

Desarrollo Económico

Andrés Barrios Fernández

abarriosf@uandes.cl

Universidad de los Andes

October 23, 2026

Control Sorpresa

Supongamos que estás interesado en estimar el efecto causal de trabajar durante el pregrado (part-time) en los salarios del primer empleo al egresar:

- ① (0.5) Define los outcomes potenciales en este contexto.
- ② (0.5) ¿Por qué comparar los outcomes de egresados que trabajaron durante el pregrado con los de quienes no trabajaron no nos conducirá necesariamente a identificar el efecto causal? Basado en la discusión de la clase pasada, explica los dos términos en que puede descomponerse esta diferencia de promedios.
- ③ (1.0) Describe dos potenciales *confounders* y explica las consecuencias que tendría omitirlos del análisis.

Retornos a la Educación

¿Por qué invertimos en educación?

Modelos de inversión en educación (Borjas, Chapter 6):

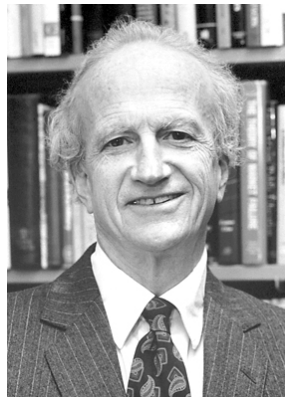
- Capital humano.
- Signaling.



¿Por qué invertimos en educación?

Formación de capital humano

"Human capital refers to the knowledge, information, ideas, skills, and health of individuals. This is the "age of human capital" in the sense that human capital is by far the most important form of capital in modern economies. The economic successes of individuals, and also of whole economies, depends on how extensively and effectively people invest in themselves". (Gary Becker)



Retornos a la Educación

¿Por qué invertimos en educación?

Evidencia empírica:

- Beneficios de años adicionales de educación:

- Angrist, J. D., & Krueger, A. B. (1991). Does Compulsory School Attendance Affect Schooling and Earnings? *The Quarterly Journal of Economics*, 106(4), 979–1014. <https://doi.org/10.2307/2937954>
- Zimmerman, S. D. (2014). The Returns to College Admission for Academically Marginal Students. *Journal of Labor Economics*, 32(4), 711–754. <https://doi.org/10.1086/676661>

- Diferencias en retornos entre instituciones y áreas de estudio:

- Kirkeboen, L. J., Leuven, E., & Mogstad, M. (2016). Field of study, earnings, and self-selection. *The Quarterly Journal of Economics*, 131(3), 1057–1111.
- Hastings, J. S., C. A. Neilson, and S. D. Zimmerman (2013). Are some degrees worth more than others? Evidence from college admission cutoffs in Chile. Technical report, National Bureau of Economic Research.
- Zimmerman, Seth D. (2019). "Elite Colleges and Upward Mobility to Top Jobs and Top Incomes." *American Economic Review*, 109 (1): 1-47.
- Black, Sandra E., Jeffrey T. Denning, and Jesse Rothstein. 2023. "Winners and Losers? The Effect of Gaining and Losing Access to Selective Colleges on Education and Labor Market Outcomes." *American Economic Journal: Applied Economics*, 15 (1): 26-67.

- Capital humano vs signaling:

- John H. Tyler, Richard J. Murnane, John B. Willett (2000). Estimating the Labor Market Signaling Value of the GED, *The Quarterly Journal of Economics*, 115, 2, 431–468. <https://doi.org/10.1162/003355300554818>.
- Arteaga, C. (2018). The effect of human capital on earnings: Evidence from a reform at Colombia's top university. *Journal of Public Economics*, 157, 212-225.

Retornos a la Educación

¿Cuánto estudiar?

Vamos a asumir a un individuo racional interesado en maximizar el retorno de su inversión:

- Beneficios (B):
 - Ingresos futuros.
 - Consumo.
 - Efectos en otros márgenes: type of jobs, marriage market, other opportunities.
- Costos (C):
 - Aranceles.
 - Costo de oportunidad: foregone earnings.
 - Esfuerzo.

Retornos a la Educación

¿Cuánto estudiar?

Supongamos que estamos decidiendo si vale la pena ir a la universidad o no. Compararemos dos elementos: (1) Valor presente de trayectoria sin estudios universitarios:

$$\begin{aligned}PV_{hs} &= w_{hs} + \frac{w_{hs}}{(1+r)} + \frac{w_{hs}}{(1+r)^2} + \dots + \frac{w_{hs}}{(1+r)^n} \\ &= \sum_{t=0}^n \frac{w_{hs}}{(1+r)^t}\end{aligned}$$

(2) Valor presente de trayectoria con estudios universitarios:

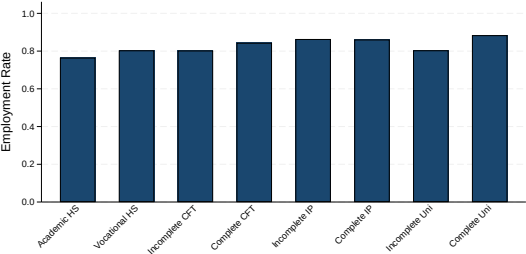
$$\begin{aligned}PV_{col} &= -C - \frac{C}{(1+r)} - \frac{C}{(1+r)^2} - \dots - \frac{C}{(1+r)^5} + \frac{w_{col}}{(1+r)^6} + \frac{w_{col}}{(1+r)^7} + \dots + \frac{w_{col}}{(1+r)^n} \\ &= -\sum_{t=0}^5 \frac{C}{(1+r)^t} + \sum_{t=6}^n \frac{w_{col}}{(1+r)^t}\end{aligned}$$

→ Iremos a la universidad si $PV_{col} \geq PV_{hs}$.

Retornos a la Educación

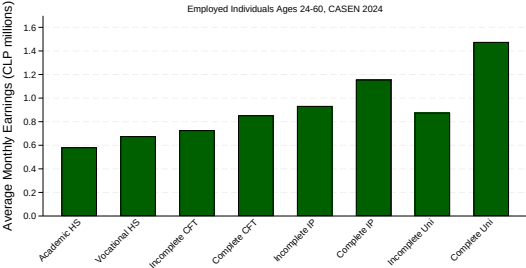
¿Cuál es el efecto causal de años adicionales de escolaridad?

Employment Rates by Education Level
Ages 24-60, CASEN 2024



Source: CASEN 2024. Sample includes individuals aged 24-60.
Employment defined as positive monthly earnings.

Monthly Earnings by Education Level
Employed Individuals Ages 24-60, CASEN 2024



Source: CASEN 2024. Sample includes employed individuals aged 24-60.
Earnings are average monthly labor income.

Does Compulsory School Attendance Affect Schooling and Earnings?

