorio y aplica el tratamiento.

- Usualmente, los ensayos aleatorizados se hacen con un socio implementador.
 - ONG, gobierno, empresa
- Permite investigar una cuestión causal sin que haya riesgo de confusores.

Ejemplos:

- RAND Health Insurance Experiment (1970-80): Familias recibieron seguros de salud con diferentes niveles de pago.
- Project STAR: niños fueron asignados a clases más pequeñas.
- Evaluación del Job Training Partnership Act: hombres elegibles recibieron capacitación aleatoriamente.
- Evaluaciones de programas de ingresos básicos: Canadá, USA, Kenia, México.
- Desparatización en escuelas en Kenia.

En ciertos casos, una evaluación aleatorizada de una política puede no ser posible.

¿Por qué?

En ciertos casos, una evaluación aleatorizada de una política puede no ser posible.

- Límites éticos, políticos, o legales
- Implementación puede ser demasiado compleja, o cara
- Ciertas políticas pueden generar violaciones de la hipótesis de SUTVA

Caso más simple: elegir aleatoriamente a la mitad de la muestra para recibir o no el tratamiento. Pero hay otros métodos.

- Método de sobresuscripción
- Implementación por fases
- Aleatorización intragrupal
- Diseño de incentivo
- Aleatorización por estratos

Método de sobresuscripción

Imagina un programa que tiene que ser implementado con utilización total de sus recursos. Pero existe más demanda que plazas disponibles.

¿Cómo se puede hacer una evaluación aleatorizada dese programa?

Método de sobresuscripción

Cuando hay más demanda que recursos para una intervención, se puede aleatorizar entre los elegibles.

- Ej.: Programa en Colombia que aleatorizó vales escolares.
- Ej.: Programa de crédito en Sudáfrica para aprobar aplicaciones marginales.
- Cuidado: los resultados solo son válidos para la población aleatorizada.

Implementación por fases aleatorias

Toda la población recibe el programa, pero el orden es aleatorio.

- PROGRESA en México no podía llegar a las 5.000 comunidades al mismo tiempo. Se empezó con un piloto en 500 comunidades, mitad tratadas y mitad controles.

¿Qué limitaciones tiene ese tipo de evaluación?

Implementación por fases aleatorias

Toda la población recibe el programa, pero el orden es aleatorio.

- PROGRESA en México no podía llegar a las 5.000 comunidades al mismo tiempo. Se empezó con un piloto en 500 comunidades, mitad tratadas y mitad controles.
- Problemas potenciales:
 - No se pueden estudiar efectos de largo plazo
 - Posibilidad de efectos anticipatorios en controles

Aleatorización intragrupal

En ocasiones, toda ubicación debe recibir tratamiento, pero el investigador puede seleccionar aleatoriamente diferentes grupos.

- Banerjee, Duflo, Cole y Linden (2007): estudian un programa que proporciona un tutor para cada escuela en una zona de la India. Sin embargo, aleatoriamente, algunas escuelas asignaron el tutor a tercer grado, otras a cuarto.
- Posible problema: las escuelas pueden reasignar recursos para compensar.

Diseño de incentivos

Cuando existe un programa con baja participación, el investigador puede fomentar aleatoriamente una mayor participación.

- Campañas informativas, cartas, incentivos monetarios.
- En lugar de aumentar el tratamiento de 0 a 1, aumentar la probabilidad en cierta medida.
- Este método requiere un poco más de análisis analítico, como veremos.

En algunos casos, es conveniente tener diferentes probabilidades de tratamiento para cada individuo.

- Algunos programas tratan a un número fijo de personas en cada comunidad, por lo que la probabilidad de tratamiento es menor en comunidades más grandes.
- Puede ser más costoso tratar a ciertas poblaciones, por lo que es más efectivo reducir la probabilidad.

¿Por qué eso genera un problema para la evaluación?

¿Por qué eso genera un problema para la evaluación?

En este caso, el supuesto clave $(D_i \perp (Y_i^1, Y_i^0))$ no es válido.

