

Variables Instrumentales Herramientas Econométricas

Ricardo Pasquini

2020

Introducción

Repaso

- ▶ Considere la evaluación de un programa utilizando el modelo:

$$Y_i = \alpha + \beta T_i + \varepsilon_i$$

Introducción

Repaso

- ▶ Considere la evaluación de un programa utilizando el modelo:

$$Y_i = \alpha + \beta T_i + \varepsilon_i$$

- ▶ Si la asignación del tratamiento T es aleatoria, no habrá sesgo de selección.

Introducción

Repaso

- ▶ Considere la evaluación de un programa utilizando el modelo:

$$Y_i = \alpha + \beta T_i + \varepsilon_i$$

- ▶ Si la asignación del tratamiento T es aleatoria, no habrá sesgo de selección.
- ▶ Sin embargo, la asignación de T puede no ser aleatoria, debido a 2 razones:

Introducción

Repaso

- ▶ Considere la evaluación de un programa utilizando el modelo:

$$Y_i = \alpha + \beta T_i + \varepsilon_i$$

- ▶ Si la asignación del tratamiento T es aleatoria, no habrá sesgo de selección.
- ▶ Sin embargo, la asignación de T puede no ser aleatoria, debido a 2 razones:
 1. Los programas pueden deliberadamente asignarse a unidades, individuos o áreas que tienen características específicas que pueden o no ser observados (y que estén correlacionadas con resultados Y).

Introducción

Repaso

- ▶ Considere la evaluación de un programa utilizando el modelo:

$$Y_i = \alpha + \beta T_i + \varepsilon_i$$

- ▶ Si la asignación del tratamiento T es aleatoria, no habrá sesgo de selección.
- ▶ Sin embargo, la asignación de T puede no ser aleatoria, debido a 2 razones:
 1. Los programas pueden deliberadamente asignarse a unidades, individuos o áreas que tienen características específicas que pueden o no ser observados (y que estén correlacionadas con resultados Y).
 2. En segundo lugar, la auto-selección de los participantes también introduce sesgo (causada por la llamada heterogeneidad individual no-observada)

Introducción

Repaso

- ▶ Considere la evaluación de un programa utilizando el modelo:

$$Y_i = \alpha + \beta T_i + \varepsilon_i$$

- ▶ Si la asignación del tratamiento T es aleatoria, no habrá sesgo de selección.
- ▶ Sin embargo, la asignación de T puede no ser aleatoria, debido a 2 razones:
 1. Los programas pueden deliberadamente asignarse a unidades, individuos o áreas que tienen características específicas que pueden o no ser observados (y que estén correlacionadas con resultados Y).
 2. En segundo lugar, la auto-selección de los participantes también introduce sesgo (causada por la llamada heterogeneidad individual no-observada)
- ▶ A estas se le llaman fuentes de endogeneidad, con la idea de que $Y \Rightarrow T$

Introducción

- ▶ Anteriormente vimos cómo el supuesto de independencia condicional (CIA), y por otro lado el supuesto de no-observables constantes en el tiempo nos permitían derivar métodos alternativos para la identificación efectos causales.

Introducción

- ▶ Anteriormente vimos cómo el supuesto de independencia condicional (CIA), y por otro lado el supuesto de no-observables constantes en el tiempo nos permitían derivar métodos alternativos para la identificación efectos causales.
 - ▶ Todos implicaban la eliminación del sesgo de autoselección en los estimadores.

Introducción

- ▶ Anteriormente vimos cómo el supuesto de independencia condicional (CIA), y por otro lado el supuesto de no-observables constantes en el tiempo nos permitían derivar métodos alternativos para la identificación efectos causales.
 - ▶ Todos implicaban la eliminación del sesgo de autoselección en los estimadores.
- ▶ El método de Variables Instrumentales (IVs) propone una nueva alternativa:

Introducción

- ▶ Anteriormente vimos cómo el supuesto de independencia condicional (CIA), y por otro lado el supuesto de no-observables constantes en el tiempo nos permitían derivar métodos alternativos para la identificación efectos causales.
 - ▶ Todos implicaban la eliminación del sesgo de autoselección en los estimadores.
- ▶ El método de Variables Instrumentales (IVs) propone una nueva alternativa:
 - ▶ Buscar una variable (instrumento) que esté altamente correlacionada con la asignación del programa (o aquella variable de interés), pero que no se encuentre correlacionada con las características no-observables que afectan los resultados.

Caso: Efecto de escuelas charter KIPP en USA. (Angrist 2010, MM cap3)

- ▶ Las escuelas charter son escuelas públicas autónomas.

Caso: Efecto de escuelas charter KIPP en USA. (Angrist 2010, MM cap3)

- ▶ Las escuelas charter son escuelas públicas autónomas.
- ▶ Las pertenecientes al programa KIPP (Knowledge is Power Program) son especialmente emblemáticas pues tienen un modelo que enfatiza la disciplina en el estudio, jornadas alargadas, maestros especialmente seleccionados, y foco en las matemáticas y las habilidades de lectura.

Caso: Efecto de escuelas charter KIPP en USA. (Angrist 2010, MM cap3)

- ▶ Las escuelas charter son escuelas públicas autónomas.
- ▶ Las pertenecientes al programa KIPP (Knowledge is Power Program) son especialmente emblemáticas pues tienen un modelo que enfatiza la disciplina en el estudio, jornadas alargadas, maestros especialmente seleccionados, y foco en las matemáticas y las habilidades de lectura.
- ▶ El **alumnado es 95% son de raza negra o latinos**.

Caso: Efecto de escuelas charter KIPP en USA. (Angrist 2010, MM cap3)

- ▶ No hay posibilidad de selección aleatoria.

Caso: Efecto de escuelas charter KIPP en USA. (Angrist 2010, MM cap3)

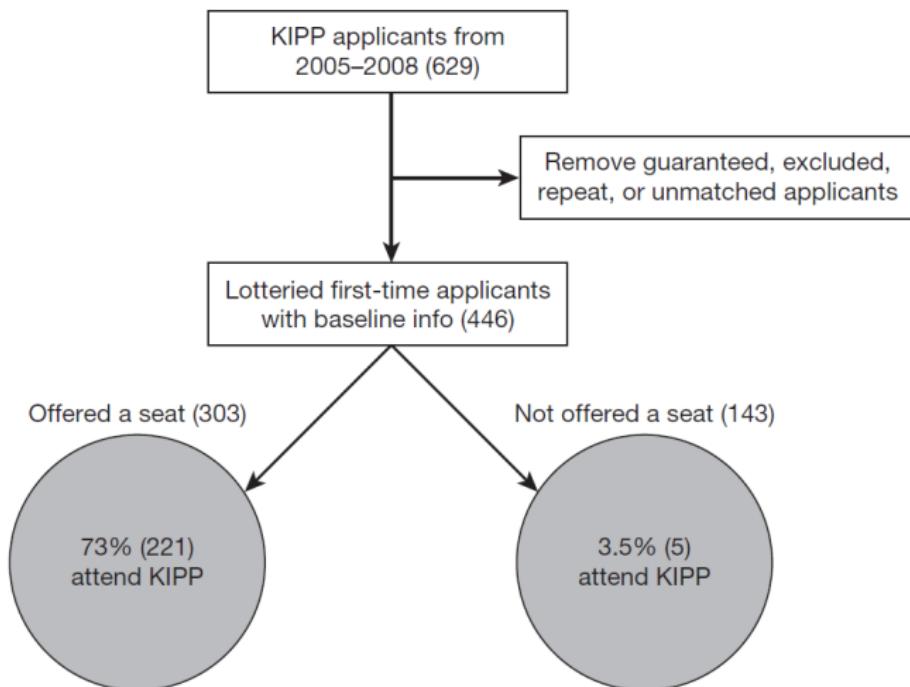
- ▶ No hay posibilidad de selección aleatoria.
- ▶ Pero un experimento natural ayuda a identificar el efecto:
Desde 2005 la demanda de asientos superó la oferta, y se comenzó a sortear el cupo.