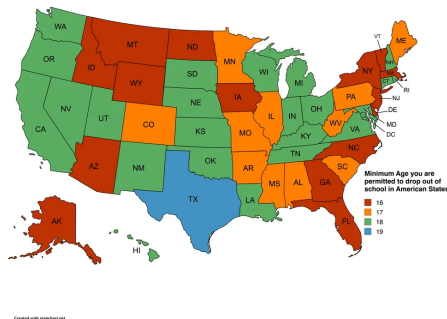
Contexto institucional en EE.UU.

El sistema escolar en EE.UU. permite abandonar la escuela a una edad mínima

- La asistencia escolar es obligatoria desde edades tempranas.
- Dependiendo del estado, es posible abandonar la escuela entre los 16 y 18 años.

Ejemplo (intuición del instrumento):

- Dos estudiantes parten la escuela en el mismo año calendario.
- Si uno nace en Q1 y otro en Q4, al cumplir la edad mínima legal el de Q1 suele haber completado más escolaridad.
- Por eso el trimestre de nacimiento puede generar variación exógena en años de educación.



Does Compulsory School Attendance Affect Schooling and Earnings?

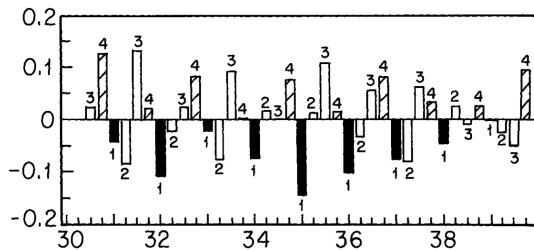
Angrist & Krueger (1991)

Instrumento (Z): Trimestre de nacimiento:

- ¿Es relevante?
- ¿Cumple con la exclusion restriction?.

Schooling (T) → Earnings (O)

Quarter of birth (Z)



Does Compulsory School Attendance Affect Schooling and Earnings?

Angrist & Krueger (1991)

To estimate the effect of education on earnings, the authors use 2SLS and estimate the following model:
First stage:

$$E_i = X_i\Pi + \sum_c Y_{ic}\delta_c + \sum_c \sum_j Y_{ic}Q_{ij}\theta_{jc} + \varepsilon_i \quad (1)$$

Second stage:

$$\ln(W_i) = X_i\beta + \sum_c Y_{ic}\xi_c + \rho\hat{E}_i + \mu_i \quad (2)$$

If you use Stata, you just need to use one command: `ivregress 2sls lnwage x (ed = 1.q 2.q 3.q),`

`vce(cluster q)`

Does Compulsory School Attendance Affect Schooling and Earnings?

Angrist & Krueger (1991)

TABLE IV
OLS AND TSLS ESTIMATES OF THE RETURN TO EDUCATION FOR MEN BORN 1920–1929: 1970 CENSUS^a

Independent variable	(1) OLS	(2) TSLS	(3) OLS	(4) TSLS	(5) OLS	(6) TSLS	(7) OLS	(8) TSLS
Years of education	0.0802 (0.0004)	0.0769 (0.0150)	0.0802 (0.0004)	0.1310 (0.0334)	0.0701 (0.0004)	0.0669 (0.0151)	0.0701 (0.0004)	0.1007 (0.0334)
Race (1 = black)	—	—	—	—	0.2980 (0.0043)	−0.3055 (0.0353)	−0.2980 (0.0043)	−0.2271 (0.0776)
SMSA (1 = center city)	—	—	—	—	0.1343 (0.0026)	0.1362 (0.0092)	0.1343 (0.0026)	0.1163 (0.0198)
Married (1 = married)	—	—	—	—	0.2928 (0.0037)	0.2941 (0.0072)	0.2928 (0.0037)	0.2804 (0.0141)
9 Year-of-birth dummies	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
8 Region of residence dummies	No	No	No	No	Yes	Yes	Yes	Yes
Age	—	—	0.1446 (0.0676)	0.1409 (0.0704)	—	—	0.1162 (0.0652)	0.1170 (0.0662)
Age-squared	—	—	−0.0015 (0.0007)	−0.0014 (0.0008)	—	—	−0.0013 (0.0007)	−0.0012 (0.0007)
χ^2 [dof]	—	36.0 [29]	—	25.6 [27]	—	34.2 [29]	—	28.8 [27]

a. Standard errors are in parentheses. Sample size is 247,199. Instruments are a full set of quarter-of-birth times year-of-birth interactions. The sample consists of males born in the United States. The sample is drawn from the State, County, and Neighborhoods 1 percent samples of the 1970 Census (15 percent form). The dependent variable is the log of weekly earnings. Age and age-squared are measured in quarters of years. Each equation also includes an intercept.

Retornos a la Educación Superior

¿Es buena idea que todos vayan a la universidad?

- La respuesta corta es: **no necesariamente**.
- El efecto de estudiar en educación superior puede ser muy distinto entre personas.

¿De qué depende?

- **Características del estudiante:** preparación académica, motivación, restricciones financieras, redes.
- **Institución/programa:** selectividad, calidad, apoyos académicos, conexión con el mercado laboral.
- **Trayectoria contrafactual:** ¿qué habría pasado si ese estudiante no entra a esa institución? (trabajo, otra universidad, inactividad, etc.).

Pregunta para la discusión:

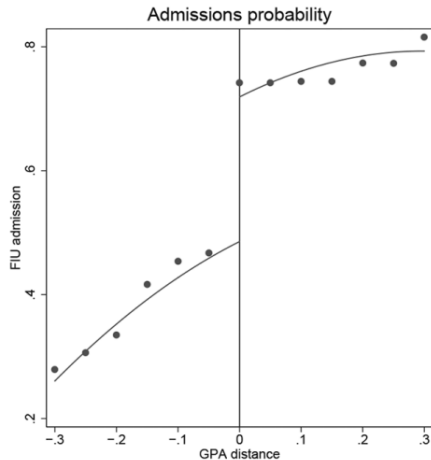
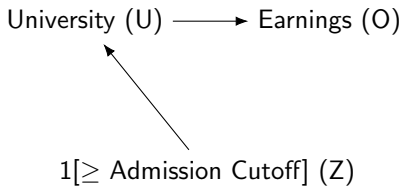
- ¿Cuál es el retorno causal de ser admitido a una universidad para estudiantes en el margen de admisión?

The Returns to College Admission for Academically Marginal Students

Zimmerman (2014)

Regression Discontinuity Design: Admission cutoff in large university in Florida.

- ¿Manipulación de la *running variable*?
- ¿Discontinuidades en potenciales *confounders*?

