


THE WORLD BANK



IMPACT
EVALUATION

Sesión Técnica II Estudios Aleatorizados

Lima, 2009

Departamento de
Desarrollo Humano

Fondo Español para
Evaluación de Impacto

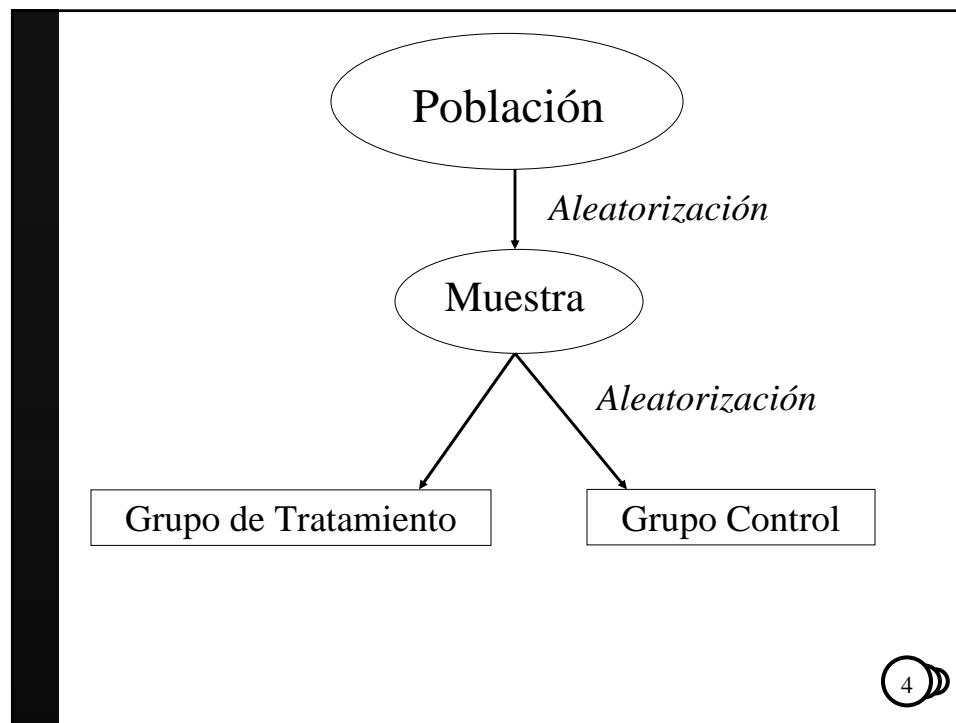
Ensayos aleatorizados

- ❑ ¿Cómo aprenden en la práctica los investigadores acerca de los estados contrafactuales del mundo?
- ❑ En muchos campos, y especialmente en investigación médica, la evidencia sobre contrafactuales es generada por ensayos aleatorios.
- ❑ En principio, los ensayos aleatorios aseguran que los resultados en el grupo control realmente capturen el contrafactual para un grupo de tratamiento.



Aleatorización para inferencia causal

- Los estadísticos recomiendan un modelo con dos etapas formales de aleatorización:
 - **Primera etapa:** una muestra aleatoria de unidades es seleccionada de una población definida.
 - **Segunda etapa:** esta muestra de unidades es asignada aleatoriamente a condiciones de tratamiento y control.



Para qué hacer dos aleatorizaciones?

□ Primera etapa: para Validez Externa

- I.e. asegurar que los resultados en la muestra representarán los resultados en la población dentro de un nivel definido de error muestral

□ Segunda etapa: para Validez Interna

- I.e. asegurar que el impacto observado sobre la variable dependiente se debe a al tratamiento, y no a otro factor.



Ensayos aleatorizados bietápicos

En muestras grandes, los ensayos aleatorizados bietápicos aseguran que:

$$[\bar{Y}_1 | D = 1] = [\bar{Y}_1 | D = 0] \quad \text{and} \quad [\bar{Y}_0 | D = 1] = [\bar{Y}_0 | D = 0]$$

Intuición:.....