Sin embargo, siempre que la aleatorización sea válida *dentro de cada estrato*, tenemos $D_i \perp (Y_i^1, Y_i^0) | X_i$

Ese método reintroduce un posible confusor, pero es conocido y observable, así que podemos controlar por X .

Ejemplo: si tratamos un 50% de la población urbana, pero solamente 10% de la población rural, debido al costo más elevado de aplicar el tratamiento.

Si simplemente comparamos el grupo tratado y el grupo control, “vivir en la ciudad” es un confusor: el grupo de tratamiento es más urbano. Es necesario controlar por esa variable.

¿A qué nivel de aleatorización?

- Imaginemos una intervención educativa. Queremos comprobar el efecto de mejores libros de texto.
- ¿Deberíamos aleatorizar entre estudiantes? ¿Clases? ¿Escuelas? ¿Comunidades?

Consideraciones principales:

- Grupos más grandes resultan en una muestra efectiva más pequeña.
- Si hay efectos secundarios, un nivel más alto facilita su control.
- Un nivel más alto suele tener menores costos por persona.
- Preocupaciones sobre la equidad se acentúan en los ensayos a nivel individual.

Una ventaja de ensayos aleatorizados es que la estimación del efecto es muy simple: simplemente se compara el resultado promedio de los grupos.

Una forma de hacerlo es una regresión del resultado en la asignación del tratamiento.

Con la aleatorización, sabemos que no existen confusores. Así mismo, puede ser una buena idea incluir controles en la estimación: $Y_i = \alpha + \beta D_i + \gamma X_i + u_i$

¿Por qué?

Incluso con aleatorización, las estimaciones pueden ser ruidosas.

- Si las covariables importantes explican la variación en los resultados, controlarlas puede mejorar la precisión.
- Enfoque común: **Incluir covariables en la regresión**
- Mejora la eficiencia sin introducir sesgo.
- Ejemplo: Si la educación afecta los ingresos, controlar la educación en un ensayo clínico aleatorio aleatorio (ECA) que evalúa un programa de capacitación mejora la precisión.

- Validez interna: ¿Es creíble la identificación? ¿El diseño cierra todas los caminos de backdoor?
- Validez externa: ¿Se generalizarían los resultados a otros contextos?

Amenazas a la validez interna

- Falla en la aleatorización
- Deserción
- Efectos derivados de la evaluación
- Efectos indirectos
- Cumplimiento parcial

Falla en la aleatorización

Supongamos que, tras la aleatorización, el grupo de tratamiento está compuesto por un 47 % de mujeres, mientras que el grupo de control está compuesto por un 52 % de mujeres. ¿Es esto un problema?

Práctica estándar: comprobar el *equilibrio* de las covariables

- ¿Se parecen los grupos de control y de tratamiento en cuanto a las covariables?
- Asegurarse de que la aleatorización haya creado grupos similares

