

## **Consecuencias de mediano y largo plazo del endeudamiento de jóvenes en Chile**

Brown, C. – Bucarey, A. – Campos, C. – Contreras, D. – Muñoz, P.

### **1. Introducción**

Actualmente, la deuda de los hogares chilenos corresponde al 70% del flujo de ingresos que estos generan. Nuestra investigación examina la vulnerabilidad que enfrentan los hogares endeudados, en particular hogares conformados por adultos jóvenes que comenzaron su vida laboral con deuda.

Nuestra investigación se enfoca en adultos jóvenes que adquirieron un Crédito con Aval del Estado (CAE) para acceder a la educación superior y que no necesariamente han percibido los retornos salariales esperados. Este fue un hecho documentado en Bucarey et al. (2020) donde se muestra que estudiantes que en el margen accedieron a CAE obtuvieron retornos económicos similares a los de quienes no obtuvieron CAE. La población que utiliza estos créditos proviene desproporcionadamente del 20% más pobre de la población, tienen padres con bajos niveles de escolaridad y la mayoría está afiliada a FONASA. Y es justamente por su origen socioeconómico, que los altos niveles de endeudamiento y los bajos retornos en el mercado del trabajo percibidos por esta población son preocupantes. [Necesitaríamos acceso a computador isla para generar tablas que informen de estas características]

Usando una metodología de regresión discontinua en la elegibilidad del CAE y Becas, estudiamos los efectos de estas políticas de financiamiento estudiantil en resultados laborales, así como también en conformación familiar. Encontramos que en línea con lo reportado por Bucarey et al. (2020), estudiantes entorno al corte de elegibilidad del CAE ven incrementada su deuda sin obtener con ello mayores retornos a la educación. De manera novedosa mostramos que el CAE disminuye la probabilidad de casarse, sin con ello afectar la probabilidad de tener hijos. Por otro lado, contrario a lo que esperábamos los efectos de BECAS no parecen contribuir a la disminución del monto de deuda de una manera significativa, lo que quizás se explica por el aumento del número de carreras en que los beneficiarios de becas se matriculan en los 7 años posteriores a graduación de enseñanza media. Finalmente, motivados por los bajos retornos documentados en los puntos anteriores, estimamos retornos y niveles de endeudamiento por campo de estudio y encontramos gran heterogeneidad. Este último resultado sugiere potenciales beneficios de políticas que focalicen

---

<sup>1</sup> Esta investigación utilizó información del Registro de Información Social (RIS). Los autores agradecen a la Subsecretaría de Evaluación Social la autorización para usar las Bases de datos Innominadas que forman parte del RIS de acuerdo a lo establecido en la Resolución Exenta N°412, de 2019 de la Subsecretaría de Evaluación Social. Todos los resultados del presente estudio son de responsabilidad e interpretación exclusiva de los autores de esta investigación y en nada comprometen a dicha Subsecretaría.

la ayuda financiera en base a los retornos en cada campo de estudio. Creemos que profundizar en este último punto es una importante tarea para trabajo futuro.

Nuestros resultados reafirman lo anteriormente reportado por Bucarey et al. (2020) y sugiere espacio para mejorar el diseño de la política de crédito estudiantil. En particular, los espacios de reforma sugieren:

1. Aumentar punto de corte para acceder al CAE. En Efecto, la evidencia sugiere que estudiantes de mayor puntaje sí se benefician de CAE (a diferencia de estudiantes en el margen de 475 puntos).
2. Aumentar las exigencias para que las IES sean elegible de recibir CAE. Evidencia previa muestra que existe una importante heterogeneidad en la calidad (medida está por los años de acreditación) entre instituciones de educación superior
3. Una combinación de (1) y (2).
4. Mejorar información a beneficiarios también aparece como una alternativa de política pública. Mostrar los retornos entre CFT/IP y universidades, tasas de empleabilidad, rotación laboral, etc. Ayudarían a una mejor toma de decisiones por parte de los estudiantes disminuyendo sus niveles de endeudamiento sin comprometer su capacidad de pago.

