



Semana 4

Variables Instrumentales y Regresión Discontinua

DCDPP - Datos para la evaluación de Políticas Públicas | PUC | 28 de octubre, 2022

 **Pablo A. Celhay** |  pacelhay@uc.cl

Outline

1. Diseño experimental
2. Variables Instrumentales
3. Regresión Discontinua

- Las CCT promueven el cambio en comportamiento que pueden beneficiar a niños(as): más visitas médicas y mayor asistencia escolar
- México implementa el PROGRESA en el año 1997 para mejorar condiciones de vida en la población más pobre
- Etapa 1: Identifica comunidades pobres, Etapa 2: Identifica hogares más vulnerables en estas comunidades
- A hogares elegibles PROGRESA paga una transferencia equivalente a 20-30% del ingreso promedio de un hogar:
 1. Si niña entre 0-23 meses recibe inmunización y visita el consultorio cada 2 meses
 2. Si la niña entre 24-60 meses visita el consultorio cada 4 meses
 3. Si la mujer embarazada visita el consultorio durante su primer trimestre
 4. ...

Antes de ver el detalle...

- Pensemos junt@s la regresión que Gertler debería correr
 - ¿Cuál es la pregunta de impacto aquí? Principalmente, ¿Cuál es el efecto del PROGRESA en salud?
 - ¿Qué datos necesitamos?
 - Con estos datos, ¿cómo escribimos la regresión para el análisis de impacto?
 - ¿Cómo estimamos esta regresión? ¿Qué supuestos hay detrás?
- $y_i = \alpha + \delta D_i + \varepsilon_i$
 - ¿Qué es y_i ?
 - ¿Qué es i ?

1. Diseño experimental

Diseño experimental

- ¿Porque aleatorizar este programa?
- Implementación del PROGRESA
 1. Problemas de presupuesto permiten dejar grupos fuera/esperando
 2. PROGRESA se implementó como un "phased roll-out". ¿Qué significa esto?
 3. ¿Cómo elegir cuáles comunidades entran primero?

Diseño experimental

- Diseño experimental
 1. Selección aleatorio de 320 comunidades para tratamiento y 185 para control
 2. 7 Estados del país aceptan forman parte de la implementación
 3. Hogares reciben inmediatamente los beneficios y el grupo de control debe esperar 2 años

Diseño experimental

- Si la aleatorización funcionó, las características del grupo de control y tratamiento deberían ser similares
- Esto, ¿puede *testearse*? Al menos para características observables se puede. Esto se conoce como "revisar balance" de la muestra
- En el caso del PROGRESA, es complicado pues el tratamiento fue estratificado por Estado
- Fue hecho al nivel de comunidad pero los datos son recolectados a nivel individual

Diseño experimental

- Recuerde que la aleatorización hace que la distribución condicional de Y_0 y de Y_1 condicional en D_i sea igual a la distribución incondicional

$$E(Y_{1i}|D=1) = E(Y_{1i}|D=0) = E(Y_{1i})$$

$$E(Y_{0i}|D=0) = E(Y_{0i}|D=1) = E(Y_{0i})$$

- ¿Qué nos permite esta condición? estimar ATE
- Lo mismo se sostiene para cualquier X

$$E(Y_{1i}|X) = E(Y_{1i})$$

$$E(Y_{0i}|X) = E(Y_{0i})$$

- Por esta razón se reporta el "balance en las Xs". Por ejemplo mostrar $E[\hat{X}_i]$ para cada grupo

¿Qué información nos entrega esta tabla?

TABLE 1—PRE-INTERVENTION DESCRIPTIVE STATISTICS
FOR THE MORBIDITY SAMPLE OF CHILDREN
AGE 0–35 MONTHS AT BASELINE

Variable	Treatment	Control	p value for difference
Child was ill in last 4 weeks (=1)	0.330	0.323	0.771
Age	1.625	1.612	0.914
Male (=1)	0.511	0.491	0.091
Father's years of education	3.803	3.840	0.980
Mother's years of education	3.495	3.829	0.062
Father speaks Spanish (=1)	0.942	0.929	0.276
Mother speaks Spanish (=1)	0.935	0.917	0.443
Own house (=1)	0.923	0.917	0.465
House has electricity (=1)	0.644	0.711	0.091
Hectares of land owned	0.809	0.791	0.553
Male daily wage rate (pesos)	30.483	31.219	0.370
Female daily wage rate (pesos)	27.258	27.844	0.493
Sample size:	4,519	3,306	

Notes: This table reports descriptive statistics for the sample of children age 0–35 months at baseline before the intervention. The p values in the third column are for the test of the hypothesis that the means of the treatment and control groups are equal and are adjusted for inter-cluster correlation at the village level.

Estimando ATE

- Podemos estimar el ATE con una simple regresión lineal:

$$Y_i = \alpha + \delta D_i + \varepsilon_i$$

- Donde

$$\begin{aligned}\delta &= E(Y_{1i}|D_i = 1) - E(Y_{0i}|D_i = 0) \\ &= E(Y_{1i}) - E(Y_{0i}) \\ &= \Delta^{ATE}\end{aligned}$$

- La segunda igualdad viene de la aleatorización de D_i

Resultados

TABLE 2—ESTIMATED LOG ODDS ESTIMATES
OF THE IMPACT OF PROGRESA
ON CHILDREN'S PROBABILITY OF ILLNESS

Variable	Newborns	Child age 0–35 months at baseline	
		Model 1	Model 2
PROGRESA eligible = 1	0.747 (0.013)	0.777 (0.000)	
PROGRESA eligible for 2 months = 1			0.940 (0.240)
PROGRESA eligible for 8 months = 1			0.749 (0.000)
PROGRESA eligible for 14 months = 1			0.836 (0.005)
PROGRESA eligible for 20 months = 1			0.605 (0.000)

Resultados

TABLE 3—ESTIMATED IMPACT OF PROGRESA
ON CHILDREN'S OBJECTIVE HEALTH MEASURES

Statistic	Height	Stunted	Anemia
Estimated program impact	0.959 (0.004)	0.914 (0.495)	0.745 (0.012)
Treatment group mean	80.725	0.396	0.410
Control group mean	79.742	0.410	0.483
Sample size:	1,552	1,552	2,010

Conclusiones

- Efectos en salud de las transferencias condicionadas
- Pero, ¿cuáles son los mecanismos?

2. Variables Instrumentales

Variables Instrumentales

Visión tradicional

- Repasemos el modelo de regresión lineal estándar:

$$Y_i = \delta D_i + X_i \beta + \epsilon_i$$

- dónde Y_i es la variable de resultado, D_i es la variable de interés, y X_i es un vector de controles que incluye una constante y donde $\text{cov}(X, \epsilon) = 0$
- Si $\text{Cov}(D, \epsilon) \neq 0$ entonces decimos que ... D es endogeno y estimadores MCO... ¿? es sesgado e inconsistente.
- Esto puede ocurrir por distintas razones: variable omitida, error de medición, simultaneidad, sesgo de selección, etc.

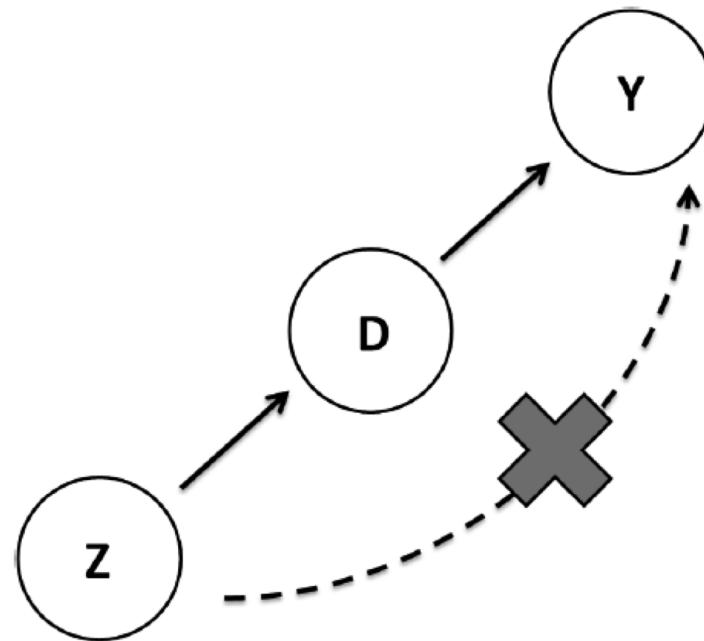
Variables Instrumentales

- Podemos pensar en la variable D cómo:
- $D_i = B_i \varepsilon_i + C_i$
- dónde $\text{cov}(C, \varepsilon) = 0$ Reemplazando en la regresión anterior tenemos que:
- $Y_i = \delta C_i + X_i \beta + \underbrace{(1 - \delta B_i) \varepsilon_i}_{v_i}$
- Si observáramos los componentes de D_i podríamos correr una regresión de Y sobre C y obtener δ
- Pero en la realidad no observamos los componentes de D_i . Lo mejor que podemos hacer es buscar una variable instrumental.

Variables Instrumentales

- La idea detrás de IV es la de encontrar una variable que este correlacionada con C (la parte exógena de D) pero no correlacionada con ε
- Entonces Z es un instrumento para D , cuando:
 - Restricción de exclusión: $Cov(Z, \varepsilon) = 0$. Condicionando en D y X , Z no está correlacionada con ε
 - Condición de instrumento: $Cov(Z, D) \neq 0$. Z está correlacionada con D
- Con estas dos condiciones podemos usar MCO en dos etapas para estimar δ

Variables Instrumentales



La restricción de exclusión afirma que Z afecta a Y sólo a través de D . Z no puede afectar Y a través de otros canales y por eso se "excluye" de la regresión de Y sobre D .

MCO en 2 etapas

- En la primera etapa estimamos una regresión de la variable endógena D con todas las variables exógenas X incluyendo Z :

$$\mathbf{1E: } D_i = \alpha Z_i + X_i \lambda + v_i$$

- Predecimos los valores de D_i en esta regresión, \hat{D}_i .
- En la segunda etapa, estimamos una regresión de la variable de resultado sobre el valor predicho \hat{D}_i . y las otras X

$$\mathbf{2E: } Y_i = \delta \hat{D}_i + X_i \beta + \varepsilon_i$$

- $\hat{\delta}$ es el estimador de IV

Asignación aleatoria como IV

- En clase

Ejemplo

Angrist (1990)

Lifetime Earnings and the Vietnam Era Draft Lottery: Evidence from Social Security Administrative Records

By JOSHUA D. ANGRIST*

The randomly assigned risk of induction generated by the draft lottery is used to construct estimates of the effect of veteran status on civilian earnings. These estimates are not biased by the fact that certain types of men are more likely than others to service in the military. Social Security administrative records indicate that in the early 1980s, long after their service in Vietnam was ended, the earnings of white veterans were approximately 15 percent less than the earnings of comparable nonveterans. (JEL 824)

Ejemplo: Ejemplo: Efecto de Servicio Militar sobre Salud y Salarios

- Muchos programas en EE.UU ofrecen servicios de salud, educación, capacitación a veteranos de guerra en parte para compensar por las desventajas a las que estuvieron expuestos por ir a la guerra o al servicio militar
- Por ir al servicio, tienen menos años de experiencia laboral y no reciben la misma compensación que otros no veteranos(as) de la misma edad.
- La pregunta de investigación de esos estudios es: ¿Cuál es el efecto del servicio militar sobre la salud y salarios de los veteranos?
- La pregunta de política pública es: ¿Son los veteranos compensados de manera adecuada?
- ¿Por qué creen que sería difícil estudiar estas preguntas mediante un simple MCO?