Table 2: Descriptive Statistics: Baseline Covariate Balance

| | Treatment | Control | p-value |
|---|-----------|---------|---------|
| Demographic | | | |
| Age | 30.169 | 30.035 | 0.542 |
| Male | 0.328 | 0.319 | 0.627 |
| Female | 0.669 | 0.678 | 0.628 |
| Non-binary / other | 0.003 | 0.003 | 0.999 |
| Non-Hispanic Black | 0.295 | 0.305 | 0.554 |
| Non-Hispanic Asian | 0.036 | 0.038 | 0.790 |
| Non-Hispanic White | 0.473 | 0.463 | 0.597 |
| Non-Hispanic Native American | 0.020 | 0.025 | 0.428 |
| Hispanic | 0.220 | 0.214 | 0.694 |
| Household Size | 2.943 | 2.996 | 0.435 |
| Number of Other Adults in the Household | 0.684 | 0.716 | 0.347 |
| Any Children | 0.568 | 0.571 | 0.897 |
| Has Disability | 0.338 | 0.311 | 0.130 |
| Bachelor's Degree | 0.202 | 0.205 | 0.866 |
| Employed | 0.578 | 0.586 | 0.675 |
| Income and Employment | | | |
| Total Household Income (1000s) | 29.991 | 29.917 | 0.922 |
| Total Individual Income (1000s) | 21.355 | 21.217 | 0.861 |
| Work Hours/Week | 21.207 | 21.780 | 0.487 |
| Has a Second Job | 0.168 | 0.173 | 0.712 |
| Months Employed in the Past Year | 7.215 | 7.268 | 0.778 |
| Number of Jobs in the Past 1 Year | 1.403 | 1.439 | 0.457 |
| Number of Jobs in the Past 3 Years | 2.684 | 2.620 | 0.485 |
| Searching for Work | 0.495 | 0.510 | 0.429 |
| Started or Helped to Start a Business | 0.315 | 0.296 | 0.268 |
| Housing | | | |
| Lived Temporarily with Family or Friends | 0.262 | 0.281 | 0.286 |
| Stayed in Non-Permanent Housing | 0.086 | 0.084 | 0.811 |
| Housing Search Actions in Last 3 Months | 0.255 | 0.242 | 0.447 |
| Number of Times Moved in the Past 5 Years | 1.328 | 1.358 | 0.468 |
| Relationships | | | |
| Is in a Romantic Relationship | 0.627 | 0.621 | 0.749 |
| Lives with a Romantic Partner | 0.441 | 0.431 | 0.586 |
| Married | 0.221 | 0.222 | 0.951 |
| Divorced | 0.077 | 0.081 | 0.706 |

Supone que esa tabla de equilibrio tiene una diferencia estadísticamente significativa, por ejemplo, el control tiene menos personas con discapacidad.

¿Qué debemos hacer?

En general, si probamos 20 variables, 1 va ser estadísticamente significativa, por suerte.

Para detectar problemas sistemáticos en la aleatorización, es mejor hacer un teste de equilibrio conjunto:

$$D_i = \beta_0 + \beta_1 X_{1i} + \dots + \beta_k X_{ki} + u_i$$

Y probamos la hipótesis: $\beta_1 = 0, \beta_2 = 0, \dots, \beta_k = 0$.

Aleatorización estratificada

En lugar de aleatorizar los grupos de tratamiento y control, podemos separar a hombres y mujeres y aleatorizar la mitad de cada grupo al grupo de control.

En general, podemos separar la muestra en estratos con características similares y aleatorizar dentro de cada estrato.

- Garantiza el equilibrio entre subgrupos mediante la aleatorización dentro de los estratos.
- Beneficio clave: Errores estándar más bajos → Estimaciones más precisas.
- Es necesario controlar los estratos durante la estimación para obtener errores correctos.

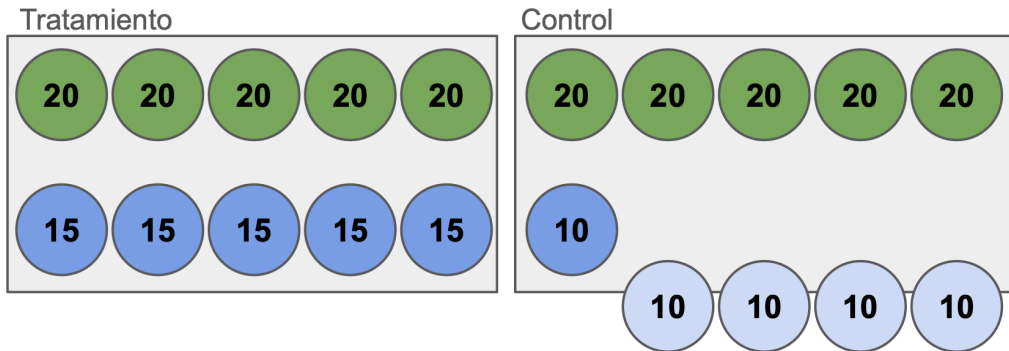
Deserción

Se produce cuando no se pueden medir los resultados de algunos participantes del estudio:

- Dado que esto puede depender del estado del tratamiento, los dos últimos grupos con resultados medidos disponibles ya no son comparables.
- Una reencarnación del sesgo de selección de la muestra.