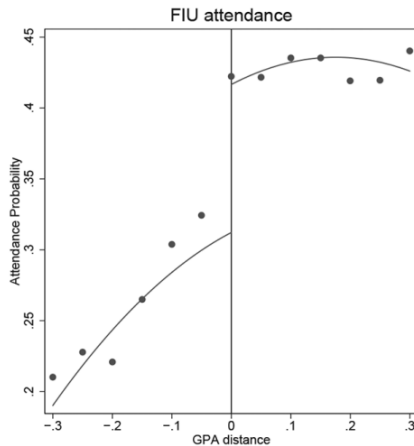
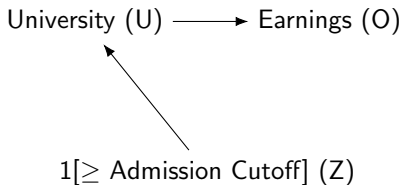


The Returns to College Admission for Academically Marginal Students

Zimmerman (2014)

Regression Discontinuity Design: Admission cutoff in large university in Florida.

- ¿Manipulación de la *running variable*?
- ¿Discontinuidades en potenciales *confounders*?

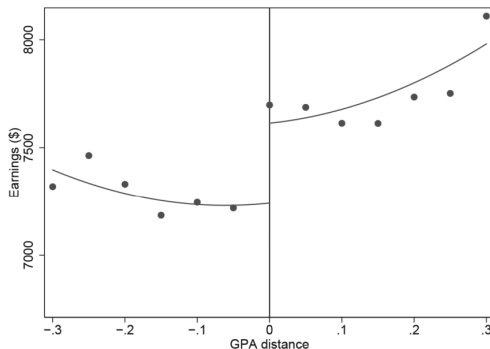


The Returns to College Admission for Academically Marginal Students

Zimmerman (2014)

Reduced form:

$$W_i = \beta_0 + \beta_1 AC_i + \beta_2 GPA_i + \beta_3 GPA_i \times AC_i + \varepsilon_i$$



reg w 1.ac gpa 1.ac#c.gpa if abs(gpa) >= 0.5

The Returns to College Admission for Academically Marginal Students

Zimmerman (2014)

First Stage:

$$FIU_i = \beta_0 + \beta_1 AC_i + \beta_2 GPA_i + \beta_3 GPA_i \times AC_i + \varepsilon_i$$

Second Stage:

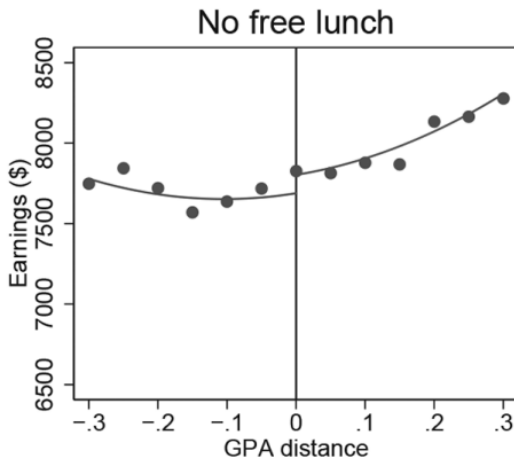
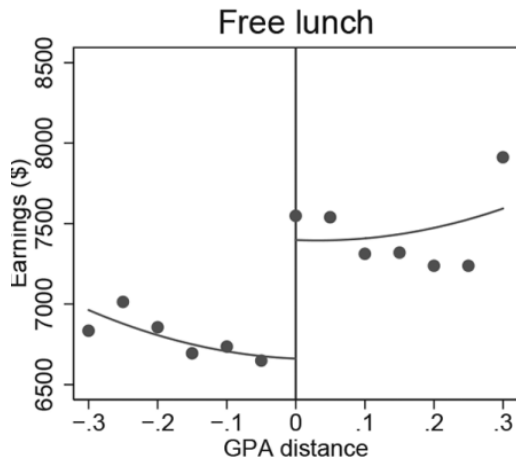
$$W_i = \beta_0 + \beta_1 \hat{FIU}_i + \beta_2 GPA_i + \beta_3 GPA_i \times AC_i + \varepsilon_i$$

Table 5
Earnings Effects 8–14 Years after High School Completion

	Main	Controls	BW=.5	BW=.15	Local Linear
Reduced-form estimates:					
Above cutoff	372* (141)	366** (130)	409** (154)	479** (198)	410** (147)
Instrumental variables estimates:					
FIU admission	1,593* (604)	1,575** (584)	1,665** (645)	1,700** (621)	2,001* (696)
Years of SUS attendance	815** (276)	792** (262)	833** (271)	966*** (305)	977** (306)
BA degree	6,547* (2,496)	6,442* (2,411)	7,366* (2,998)	10,769 (5,726)	5,958** (2,024)
N	6,542	6,542	9,659	3,294	6,542

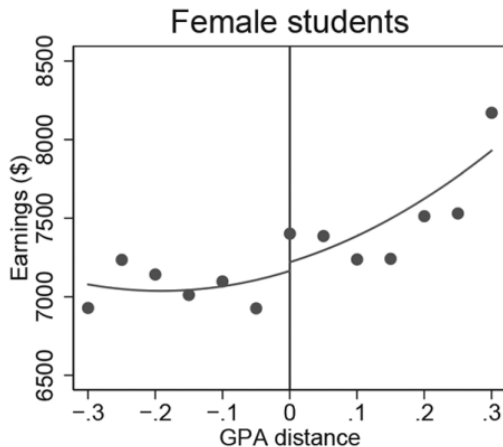
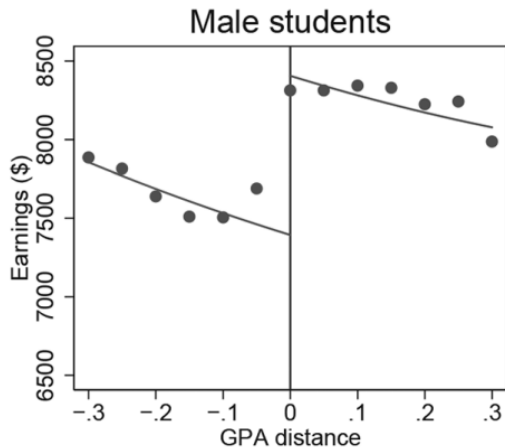
The Returns to College Admission for Academically Marginal Students

Zimmerman (2014)



The Returns to College Admission for Academically Marginal Students

Zimmerman (2014)



Returns to Schooling: Average vs Heterogeneous Returns

Los artículos que hemos discutido hasta ahora encuentran:

- Retornos positivos a años adicionales de educación escolar.
- Retornos positivos de cursar estudios universitarios (incluso en instituciones de media selectividad)

¿Qué tanta heterogeneidad existirá en los retornos a inversiones en educación?