Caso: Efecto de escuelas charter KIPP en USA. (Angrist 2010, MM cap3)

- ▶ No hay posibilidad de selección aleatoria.
- ▶ Pero un experimento natural ayuda a identificar el efecto:
Desde 2005 la demanda de asientos superó la oferta, y se comenzó a sortear el cupo.
- ▶ **El mecanismo de asignación, no obstante no es perfecto, como se muestra más abajo.**

Caso: Efecto de escuelas charter. KIPP

FIGURE 3.1
Application and enrollment data from KIPP Lynn lotteries



Note: Numbers of Knowledge Is Power Program (KIPP) applicants are shown in parentheses.

Están balanceados los grupos? Análisis pre-intervención

TABLE 3.1
Analysis of KIPP lotteries

	KIPP applicants				
	Lynn public fifth graders	KIPP Lynn lottery winners	Winners vs. losers	Attended KIPP	Attended KIPP vs. others
(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	
Panel A. Baseline characteristics					
Hispanic	.418	.510	-.058 (.058)	.539	.012 (.054)
Black	.173	.257	.026 (.047)	.240	-.001 (.043)
Female	.480	.494	-.008 (.059)	.495	-.009 (.055)
Free/Reduced price lunch	.770	.814	-.032 (.046)	.828	.011 (.042)
Baseline (4th grade) math score	-.307	-.290	.102 (.120)	-.289	.069 (.109)
Baseline (4th grade) verbal score	-.356	-.386	.063 (.125)	-.368	.088 (.114)

Post-intervención

TABLE 3.1
Analysis of KIPP lotteries

	KIPP applicants				
Lynn public fifth graders	KIPP Lynn lottery winners	Winners vs. losers	Attended KIPP	Attended KIPP vs. others	
(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	
Panel B. Outcomes					
Attended KIPP	.000	.787	.741 (.037)	1.000	1.000 —
Math score	-.363	-.003	.355 (.115)	.095	.467 (.103)
Verbal score	-.417	-.262	.113 (.122)	-.211	.211 (.109)
Sample size	3,964	253	371	204	371

Caso: Efecto de escuelas charter. KIPP

- Lo que estamos seguros es que la comparación de la lotería es manzanas con manzanas. Pero no necesariamente la comparación entre quienes finalmente cursaron y quienes no.

Caso: Efecto de escuelas charter. KIPP

- ▶ Lo que estamos seguros es que la comparación de la lotería es manzanas con manzanas. Pero no necesariamente la comparación entre quienes finalmente cursaron y quienes no.
- ▶ Solución: Proponemos un estimador que permite computar el efecto de la asistencia (\leq lo que nos interesa), corrigiendo por el hecho de que el sorteo funciona como un mecanismo que:

Caso: Efecto de escuelas charter. KIPP

- ▶ Lo que estamos seguros es que la comparación de la lotería es manzanas con manzanas. Pero no necesariamente la comparación entre quienes finalmente cursaron y quienes no.
- ▶ Solución: Proponemos un estimador que permite computar el efecto de la asistencia (\leq lo que nos interesa), corrigiendo por el hecho de que el sorteo funciona como un mecanismo que:
 - ▶ separa a los grupos de potenciales tratados y no tratados de la manera que queremos (sin sesgo de selección)

Caso: Efecto de escuelas charter. KIPP

- ▶ Lo que estamos seguros es que la comparación de la lotería es manzanas con manzanas. Pero no necesariamente la comparación entre quienes finalmente cursaron y quienes no.
- ▶ Solución: Proponemos un estimador que permite computar el efecto de la asistencia (\leq lo que nos interesa), corrigiendo por el hecho de que el sorteo funciona como un mecanismo que:
 - ▶ separa a los grupos de potenciales tratados y no tratados de la manera que queremos (sin sesgo de selección)
 - ▶ si hacemos un ajuste por aquellos que no siguieron el camino indicado, podemos recuperar el efecto.

Caso: Efecto de escuelas charter. KIPP

- ▶ Lo que estamos seguros es que la comparación de la lotería es manzanas con manzanas. Pero no necesariamente la comparación entre quienes finalmente cursaron y quienes no.
- ▶ Solución: Proponemos un estimador que permite computar el efecto de la asistencia (\leq lo que nos interesa), corrigiendo por el hecho de que el sorteo funciona como un mecanismo que:
 - ▶ separa a los grupos de potenciales tratados y no tratados de la manera que queremos (sin sesgo de selección)
 - ▶ si hacemos un ajuste por aquellos que no siguieron el camino indicado, podemos recuperar el efecto.
- ▶ A este estimado lo llamamos **Método de Variables Instrumentales**.

Caso: Efecto de escuelas charter. KIPP

Intuitivamente el MVI propone una estrategia de identificación basada en una cadena causal:

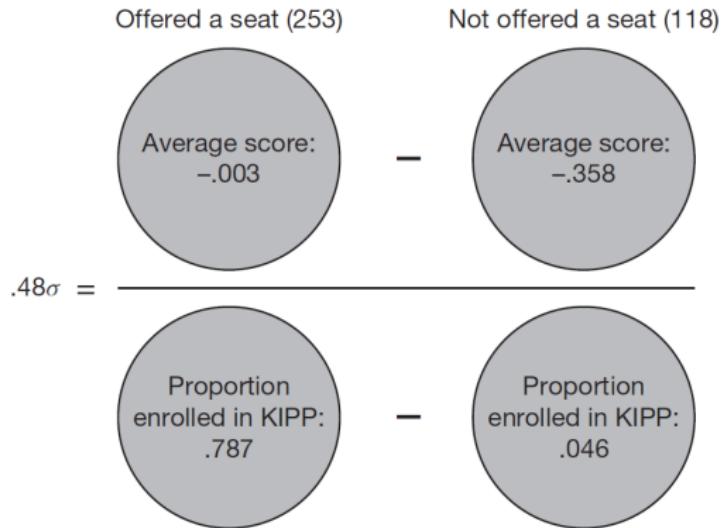
$$\begin{aligned} \text{Efecto lotería en calificaciones} &= \text{Efecto lotería en asistencia} \\ &\quad * \text{Efecto asistencia en calificaciones} \end{aligned}$$

Puesto que nosotros estamos interesados en *Efecto asistencia en calificaciones* :

$$\text{Efecto asistencia en calificaciones} = \frac{\text{Efecto lotería en calificaciones}}{\text{Efecto lotería en asistencia}}$$

Caso: Efecto de escuelas charter. KIPP

FIGURE 3.2
IV in school: the effect of KIPP attendance on math scores



Note: The effect of Knowledge Is Power Program (KIPP) enrollment described by this figure is $.48\sigma = .355\sigma/.741$.