En particular, nuestro trabajo extendiendo la estimación de retornos a la educación a distintos campos de estudio muestra una importante heterogeneidad de retornos entre carreras y por género. Dada la importante discusión de política pública respecto a brechas salariales por género, la evidencia previa sugiere espacio para mejorar la focalización de los incentivos a estudiar en la educación superior y de paso reducir las brechas salariales de género.

1. En efecto, la evidencia muestra que existe al menos dos opciones para reducir la brecha de género asociada a los retornos a la educación superior:
  - a. Aumentar los cupos en ciertas carreras, por ejemplo, ingeniería.
  - b. Definir cuotas para mujeres en estas carreras.
2. Las simulaciones preliminares, indicarían que las cuotas generarían un mayor efecto en la reducción de las brechas salariales por género. [Estos resultados son preliminares. No contábamos con el interés sobre esta política en particular. Para poder desarrollar a cabalidad esta sugerencia, necesitaríamos acceso al computador isla para completar dichas simulaciones.]

A continuación, este informe final describe nuestra metodología y los resultados de nuestra investigación en mayor detalle.

## **2. Descripción de procesos y metodología**

Durante el transcurso del convenio, los datos del Registro de Información Social del Ministerio han sido utilizados para los siguientes objetivos:

1) La replicación y actualización de los resultados presentados en “Labor Market Returns to Student Loans for University: Evidence from Chile” (Bucarey, Contreras, Muñoz, 2020) que utiliza una metodología de regresión discontinua (RD) fuzzy implementada mediante estimación de variables instrumentales. Usamos la discontinuidad en elegibilidad para el crédito con aval del estado como fuente de variación para el monto de deuda y con ello estimamos el retorno en el mercado laboral de tomar deuda estudiantil.

2) Utilización de la metodología de RD, pero considerando como tratamiento las becas estudiantiles y el puntaje de corte asociado a estas. En este análisis usamos la discontinuidad en elegibilidad para becas como instrumento para el uso de becas y el monto de deuda (i.e., estudiantes con restricciones financieras que consiguen una beca puede endeudarse menos).

3) Estudio de los retornos laborales a distintos campos de estudio, en el contexto de postulaciones al sistema único de admisión del Consejo de Rectores de las Universidades Chilenas (CRUCH). Se ha puesto especial énfasis en la heterogeneidad de estos retornos por género.

Para la primera etapa, expandimos la cobertura de años del estudio original de Bucarey et al. (2020). El estudio original utilizó información de individuos graduados de enseñanza media entre 2008 y 2009, mientras que nuestros resultados de replicación extendieron este periodo a 2008 y 2012. Los resultados de este ejercicio son similares a los obtenidos en el estudio original. En breve, el acceso al CAE aumenta la probabilidad de tomarlo, así como la de matricularse y titularse en una universidad. Sin embargo, no se ven efectos positivos de lo anterior en las variables de participación laboral e ingresos. Sí se observan importantes efectos en endeudamiento, lo que sumado a los exiguos efectos en retornos pecuniarios dificultarían el pago de la deuda contraída.

Al aplicar la metodología de Bucarey et al (2020) al caso de becas estudiantiles (Bicentenario y Juan Gómez Millas), también identificamos un efecto positivo en la matrícula y años de estudio en universidades, así como una disminución moderada en la deuda estudiantil. Sin embargo, no se encontró ningún efecto en empleo ni otras variables socioeconómicas.

Estos resultados sugieren que para una correcta interpretación de los efectos de mediano y largo plazo del endeudamiento se requieren entender de mejor manera los retornos a la educación superior. Para ello, es necesario considerar un universo mayor de estudiantes, y no solo aquellos cercanos al puntaje de corte que determina elegibilidad en el acceso a crédito y becas. En este sentido, hemos complementado nuestro análisis para estimar el retorno en términos de ingresos y endeudamiento en distintos campos de estudio.