- Distintos tipos de colegios: privados, públicos, subvencionados, científico humanistas, técnico profesionales.
- Distintos tipos de universidades: estatales, privadas, selectivas, no selectivas.
- Distintas áreas de estudio: STEM, economía, educación, derecho, salud, artes, humanidades.

¿Qué desafíos tenemos que resolver para estimar el efecto de distintas trayectorias educativas?

Desarrollo Económico

Andrés Barrios Fernández

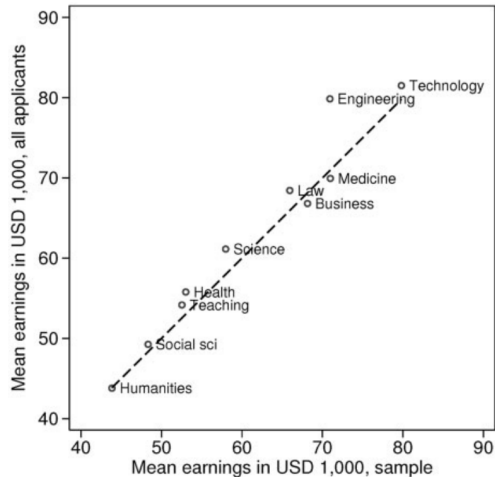
abarriosf@uandes.cl

Universidad de los Andes

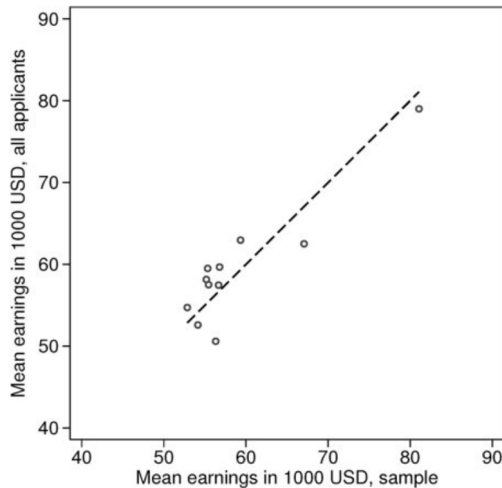
October 23, 2026

Field of study, earnings, and self selection

Kirkeboen et al (2016)



(a) Bv field



(b) Bv institution



Field of study, earnings, and self selection

Kirkeboen et al (2016)

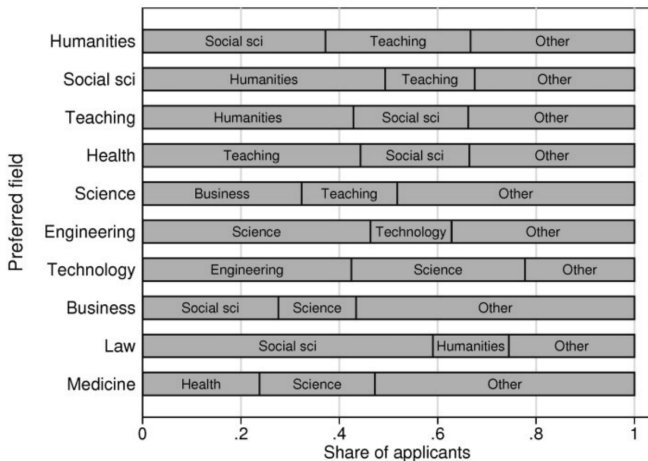


FIGURE I

Field of study, earnings, and self selection

Kirkeboen et al (2016)

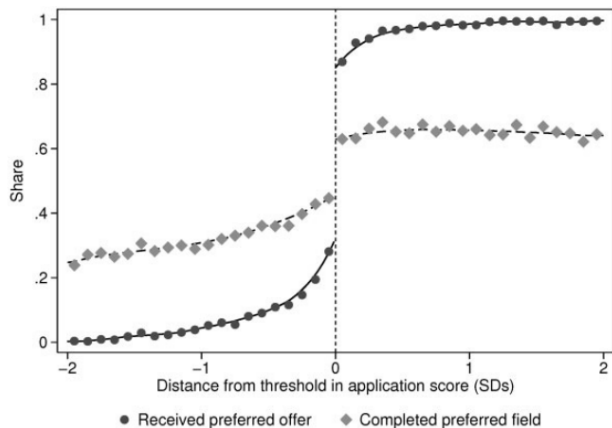
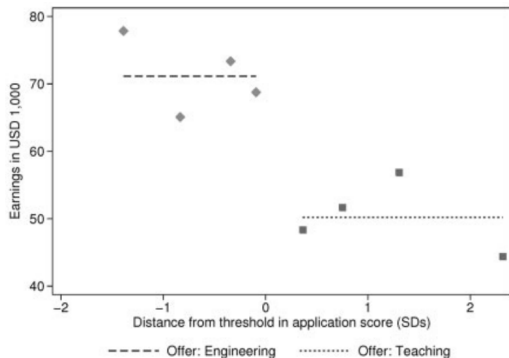


FIGURE III

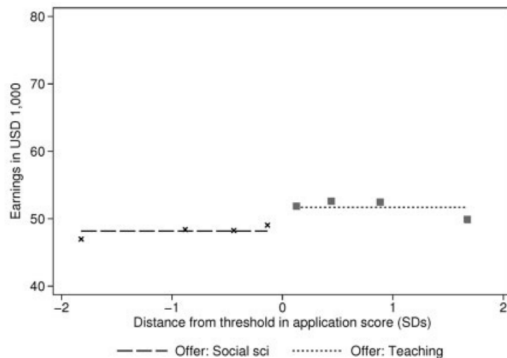
Admission Thresholds and Preferred Field Offer and Completion

Field of study, earnings, and self selection

Kirkeboen et al (2016)



(c) Offered Teaching vs. next-best Engineering



(d) Offered Teaching vs. next-best Social Science

FIGURE VI

Average Earnings around Admission Cutoffs

Field of study, earnings, and self selection

Kirkeboen et al (2016)

TABLE IV
2SLS ESTIMATES OF THE PAYOFFS TO FIELD OF STUDY (USD 1,000)