Datos necesarios y definiciones para la estimación IV

- ▶ El instrumento Z : Aquí una variable que identifica a los que ofrecieron un asiento en las KIPP
- ▶ La variable de Tratamiento: D_i ; También una dummy que toma el valor =1 si asistió a una KIPP
- ▶ El resultado Y_i : En este caso la nota de 5to grado

Definiciones IV

- ▶ *La primera etapa:*

$$E[D_i|Z_i = 1] - E[D_i|Z_i = 0] \equiv \phi$$

- ▶ *La forma reducida*

$$E[Y_i|Z_i = 1] - E[Y_i|Z_i = 0] \equiv \rho$$

- ▶ *El efecto del tratamiento promedio local (Local Average Treatment Effect, LATE)*

$$\lambda = \frac{\rho}{\phi} = \frac{E[Y_i|Z_i = 1] - E[Y_i|Z_i = 0]}{E[D_i|Z_i = 1] - E[D_i|Z_i = 0]}$$

A quienes es aplicable el efecto LATE?

TABLE 3.2
The four types of children

		Lottery losers $Z_i = 0$	
		Doesn't attend KIPP $D_i = 0$	Attends KIPP $D_i = 1$
Lottery winners $Z_i = 1$	Doesn't attend KIPP $D_i = 0$	Never-takers (<i>Normando</i>)	Defiers
	Attends KIPP $D_i = 1$	Compliers (<i>Camila</i>)	Always-takers (<i>Alvaro</i>)

Note: KIPP = Knowledge Is Power Program.

A quienes es aplicable el efecto LATE?

- ▶ Con un instrumento basado en una lotería como en este caso, el LATE refleja el efecto del tratamiento para personas como Camila (compliers), pero no tiene nada de información sobre always-takers y never-takers, porque el instrumento no dice nada sobre su estatus de tratamiento.
- ▶ No pensamos que haya defiers en este caso. Si hubiere estaríamos en problemas. (este supuesto se llama monotonicidad)

En general TOT y LATE no van a coincidir

- ▶ TOT El efecto del Tratamiento sobre los Tratados está definido como:

$$E [Y_{1i} - Y_{0i} | D_i = 1]$$

- ▶ Pero en este caso, el grupo de los que toman el tratamiento son los *compliers* y también los *always takers*.
- ▶ De hecho en este caso podemos suponer que LATE subestima el TOT porque probablemente los always takers esperen un efecto mayor del tratamiento. Lo cierto es que no sabemos nada sobre este último grupo, y en general entonces no obtenemos TOT, sino solo LATE.
- ▶ Nota: En algunos casos particulares, puede pasar que por la naturaleza de la aplicación no hayan always takers. En ese caso excepcional tendremos TOT=LATE (ejm ver caso de Sherman y Beck sobre violencia doméstica)

Implementación econométrica usando 2SLS

En un primer paso explicamos el tratamiento en función del instrumento

$$D_i = \gamma Z_i + \epsilon_{0i}$$

En segundo lugar usamos los valores ajustados (los valores de la predicción: la variación que se debe a lo exógeno), estimamos el efecto sobre el resultado.

$$Y_i = \alpha X_i + \beta(\hat{\gamma} Z_i) + \varepsilon_i$$

Case: Quantity Quality Trade Off in Family Size

- ▶ Evidence usually finds a negative correlation between family size and education
- ▶ Comparison of families will probably entail selection bias.
- ▶ Desired experiment: random assignment of kids.
- ▶ Any ideas for a (natural) experiment?

Case: Quantity Quality Trade Off in Family Size

- ▶ Twin births, might exogenously affect family size.
- ▶ When twins are second born, statistically changes the expected size of the family (when first-born, families adjust back)
- ▶ Another idea: when the second born is same sex as the first born, families expected size is 3.68. When they are different, family size is 3.6: Another instrument!

TABLE 3.4
Quantity-quality first stages

	Twins instruments		Same-sex instruments		Twins and same-sex instruments
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
Second-born twins	.320 (.052)	.437 (.050)			.449 (.050)
Same-sex sibships			.079 (.012)	.073 (.010)	.076 (.010)
Male		−.018 (.010)		−.020 (.010)	−.020 (.010)
Controls	No	Yes	No	Yes	Yes

Notes: This table reports coefficients from a regression of the number of children on instruments and covariates. The sample size is 89,445. Standard errors are reported in parentheses.

From Mastering Metrics: The Path from Cause to Effect. © 2015 Princeton University Press. Used by permission.
All rights reserved.

TABLE 3.5
OLS and 2SLS estimates of the quantity-quality trade-off

Dependent variable	OLS estimates (1)	2SLS estimates		
		Twins instruments (2)	Same-sex instruments (3)	Twins and same- sex instruments (4)
Years of schooling	-.145 (.005)	.174 (.166)	.318 (.210)	.237 (.128)
High school graduate	-.029 (.001)	.030 (.028)	.001 (.033)	.017 (.021)
Some college (for age \geq 24)	-.023 (.001)	.017 (.052)	.078 (.054)	.048 (.037)
College graduate (for age \geq 24)	-.015 (.001)	-.021 (.045)	.125 (.053)	.052 (.032)

Notes: This table reports OLS and 2SLS estimates of the effect of family size on schooling. OLS estimates appear in column (1). Columns (2), (3), and (4) show 2SLS estimates constructed using the instruments indicated in column headings. Sample sizes are 89,445 for rows (1) and (2); 50,561 for row (3); and 50,535 for row (4). Standard errors are reported in parentheses.

The Effects of Rural Electrification on Employment: New Evidence from South Africa

By TARYN DINKELMAN*

This paper estimates the impact of electrification on employment growth by analyzing South Africa's mass roll-out of electricity to rural households. Using several new data sources and two different identification strategies (an instrumental variables strategy and a fixed effects approach), I find that electrification significantly raises female employment within five years. This new infrastructure appears to increase hours of work for men and women, while reducing female wages and increasing male earnings. Several pieces of evidence suggest that household electrification raises employment by releasing women from home production and enabling microenterprises. Migration behavior may also be affected. (JEL H54, L94, L98, O15, O18, R23)

Evaluating the effects of this electrification, or of any infrastructure roll-out, is not straightforward. A large literature on the relationship between infrastructure and economic growth acknowledges that infrastructure could be targeted towards growing areas, or towards politically important areas.³ Such selection biases any comparison of electrified and nonelectrified areas, and in unpredictable ways. Confounding trends in the economy make it even more difficult to tease out the effects of infrastructure on any economic outcomes.