Usando la selección mediante lotería como instrumento

- El Departamento de Defensa de EE.UU implementó cinco loterías para la guerra de Vietnam en 1970 a 1975 enfocadas en hombres de 19-20 años.
 - La de 1970 se enfoco en hombres nacidos en 1950; la de 1971 en hombres de 1951,...
- En las loterías, se asignaron Número aleatorios mediante un muestreo aleatorio de cumpleaños y enumerándolos del 1 al 365
 - Se seleccionaron puntos de corte para cada año y todo aquél por debajo del corte fue seleccionado para ir a la guerra
 - 1970: RSN 195, 1971: RSN 125, 1972: RSN 95
- Angrist construye el siguiente instrumento Z : $ELIG_i = 1$ si $RSN < c$ y $= 0$ en caso contrario.
¿Que quiere instrumentar Angrist? El hecho de que un hombre haya ido o no al servicio militar

Primera etapa

$$(2) \quad VET_i = X'_i \pi_0 + \pi_1 ELIG_i + \eta_i,$$

- VET: Vietnam-era veteran status
- ELIG: the draft-eligibility instrument

Table 2. First-Stage Estimates

Source	Pooled		By Year of Birth	
	1950-52	1950	1951	1952
(1)	(2)	(3)	(4)	
A. White				
SSA	0.184 (0.004)	0.171 (0.007)	0.162 (0.007)	0.225 (0.008)
Census	0.140 (0.001)	0.129 (0.002)	0.134 (0.002)	0.164 (0.002)
B. Nonwhite				
SSA	0.085 (0.007)	0.077 (0.012)	0.085 (0.012)	0.086 (0.013)
Census	0.064 (0.002)	0.062 (0.004)	0.064 (0.004)	0.065 (0.004)

Segunda etapa

$$(1) \quad Y_{it} = X_i' \gamma_t + \beta_t VET_i + \epsilon_{it}$$

- Y: annual FICA taxable earnings, employment status, or disability status

Table 3. OLS and 2SLS Estimates for White Men Born 1950-52

Years	Earnings			Working		
	Nonvet mean	2SLS	OLS	Nonvet mean	2SLS	OLS
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
1970-79	6932	-0.153 (0.032)	0.015 (0.006)	0.801	0.043 (0.014)	0.137 (0.002)
1980-89	21204	-0.100 (0.039)	-0.096 (0.008)	0.788	0.004 (0.017)	0.079 (0.003)
1990-99	34652	-0.023 (0.042)	-0.083 (0.009)	0.763	0.030 (0.019)	0.070 (0.003)
2000-07	47246	-0.068 (0.048)	-0.070 (0.010)	0.717	0.012 (0.021)	0.054 (0.004)

Efectos de largo plazo

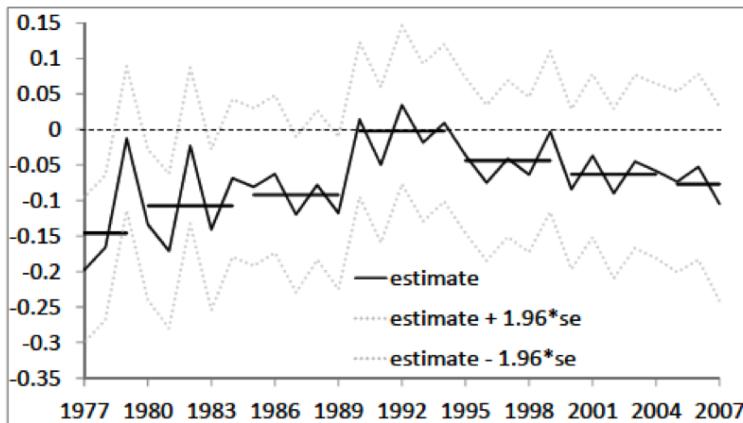


Figure 1. Draft-lottery Estimates of Vietnam-era Service Effects on In(Earnings) for White Men Born 1950-52

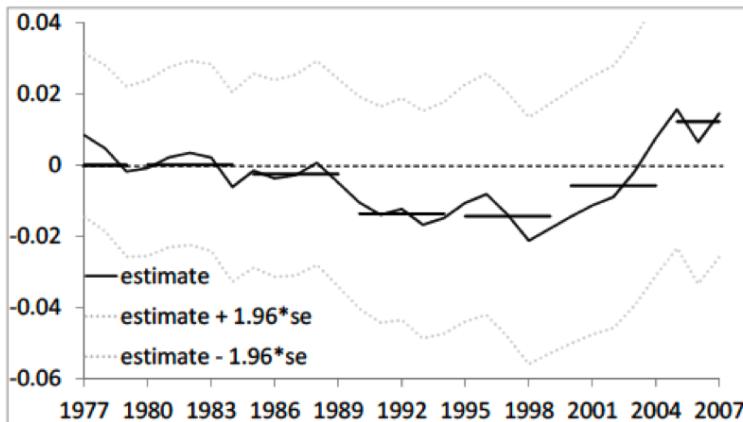


Figure 2. Estimates of the Veteran Effects on Application (Ever) for Disability for White Men Born 1950-52

Efectos en salud

Table 2. Data on Civilian Mortality for White Men Born in 1950 and 1951

Year	Draft eligibility ^a	Number of deaths ^b	Number of suicides ^c	Probability of death ^d	Probability of suicide	Probability of military service ^e
1950	Yes	2,601	436	.0204 (.0004)	.0034 (.0002)	.3527 (.0325)
	No	2,169	352	.0195 (.0004)	.0032 (.0002)	.1934 (.0233)
	<i>Difference (Yes minus No)</i>			.0009 (.0006)	.0002 (.0002)	.1593 (.0401)
<i>IV estimates^f</i>				.0056 (.0040)	.0013 (.0013)	
1951	Yes	1,494	279	.0170 (.0004)	.0032 (.0002)	.2831 (.0390)
	No	2,823	480	.0168 (.0003)	.0029 (.0001)	.1468 (.0180)
	<i>Difference (Yes minus No)</i>			.0002 (.0005)	.0003 (.0002)	.1362 (.0429)
<i>IV estimates</i>				.0015 (.0037)	.0022 (.0016)	

^a Determined by lottery number cutoff: RSN 195 for men born in 1950, and RSN 125 for men born in 1951.

- Hombres blancos nacidos en 1950 que fueron a Vietnam por la lotería tuvieron una probabilidad de 0.56% mayor de morir luego de la guerra

Un check list para la estimación de IV

- ¿Es el supuesto de asignación aleatoria válido para el caso de Vietnam?
 - Si, las loterías fueron esencialmente aleatorias
- ¿Cómo es la restricción de exclusión en este caso?
 - Se invalidaría si es que salarios o salud de los hombres con bajo RSN se vieran afectados de alguna otra forma distinta a su participación en la guerra. ¿Hay algún ejemplo en que esto pase? Difícil

Un check list para la estimación de IV

- ¿Cómo es la condición de instrumento en este caso? ¿Hay relación entre la lotería e ir a la guerra?
 - Si, los datos muestran que aquellos con RSN bajo el corte tienen mayor probabilidad de ir a la guerra
- ¿Cómo es la restricción de exclusión en este caso?
 - Se invalidaría si es que salarios o salud de los hombres con bajo RSN se vieran afectados de alguna otra forma distinta a su participación en la guerra. ¿Hay algún ejemplo en que esto pase? Difícil

3. Regresión Discontinua

Regresión Discontinua (RD)

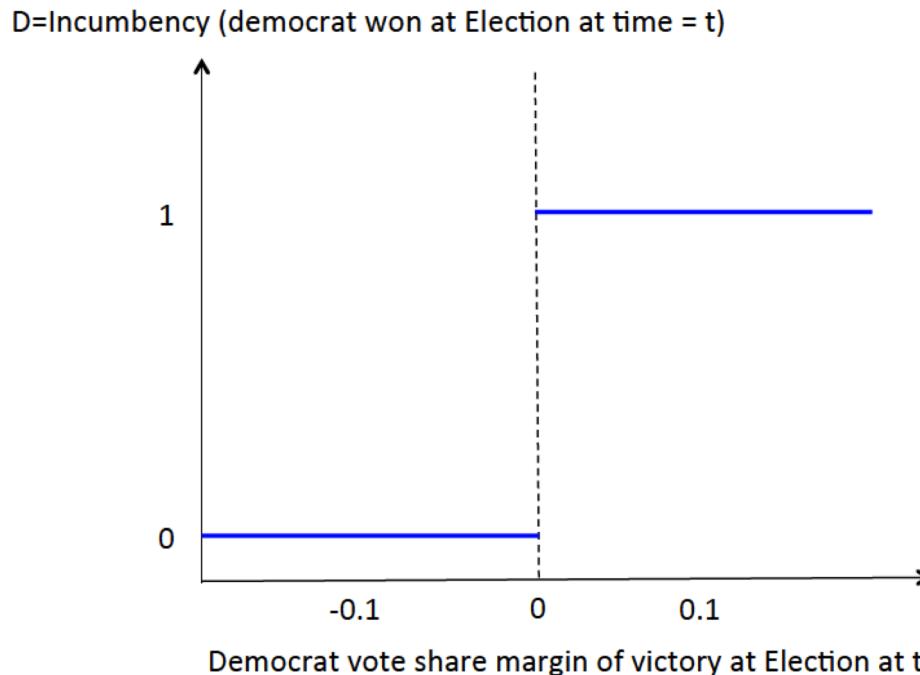
- Un diseño de regresión discontinua es una estrategia de identificación muy poderosa, convincente y aplicable a un gran rango de situaciones
- Es común observar que el acceso o los incentivos a participar en un programa están basados en reglas transparentes de un criterio utiliza puntos de corte ¿Caso más claro cuando uno postula a una carrera en la U?
- Comparar individuos similares pero en distintos lados de este punto de corte puede ser una forma creíble de estimar efectos de un tratamiento.
- RD funciona bien para validez interna ¿Qué es esto? pero no mucho para validez externa

RD Sharp

Ejemplo 1: ¿Cuál es el efecto de ser incumbente en la probabilidad de ganar la siguiente elección?