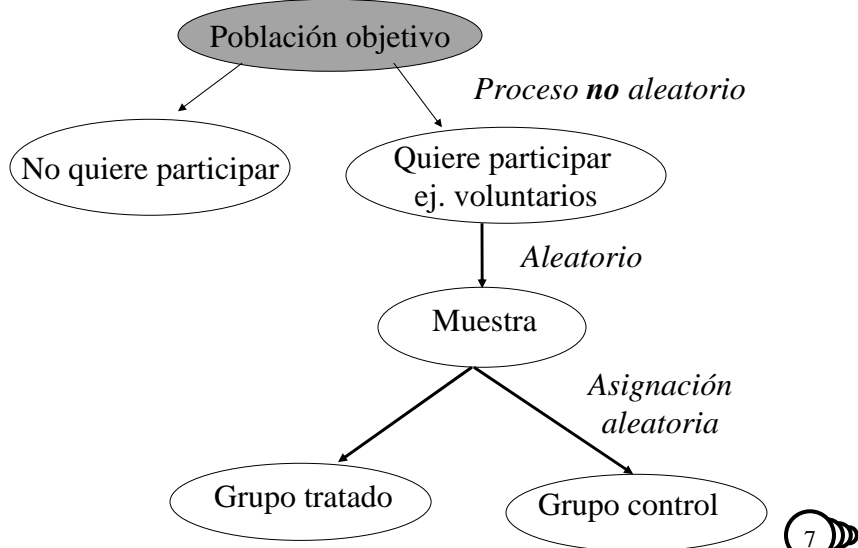
Así, el estimador

$$\hat{\delta} = [\hat{Y}_1 | D = 1] - [\hat{Y}_0 | D = 0]$$

estima consistentemente *ATE*



Población objetivo vs. voluntarios?



Ensayos aleatorizados con selección previa

En cambio, si la aleatorización tiene lugar sobre una sub-población seleccionada, ej. una lista de voluntarios, como seleccionamos el grupo contrafactual para que...

$$[\bar{Y}_0|D=1] = [\bar{Y}_0|D=0] ?$$

Ensayos aleatorizados con selección previa

Tratados (D=1): los que quisieron participar
y fueron asignados al programa por lotería

Contrafactual (D=0): los que quisieron participar
y no fueron asignados

$$\hat{\delta} = [\hat{Y}_1|D=1] - [\hat{Y}_0|D=0]$$

estima consistentemente el efecto de tratamiento
solamente para los que quisieron participar.

Estamos solamente estimando el efecto de tratamiento en los tratados.
No estamos estimando el efecto de tratamiento en la población objetiva.



Ensayos aleatorizados: Dificultades Potenciales

- **No-adherencia/inconformidad**
 - No todas las unidades asignadas al tratamiento recibirán el tratamiento
 - Puede suceder que algunas unidades asignadas al control reciban tratamiento
- **Deserción:** No todos los participantes completarán el tratamiento
- **Pérdida de seguimiento:** a la hora de evaluar el impacto, ya no se pueden encontrar algunas unidades
- **Efecto “Hawthorne”:** solo por observar las unidades, ellas ya cambian de comportamiento
- **Efecto “John Henry”:** cuando las unidades “control” tratan, de compensar con algún esfuerzo especial, la falta de tratamiento



Ensayos aleatorizados vs. estudios no-aleatorizadas

- Ensayos aleatorizados
 - los supuestos juegan un papel menor en los estudios aleatorizados
 - y ningún rol en pruebas de hipótesis aleatorizadas de no efecto en el tratamiento.
 - ...en ausencia de dificultades tales como inconformidad/no adherencia, deserción, falta de seguimiento,...
- Estudios no-aleatorizados
 - Requieren supuestos muy fuertes para respaldar la validez del contrafactual
 - Deserción y pérdida de seguimiento también pueden presentar problemas.

11

Ej. #1: Ensayos aleatorizados: Computadoras para Educación, Colombia

- Actividades del programa
 - re-acondiciona computadoras donadas por firmas privadas y las instala en colegios públicos.
 - realiza capacitación de maestros para el uso de computadoras con la ayuda de universidades locales
- Evaluación de impacto
 - 2006: 100 colegios seleccionados para la evaluación
 - 50 fueron escogidos al azar para ser beneficiarios
 - 50 restantes asignados al grupo control