A continuación, entregamos más detalles sobre cada línea de investigación y los resultados preliminares.

### 3. Replicación “Labor Market Returns to Student Loans for University: Evidence from Chile”

En esta etapa nuestro objetivo era estudiar el efecto del Crédito con Aval de Estado (CAE) en el mercado laboral y en otras variables de resultado socioeconómicas. Para analizar los efectos de la toma de un crédito con aval de estado y aislar la endogeneidad de esta decisión utilizamos el puntaje PSU requerido para dicho crédito como instrumento en una regresión discontinua borrosa. Nos enfocamos en estudiantes cuyo puntaje PSU promedio de matemáticas y lenguaje está en torno a 21 puntos del puntaje de corte para ser elegible para el CAE. La implementación es mediante mínimos cuadrados en dos etapas (2SLS) donde la primera etapa es una regresión de la forma:

$$L_i = \pi Z_i + g(r_i) + v_i \quad [1]$$

En la que  $L_i$  representa la toma del CAE,  $Z_i$  es un indicador de elegibilidad del crédito (igual a 1 cuando el puntaje PSU es mayor a los 475 puntos requeridos para optar al CAE) y  $g(r_i)$  es una función lineal de  $r_i$  (el puntaje ponderado PSU - 475) con una pendiente diferente a cada lado del corte que determina elegibilidad para el CAE.

Luego de haber estimado la primera etapa tenemos un modelo para analizar los efectos del CAE con la forma:

$$Y_i = \beta L_i + f(r_i) + \varepsilon_i \quad [2]$$

Los efectos del CAE en los “resultados” educacionales y socioeconómicos ( $Y_i$ ) que estudiaremos están representados por el coeficiente de interés  $\beta$ , y  $f(r_i)$  es una función idéntica a  $g(r_i)$ .

Tabla 1  
Efectos de la Toma del CAE sobre Resultados Educativos

	Forma reducida (1)		2SLS (2)		MCO (3)		Media (por debajo del umbral de la muestra de RD) (4)
Primera etapa			0.078 (0.01)	***			
<b>A. Alguna vez matriculado (t8)</b>							
Cualquier institución	0.003 (0.00)		0.042 (0.04)		0.099 (0.00)	***	0.961
Universidad	0.081 (0.01)	***	1.032 (0.12)	***	0.048 (0.00)	***	0.648
Técnico profesional	-0.064 (0.01)	***	-0.819 (0.12)	***	0.130 (0.00)	***	0.517
<b>B. Años de matrícula (t8)</b>							
Cualquier institución	0.170 (0.03)	***	2.173 (0.35)	***	0.990 (0.01)	***	4.871
Universidad	0.449 (0.04)	***	5.731 (0.66)	***	0.253 (0.01)	***	3.069
Técnico profesional	-0.280 (0.03)	***	-3.573 (0.52)	***	0.738 (0.01)	***	1.808
<b>C. Graduación y número de instituciones (t8)</b>							
Graduación general	-0.009 (0.01)		-0.114 (0.09)		0.039 (0.00)	***	0.353
Graduación universitaria	0.026 (0.00)	***	0.328 (0.07)	***	-0.032 (0.00)	***	0.168
Graduación profesional	-0.035 (0.01)	***	-0.442 (0.08)	***	0.070 (0.00)	***	0.185
Numero de instituciones asistidas	0.024 (0.01)	**	0.307 (0.14)	**	0.285 (0.00)	***	1.504
Observaciones	84,424		84,424		523,942		42,875