- ¿Cuál es la probabilidad de que una PC/PPD/UDI gane la próxima elección dado que una PC/PPD/UDI gano la última elección?
- Siguiendo nuestra terminología:
 - Y_i : probabilidad de ganar la elección en $t + 1$ en el distrito i
 - $D_i = 1$ si la última elección la ganó un PC/PPD/UDI
 - ¿Es D_i asignado de manera aleatoria en la realidad?
 - ¿Cómo podemos estimar el efecto causal de D_i sobre Y_i ?
- Lee (2008) compara resultados electorales en casos donde la elección anterior fue ganada por un margen muy pequeño

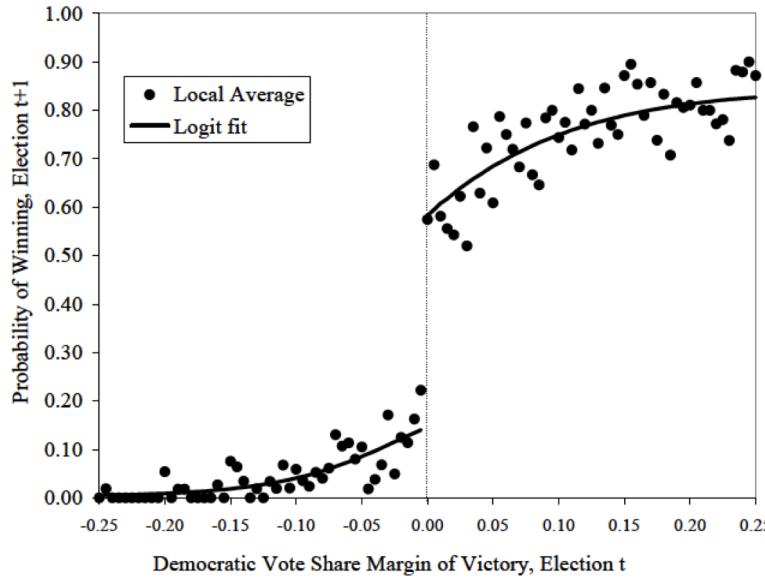
Visualización: ¿Cómo cambia la probabilidad de ganar?



- $D_i = 1$ si la última elección (tiempo t) la ganó un demócrata
- X_i : es la variable de asignación (o **running variable**) en el eje x

Visualización: ¿Cómo cambia la probabilidad de ganar?

Figure 1: Candidate's Probability of Winning Election $t+1$, by Margin of Victory in Election t : local averages and parametric fit. Source: Lee (2008)



- Y_i : es la probabilidad de que un demócrata gane en $t + 1$ en el distrito i
- X_i : es la variable de asignación (o **running variable**) en el eje x

RD Sharp

- $D_i \in \{0, 1\}$: Tratamiento
- X_i : variable de asignación que determina de manera perfecta el valor de D_i . Sea c un punto de corte de esta variable $X_i \setminus$

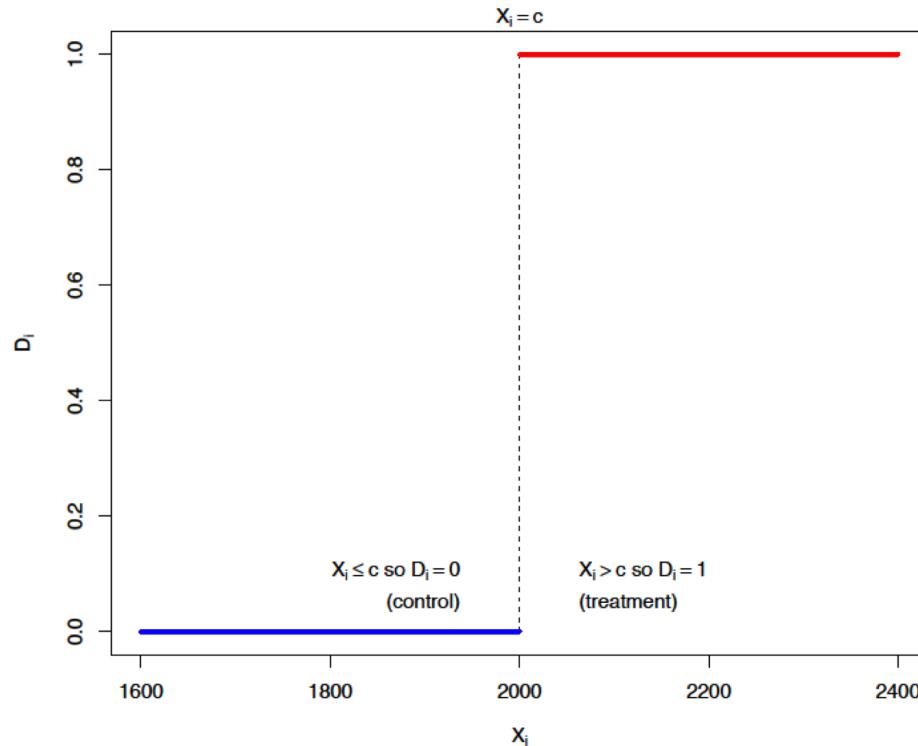
$$D_i = 1\{X_i > c\} \text{ o bien } D_i = 1 \text{ si } X_i > c \text{ y } D_i = 0 \text{ si } X_i \geq 0$$

- X_i puede estar correlacionado con Y_{1i} o Y_{0i} de manera directa o a través de variables no observadas.
- La intuición clave y básica es que en el punto de corte $X_i = c$, el hecho de que una unidad de análisis sea tratada ($D_i=1$) y otra no ($D_i=0$) es similar a un proceso aleatorio

Ejemplo 2: ¿Cuál es el efecto de becas para la Universidad?

- Las becas se dan en función de los resultados de un test de admisión a la Universidad (PSU)
 - Y_i : Salarios post universidad
 - $D_i = 1$ si la unidad i recibe la beca
 - Y_{1i} : Salarios potenciales con beca
 - Y_{0i} : Salarios potenciales sin beca
- Y_{1i} y Y_{0i} están correlacionados con X_i : ¿Por qué? en promedio alumn@s con mejor PSU tienen mayores salarios.

Visualización: ¿Cómo cambia la probabilidad de ganar?



- $D_i = 1$ si obtiene beca
- X_i : es la variable de asignación (o **running variable**) en el eje x: Puntaje PSU

RD Sharp

- Supuesto clave: Continuidad en los resultados potenciales
 - $E(Y_i|X = x_i)$ es continua en x alrededor de $X_i = c$
- El estimador causal: ATE local alrededor del punto de corte:

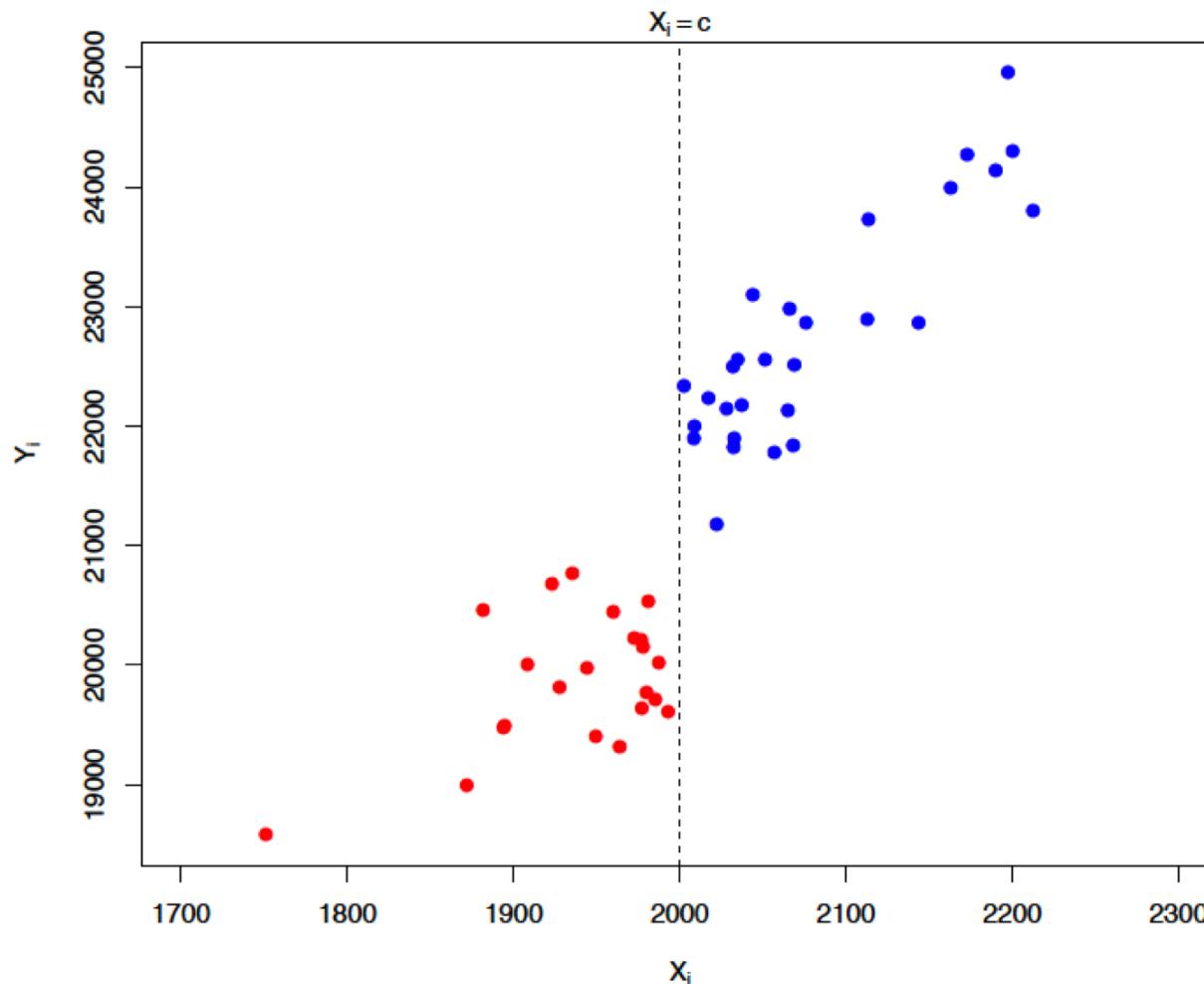
$\tau_{srd} =$ ¿Cómo es ATE? ¿Cómo sería el estimador en el corte?

$\tau_{srd} = E(Y_{1i} - Y_{0i}|X = c)$ - ¿Validez externa?