- Personas que abandonaron el programa.
- Personas que hayan se mudado fuera del área.
- Fallecidos.
- Se niegan a cooperar.
- El investigador no puede encontrarlos.
- Es posible que se nieguen a responder algunas preguntas.

Deserción

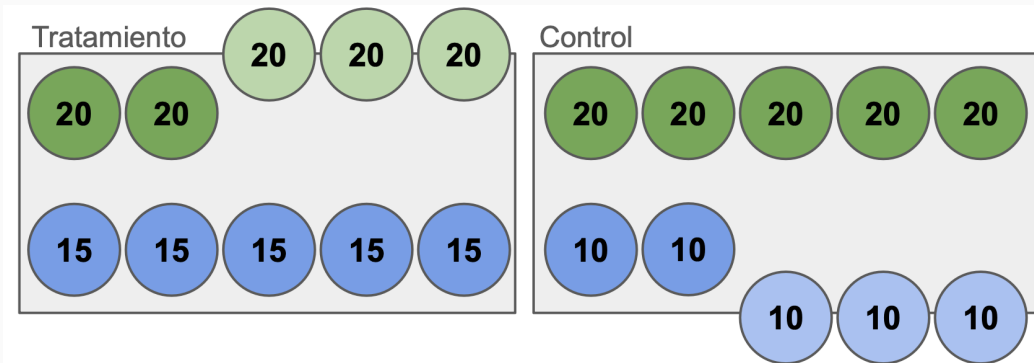


$$E[Y|D = 1] = 17.5$$

$$E[Y|D = 0] = 15$$

$$E[Y|D = 0, \text{Muestra}] = 18.33$$

Deserción



$$E[Y|D = 1, \text{Muestra}] = 16.4$$

$$E[Y|D = 0, \text{Muestra}] = 17.1$$

Si la deserción es puramente aleatoria, no hay problema, pero es muy difícil probar la hipótesis.

Aún que la tasa de deserción sea igual entre tratamiento y control, no podemos estar seguros que los grupos son comparables.

¿Cómo limitar?

- Implementar instrumentos y procedimientos piloto de recopilación de datos.
- Realizar múltiples seguimientos a todos los participantes originalmente aleatorizados.
- Evitar esperar demasiado para el seguimiento.
- Ofrecer incentivos (pequeños).
- Cambiar el nivel de aleatorización.
 - P. ej. Si ve a vecinos recibiendo tratamiento, pero usted no, puede generar resentimiento y abandono.

Efectos impulsados por la evaluación

Participar en una evaluación puede cambiar el comportamiento de las personas, independientemente del impacto del programa en sí: participar en un experimento hace que un grupo sea “diferente”, no por el tratamiento en sí.

- Efecto Hawthorne: el grupo tratado trabaja más de lo habitual.
- Efecto John Henry: el grupo de comparación compite con el tratamiento.
- Resentimiento o desmoralización: el grupo de comparación obtiene peores resultados de lo habitual.

Efectos impulsados por la evaluación

- Efectos de demanda: los participantes modifican su comportamiento en respuesta a lo que el investigador intenta encontrar.
 - Actúan conforme a las expectativas del investigador.
- Efectos anticipatorios: los participantes pueden cambiar su comportamiento según la expectativa de recibir tratamiento.
 - Especialmente relevante para diseños de implementación gradual.

¿En qué dirección se sesgarán los efectos?

- Efecto Hawthorne?
- Efecto John Henry?
- Efecto de desmoralización?
- Efectos de demanda?
- Efecto anticipatorio?