Nota: Esta tabla presenta los efectos de préstamos educativos sobre la matrícula, los años de matrícula y graduación para diferentes tipos de instituciones. La primera fila presenta los efectos de la primera etapa de la elegibilidad inicial de los préstamos universitarios sobre la obtención del CAE. La columna 1 muestra el efecto de forma reducida, la col. 2 presenta el efecto del tratamiento estimado por mínimos cuadrados en dos etapas (2SLS), la col. 3 muestra las estimaciones por mínimos cuadrados ordinarios (MCO), y la col. 4 muestra los promedios de los alumnos que se encuentran por debajo del corte dentro del ancho de banda de la RD. Las estimaciones de las cols. 1, 2 y 4 se calculan en nuestra muestra de discontinuidad de la regresión, restringida a las observaciones en un ancho de banda de 21 puntos del límite de elegibilidad. En la columna 3 se utiliza la muestra completa del análisis. Los errores estándar robustos están entre paréntesis. \*Significativo al 10%. \*\* Significativo al 5%. \*\*\* Significativo al 1%.

Aplicamos el modelo descrito para una muestra de personas que tomaron la PSU correspondiente a los procesos 2008 a 2012, y que egresaron de educación media el año anterior a cada proceso. La columna 2 de las Tablas 1, 2, 3 y 4 exhiben los resultados de la estimación de  $\beta$  para “resultados” educativos, deuda, salario y otras variables del RIS, respectivamente. Todos los “resultados” son medidos nueve años luego de que los estudiantes egresaran de enseñanza media.

Tabla 2  
Efectos de la Toma del CAE sobre la deuda educacional

	Forma reducida (1)		2SLS (2)		MCO (3)		Media (por debajo del umbral de la muestra RD) (4)
Primera etapa			0.078 (0.01)	***			
A. Utilización del préstamo el primer año después de la graduación de la educación secundaria							
Cualquier institución	0.174 (0.01)	***	2.218 (0.17)	***	0.467 (0.00)	***	0.349
Universidad	0.186 (0.00)	***	2.376 (0.20)	***	0.253 (0.00)	***	0.204
Técnico profesional	-0.012 (0.01)	**	-0.158 (0.07)	**	0.214 (0.00)	***	0.146
B. Monto de la deuda el primer año después de la graduación de la educación secundaria							
Cualquier institución	0.462 (0.01)	***	5.905 (0.46)	***	1.025 (0.00)	***	0.769
Universidad	0.469 (0.01)	***	5.993 (0.50)	***	0.681 (0.00)	***	0.521
Técnico profesional	-0.007 (0.01)		-0.089 (0.12)		0.343 (0.00)	***	0.248
C. Utilización del préstamo nueve años después de la finalización de la educación secundaria							
Cualquier institución	-		-		-		-
Universidad	0.117 (0.01)	***	1.500 (0.11)	***	0.600 (0.00)	***	0.383
Técnico profesional	-0.020 (0.01)	***	-0.255 (0.10)	***	0.474 (0.00)	***	0.299
D. Monto de la deuda nueve años después de la graduación de la educación secundaria							
Cualquier institución	1.402 (0.09)	***	17.900 (1.10)	***	10.057 (0.01)	***	6.277
Universidad	1.489 (0.09)	***	19.021 (1.50)	***	7.501 (0.02)	***	4.509
Técnico profesional	-0.088 (0.05)	*	-1.120 (0.65)	*	2.556 (0.01)	***	1.768
D. Préstamo del FSCU cinco años después de la graduación de la educación secundaria							
Cualquier institución	0.053 (0.00)	***	0.679 (0.09)	***	-0.119 (0.00)	***	0.150
Observaciones	84,424		84,424		523,942		42,875

Nota: Esta tabla presenta los efectos de la obtención de préstamos educativos en los resultados de la deuda educativa. La primera fila presenta los efectos de la primera etapa de la elegibilidad inicial de los préstamos universitarios sobre la obtención de préstamos educativos. La columna 1 muestra el efecto de la forma reducida, la col. 2 presenta el efecto del tratamiento estimado por mínimos cuadrados de dos etapas (2SLS), la col. 3 muestra las estimaciones por mínimos cuadrados ordinarios (MCO), y la col. 4 muestra a los promedios de los alumnos que se encuentran por debajo del corte dentro del ancho de banda de la RD. Las estimaciones de las cols. 1, 2 y 4 se calculan en nuestra muestra de discontinuidad de la regresión, restringida a las observaciones en un ancho de banda de 21 puntos del límite de elegibilidad. En la columna 3 se utiliza la muestra completa del análisis. Los errores estándar robustos están entre paréntesis. \*Significativo al 10%. \*\* Significativo al 5%. \*\*\* Significativo al 1%