	Next Best Alternative (<i>k</i>)								
	Humanities	Soc Science	Teaching	Health	Science	Engineering	Technology	Business	Law
Completed field (<i>j</i>)									
Humanities		21.4* (11.0)	-4.7 (9.8)	-22.9* (12.1)	5.0 (11.9)	-38.5** (14.7)	6.9 (48.3)	-42.2** (10.6)	-156.3 (437.3)
Social Science	18.7** (6.7)		9.8 (11.6)	-10.8 (13.0)	55.5** (21.5)	-55.4** (20.6)	-110.4 (103.0)	-28.4** (10.7)	-76.1 (86.4)
Teaching	22.3** (5.0)	31.4** (7.9)		1.8 (6.6)	23.5** (9.5)	-33.9** (12.5)	-35.3 (37.1)	-21.1** (7.1)	22.8 (127.9)
Health	18.8** (6.3)	30.7** (7.6)	7.7** (2.8)		28.9** (7.6)	-27.9** (10.4)	-43.4** (20.8)	-17.4** (4.0)	-55.2 (97.7)
Science	53.7** (18.4)	69.6** (22.4)	38.6** (14.2)	29.6** (11.5)		-2.2 (14.6)	16.8 (18.1)	-4.9 (10.5)	148.3 (276.2)
Engineering	59.8 (50.6)	-5.5 (58.2)	75.2** (37.5)	0.2 (16.4)	52.4** (21.0)		-46.0 (43.9)	-13.0 (23.7)	-57.7 (166.6)
Technology	41.9** (10.8)	58.7** (10.1)	22.1* (12.4)	32.5** (10.1)	68.1** (9.6)	-5.6 (12.0)		7.0 (9.5)	-53.1 (147.5)

Field of study, earnings, and self selection

Kirkeboen et al (2016)

TABLE IV

(CONTINUED)

	Next Best Alternative (k)								
	Humanities	Soc Science	Teaching	Health	Science	Engineering	Technology	Business	Law
Business	48.1** (11.3)	61.9** (12.0)	31.0** (8.8)	30.2** (10.9)	58.0** (10.5)	-3.4 (12.6)	28.5* (15.6)		3.5 (83.0)
Law	46.3** (7.2)	55.6** (8.3)	36.6** (11.6)	21.5* (11.5)	40.1** (9.7)	-27.5 (18.3)	-15.6 (18.0)	-1.4 (8.7)	
Medicine	83.3** (9.8)	79.4** (10.7)	62.6** (9.0)	45.6** (7.0)	81.3** (9.7)	21.1 (20.7)	40.1** (11.7)	23.3** (8.8)	14.8 (83.6)
Female	-7.0** (1.1)	-6.3** (1.6)	-10.3* (1.3)	-5.6** (0.9)	-5.3** (1.3)	-5.1** (1.0)	-4.1** (1.6)	-7.0** (3.5)	-10.6 (6.9)
Application score	-0.6 (0.8)	4.3** (1.6)	4.0** (0.9)	1.6** (0.6)	-0.7 (0.7)	1.1* (0.6)	-0.1 (1.3)	0.1 (2.8)	13.8 (14.6)
Average y^k	30.0	23.4	46.2	51.8	27.3	87.9	78.4	75.6	105.8
Observations	8,391	11,030	10,987	3,269	6,422	3,085	1,245	4,403	1,251

Notes. From 2SLS estimation of equations (14)–(15), we obtain a matrix of the payoffs to field j as compared to field k for those who prefer j and have k as next-best field. Each cell is a 2SLS estimate (with standard errors in parenthesis) of the payoff to a given pair of preferred field and next-best field. The rows represent completed fields and the columns represent next-best fields. The row labeled average y^k reports the weighted average of the levels of potential earnings for compliers in the given next-best field. The final row reports the number of observations for every next-best field. Stars indicate statistical significance, at the *10% level and **5% level.

Field of study, earnings, and self selection

Kirkeboen et al (2016)

Este paper hace dos grandes contribuciones a la literatura:

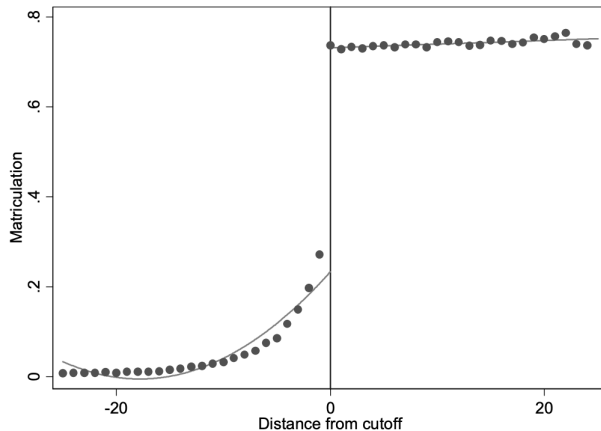
- Contribución empírica: estimadores creíbles de retornos laborales de distintas áreas de estudio.
- Contribución metodológica: interpretación del LATE:
 - Controlar por la “next-best option” es clave para identificar el LATE.
 - La “next-best option” nos informa sobre el contrafactual.
 - Los retornos de una trayectoria dependen del camino alternativo.

¿Qué sabemos sobre retornos de carreras e instituciones en Chile?

Are some degrees worth more than others?

Hastings et al (2013)

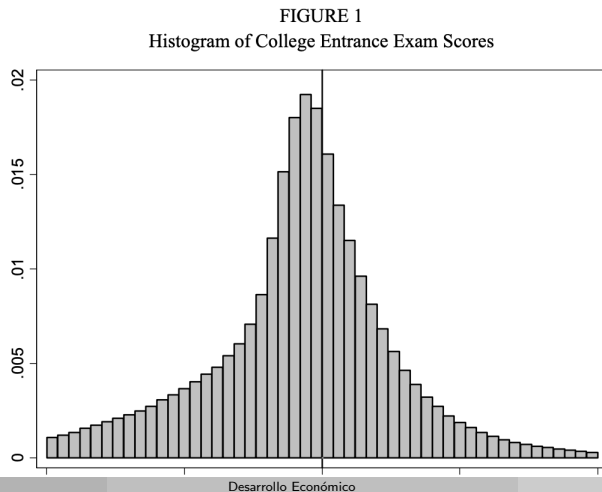
FIGURE 3
Matriculation



Are some degrees worth more than others?

Hastings et al (2013)

(1) Ausencia de manipulación de la “running variable”.

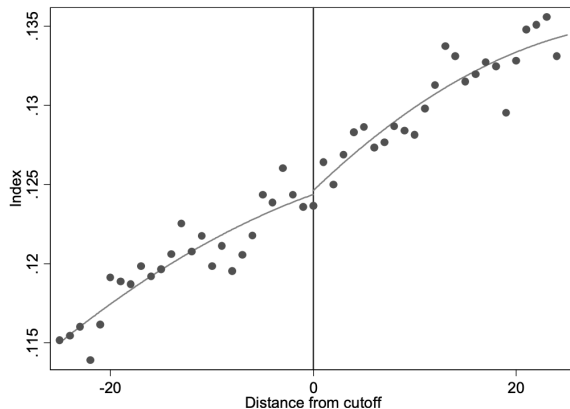


Are some degrees worth more than others?

Hastings et al (2013)

(2) Balance en confounders en el “cutoff”.