- ¿Cómo limitar estas amenazas?
- Lograr la interacción entre investigadores lo más similar posible
- Idealmente, “doble ciego”: rara vez posible en Economía
- Un mayor nivel de aleatorización limita la interacción
- No anunciar la implementación gradual

Efectos Indirectos

Efectos indirectos de la participación en el programa en otros

- También llamados externalidades
- Pueden adoptar diversas formas, positivas o negativas

1. Físicos

- La inmunización reduce la transmisión de enfermedades
- Los incentivos para la agricultura pueden aumentar la contaminación de la agua

2. Informativos/conductuales

- El agricultor que aprende una mejor técnica de aplicación de fertilizantes puede enseñársela a sus vecinos
- Las personas copian los comportamientos saludables de otros

3. Efectos de mercado

- Los precios de los alimentos pueden aumentar si los agricultores tienen mejor acceso a los mercados
- Los salarios pueden aumentar en una comunidad después de que los agricultores reciban capacitación en emprendimiento.

En esencia, una violación del supuesto SUTVA. No podemos representar los resultados potenciales simplemente como (Y_i^1, Y_i^0) , ya que existen más casos posibles.

El resultado de la unidad i se ve afectado por el estado de tratamiento de j .

Efectos indirectos

¿Por qué es una amenaza?

Las personas fuera del grupo de tratamiento experimentan efectos indirectos.

¿Qué sucedería si se estimaran si se ignoraran los efectos indirectos en una evaluación de:

- ¿La efectividad de una vacuna?
- ¿Un programa para capacitar y equipar a pescadores?

No se limita necesariamente a los efectos de los pacientes tratados a los no tratados.

La inmunización ayuda a reducir la enfermedad en todos los demás, tanto tratados como no tratados.

¿Cómo podemos gestionar los efectos indirectos?

Primero: anticiparlos

- Usar la teoría, los marcos lógicos y estudios previos para considerar la posibilidad de efectos indirectos positivos o negativos
- Reducir los efectos indirectos en la fase de diseño limitando el contacto entre grupos

La aleatorización a un nivel superior puede limitar los efectos de derrame dentro del grupo de tratamiento.

- Imagine un programa de capacitación para mejorar la aplicación de fertilizantes.
- Los agricultores pueden conversar e intercambiar experiencias.
- Si la aleatorización se realiza a nivel del agricultor, existe una alta probabilidad de contaminación.
- La aleatorización a nivel de la comunidad aborda el problema.

Una mayor separación puede limitar el potencial de efectos de derrame.

- Mantener a los agricultores tratados y los controles al menos a 100 km de distancia puede limitar aún más la interacción.

Los efectos de derrame en sí mismos pueden ser de interés.

- Desde el punto de vista del responsable de políticas, puede tener un efecto importante en el análisis costo-beneficio del programa.
- ¿Podemos obtener el 80% del efecto con el 40% del costo al dirigir la capacitación a los líderes comunitarios?

Cómo medir los efectos de derrame

1. Diseñar el experimento de modo que un grupo de comparación experimente efectos de derrame, mientras que otro no.
 - Grupo de tratamiento: Agricultores que reciben capacitación.
 - Grupo de efectos secundarios: Agricultores cercanos al grupo tratado.
 - Grupo de control puro: Agricultores en comunidades alejadas del grupo tratado.

Cómo medir los efectos secundarios.

2. Variar la saturación del tratamiento entre los diferentes grupos.
 - Cinco grupos de escuelas con diferente proporción de niños que reciben inmunización aleatoria.
 - Control puro, 25%, 50%, 75% y tratamiento completo.

Cómo medir los efectos secundarios.

3. Experimentos que modifican directamente el grupo de pares.
 - “Moving to Opportunity” fue un experimento que pagó a familias de barrios pobres para que se mudaran a barrios más ricos.

Cumplimiento imperfecto

Cumplimiento imperfecto

A veces no se respeta la asignación del tratamiento.

1. Es posible que las personas del grupo de tratamiento no reciban el tratamiento.
 - Nunca asisten a las sesiones de capacitación
 - Se niegan a tomar medicamentos
 - El clima puede impedir la implementación del programa en algunos lugares

A veces no se respeta la asignación del tratamiento.