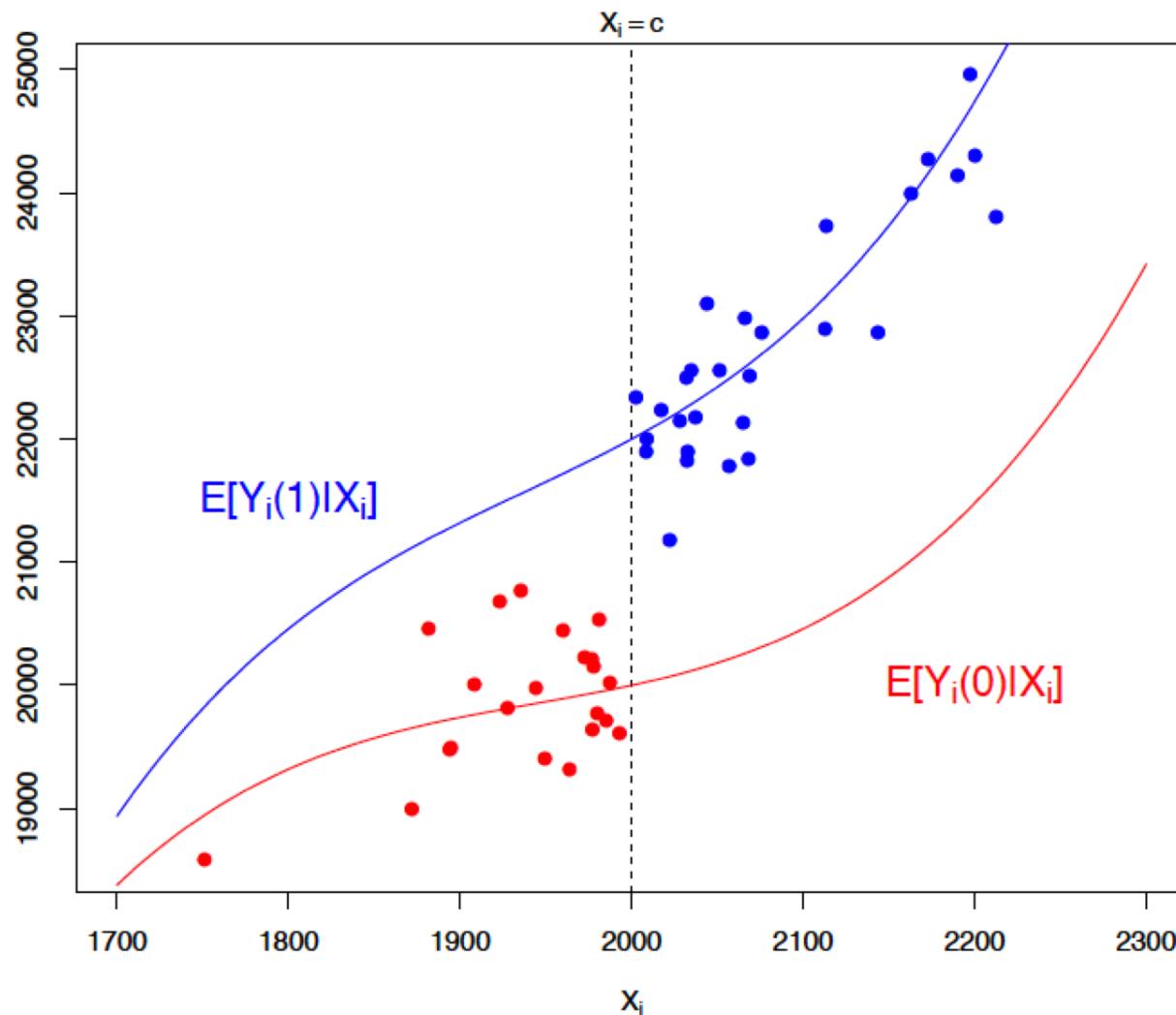
- Si tenemos continuidad en X_i

$$\tau_{srd} = \lim_{x \rightarrow c^-} E(Y_i|X = x) - \lim_{x \rightarrow c^+} E(Y_i|X = x)$$