2001, instrumenting for project placement. To do this, I collect and match administrative data on roll-out in rural KwaZulu-Natal (KZN) with geographical data and two census surveys. I use land gradient to generate exogenous variation in electricity project allocation to communities. Higher gradient raises the average cost of a household connection, making gradient an important factor in prioritizing areas for electrification. I argue and provide evidence from a placebo experiment that in the

III. Data and Sample Characteristics

For the main analysis of the employment effects of electrification, I construct a panel dataset of community aggregate variables using 1996 and 2001 South African census data. To this community-level panel, I add in three additional pieces of data: spatial data collected from Eskom on the location of electrification infrastructure in KZN at baseline (1996), administrative data on project placement across the province between 1990 and 2007, and measures of geography at baseline (community land gradient, distances between each community and the nearest electricity substation,

The unit of analysis for the IV strategy is a community-year. Communities are small, with most having fewer than 900 households. They fall uniquely into 10 districts across the province (on average, there are 181 communities per district), and each district operates much like a local labor market.¹⁵ I restrict the sample to rural

IV. Empirical Strategies

Let y_{jdt} be outcome y (for example, the female employment rate) for community j and district d in time period $t = [0, 1]$. T_{jdt} is an indicator variable for whether a community has received an electricity project by time period t . If electrification T_{jdt} was randomly assigned across communities, we could estimate the average treatment effect of electrification (α_2) by ordinary least squares as in (1):

$$(1) \quad y_{jdt} = \alpha_0 + \alpha_1 t + \alpha_2 T_{jdt} + \mu_j + \delta_j t + \rho_d + \lambda_d t + \epsilon_{jdt},$$

where μ_j is a community fixed effect, $\delta_j t$ is a community trend, ρ_d is a district fixed effect, $\lambda_d t$ is a district trend and ϵ_{jdt} is an idiosyncratic error term. To eliminate μ_j and ρ_d , rewrite equation (1) in first differences:

$$(2) \quad \Delta y_{jdt} = (y_{jdt+1} - y_{jdt}) = \alpha_1 + \alpha_2 \Delta T_{jdt} + \lambda_d + (\delta_j + \Delta \epsilon_{jdt}).$$

Even with these controls, however, confounding trends in community-level employment and unmeasured political factors that could affect project placement are still of concern. To overcome these challenges to identification, I instrument for program placement using average community land gradient (Z_j). The system of equations to be estimated is:

$$(3) \Delta y_{jdt} = (y_{jdt+1} - y_{jdt}) = \alpha_1 + \alpha_2 \Delta T_{jdt} + \mathbf{X}_{jd0} \boldsymbol{\beta} + \lambda_d + (\delta_j + \Delta \epsilon_{jdt})$$

$$(4) \Delta T_{jdt} = \pi_0 + \pi_1 Z_j + \mathbf{X}_{jd0} \boldsymbol{\pi}_2 + \gamma_d + \tau_{jdt},$$

where $(\delta_j + \Delta \epsilon_{jdt})$ and τ_{jdt} are unobserved. The identification assumption is that conditional on baseline community characteristics, proximity to local economic centers and grid infrastructure, and district fixed effects, land gradient does not affect employment growth independently of being assigned an electrification project.

First stage in Dinkelman's IV

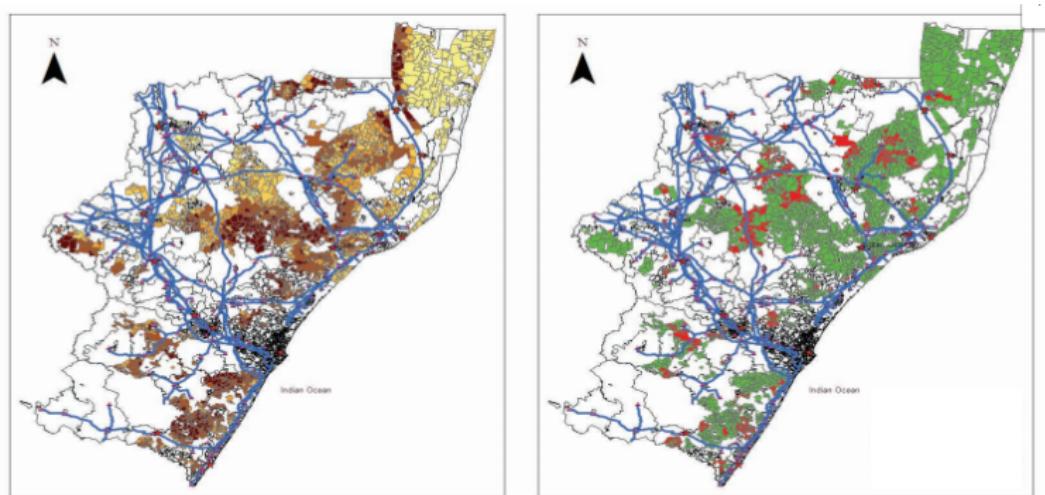


FIGURE 2. SPATIAL DISTRIBUTION OF GRADIENT AND ELECTRICITY PROJECT AREAS IN KWAZULU-NATAL

Notes: Shaded communities are in the analysis sample ($N = 1,816$). Thick lines depict electricity gridlines in 1996, triangles are electricity substations in 1996, and stars represent towns. Gradient is shown in the figure on the left: steeper areas are shaded dark, flatter areas are shaded light. Electricity Project areas are depicted in the figure on the right: project areas are shaded dark, lighter shaded areas are electrified after 2001 or not at all.

Source: Author's calculations.

TABLE 4—EFFECTS OF ELECTRIFICATION ON EMPLOYMENT: CENSUS COMMUNITY DATA

	Δ_t female employment rate							
	OLS regression coefficients				IV regression coefficients			
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
Eskom project	-0.004 (0.005)	-0.001 (0.005)	0.000 (0.005)	-0.001 (0.005)	0.025 (0.045)	0.074 (0.060)	0.090* (0.055)	0.095* (0.055)
<i>A. R. 95 percent C.I.</i>							[0.05; 0.3]	[0.05; 0.3]
Poverty rate		0.029*** (0.011)	0.033*** (0.010)	0.031*** (0.010)		0.027** (0.012)	0.032** (0.013)	0.031** (0.013)
Female-headed HHs		0.042** (0.019)	0.051*** (0.019)	0.047** (0.020)		0.014 (0.031)	0.036 (0.026)	0.033 (0.026)
Adult sex ratio		0.019** (0.009)	0.017** (0.008)	0.020*** (0.007)		0.033** (0.014)	0.029** (0.012)	0.032*** (0.012)
Baseline controls?	N	Y	Y	Y	N	Y	Y	Y
District fixed effects?	N	N	Y	Y	N	N	Y	Y
Δ_t other services?	N	N	N	Y	N	N	N	Y
<i>N</i> communities	1,816	1,816	1,816	1,816	1,816	1,816	1,816	1,816

Notes: Robust standard errors clustered at subdistrict level. Eskom project is instrumented with mean community land gradient. See Table 3 for full list of control variables. The last two columns provide confidence intervals (C.I.) from the Anderson-Rubin (A.R.) test for the coefficient on Eskom project. The test is robust to weak instruments and implemented to be robust to heteroskedasticity.