2. Las personas del grupo de comparación pueden recibir el tratamiento.
 - Algunos padres ya estaban vacunando a sus hijos
 - Las personas cambian de escuela o distrito para acceder al programa
 - Formas alternativas de acceder al programa

A veces no se respeta la asignación del tratamiento.

3. El diseño de incentivos conduce naturalmente a un cumplimiento imperfecto
 - Las cartas informativas conducen a una mayor participación

Cumplimiento imperfecto

Un programa en el que los niños fueron asignados aleatoriamente a clases grandes (>22) o pequeñas (<17) para evaluar los efectos en los grados. Se supone que las clases pequeñas mejoran las calificaciones.

Observamos que un 10% de los estudiantes cambian de clase. ¿Cuándo sesgaría esto el efecto *a la baja*?

1. Los padres de buenos estudiantes los cambian a clases más grandes.
2. Los padres de buenos estudiantes los cambian a clases pequeñas.
3. Los padres de malos estudiantes los cambian a clases más grandes.
4. Los padres de malos estudiantes los cambian a clases pequeñas.

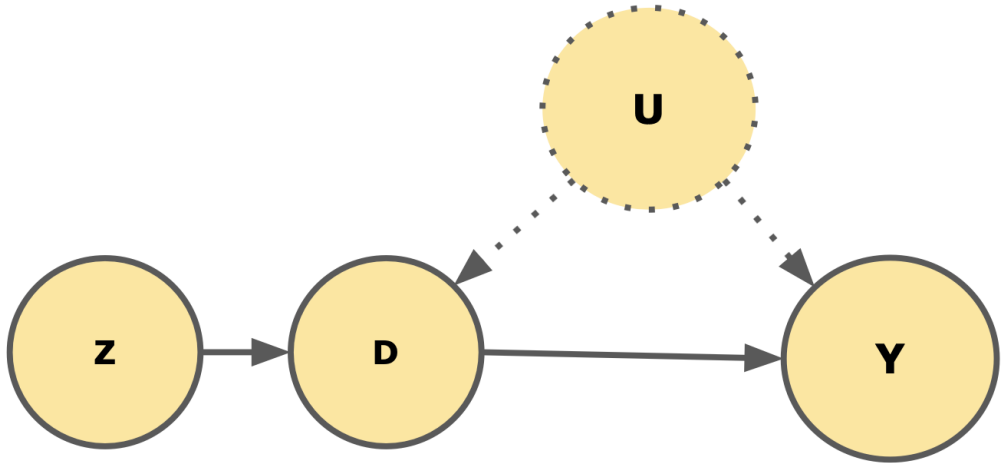
Cómo limitar el problema en el diseño.

- Facilitar la participación
- Ofrecer pequeños incentivos para la participación
- Establecer protocolos claros
- Reducir la interacción entre el grupo de tratamiento y el grupo de compasión

¿Cómo abordarlo?

- Introduzcamos una notación.
- El tratamiento real es D_i . La asignación al grupo de tratamiento es Z_i .

Cumplimiento imperfecto



¿Cuáles son las rutas de D a Y?

¿Cuáles son las rutas de D a Y?

- $D \rightarrow Y$
- $D \leftarrow U \rightarrow Y$

Si pudiéramos controlar por U, podríamos cerrar la ruta de la puerta trasera, pero U no se observa.

¿Qué pasa con las rutas de Z a Y?

¿Cuáles son pasa con las rutas de Z a Y?

- $Z \rightarrow D \rightarrow Y$
- $Z \rightarrow D \leftarrow U \rightarrow Y$

¡Tenga en cuenta que la ruta de la puerta trasera ya está cerrada debido al colisionador D!

Por lo tanto, ¡podemos obtener el efecto de Z sobre Y sin mucho esfuerzo!

Basta comparar el grupo que fue **asignado** para el tratamiento con el grupo que fue **asignado** para el control

Tenga en cuenta que este *NO* es el efecto del tratamiento. Es el efecto de la *asignación del tratamiento*.