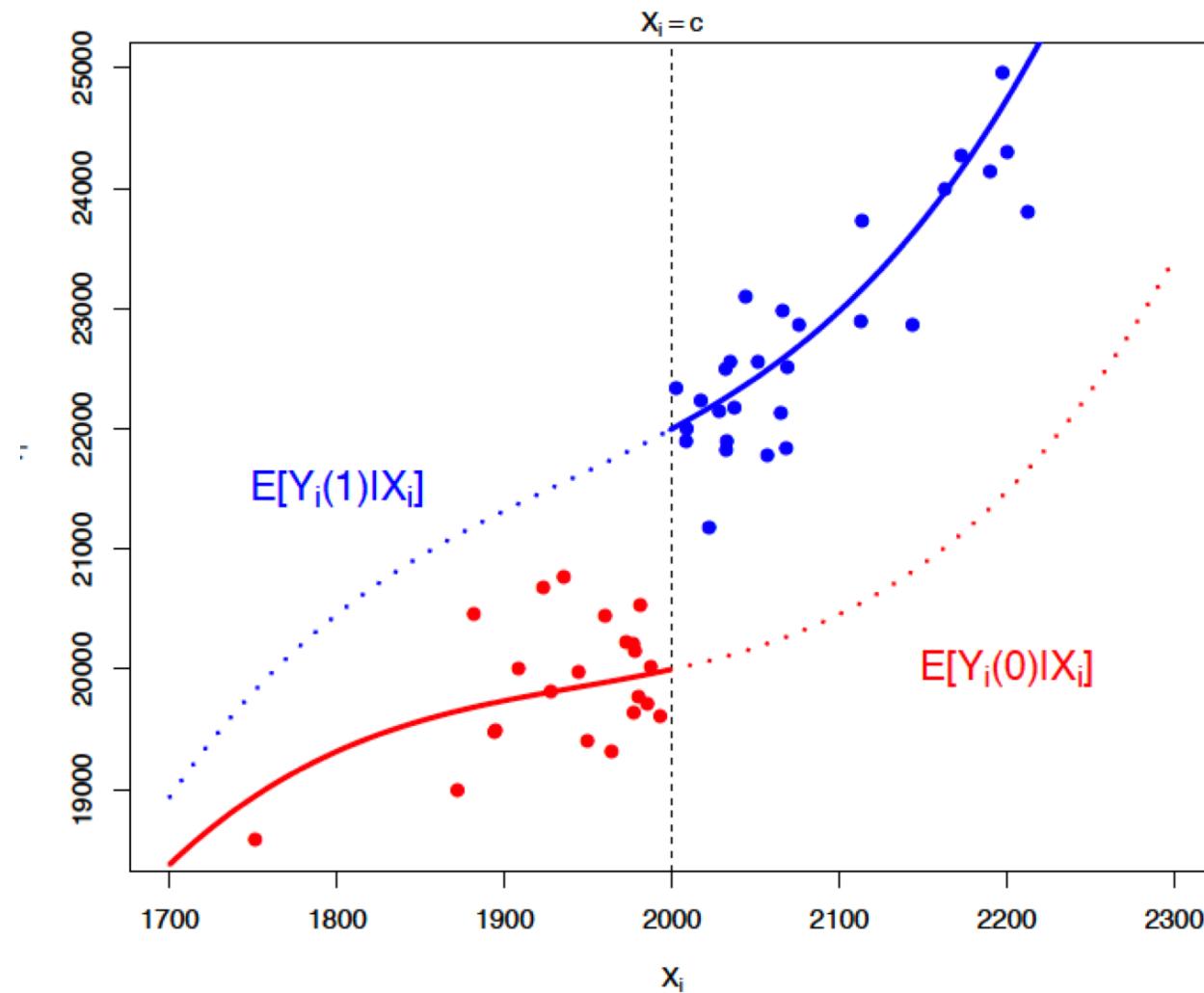
Visualización: Estimando efectos



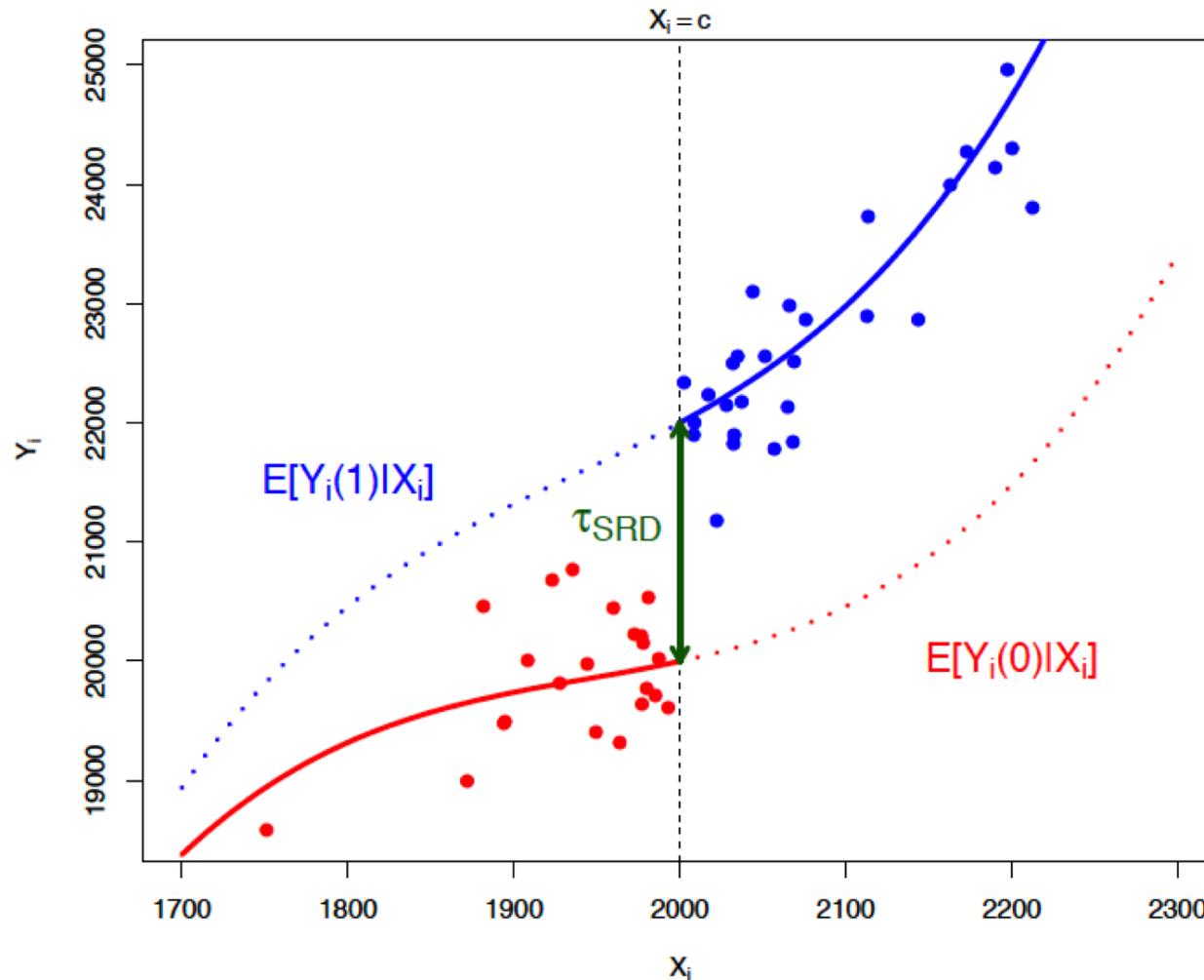
Visualización: Estimando efectos



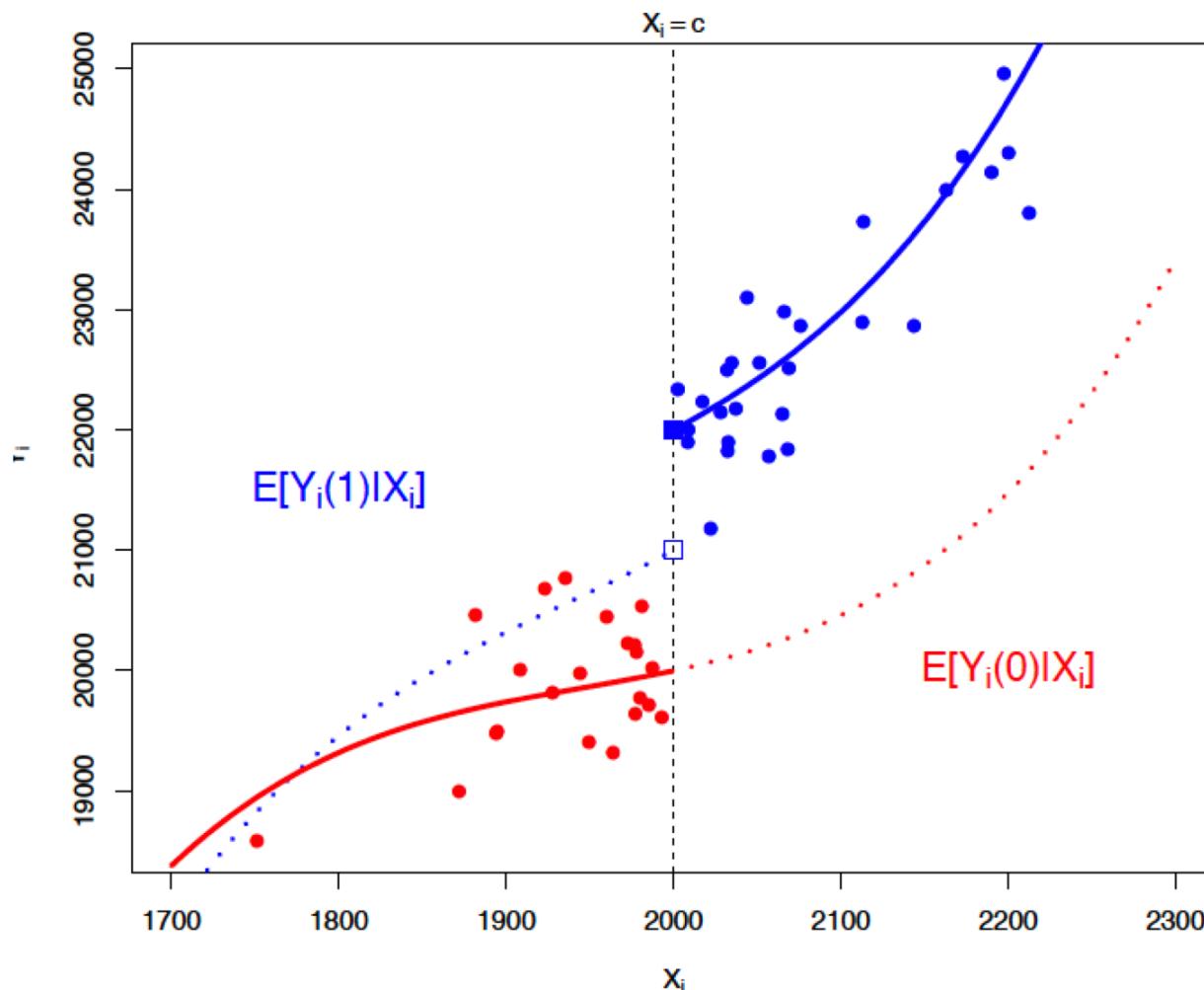
Visualización: Estimando efectos



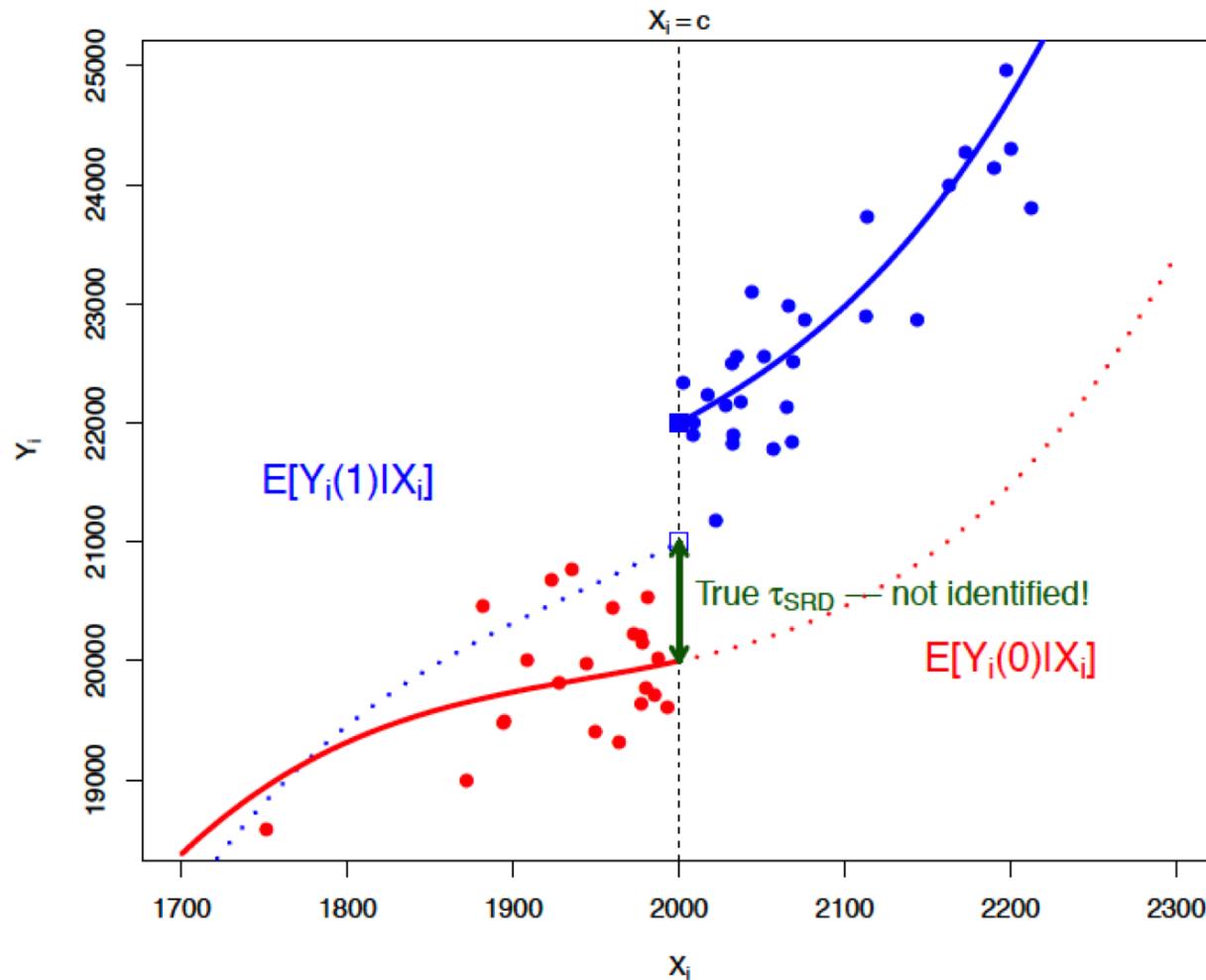
Visualización: Estimando efectos



Visualización: Estimando efectos



Visualización: Estimando efectos



RD Sharp: Estimación

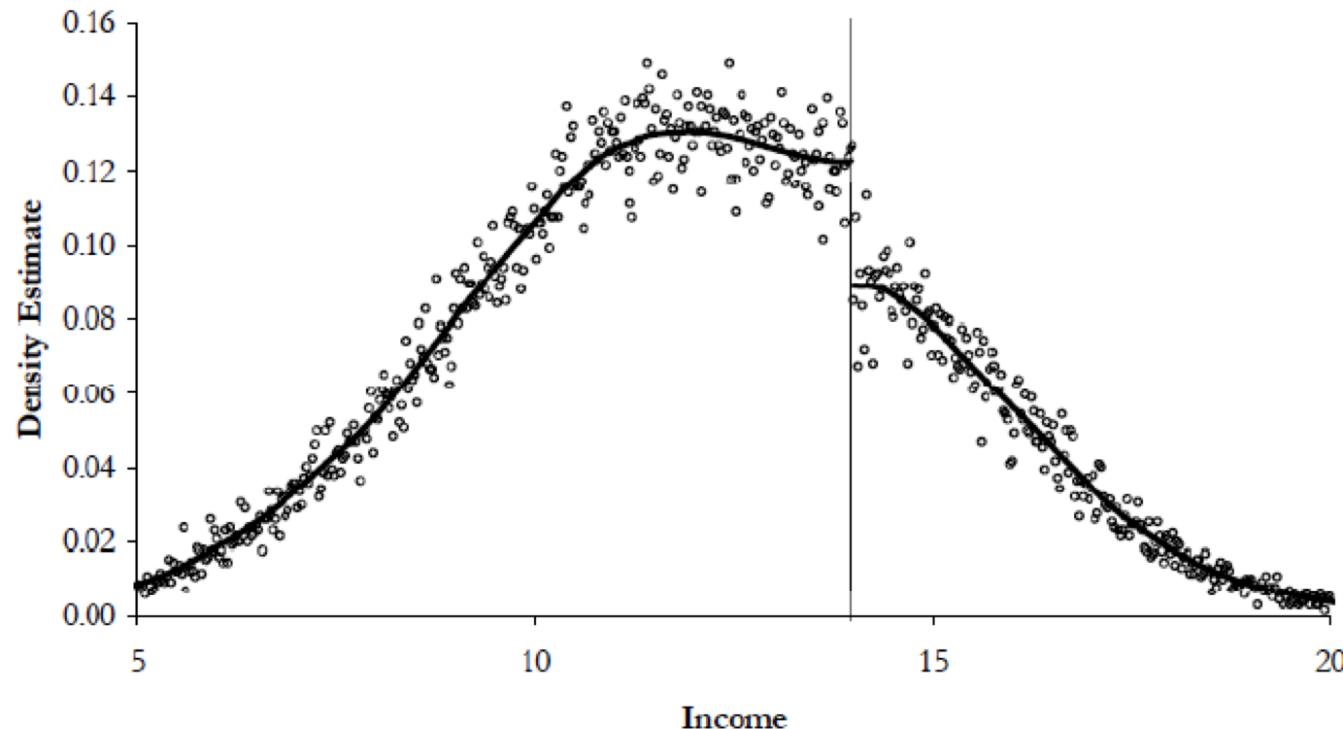
- Concentrarse en una parte de la muestra alrededor del punto de corte
 - $c - h \leq X_i \leq c + h$ donde h es un ancho de banda (vecindad o ventana)
- Recodificar la variable X_i en "esviaciones de c": $X_i = X_i - c$
 - $X_i = 0$ si $X_i = c$
 - $X_i > 0$ si $X_i > c \rightarrow D_i = 1$
 - $X_i < 0$ si $X_i < c \rightarrow D_i = 0$
- Decidir en el modelo para $E[Y_i|X_i]$:
 - Lineal con pendiente común a cada lado del corte
 - Lineal con pendientes distintas
 - No lineal
 - Cada modelo se construye en base a supuestos sobre los resultados potenciales y los contrafactuales
 - Siempre hay que empezar con una exploración visual (scatter) para ver qué modelo es más plausible

RD Sharp: Problemas en estimación

1. Otras variables cambian alrededor del punto de corte
 - Revisar si hay saltos en otras variables
2. Hay discontinuidades en otros valores de la variable X_i distintos de c
3. Manipulación del punto de X_i alrededor de c
 - Verificar continuidad de la densidad (número de obs.) alrededor de c .

Visualización: Manipulación

D. Density of Income
with Pre-Announcement and Manipulation



Malamud, O., and C. Pop-Eleches. 2011

- ¿Qué pregunta quieren responder?
- ¿Cómo afecta el uso de computadores los resultados escolares?
- ¿Porqué es importante mejorar el acceso a computadores?
- Si hay beneficios importantes de acceder a nuevas tecnologías, esto podría generar brechas socioeconómicas aún mayores **¿Porqué?**
- ¿Cuál es su símil en Chile?