***Significant at the 1 percent level.

**Significant at the 5 percent level.

*Significant at the 10 percent level.

TABLE 5—EFFECTS OF ELECTRIFICATION ON EMPLOYMENT: CENSUS COMMUNITY DATA

	Δ_t male employment rate							
	OLS regression coefficients				IV regression coefficients			
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
Eskom project	-0.017** (0.007)	-0.015*** (0.006)	-0.009 (0.006)	-0.010* (0.006)	-0.063 (0.073)	0.069 (0.082)	0.033 (0.064)	0.035 (0.066)
A. R. 95 percent C.I.							[-0.05; 0.25]	[-0.05; 0.25]
Poverty rate		0.062*** (0.020)	0.064*** (0.018)	0.063*** (0.018)		0.059*** (0.022)	0.064*** (0.019)	0.062*** (0.019)
Female-headed HHs		0.217*** (0.029)	0.233*** (0.030)	0.227*** (0.030)		0.187*** (0.042)	0.227*** (0.034)	0.220*** (0.034)
Adult sex ratio		0.018* (0.011)	0.012 (0.011)	0.017 (0.011)		0.034* (0.019)	0.018 (0.015)	0.023 (0.015)
Baseline controls?	N	Y	Y	Y	N	Y	Y	Y
District fixed effects?	N	N	Y	Y	N	N	Y	Y
Δ_t other services?	N	N	N	Y	N	N	N	Y
N communities	1,816	1,816	1,816	1,816	1,816	1,816	1,816	1,816

Notes: Robust standard errors clustered at subdistrict level. Eskom project is instrumented with mean community land gradient. See Table 3 for full list of control variables. The last two columns provide confidence intervals (C.I.) from the Anderson-Rubin (A.R.) test for the coefficient on Eskom project. The test is robust to weak instruments and implemented to be robust to heteroskedasticity.

***Significant at the 1 percent level.

**Significant at the 5 percent level.

*Significant at the 10 percent level.

Happiness on Tap: Piped Water Adoption in Urban Morocco[†]

By FLORENCIA DEVOTO, ESTHER DUFLO, PASCALINE DUPAS,
WILLIAM PARIENTÉ, AND VINCENT PONS*

Connecting private dwellings to the water main is expensive and typically cannot be publicly financed. We show that households' willingness to pay for a private connection is high when it can be purchased on credit, not because a connection improves health but because it increases the time available for leisure and reduces inter- and intra-household conflicts on water matters, leading to sustained improvements in well-being. Our results suggest that facilitating access to credit for households to finance lump sum quality-of-life investments can significantly increase welfare, even if those investments do not result in any health or income gains. (JEL D12, I31, O12, O13, O18, Q25)

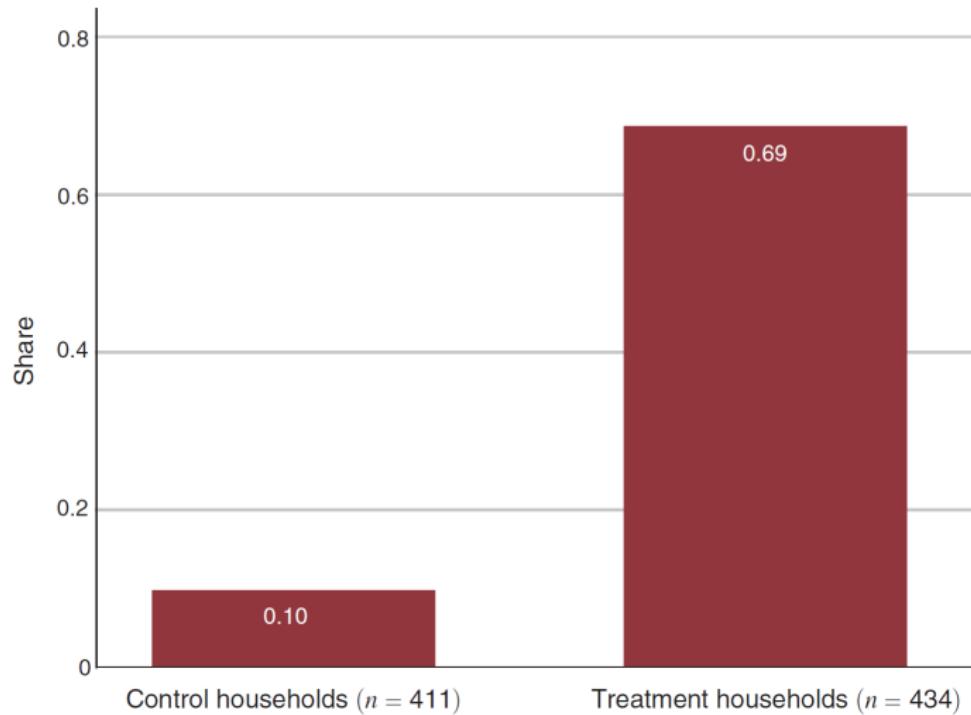
ABSTRACT

We study the demand for household water connections in urban Morocco, and the effect of such connections on household welfare. In the northern city of Tangiers, among homeowners without a private connection to the city's water grid, a random subset was offered a simplified procedure to purchase a household connection on credit (at a zero percent interest rate). Take-up was high, at 69%. Because all households in our sample had access to the water grid through free public taps (often located fairly close to their homes), household connections did not lead to any improvement in the quality of the water households consumed; and despite significant increase in the quantity of water consumed, we find no change in the incidence of waterborne illnesses. Nevertheless, we find that households are willing to pay a substantial amount of money to have a private tap at home. Being connected generates important time gains, which are used for leisure and social activities, rather than productive activities. Because water is often a source of tension between households, household connections improve social integration and reduce conflict. Overall, within 6 months, self-reported well-being improved substantially among households in the treatment group, despite the financial cost of the connection. Our results suggest that facilitating access to credit for households to finance lump sum quality-of-life investments can significantly increase welfare, even if those investments do not result in income or health gains.