Supongamos que una institución de microfinanzas desea evaluar el efecto de recibir un préstamo en los ingresos de una persona dos años después.

Te piden que realice una evaluación aleatoria para estimar el efecto del préstamo en los ingresos futuros.

Cumplimiento Imperfecto

Ni todos a quien se ofertó el préstamo se lo tomaran:

| Grupo | Tomó Préstamo | No lo tomó | Total |
|------------------|---------------|------------|-------|
| Se ofertó préstm | 80 | 20 | 100 |
| No se lo ofertó | 0 | 100 | 100 |
| Total | 80 | 120 | 200 |

Incumplimiento Imperfecto

¿Es la diferencia de ingreso entre los 80 que tomaron el préstamo y los 120 que no lo tomaron una buena estimación del efecto de *tomar efectivamente* el préstamo?

¿Están *balanceadas* las 100 personas a quienes se les ofreció el préstamo y las 100 a quienes no se les ofreció?

El impacto en los resultados promedio de **ser ofrecido** un programa se llama el efecto ITT (*Intent to Treat*, o intención de tratar).

$$ITT = E[Y_i|Z_i = 1] - E[Y_i|Z_i = 0]$$

Normalmente, no es lo mismo que el efecto del tratamiento.

El ITT se refiere a la oferta o incentivo. El ATE o ATT se refieren al tratamiento en sí.

¿Qué es más relevante para la política pública?

El ITT puede ser más interesante cuando la política relevante *es simplemente ofrecer* el programa.

El ATT es más importante para cálculos de costo-beneficio, o cuando la propuesta es de cobertura universal.

Pero ¿cómo calculamos el ATT?

Cumplimiento Imperfecto

Agreguemos algo de notación.

$$Z_i = \begin{cases} 1 & \text{si fue asignado al grupo de tratamiento} \\ 0 & \text{si fue asignado al grupo de control} \end{cases}$$

D_i^1 : lo que la participación en el programa *sería* si está asignado al **tratamiento**

D_i^0 : lo que la participación en el programa *sería* si está asignado al **control**

$$D_i = \begin{cases} D_i^1 & \text{si } Z_i = 1 \\ D_i^0 & \text{si } Z_i = 0 \end{cases}$$

Hay 4 tipos:

1. Cumplidores (*Compliers*): $D_i^1 = 1$ y $D_i^0 = 0$
2. Tomadores constantes (*Always-takers*): $D_i^1 = D_i^0 = 1$
3. Rechazadores constantes (*Never-takers*): $D_i^1 = D_i^0 = 0$
4. Desafiantes (*Defiers*): $D_i^1 = 0$ y $D_i^0 = 1$
 - Estos tipos son no observables. ¿Por qué?

Cumplimiento Imperfecto

Recuerda que, como la asignación fue aleatoria, los grupos están balanceados en términos de estos tipos.

| Asignado a tratamiento | Asignado a control |
|--------------------------------|--------------------------------|
| Cumplidor ($D=1$) | Cumplidor ($D=0$) |
| Tomador constante ($D=1$) | Tomador constante ($D=1$) |
| Rechazador constante ($D=0$) | Rechazador constante ($D=0$) |
| Desafiante ($D=0$) | Desafiante ($D=1$) |

Incumplimiento Imperfecto

Supongamos que *no hay Desafiantes*.

Volvamos al ejemplo de los préstamos, con una pequeña modificación.

| Grupo | Tomó préstamo | No tomó préstamo | Total |
|----------------------|---------------|------------------|-------|
| Préstamo ofrecido | 80 | 20 | 100 |
| Préstamo no ofrecido | 10 | 90 | 100 |
| Total | 90 | 110 | 200 |

1. ¿Cuántos tomadores constantes hay en cada grupo?
2. ¿Cuántos rechazadores constantes hay en cada grupo?
3. ¿Cuántos cumplidores hay en cada grupo?

1. ¿Cuántos tomadores constantes hay en cada grupo?