Malamud, O., and C. Pop-Eleches. 2011



Malamud, O., and C. Pop-Eleches. 2011

- Buscan estimar el efecto causal de acceder a una computadora en casa en el capital humano de l@s niñ@s que se benefician.
- Programa del Ministerio de Educación de Rumania
- Programa tenía disponible un número fijo de vouchers para comparar computadores
- ¿Cómo se eligieron beneficiarios? En función de un ranking de ingreso familiar
- ¿Porqué es importante este mecanismo de asignación de computadores para la evaluación empírica?

Malamud, O., and C. Pop-Eleches. 2011

- Yo Elijo mi PC: Teoría de Cambio (Gertler et al. 2010)
 - ¿Cuál es el objetivo de YEPC? (pág. 4)

Insumos: Recursos financieros, humanos u otros...

YEPC Presupuesto, Número de computadores, hogares con necesidad.

Actividades: Acciones emprendidas que transforman insumos en productos...

YEPC Entrega de computadores a familias, uso de computadores por integrantes del hogar,

Malamud, O., and C. Pop-Eleches. 2011

- Yo Elijo mi PC: Teoría de Cambio (Gertler et al. 2010)

Productos: Productos resultantes de la transformación de insumos a productos tangibles...

YEPC Computadores efectivamente instalados en hogares beneficiarios, computadores en funcionamiento ¿Es esto obvio?

Junaeb abre investigación por entrega de "notebooks de madera en Punta Arenas

La situación salió a la luz cuando estudiantes beneficiados por el programa "yo elijo mi PC", abrieron las cajas de sus computadores y encontraron pedazos de madera de tamaño y pesos similares a un laptop.

06 de Abril de 2010 | 17:25 | Por Cristina Cáceres, Emol



EL COMENTARISTA OPINA

Una mujer normal

5 1



AHORA SE DEBATE



Proponen bajar gastos comunes edificios costeros para usarlos el caso de tsunami. ¿Concuerdas?

Malamud, O., and C. Pop-Eleches. 2011

- Yo Elijo mi PC: Teoría de Cambio (Gertler et al. 2010)

Productos: Productos resultantes de la transformación de insumos a productos tangibles...

YEPC Computadores efectivamente instalados en hogares beneficiarios, computadores en funcionamiento

Resultados: uso de los productos que realiza la población beneficiaria

YEPC Número de computadores en uso, horas de uso, tipos de uso (aprendizaje o recreación)

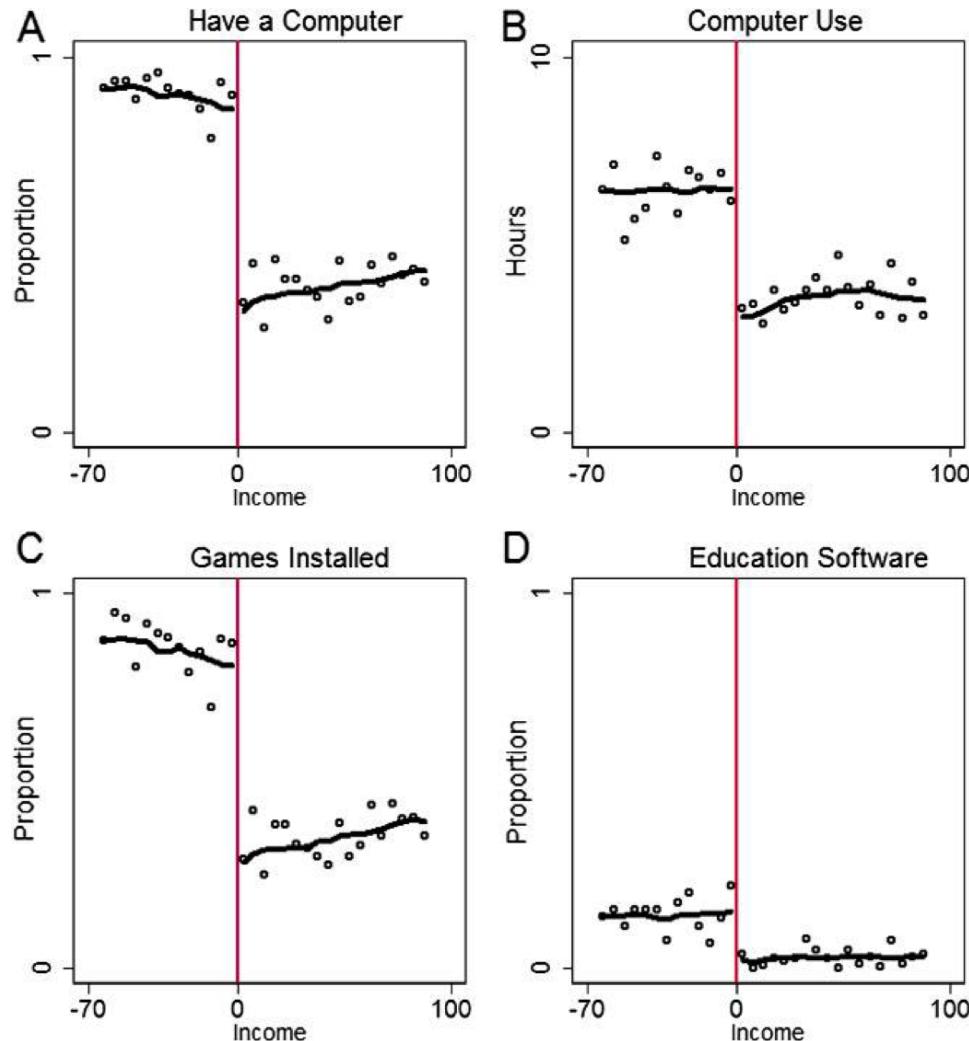
Resultados finales: Objetivo final del programa

YEPC Mejora puntajes de pruebas estandarizadas y disminuye brecha en test std entre alumn@s de distinto SES, reduce tasa de deserción escolar, mejora empleabilidad, etc.

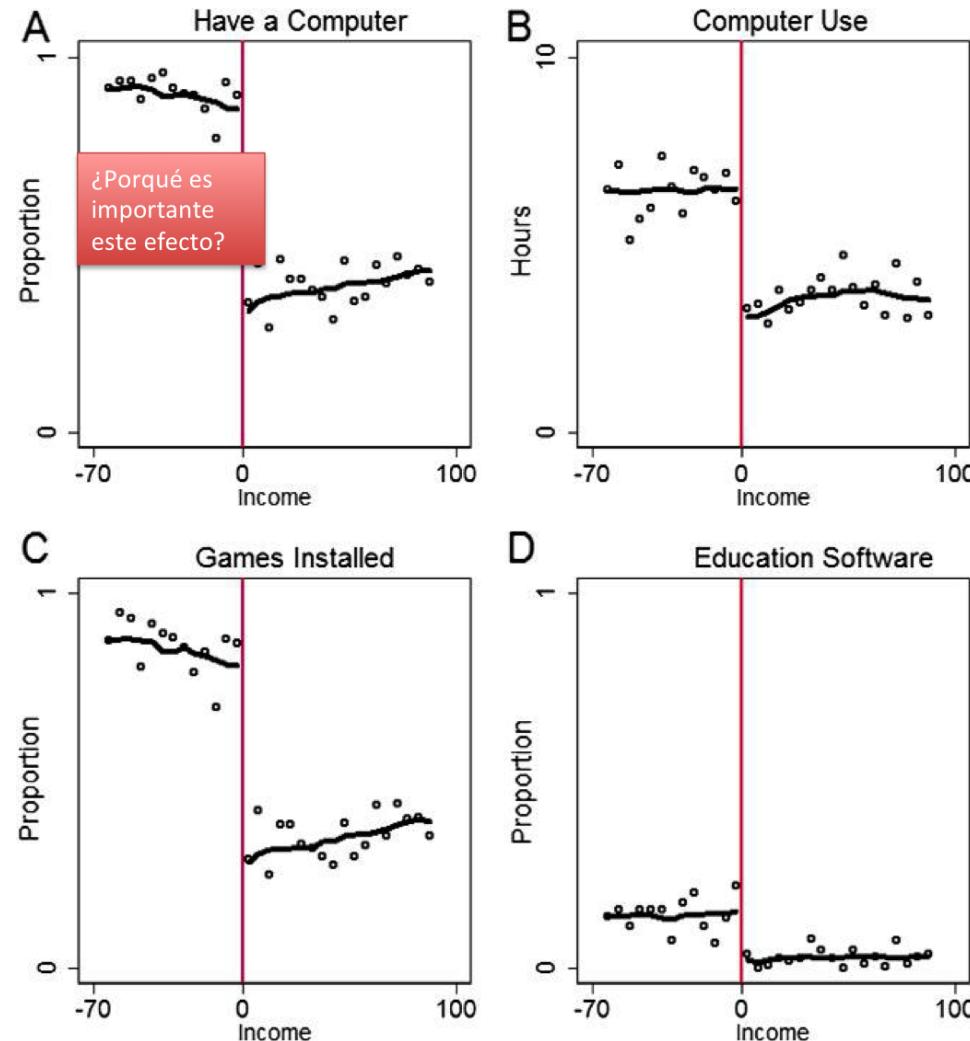
Antes de ver el detalle

- Pensemos junt@s la regresión que Malamud, O., and C. Pop-Eleches. 2011 deberían correr
 - ¿Cuál es la pregunta de impacto aquí?
 - ¿Cuál es el escenario contrafactual?
 - ¿Qué datos necesitamos?
 - Con estos datos, ¿cómo escribimos la regresión para el análisis de impacto?
 - ¿Cómo estimamos esta regresión? ¿Qué supuestos hay detrás?
- $y_i = \alpha + \delta D_i + f(\text{ingreso}_i) \varepsilon_i$
 - ¿Qué es y_i ?
 - ¿Qué es i ?
 - ¿Qué es D_i ?
 - ¿Qué es $f(\text{ingreso}_i)$?