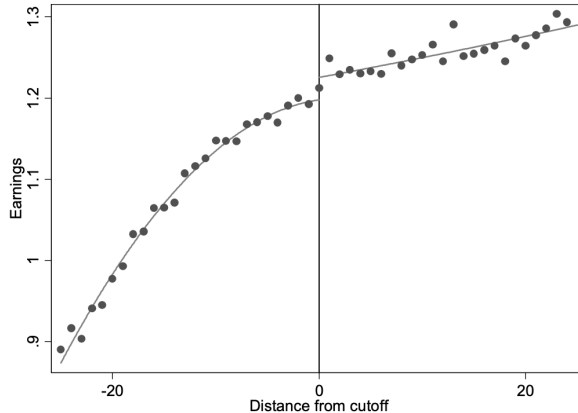
FIGURE 2
Balance on Index



Are some degrees worth more than others?

Hastings et al (2013)

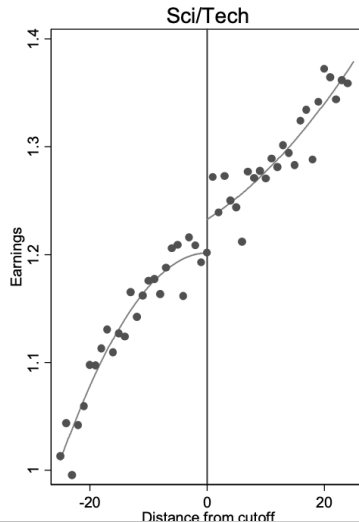
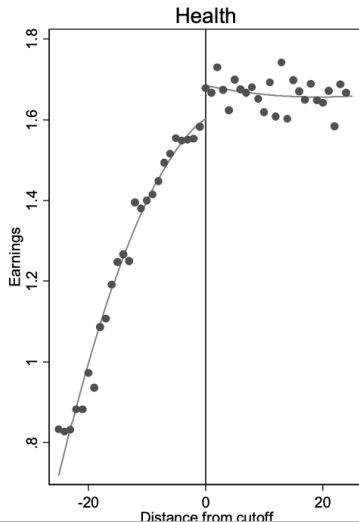
FIGURE 4
Pooled Earnings Discontinuity



Notes: Fitted values and means within one point bins of earnings outcomes by distance relative to the threshold. Sample pools over all marginal applications in the 1982-2006 cohorts. Earnings outcomes reflect averages over

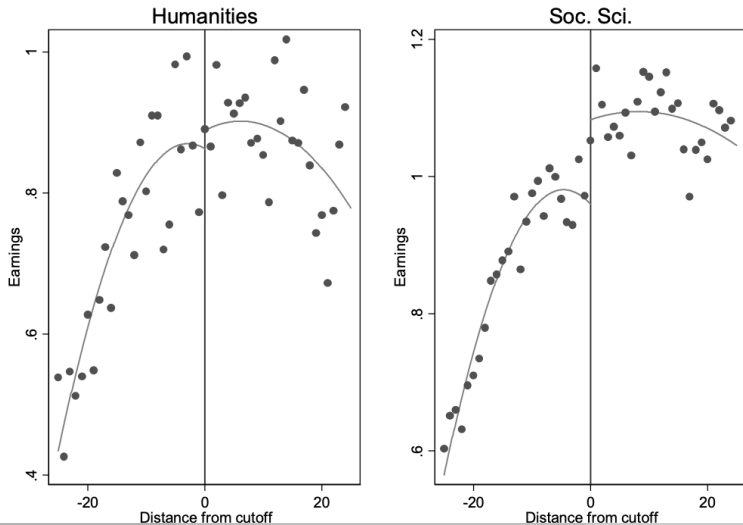
Are some degrees worth more than others?

Hastings et al (2013)



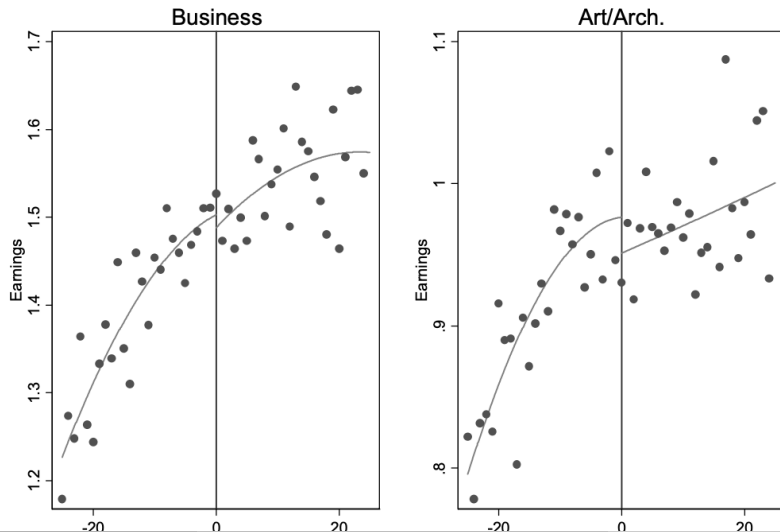
Are some degrees worth more than others?

Hastings et al (2013)



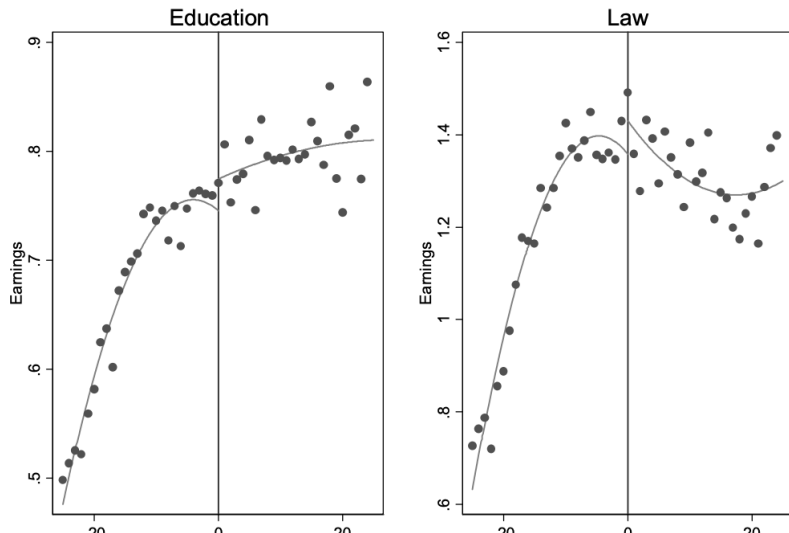
Are some degrees worth more than others?

Hastings et al (2013)



Are some degrees worth more than others?

Hastings et al (2013)



¿Qué hemos aprendido?