Incumplimiento Imperfecto

1. ¿Cuántos tomadores constantes hay en cada grupo?
 - Alguien que tomó el préstamo sin que se le ofreciera debe ser un tomador constante o un desafiante.
 - Si no hay desafiantes, deben ser tomadores constantes.
 - Entonces, hay 10 tomadores constantes en el grupo sin oferta.
 - Como los grupos deben estar balanceados, también debe haber 10 tomadores constantes en el grupo con oferta.

2. ¿Cuántos rechazadores constantes hay en cada grupo?

2. ¿Cuántos rechazadores constantes hay en cada grupo? Alguien que rechazó el préstamo debe ser un rechazador constante.
Así que hay 20 rechazadores constantes en cada grupo.

3. ¿Cuántos cumplidores hay en cada grupo?

Si hay 10 tomadores constantes y 20 rechazadores constantes, deben quedar 70 cumplidores.

Podemos calcular la proporción de Cumplidores con la diferencia de take-up entre los asignados para tratamiento y los para control.

$$Pr(C) = E[D_i|Z_i = 1] - E[D_i|Z_i = 0]$$

Incumplimiento Imperfecto

Recuerda que:

$$ITT = E[Y_i|Z_i = 1] - E[Y_i|Z_i = 0]$$

Usando la Ley de Expectativas Iteradas:

$$\begin{aligned} ITT = & Pr(C) (E[Y_i|Z_i = 1, C] - E[Y_i|Z_i = 0, C]) + \\ & Pr(TC) (E[Y_i|Z_i = 1, TC] - E[Y_i|Z_i = 0, TC]) + \\ & Pr(RC) (E[Y_i|Z_i = 1, RC] - E[Y_i|Z_i = 0, RC]) \end{aligned}$$

Usando las definiciones de cada tipo:

$$\begin{aligned} ITT = & Pr(C) \left(E[Y_i^1 | Z_i = 1, C] - E[Y_i^0 | Z_i = 0, C] \right) + \\ & Pr(TC) \left(E[Y_i^1 | Z_i = 1, NT] - E[Y_i^1 | Z_i = 0, TC] \right) + \\ & Pr(RC) \left(E[Y_i^1 | Z_i = 1, RC] - E[Y_i^1 | Z_i = 0, RC] \right) \end{aligned}$$

Como $Z_i \perp (Y_i^0, Y_i^1)$:

$$\begin{aligned} ITT = & Pr(C)E[Y_i^1 - Y_i^0|C] + \\ & Pr(TC)E[Y_i^1 - Y_i^1|TC] + \\ & Pr(RC)E[Y_i^0 - Y_i^0|RC] \end{aligned}$$

Finalmente:

$$ITT = Pr(C)E[\delta_i|C]$$

Incumplimiento Imperfecto

Entonces, el ITT es el promedio de los efectos del tratamiento para los cumplidores, multiplicado por su proporción en la población.

Pero podemos calcular $Pr(C)$, así que podemos recuperar $E[\delta_i|C]$.

$$E[\delta_i|C] = \frac{ITT}{Pr(C)}$$

$$E[\delta_i|C] = \frac{E[Y_i|Z_i = 1] - E[Y_i|Z_i = 0]}{E[D_i|Z_i = 1] - E[D_i|Z_i = 0]} = LATE$$

El Efecto Promedio Local del Tratamiento (*Local Average Treatment Effect*) es el promedio de los efectos en un grupo particular: los cumplidores.

¿Es útil el LATE?

Quiénes son los cumplidores depende del instrumento específico usado.

- ¿Quiénes son las personas que responden a una carta de incentivo?
- ¿Quiénes son los que aceptan la oferta de préstamo?
- ¿Quiénes son los que asisten a la capacitación?

En algunos casos, estos son exactamente el grupo que será afectado por el programa.

Pero a veces no son los más vulnerables, quienes más necesitan el programa.

Y en algunos casos, el experimento puede ser demasiado distinto de la implementación real, dificultando la generalización.