We worked in collaboration with Amendis, the local affiliate of Veolia Environnement, an international private utility company, which operates the electrical and wastewater collection networks as well as the drinking water distribution in Tangiers, Morocco. In 2007, Amendis launched a social program to increase household direct access to piped water. As of the end of 2007, approximately 845 low-income households living in “on-the-grid neighborhoods” of Tangiers, (i.e., in principle easily connectable) did not have a household water connection because they could not afford the connection fee. Before getting a connection, all these households had free access to public taps installed in their neighborhood, and they had access to sanitation at their house. The Amendis program provided an interest-free loan to cover the cost of the water connection (which was not subsidized, on average). The loan was to be repaid in regular installments with the water bill over three to seven years. We implemented an encouragement design at the start of the program: we conducted a door-to-door awareness and facilitation campaign in early 2008 among 434 households, randomly chosen from the 845 that were eligible for a connection on credit. Those households received

The information and facilitation drive was very successful: by August 2008 (6 months after the start of the information campaign), 69 percent of households in the treatment group had purchased a connection (against 10 percent in the control group), and as a result their average monthly water bill doubled, from 78 to 147 Moroccan dirhams, or US\$11 to \$21 a month.^{1,2} The quality of water was unchanged since public taps are also maintained by Amendis and the water flowing into public or private taps comes from the same source. There was, however, a large increase in the quantity of water consumed, which some have argued could be as important for health as water quality (Esrey et al. 1991). Despite this change in water quantity, we find no change in the incidence of waterborne diseases, such as child diarrhea. This confirms the metaanalysis of Fewtrell and Colford (2004), arguing that water quantity may not, after all, matter for child health.

Panel A. Fraction of households that purchased a home connection by August 2008



Secondly, we are interested in evaluating the average effect of actually having a household connection on each outcome. This is estimated with the following specification:

$$(2) \quad Y_i = \alpha_2 + \beta_2 \text{Connected}_i + X'_i \delta_2 + \varepsilon_{i2},$$

where Connected_i is a dummy variable equal to 1 if the household is connected to the water grid, and is instrumented with $Treat_i$ as follows :

$$\text{Connected}_i = a + bTreat_i + \nu_i.$$

The estimation of this first stage equation is presented in the first column of Table 2.

In all tables that follow, we present estimates of equation (1) in panel A, and estimates of equation (2) in panel B. For brevity we only present results that include controls for household characteristics (X_i), but the results remain essentially unchanged when such controls are omitted.⁵

TABLE 2—IMPACT ON WATER QUALITY

	First stage		Water quality			
	Connected		Number of <i>E Coli</i> detected in drinking water		Chlorine detected in drinking water	
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
<i>Panel A. ITT Estimation</i>						
Treatment	0.60 (0.03)***	0.62 (0.03)***	2.80 (3.00)	2.56 (3.44)	0.15 (0.06)***	0.18 (0.06)***
Primary water source at baseline was an informal pipe linked to neighbor's tap		0.02 (0.05)	-2.03 (3.76)	-2.50 (4.23)	0.05 (0.08)	0.10 (0.09)
Treatment × informal pipe linked to neighbor's tap		-0.10 (0.08)		1.11 (7.00)		-0.13 (0.14)
Household controls	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
Observations	793	793	371	371	374	374
Mean in control group	0.10	0.10	10.43	10.43	0.43	0.43
<i>Panel B. Instrumental variable estimation: "connected" instrumented with "treatment"</i>						
Connected		4.36 (4.70)	3.97 (5.30)	0.23 (0.09)***	0.27 (0.09)***	
Primary water source at baseline was an informal pipe linked to neighbor's tap		-2.23 (3.82)	-3.01 (5.33)	0.04 (0.08)	0.13 (0.12)	
Connected × informal pipe linked to neighbor's tap			1.79 (11.13)		-0.20 (0.22)	
Household controls		Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
Observations		371	371	374	374	

Notes: Clustered standard errors in parentheses. Columns 3–6: Water quality tests were performed on a random subsample of participating households. Household controls include: Number of children under 15 at baseline, quintile in asset distribution, quantity of water consumed the week before baseline, and distance to the public tap.

***Significant at the 1 percent level.

**Significant at the 5 percent level.

*Significant at the 10 percent level.

Average weekly number of days with intense diarrhea[†]
Children 0 to 7 years old at baseline

	First follow-up: May 2008		Second follow-up: August 2008		Third follow-up: November 2008		Average effect over three follow-ups	
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
<i>Panel A. ITT Estimation</i>								
Treatment	0.05 (0.07)	0.05 (0.09)	-0.07 (0.08)	-0.07 (0.09)	0.05 (0.08)	0.02 (0.08)	0.011 (0.056)	0.001 (0.066)
Primary water source at baseline was an informal pipe linked to neighbor's tap		-0.02 (0.13)		0.03 (0.16)		0.07 (0.13)		0.030 (0.111)
Treatment × informal pipe linked to neighbor's tap		-0.01 (0.17)		-0.01 (0.19)		0.14 (0.22)		0.042 (0.137)
Child controls (age, gender)	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
Household controls	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
Observations	470	470	473	473	458	458	1401	1401
Mean in control group	0.249	0.249	0.259	0.259	0.253	0.253	0.254	0.254
<i>Panel B. Instrumental variable estimation: "connected" instrumented with "treatment"</i>								
Connected	0.08 (0.12)	0.08 (0.13)	-0.11 (0.12)	-0.11 (0.14)	0.09 (0.12)	0.02 (0.12)	0.02 (0.09)	0.00 (0.10)
Primary water source at baseline was an informal pipe linked to neighbor's tap		-0.03 (0.19)		0.06 (0.25)		-0.01 (0.22)		0.01 (0.16)
Connected × informal pipe linked to neighbor's tap		0.01 (0.31)		-0.05 (0.35)		0.28 (0.39)		0.08 (0.24)
Child controls (age, gender)	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
Household controls	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
Observations	470	470	473	473	458	458	458	458

Notes: Data source: Illness Diaries collected at three points in time (May 2008, August 2008, and November 2008). Clustered standard errors in parentheses. Household controls as in Table 2. All regressions also include a control for the number of days the diary was properly filled.

[†] Intense diarrhea defined as follows: at least three loose stools within 24 hours.

Angrist y Krueger (1991)

- ▶ Estudian los efectos de los años de escolaridad en los ingresos. Posibles factores no-observados que tengan un efecto en continuar la educación conduciría a un sesgo de selección (en la comparación de niveles ingreso de acuerdo a los años de escolaridad).

Angrist y Krueger (1991)

- ▶ Estudian los efectos de los años de escolaridad en los ingresos. Posibles factores no-observados que tengan un efecto en continuar la educación conduciría a un sesgo de selección (en la comparación de niveles ingreso de acuerdo a los años de escolaridad).
- ▶ Para la identificación explotan un experimento natural: las leyes de escolaridad obligatoria exigen a los estudiantes permanecer en la escuela hasta los 16 años.