12

Appendix B. BASE LINE, COLOMBIA: SOME SELECTED STATISTICS

	Mean		Difference	Mean	Difference
	Urban	Rural	Urban/Rural	Sample	Treatment/Control
SCHOOL INFORMATION					
Number of teaches	16 (12.25)	7.55 (5.86)	8.45*** (1.84)	9.64 (8.67)	0.26 (1.34)
Student/Teach. ratio	14.1 (13.53)	13.53 (11.26)	0.57 (2.87)	13.67 (11.79)	-0.73 (1.77)
More than 10 years as teacher	0.88 (0.13)	0.64 (0.25)	0.24*** (0.02)	0.7 (0.25)	0.03 (0.03)
Total number of students	200.08 (217.21)	105.48 (140.87)	94.60*** (24.21)	128.89 (166.94)	-26.17 (21.17)
Number of repeating grade	14.08 (24.88)	4.96 (6.22)	9.12*** (3.04)	7.22 (13.89)	5.14*** (0.59)
Number of drop-outs	17.21 (24.37)	12.3 (15.15)	4.91** (2.42)	13.52 (17.86)	-1.23 (1.47)
Classrooms	10.83 (7.04)	6.48 (3.54)	4.35*** (1.10)	7.56 (4.99)	0.38 (0.90)
Libraries	0.54 (0.51)	0.6 (0.55)	-0.06 (0.06)	0.59 (0.54)	-0.01 (0.06)
Central component of school	0.83 (0.38)	0.86 (0.35)	-0.03 (0.06)	0.86 (0.35)	-0.17** (0.08)
Usefulness	1.08 (0.28)	1.04 (0.26)	0.04 (0.05)	1.05 (0.27)	-0.02 (0.03)

INDIVIDUAL INFORMATION

Gender	0.55 (0.0067)	0.52 (0.0056)	0.03 (0.05)	0.54 (0.0043)	-0.04 (0.04)
Age	11 (0.0330)	12.54 (0.0311)	-1.54*** (0.54)	11.91 (0.0237)	0.17 (0.51)
Number of siblings	3.2 (0.0337)	4.16 (0.0322)	-0.96*** (0.25)	3.77 (0.0239)	-0.12 (0.28)
Work	0.16 (0.0050)	0.23 (0.0047)	-0.07*** (0.02)	0.2 (0.0035)	-0.01 (0.02)
Attend school last year	0.97 (0.1757)	0.98 (0.1544)	-0.0075 (0.0049)	0.97 (0.1635)	-0.0013 (0.0048)
Repeated grade last year	0.29 (0.4542)	0.38 (0.4861)	-0.0920*** (0.0251)	0.35 (0.4755)	0.0011 (0.0276)
Did not attend school last week	0.21 (0.4104)	0.24 (0.4250)	-0.0222 (0.0231)	0.23 (0.4193)	-0.0097 (0.0264)
How many days	2.15 (2.9484)	1.9 (1.6404)	0.2571* (0.1500)	2 (2.2373)	0.1003 (0.1523)
Like the school	0.98 (0.1313)	0.98 (0.1427)	0.0033 (0.0038)	0.98 (0.1382)	-0.0022 (0.0039)
Know internet	0.48 (0.4996)	0.35 (0.4758)	0.1314** (0.0517)	0.4 (0.4900)	-0.0009 (0.0592)
Uses internet (if yes)	0.8 (0.3993)	0.65 (0.4756)	0.1464*** (0.0422)	0.73 (0.4459)	-0.0077 (0.0514)
Hours of study outside school	1.47 (1.0064)	1.31 (0.9610)	0.1565*** (0.0559)	1.38 (0.9826)	0.0812 (0.0542)
Test scores: Language pool	0.45 (0.2667)	0.4 (0.2579)	0.0520** (0.0207)	0.42 (0.2627)	0.0072 (0.0229)
Test scores: Mathematics pool	0.33 (0.2574)	0.31 (0.2437)	0.0239 (0.0235)	0.31 (0.2495)	-0.0077 (0.0231)

Slide 13

CV8 En las láminas 13 y 14 se demuestra que, para la mayoría de las características observadas, la diferencia entre las escuelas tratadas y las escuelas del grupo control no difiere significativamente de zero. Eso es lo que esperamos cuando hacemos una asignación aleatoria.

Christel Vermeersch, 01/14/2009

Ej. # 2: ¿Reducir el tamaño de alumnos en el aula de clase mejora la educación primaria?