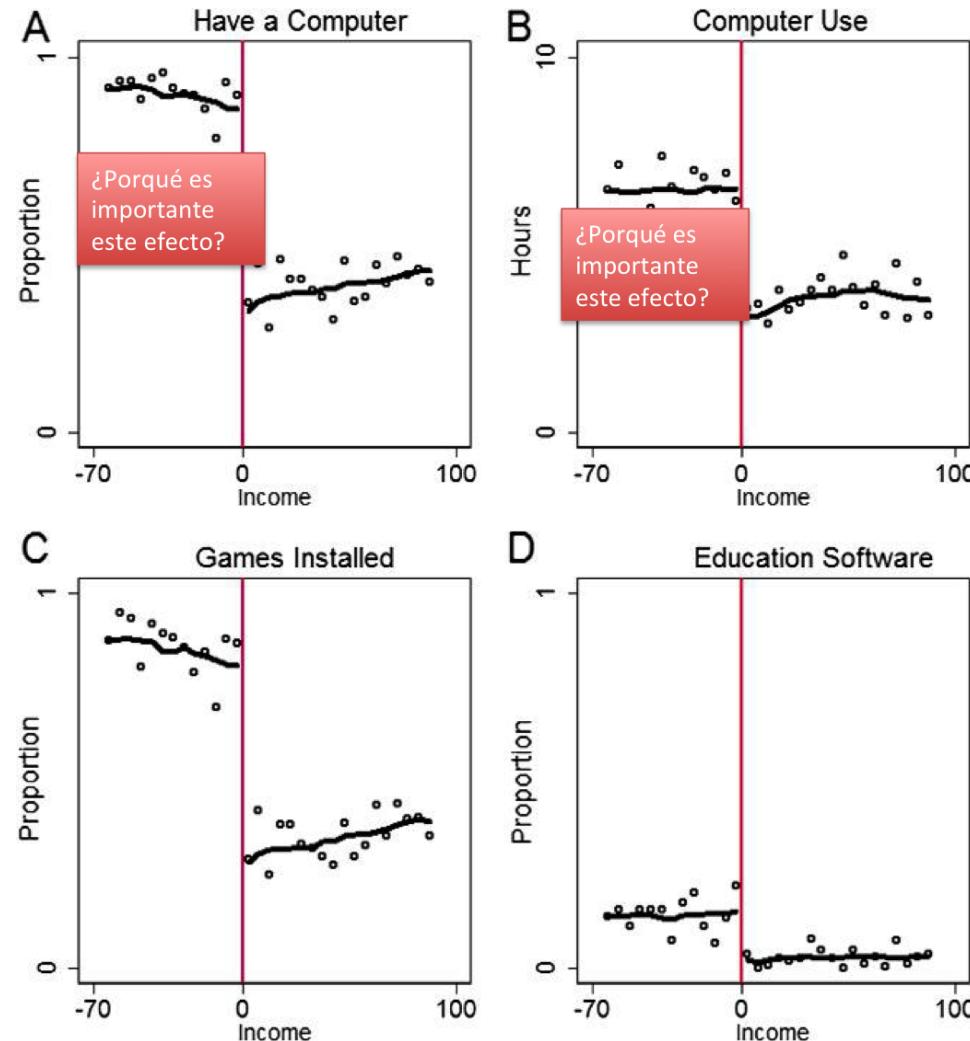
Inspección visual: Resultados de Corto Plazo



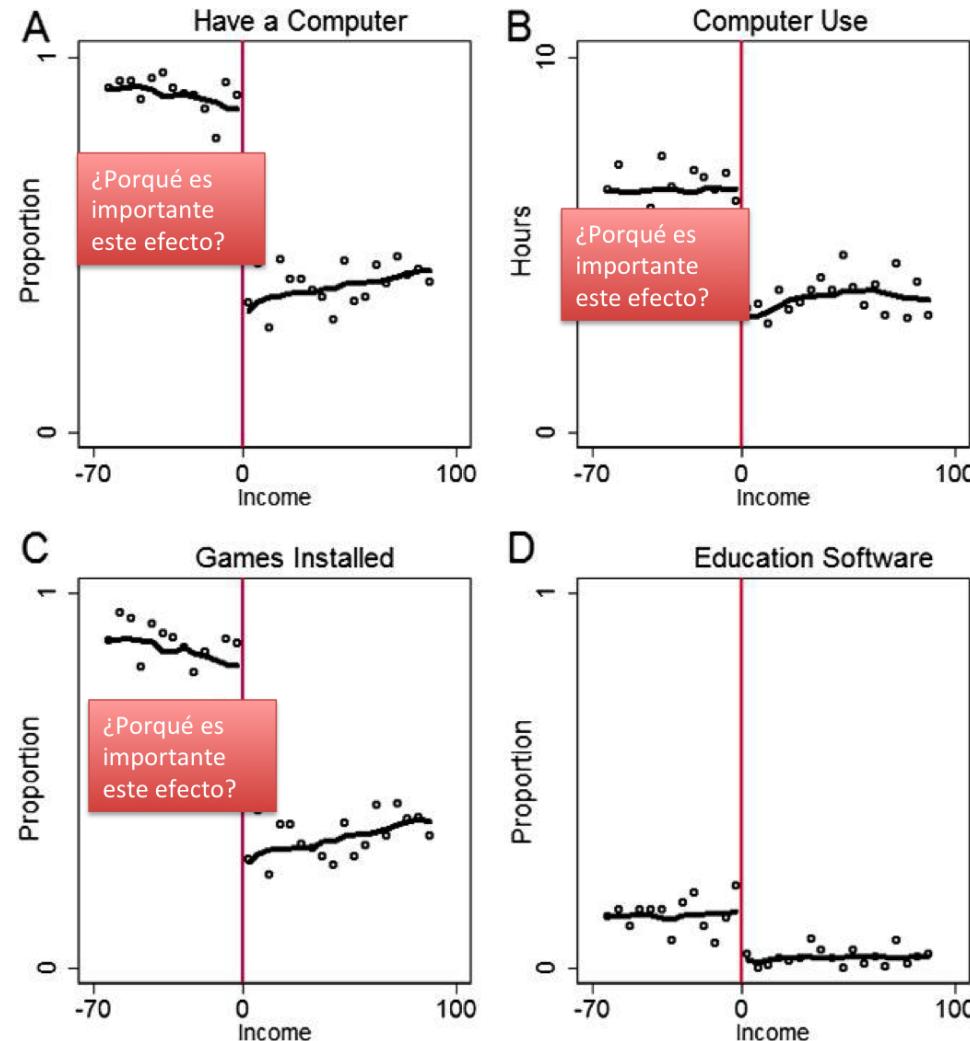
Inspección visual: Resultados de Corto Plazo



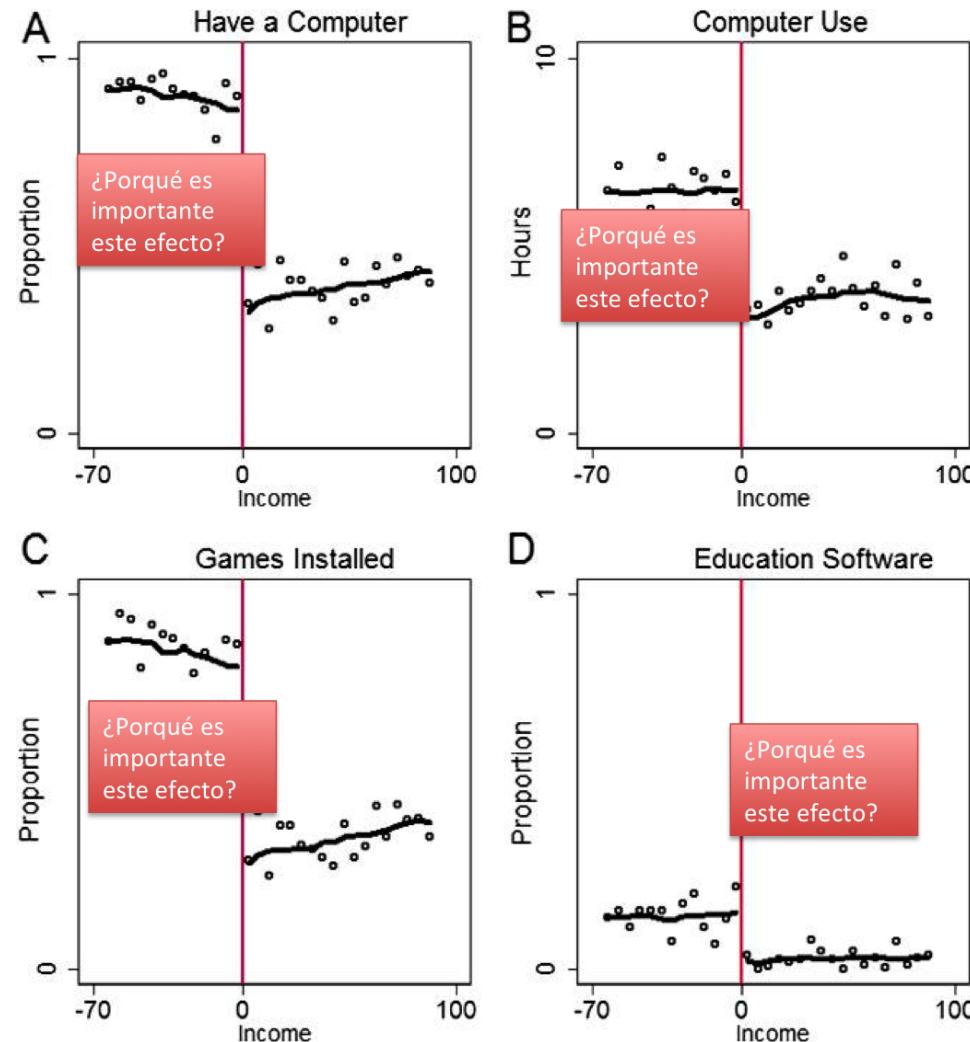
Inspección visual: Resultados de Corto Plazo



Inspección visual: Resultados de Corto Plazo



Inspección visual: Resultados de Corto Plazo



Estimación

<i>dependent variable</i>	Panel A: Children Survey				
	Have a Computer (1)	Computer Use (2)	Internet (3)	Games Installed (4)	Educational Software (5)
Nonparametric	0.546*** [0.060]	3.407*** [0.754]	0.011 [0.049]	0.497*** [0.058]	0.117** [0.046]
Observations	1,070	1,027	1,069	1,053	975
Nonparametric	0.518*** [0.048]	3.352*** [0.725]	0.029 [0.060]	0.476*** [0.056]	0.187*** [0.066]
CV Bandwidth	1,818	1,138	821	1,169	465
Observations	199	310	113	210	111
Nonparametric	0.699*** [0.119]	4.093*** [1.227]	0.066 [0.094]	0.751*** [0.109]	0.036 [0.089]
IK Bandwidth					
Observations					
Parametric	0.520*** [0.054]	3.851*** [0.709]	0.068 [0.044]	0.491*** [0.054]	0.137*** [0.040]
Quadratic Spline					
Observations	4,510	4,295	4,503	4,348	4,001