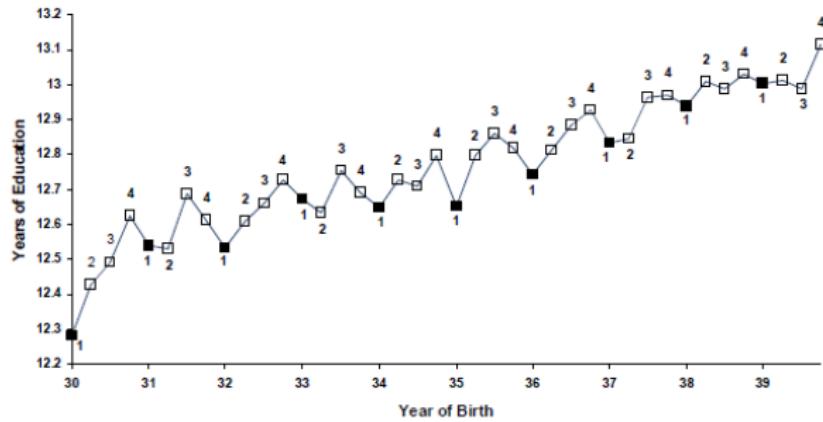
Angrist y Krueger (1991)

- ▶ Estudian los efectos de los años de escolaridad en los ingresos. Posibles factores no-observados que tengan un efecto en continuar la educación conduciría a un sesgo de selección (en la comparación de niveles ingreso de acuerdo a los años de escolaridad).
- ▶ Para la identificación explotan un experimento natural: las leyes de escolaridad obligatoria exigen a los estudiantes permanecer en la escuela hasta los 16 años.
- ▶ Aquellos estudiantes que cumplen años antes de la fecha de comienzo de clases pueden abandonar con un año de escolaridad menos. (Aquellos que cumplen años después de la fecha de corte están obligados a completar el año).

Angrist y Krueger (1991)

- ▶ Se analiza entonces la relación entre el nivel educativo y la fecha de nacimiento a partir de datos del censo de Estados Unidos.

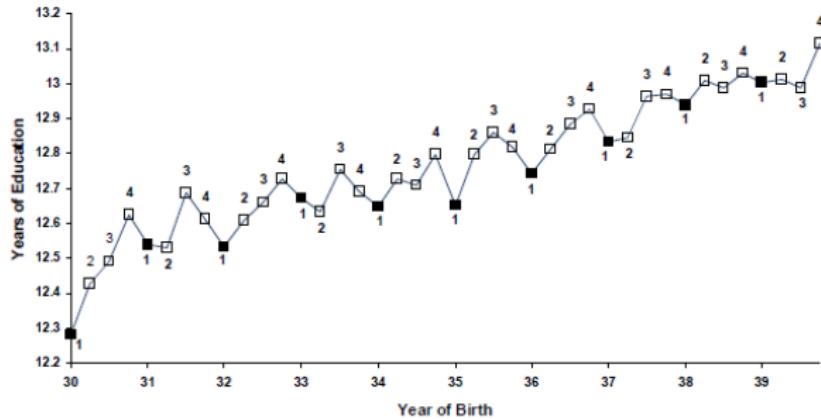
A. Average Education by Quarter of Birth (first stage)



Angrist y Krueger (1991)

- ▶ Se analiza entonces la relación entre el nivel educativo y la fecha de nacimiento a partir de datos del censo de Estados Unidos.
- ▶ Los nacidos a finales de año parecen abandonar más:
Tenemos una posible variable instrumental: el cuatrimestre se correlaciona con el tratamiento (i.e. Primera Etapa)

A. Average Education by Quarter of Birth (first stage)



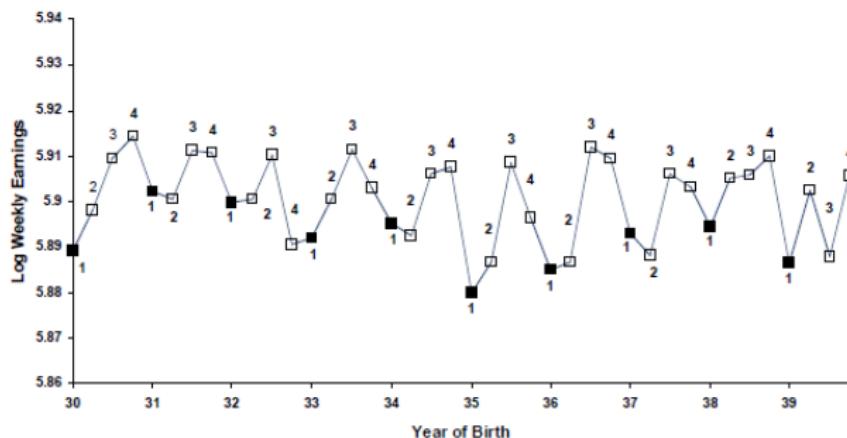
Angrist y Krueger (1991)

- ▶ En un marco de regresión la "primera fase" es la regresión de la variable de interés (la variable endógena) como función del instrumento(s) y variables de control.

Angrist y Krueger (1991)

- ▶ También podemos examinar la "forma reducida": Una regresión de los resultados sobre el instrumento (y otras variables: aquí, por ejemplo, el año de nacimiento)

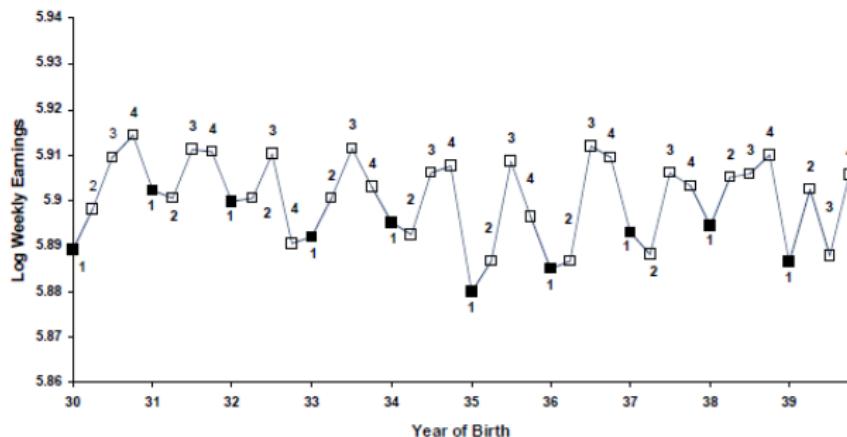
B. Average Weekly Wage by Quarter of Birth (reduced form)



Angrist y Krueger (1991)

- ▶ También podemos examinar la "forma reducida": Una regresión de los resultados sobre el instrumento (y otras variables: aquí, por ejemplo, el año de nacimiento)
- ▶ Cohortes de mayor edad tienden a tener ingresos más altos, ya que los ingresos aumentan con la experiencia laboral.