- ❑ Proyecto STAR (Student-Teacher Achievement Ratio)
- ❑ Experimento de 4 años para evaluar el efecto de tener salones de clases con pocos alumnos, del kinder al 3er grado
- ❑ Niveles de tratamiento:
 1. Salón de clase regular: 22-25 estudiantes y un profesor.
 2. Salón de clase pequeño: 13-17 estudiante y un profesor.
 3. Ayudante de profesor: salón de clase regular más un ayudante de profesor.

15

¿Reducir el tamaño de alumnos en el salón de clase mejora la educación primaria?

- ❑ Cada escuela tuvo al menos un salón de clase de cada tipo.
- ❑ Preescolares ingresantes a escuelas participantes fueron asignados aleatoriamente a uno de estos tres grupos.
- ❑ Los profesores también fueron asignados aleatoriamente.

16

Proyecto STAR: Estimaciones de efecto de los tratamientos en los resultados de pruebas estandarizadas

$$Y = \beta_0 + \beta_1 I_i^{\text{GrupoPequeño}} + \beta_2 I_i^{\text{Ayudante}} + u$$

Regresor	Grado			
	Kinder	1er grado	2do grado	3er grado
Intercepto	918.0*** (1.6)	1,039.4*** (1.8)	1,157.8*** (1.8)	1,228.5*** (1.7)
Grupo Pequeño	13.9*** (2.5)	29.8*** (2.8)	19.4** (2.7)	15.6*** (2.4)
Grupo tamaño regular con ayudante	0.3 (2.3)	12.0*** (2.7)	3.5 (2.5)	-0.3 (2.3)
No. de Observaciones	5,786	6,379	6,049	5,967

17

¿Reducir el tamaño de alumnos en el salón de clase mejora la educación primaria?

- Encontramos:
 - Reducir el tamaño del salón tuvo un efecto en el desempeño,
 - Incorporar un ayudante de profesor en un salón de clase regular tuvo un efecto mucho menor, de hecho, cercano a cero.



- Pero ojo!
 - Las estimaciones presentadas ignoran tanto la pérdida de seguimiento como la inconformidad.
 - Estos dos problemas fueron importantes => los resultados podrían ser sesgados.

18

No Adherencia y Pérdida de seguimiento: Soluciones

- **No adherencia**
 - Análisis de intención de tratar (“intention to treat”)
 - Análisis de variables instrumentales
(Promedio local de efecto del tratamiento)
- **Pérdida de seguimiento** (Sesgo no aparente)
 - Asegurar que la pérdida de seguimiento no sea diferente entre los varios grupos tratamiento y control
 - Variables instrumentales y métodos de apareamiento

19

Ejemplo #3:
Vouchers para la Asistencia a Escuelas Privadas en Colombia: Evidencia de un Estudio Natural Aleatorizado

Angrist et al. (2002)
AER

Departamento de Desarrollo Humano

Fondo Español para Evaluación de Impacto

Programa de Aplicación de Cobertura de la Educación Secundaria (PACES)

□ Beneficio:

- Vouchers para la asistencia escolar a escuelas privadas
- Cupones que cubrían algo más de la mitad del costo de la escuela secundaria privada
- Los vouchers podían ser renovados mientras los estudiantes mantuvieran un desempeño académico satisfactorio.

□ Beneficiarios:

- 125,000 alumnos
- Selección: Los cupones se asignaron por lotería dentro del grupo de candidatos elegibles



Diseño de la evaluación de PACES

- Entrevistas a 1,600 candidatos a PACES en 1998,
 - estratificando para obtener aproximadamente igual número de beneficiarios (ganadores de lotería) y no-beneficiarios (no-ganadores de lotería)
 - Varias promociones fueron entrevistadas ej. Promoción 1995 y 1997 de Bogotá
- Metodología de entrevistas: por vía telefónica
 - Tasa de respuesta: +/- 60%
 - Tasa de respuesta es independiente de la asignación de tratamiento
 - Es decir, no hay diferencia entre grupos tratamiento y control en términos de tasa de respuesta