- Años adicionales de educación secundaria mejoran la trayectoria laboral de manera significativa.
- Asistir a la educación superior tiene efectos positivos en empleo y salarios incluso en instituciones de selectividad media.
- Existe una amplia heterogeneidad en los retornos de distintos programas e instituciones: importante definir claramente el contrafactual.
- Las instituciones educativas a las que asistimos contribuyen a nuestra performance en el mercado laboral de distintas maneras.

Human Capital vs Signaling

A Simple Framework

Asumamos que en la economía:

- Hay dos tipos de individuos: λ low ability (l) y $(1 - \lambda)$ high ability (h).
- Enfrentan distintos costos de educarse: $c_l > c_h$.
- La educación no aumenta productividad ($E_i = 0$ ó $E_i = 1$ no afectan y_i).
- Tienen distintos niveles de productividad: $y_l < y_h$.
- Los individuos conocen sus tipo, pero las firmas no $\rightarrow w_i = E[y_i|E_i]$.

En este juego de información imperfecta tenemos distintos equilibrios:

- Separating equilibrium:
 - Low-ability: $E_l = 0, w_l = y_l$
 - High-ability: $E_h = 1, w_h = y_h$
- Pooling equilibrium:
 - Low-ability: $E_l = 0, w_l = \lambda y_l + (1 - \lambda)y_h$
 - High-ability: $E_h = 0, w_h = \lambda y_l + (1 - \lambda)y_h$

Human Capital vs Signaling

Separating Equilibrium

Para que surja el “separating equilibrium” la estructura de costos y salarios tiene que hacer óptimo para individuos con low-ability no estudiar ($E_l = 0$) y para individuos con high-ability estudiar ($E_h = 1$):

$$y_h - c_h > y_l > y_h - c_l:$$

- Los beneficios de estudiar para high-ability types—i.e., $y_h - c_h$ —son mayores que los de no estudiar y simplemente obtener el salario de quienes no estudian—i.e., y_l .
- Los beneficios de estudiar para low-ability types—i.e., $y_h - c_l$ —son menores que los de no estudiar y simplemente obtener el salario de quienes no estudian—i.e., y_l .

Bajo estas condiciones no hay incentivos a desviarse: high-ability types estudian ($E = 1$), low-ability types no estudian ($E = 0$).

Human Capital vs Signaling

Pooling Equilibrium

Para que surja el “pooling equilibrium” la estructura de costos y salarios tiene que hacer óptimo para low-ability y high-ability types no estudiar. En este escenario, las firmas pagarían:

$$w(E = 0) = w(E = 1) = \lambda y_l + (1 - \lambda)y_h$$

Entonces, mientras se cumpla que los beneficios de estudiar sean menores al sueldo de mercado para ambos tipos, ninguno estudiará y la educación no cumplirá un papel de signal:

- $y_h - c_h < \lambda y_l + (1 - \lambda)y_h$
- $y_h - c_l < \lambda y_l + (1 - \lambda)y_h$

¿Qué nos dice la evidencia empírica sobre las razones para invertir en educación? (i.e., capital humano o señal).

Estimating the Labor Market Signaling Value of the GED

Tyler et al (2000)

El GED es una evaluación remedial que pueden tomar jóvenes de EE.UU. para acreditar un nivel de conocimientos similar al de egresados de educación media:

- ¿Podemos estimar los retornos del GED comparando a jóvenes que desertaron de educación media y que luego decidieron rendir o no rendir el GED?
- ¿Es suficiente estimar los retornos al GED para distinguir su contribución en capital humano y en signaling?
- Este paper explota variación generada por un experimento natural muy particular:
 - No todos los estados tienen los mismos requisitos para aprobar el GED.
 - Bajo estándar: aprueba si $\min(\text{score}) \geq 40$ ó $\text{mean}(\text{score}) \geq 45$.
 - Bajo estándar: aprueba si $\min(\text{score}) \geq 35$ y $\text{mean}(\text{score}) \geq 45$.
 - Bajo estándar: aprueba si $\min(\text{score}) \geq 35$ y $\text{mean}(\text{score}) \geq 45$.
 - Bajo estándar: aprueba si $\min(\text{score}) \geq 40$ y $\text{mean}(\text{score}) \geq 45$.

Estimating the Labor Market Signaling Value of the GED

Tyler et al (2000)

El GED es una evaluación remedial que pueden tomar jóvenes de EE.UU. para acreditar un nivel de conocimientos similar al de egresados de educación media:

- ¿Podemos estimar los retornos del GED comparando a jóvenes que desertaron de educación media y que luego decidieron rendir o no rendir el GED?
- ¿Es suficiente estimar los retornos al GED para distinguir su contribución en capital humano y en signaling?
- Este paper explota variación generada por un experimento natural muy particular:
 - No todos los estados tienen los mismos requisitos para aprobar el GED.
 - Bajo estándar: aprueba si $\min(\text{score}) \geq 40$ ó $\text{mean}(\text{score}) \geq 45$.
 - Bajo estándar: aprueba si $\min(\text{score}) \geq 35$ y $\text{mean}(\text{score}) \geq 45$.
 - Bajo estándar: aprueba si $\min(\text{score}) \geq 35$ y $\text{mean}(\text{score}) \geq 45$.
 - Bajo estándar: aprueba si $\min(\text{score}) \geq 40$ y $\text{mean}(\text{score}) \geq 45$.

Estimating the Labor Market Signaling Value of the GED

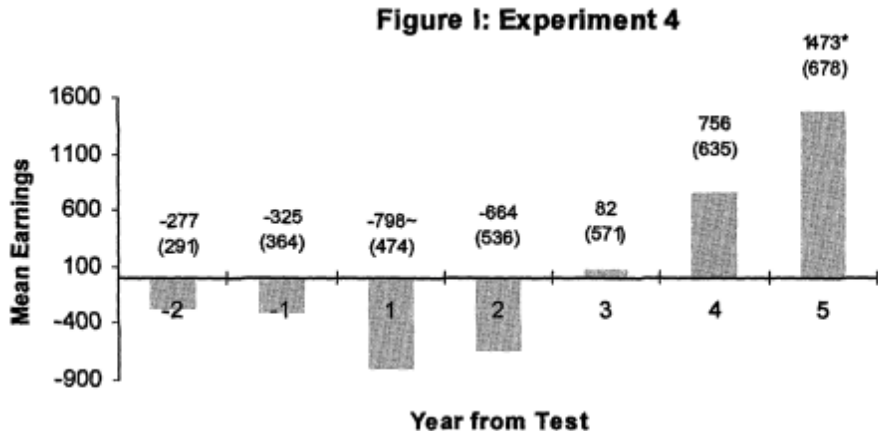
Tyler et al (2000)

TABLE III
GED SCORE GROUPS FORMED BY COMBINING MINIMUM AND MEAN SCORES
(OUTLINED CELLS = VARIATION IN GED-STATUS BY STATE, DARK SHADING = ALL
POSSESS GED, NO SHADING = NONE HAVE GED.)