B. Average Weekly Wage by Quarter of Birth (reduced form)



VIs como Ecuaciones Simultáneas

- ▶ Ambas ecuaciones pueden ser representados en la expresión :

$$\begin{aligned}S_i &= X' \pi_{10} + \pi_{11} Z_i + \xi_{1i} \\Y_i &= X' \pi_{20} + \pi_{21} Z_i + \xi_{2i}\end{aligned}$$

VIs como Ecuaciones Simultáneas

- ▶ Ambas ecuaciones pueden ser representados en la expresión :

$$\begin{aligned}S_i &= X' \pi_{10} + \pi_{11} Z_i + \xi_{1i} \\Y_i &= X' \pi_{20} + \pi_{21} Z_i + \xi_{2i}\end{aligned}$$

- ▶ En el lenguaje de ecuaciones simultáneas (SEM), las variables dependientes de estas dos ecuaciones se dice que son variables endógenas (se determinan conjuntamente dentro del sistema), mientras que las variables en el lado derecho se dice que son las variables exógenas (determinado fuera el sistema).

VIs como Ecuaciones Simultáneas

- ▶ El estimador de VIs es el ratio $\frac{\pi_{21}}{\pi_{11}}$

VIs como Ecuaciones Simultáneas

- ▶ El estimador de VIs es el ratio $\frac{\pi_{21}}{\pi_{11}}$
 - ▶ Puesto que los denominadores del la forma reducida y la primera etapa son iguales entonces:

$$\rho = \frac{\pi_{21}}{\pi_{11}} = \frac{Cov(Y_i, Z_i)}{Cov(S_i, Z_i)}$$

Estimador del efecto usando VIs

Mínimos cuadrados en 2 etapas: 2SLS

- ▶ Para aislar la parte del tratamiento que es independiente de las características no observables, en un primer paso explicamos el tratamiento en función del instrumento

$$T_i = \gamma Z_i + \phi X_i + u_i$$

Estimador del efecto usando VIs

Mínimos cuadrados en 2 etapas: 2SLS

- ▶ Para aislar la parte del tratamiento que es independiente de las características no observables, en un primer paso explicamos el tratamiento en función del instrumento

$$T_i = \gamma Z_i + \phi X_i + u_i$$

- ▶ Luego con los valores ajustados (los valores de la predicción) de la primera ecuación (la variación que se debe a lo exógeno), estimamos el efecto sobre el resultado.

$$Y_i = \alpha X_i + \beta(\hat{\gamma} Z_i + \hat{\phi} X_i + u_i) + \varepsilon_i$$

Estimador del efecto usando VIs

Mínimos cuadrados en 2 etapas: 2SLS

- ▶ En realidad nosotros no construimos las estimaciones MC2E en estas dos etapas, ya que los errores estándares resultantes serían erróneos. Tenemos que corregir los errores estándares (*s.e.*). Stata realiza este ajuste automáticamente.

Test de endogeneidad: El Test de Wu-Hausman

- ▶ Como una prueba para dar cuenta de la presencia de auto-selección o endogeneidad, se puede emplear un test en dos pasos:

Test de endogeneidad: El Test de Wu-Hausman

- ▶ Como una prueba para dar cuenta de la presencia de auto-selección o endogeneidad, se puede emplear un test en dos pasos:
 1. Obtener los residuos de la primera etapa (como hicimos en MC2E)

$$T_i = \gamma Z_i + \phi X_i + u_i$$

Notar que el residuo tiene que incorporar todo el componente no-observable que no es capturado por los instrumentos ni otros controles observables.

Test de endogeneidad: El Test de Wu-Hausman

- ▶ Como una prueba para dar cuenta de la presencia de auto-selección o endogeneidad, se puede emplear un test en dos pasos:
 1. Obtener los residuos de la primera etapa (como hicimos en MC2E)

$$T_i = \gamma Z_i + \phi X_i + u_i$$

Notar que el residuo tiene que incorporar todo el componente no-observable que no es capturado por los instrumentos ni otros controles observables.

2. Estimar la regresión de Y en función de Z , X , y \hat{u} .

Test de endogeneidad: El Test de Wu-Hausman

- ▶ Como una prueba para dar cuenta de la presencia de auto-selección o endogeneidad, se puede emplear un test en dos pasos:
 1. Obtener los residuos de la primera etapa (como hicimos en MC2E)

$$T_i = \gamma Z_i + \phi X_i + u_i$$

Notar que el residuo tiene que incorporar todo el componente no-observable que no es capturado por los instrumentos ni otros controles observables.

2. Estimar la regresión de Y en función de Z , X , y \hat{u} .
 - ▶ Si el coeficiente de \hat{u} es significativo, concluimos que las características no-observables afectan tanto a T como a Y (la hipótesis nula de que T es exógeno se rechaza).

Test de endogeneidad: El Test de Wu-Hausman

- ▶ Como una prueba para dar cuenta de la presencia de auto-selección o endogeneidad, se puede emplear un test en dos pasos:
 1. Obtener los residuos de la primera etapa (como hicimos en MC2E)

$$T_i = \gamma Z_i + \phi X_i + u_i$$

Notar que el residuo tiene que incorporar todo el componente no-observable que no es capturado por los instrumentos ni otros controles observables.

2. Estimar la regresión de Y en función de Z , X , y \hat{u} .
 - ▶ Si el coeficiente de \hat{u} es significativo, concluimos que las características no-observables afectan tanto a T como a Y (la hipótesis nula de que T es exógeno se rechaza).

- ▶ Nota: Este test solo funciona en caso de que el supuesto de exclusión sea válido.

Implicancias del Uso de Instrumentos Débiles en los Estimadores

- ▶ Como vimos en el ejemplo de la educación, la primera condición de un instrumento se puede comprobar fácilmente en los datos.

Implicancias del Uso de Instrumentos Débiles en los Estimadores

- ▶ Como vimos en el ejemplo de la educación, la primera condición de un instrumento se puede comprobar fácilmente en los datos.
- ▶ Si la correlación es débil, el error estándar de la estimación de β_1 va a aumentar.

Implicancias del Uso de Instrumentos Débiles en los Estimadores

- ▶ Como vimos en el ejemplo de la educación, la primera condición de un instrumento se puede comprobar fácilmente en los datos.
- ▶ Si la correlación es débil, el error estándar de la estimación de V_1 va a aumentar.
- ▶ La segunda condición (llamada "restricción de exclusión") no puede testearse. Si existiese algún efecto indirecto del instrumento sobre el resultado Y (no a través del tratamiento), los estimadores serían sesgados.

Implicancias del Uso de Instrumentos Débiles en los Estimadores

- ▶ Como vimos en el ejemplo de la educación, la primera condición de un instrumento se puede comprobar fácilmente en los datos.
- ▶ Si la correlación es débil, el error estándar de la estimación de V_1 va a aumentar.
- ▶ La segunda condición (llamada "restricción de exclusión") no puede testearse. Si existiese algún efecto indirecto del instrumento sobre el resultado Y (no a través del tratamiento), los estimadores serían sesgados.
- ▶ Cuando hay múltiples instrumentos, se pueden hacer tests (llamados tests de sobre-identificación). Veremos más adelante.