Características Personales y Estatuto en la Lotería

Variable dependiente	Cohorte 1995 en Bogotá		Cohorte 1997 en Bogotá	
	Promedio perdedores (control)	Diferencia entre ganadores (tratamiento) y perdedores (control)	Promedio perdedores (control)	Diferencia entre ganadores (tratamiento) y perdedores (control)
Edad en el momento de la encuesta	15.0 (1.4)	-0.013 (0.078)	13.2 (1.4)	-0.259 (0.171)
Hombre	0.501	0.004 (0.029)	0.527	-0.047 (0.061)
Grado alcanzado por la madre	5.9 (2.7)	-0.079 (0.166)	5.9 (2.7)	0.654 (0.371)
Grado alcanzado por el padre	5.9 (2.9)	-0.431 (0.199)	5.5 (2.5)	0.929 (0.388)
Edad de la madre	40.7 (7.3)	-0.027 (0.426)	38.7 (6.6)	-0.146 (0.808)
Edad del padre	44.4 (8.1)	0.567 (0.533)	41.9 (7.3)	0.265 (0.973)
Ingreso mensual del padre (>2 salario mínimo)	0.100	0.005 (0.021)	0.088	-0.008 (0.043)
Tamaño de la muestra	583	1,176	131	277

Notas: Las cifras entre paréntesis son desviaciones estándares en las columnas de promedios, y errores estándares en las columnas de diferencias entre ganadores y perdedores de la lotería .

Resultados Educativos y Recepción del Voucher

Variable dependiente	Bogotá 1995			
	Promedio de los perdedores de la lotería (1)	Efecto estimado, sin variables de control adicionales	Efecto estimado, regresión incluye unas variables de control adicionales	Efecto estimado, regresión incluye 19 variables de control adicionales
Tuvo voucher en año de la encuesta	0.057 (0.232)	0.509*** (0.023)	0.504*** (0.023)	0.505*** (0.023)
Alguna vez recibió un voucher	0.243 (0.430)	0.672*** (0.021)	0.663*** (0.022)	0.662*** (0.022)
Inició el 6to grado en escuela privada	0.877 (0.328)	0.063*** (0.017)	0.057*** (0.017)	0.058*** (0.017)
Inició el 7o grado en escuela privada	0.673 (0.470)	0.174*** (0.025)	0.168*** (0.025)	0.171*** (0.024)
Estudia actualmente en escuela privada	0.539 (0.499)	0.160*** (0.028)	0.153*** (0.027)	0.156*** (0.027)
Grado más alto alcanzado	7.5 (0.960)	0.164*** (0.053)	0.130*** (0.051)	0.120*** (0.051)
Escolarizado actualmente	0.831 (0.375)	0.019 (0.022)	0.007 (0.020)	0.007 (0.020)
Tamaño de la muestra	562		1,147	

*** significant at 1% ** significant at 5% * significant at 10%

Impacto de los vouchers en las pruebas de logro

Variable	Resultados MCO	Resultados MCO con covariados	Tamaño de la muestra
Puntaje total	0.217* (0.116)	0.205* (0.108)	282
Puntaje matemáticas	0.178 (0.120)	0.153 (0.114)	282
Puntaje lecture	0.204* (0.115)	0.203* (0.114)	283
Puntaje escritura	0.126 (0.116)	0.128 (0.105)	283

*** significant at 1% ** significant at 5% * significant at 10%



Estudios observacionales

- ❑ Los economistas raras veces tienen la oportunidad de aleatorizar variables como nivel educativo, inmigración o salarios mínimos. Normalmente, debemos confiar en los estudios observacionales.
- ❑ Un *estudio observacional* es una investigación empírica de tratamientos, políticas o exposiciones y los efectos que éstos causan.
- ❑ Difiere de un *experimento* en que el investigador no puede controlar la asignación de los individuos a un tratamiento.



Referencias

- ❑ Rosenbaum, Paul (2002): Observational Studies, Springer. Chapter 2.
- ❑ W. G. Cochran (1965): "The planning of observational studies of human populations," *Journal of the Royal Statistics Association Series A 128*, pp. 134-155, with discussion.
- ❑ Angrist, J., E. Bettinger, E. Bloom, E. King and M. Kremer (2002): "Vouchers for Private Schooling in Colombia: Evidence from a Randomized Natural Experiment," *American Economic Review*, 92, pp. 1535-58.
- ❑ Angrist, J. and V. Lavy (2002): "The Effect of High School Matriculation Awards: Evidence from Randomized Trials," NBER Working Paper.