Minimum score	Mean score	
	<45	> = 45
20-34	Score group 1	
35-39	Score group 2	Score group 4
40-44	Score group 3	Score group 5
45-46		Score group 6
47-48		Score group 7
49-50		Score group 8
51-52		Score group 9
53+		Score group 10

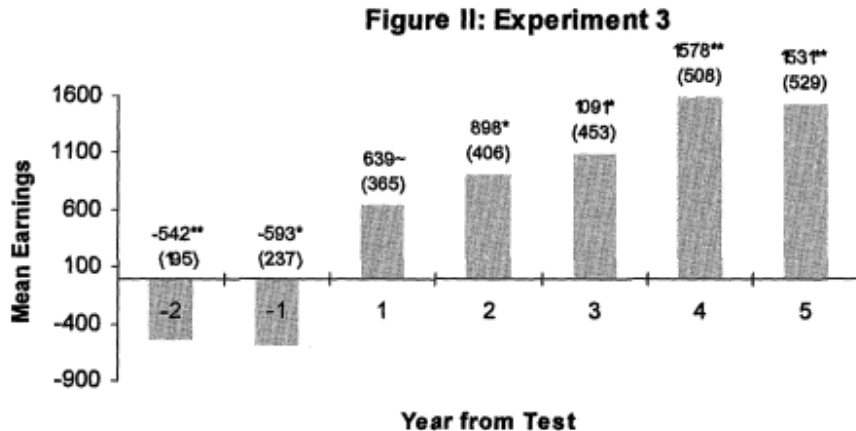
Estimating the Labor Market Signaling Value of the GED

Tyler et al (2000)



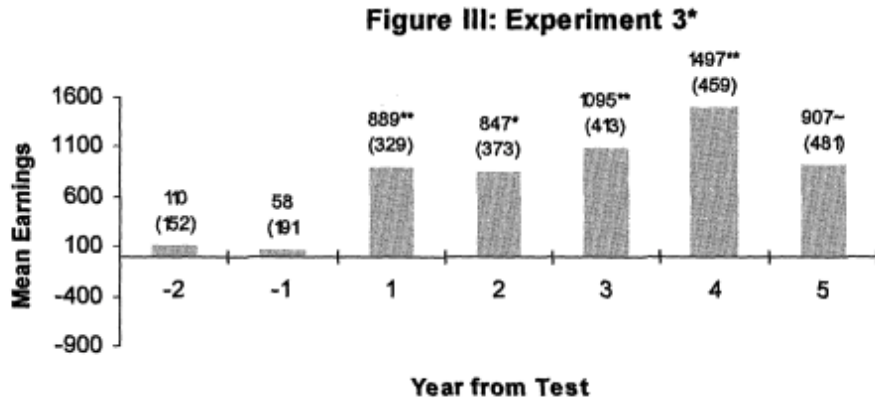
Estimating the Labor Market Signaling Value of the GED

Tyler et al (2000)



Estimating the Labor Market Signaling Value of the GED

Tyler et al (2000)



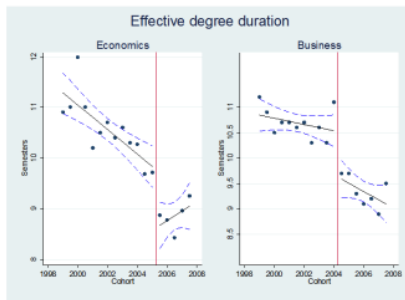
The effect of human capital on earnings

Arteaga (2018)

Reforma en Universidad de los Andes, Colombia (2006):

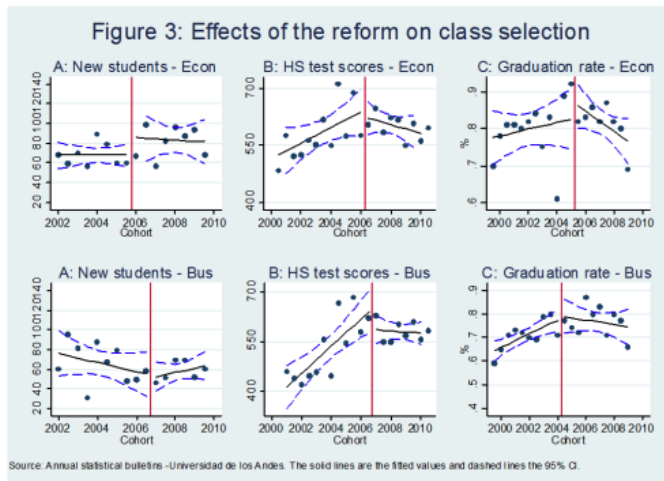
- Disminuyó créditos necesarios para graduarse de economía en 20%.
- Disminuyó créditos necesarios para graduarse de administración en 14%.
- Composición de estudiantes y graduados se mantuvo igual.

Figure 1: Effect of the reform in degree duration



The effect of human capital on earnings

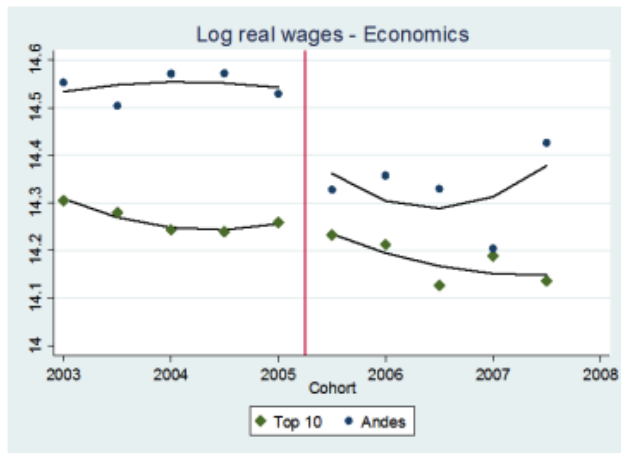
Arteaga (2018)



The effect of human capital on earnings

Arteaga (2018)

Figure 4: Pre trends and the effect of the reform on wages



The effect of human capital on earnings

Arteaga (2018)

Principales resultados:

- Tras la reforma, los sueldos cayeron un 16% en economía y un 13% en administración.
- Estos resultados indican que la educación no sólo actúa como señal, también contribuye a la formación de capital humano.
- Los sueldos parecen bajar por:
 - Baja en la calidad de las firmas que emplean a los egresados (cambia la distribución de empleadores).
 - Pero performance en entrevistas para primeros trabajos.

Desarrollo Económico

Andrés Barrios Fernández

abarriosf@uandes.cl

Universidad de los Andes

October 23, 2026