Inspección visual: Resultados Intermedios

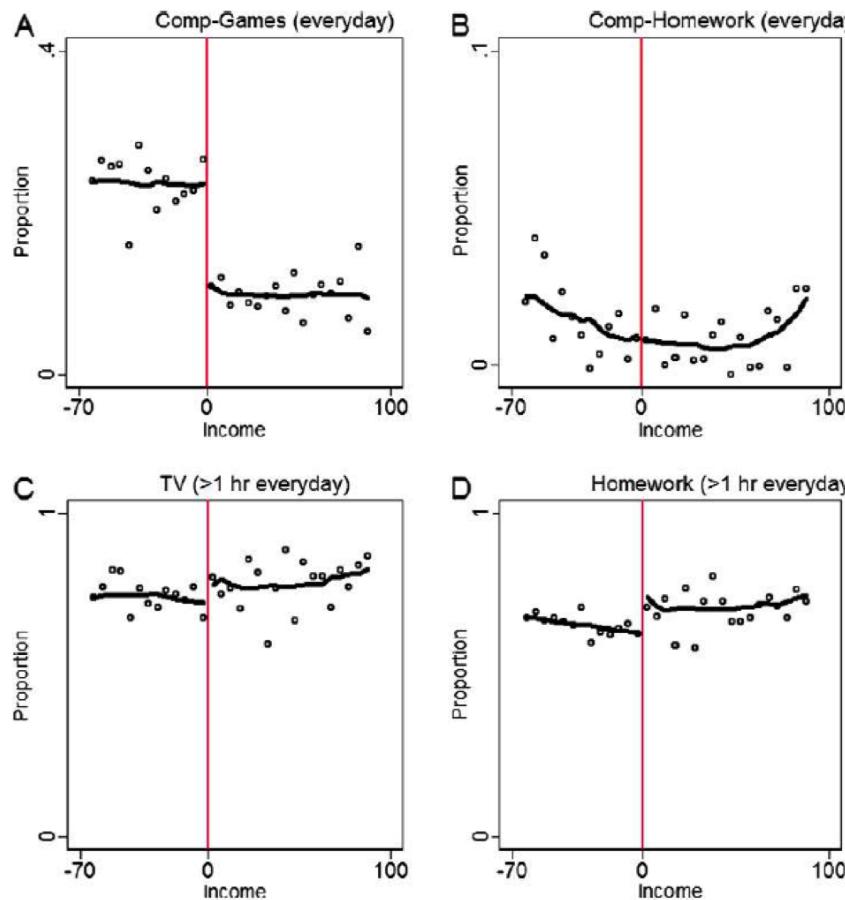


FIGURE II
Time Use

Inspección visual: Resultados Finales

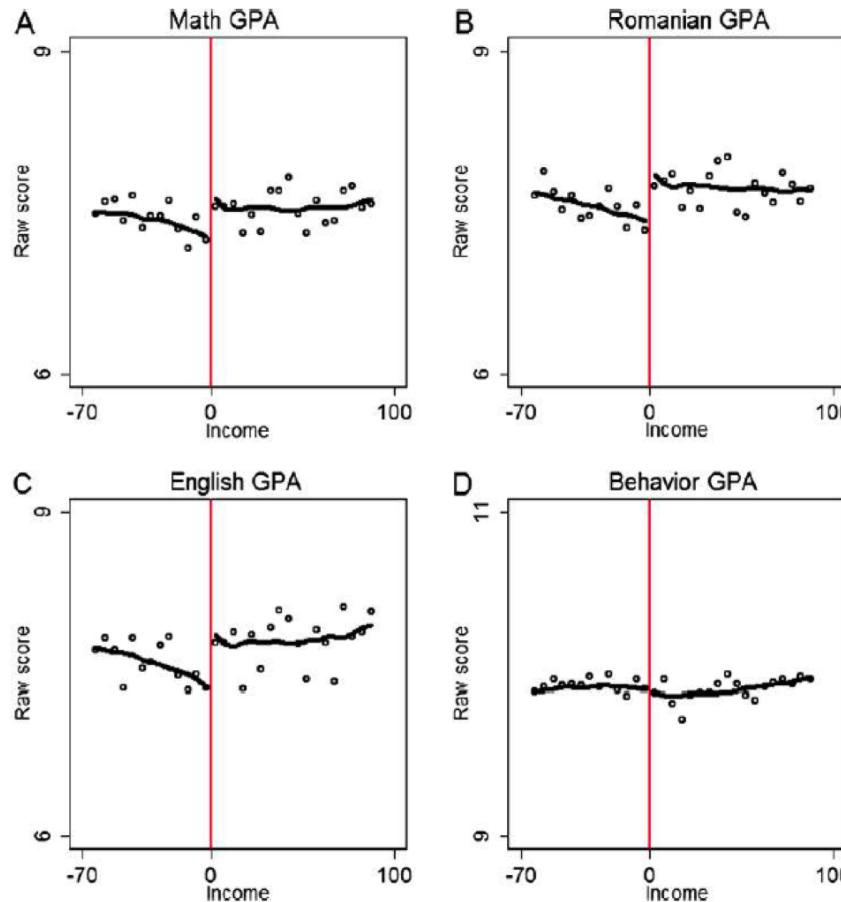


FIGURE III
Academic Achievement

Estimación

<i>dependent variable</i>	Panel A: Children Survey			
	Math GPA (1)	Romanian GPA (2)	English GPA (3)	Behavior GPA (4)
Nonparametric	-0.435** [0.171]	-0.562*** [0.181]	-0.634*** [0.225]	0.008 [0.070]
Bandwidth - 30				
Observations	998	1,002	804	1,018
Nonparametric	-0.411** [0.179]	-0.313** [0.153]	-0.343* [0.193]	-0.047 [0.081]
CV Bandwidth				
Observations	1,077	1,372	1,287	859
Nonparametric	-0.669** [0.329]	-1.090*** [0.320]	-0.683 [0.449]	-0.229 [0.188]
IK Bandwidth				
Observations	263	266	216	207
Parametric	-0.368** [0.158]	-0.392** [0.165]	-0.473** [0.203]	0.014 [0.064]
Quadratic Spline				
Observations	4,179	4,201	3,387	4,266

Inspección visual: Resultados Finales 2

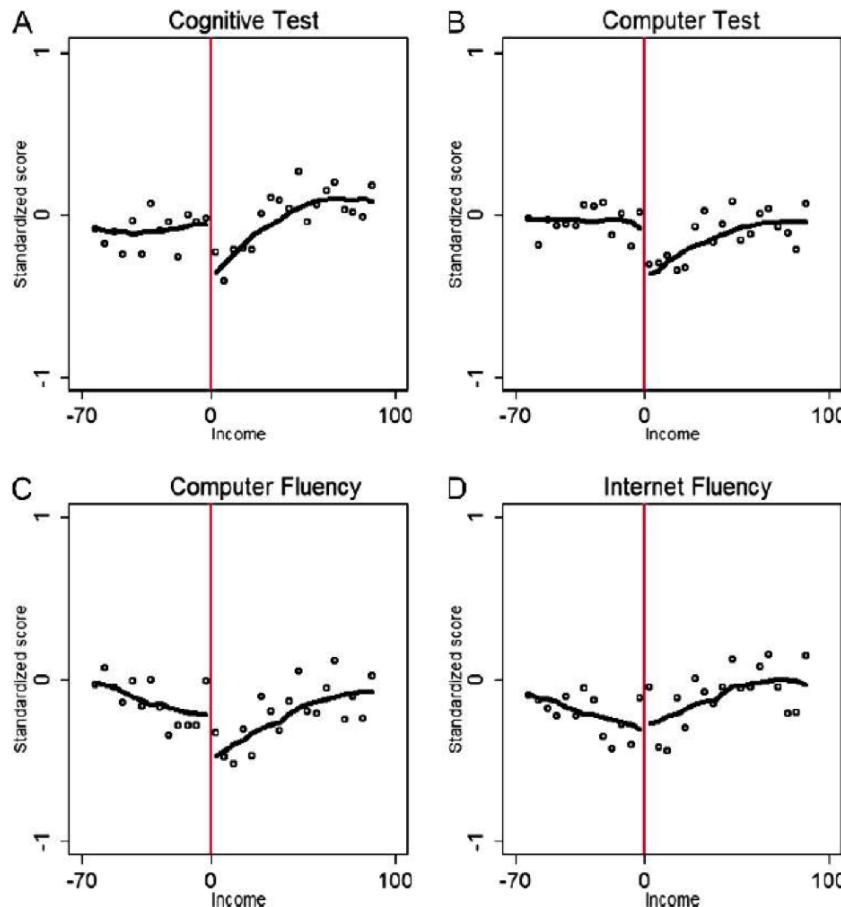


FIGURE IV
Cognitive and Computer Skills

Estimación

dependent variable	Raven's Progressive Matrices Test	Computer Test	Children Survey	
	(1)	(2)	Computer Fluency (3)	Applications Fluency (4)
Nonparametric	0.327** [0.134]	0.268** [0.114]	0.212* [0.118]	0.250** [0.118]
Bandwidth - 30				
Observations	1,084	1,027	1,082	1,082
Nonparametric	0.306** [0.125]	0.237* [0.121]	0.214* [0.124]	0.213** [0.104]
CV Bandwidth				
Observations	1,247	887	1,006	1,320
Nonparametric	0.030 [0.302]	0.579*** [0.216]	0.254 [0.272]	0.077 [0.261]
IK Bandwidth				
Observations	265	242	223	254
Parametric	0.381*** [0.120]	0.331*** [0.099]	0.244** [0.103]	0.277*** [0.104]
Quadratic Spline				
Observations	4,532	4,276	4,516	4,516

Heterogeneidad por reglas sobre uso de PC

<i>dependent variable</i>	Computer Use (1)	Homework (2)	Math GPA (3)	Romanian GPA (4)	English GPA (5)	Raven's Test (6)	Computer Test (7)	Computer Fluency (8)	Applications Fluency (9)
Panel A									
Winner	3.525*** [0.481]	-0.097** [0.038]	-0.258** [0.104]	-0.418*** [0.109]	-0.358*** [0.133]	0.119 [0.081]	0.263*** [0.069]	0.172** [0.069]	-0.028 [0.070]
Computer Rules	4.071*** [0.389]	0.044 [0.028]	0.250*** [0.083]	0.294*** [0.080]	0.320*** [0.092]	0.105 [0.069]	0.322*** [0.056]	0.341*** [0.056]	0.310*** [0.060]
Winner*Computer Rules	-3.231*** [0.471]	0.046 [0.034]	0.003 [0.097]	-0.027 [0.095]	-0.064 [0.113]	-0.014 [0.080]	-0.188*** [0.066]	-0.097 [0.065]	-0.106 [0.070]
Observations	4,268	4,412	4,155	4,176	3,368	4,504	4,255	4,488	4,488
Panel B									
Winner	3.055*** [0.507]	-0.104*** [0.039]	-0.251** [0.107]	-0.443*** [0.111]	-0.418*** [0.137]	0.147* [0.082]	0.244*** [0.071]	0.174** [0.070]	-0.019 [0.071]
Homework Rules	0.644* [0.340]	0.061** [0.027]	0.061 [0.075]	-0.014 [0.077]	-0.090 [0.092]	0.071 [0.059]	0.086 [0.052]	0.085* [0.052]	0.093* [0.053]
Winner*Homework Rules	0.204 [0.434]	0.085*** [0.032]	0.130 [0.090]	0.215** [0.093]	0.340*** [0.113]	-0.016 [0.073]	0.012 [0.065]	0.055 [0.062]	0.011 [0.064]
Observations	4,182	4,335	4,112	4,133	3,335	4,411	4,165	4,395	4,395

Conclusiones

- Estudiantes que reciben el computador tienen peores notas en el colegio: de casi 1/3 de SD (efecto grande).
- Pero reportan mejores resultados en tests de habilidades para utilizar un computador (computer fluency)
- Algo de evidencia de que los ganadores del voucher mejoran sus habilidades cognitivas (test de Raven)
- Las reglas parentales sirven como mediadores de estos efectos: Ej., reglas sobre tareas median los efectos negativos del computador en las notas
- El efecto neto de entregar computadores es incierto: **¿Porqué?**



Semana 4

Variables Instrumentales y Regresión Discontinua

28 de octubre, 2022

 **Pablo A. Celhay** |  pacelhay@uc.cl

Diseño y formato de la presentación:  José Daniel Conejeros |  jdconejeros@uc.cl |  JDConjeros