Tabla 3

Efectos de la Toma del CAE sobre resultados laborales

	Forma reducida (1)		2SLS (2)		MCO (3)		Media (por debajo del umbral de la muestra RD) (4)
Primera etapa			0.078 (0.01)	***			
A. Resultados laborales ocho años después de la graduación de la educación secundaria							
Salario promedio	-4,918 (5,001)		-62,807 (63,919)		-22,240 (1,073)	***	286,111
Experiencia (meses después de la graduación de la educación secundaria)	-0.892 (0.37)	**	-11.397 (4.75)	**	-2.816 (0.07)	***	29.4
Meses empleados	-0.082 (0.07)		-1.045 (0.93)		-0.249 (0.01)	***	5.6
Meses empleados con contrato fijo	-0.021 (0.07)		-0.272 (0.89)		-0.186 (0.01)	***	3.8
Meses empleados con contrato indefinido	-0.061 (0.04)		-0.773 (0.57)		-0.063 (0.01)	***	1.8
Observaciones	84,424		84,424		523,942		42,875

Nota: Esta tabla presenta los efectos de la aceptación de los préstamos educativos en los resultados del mercado laboral. La primera fila presenta los efectos de la primera etapa de la elegibilidad inicial del préstamo universitario sobre la aceptación del préstamo educativo. La columna 1 muestra el efecto de la forma reducida, la col. 2 presenta el efecto del tratamiento estimado por mínimos cuadrados de dos etapas (2SLS), la col. 3 muestra las estimaciones por mínimos cuadrados ordinarios (MCO), y la col. 4 muestra los promedios de los alumnos que se encuentran por debajo del corte dentro del ancho de banda de la RD. Las estimaciones de las cols. 1, 2 y 4 se calculan en nuestra muestra de discontinuidad de la regresión, restringida a las observaciones en un ancho de banda de 21 puntos del límite de elegibilidad. En la columna 3 se utiliza la muestra completa del análisis. Los errores estándar robustos están entre paréntesis. \*Significativo al 10%. \*\* Significativo al 5%. \*\*\* Significativo al 1%.

**Tabla 4**  
**Efectos de la toma del CAE sobre Resultados Sociales**

	Reduced Form (1)	2SLS (2)	OLS (3)	Mean (below threshold RD sample) (4)
Primera etapa		0.078 *** (0.01)		
A. Resultados del registro social en 2019				
Parte del Registro Social	0.002 (0.01)	0.023 (0.08)	0.018 *** (0.00)	0.718
Hijos	-0.005 (0.01)	-0.068 (0.09)	-0.038 *** (0.00)	0.382
Número de hijos	-0.007 (0.01)	-0.090 (0.13)	-0.078 *** (0.00)	0.508
Alguna vez casado	-0.008 * (0.00)	-0.096 * (0.06)	-0.018 *** (0.00)	0.119
Casado	-0.007 * (0.00)	-0.094 * (0.06)	-0.015 *** (0.00)	0.112
Soltero	-0.000 (0.00)	-0.002 (0.02)	-0.002 *** (0.00)	0.007
Seguro de salud privado	-0.017 *** (0.01)	-0.220 *** (0.08)	0.019 *** (0.00)	0.243
Seguro de salud público	0.024 *** (0.01)	0.303 *** (0.08)	0.001 (0.00)	0.697
Observaciones	84,424	84,424	523,942	42,875

Nota: Esta tabla presenta los efectos de la aceptación de los préstamos educativos en los resultados del mercado laboral. La primera fila presenta los efectos de la primera etapa de la elegibilidad inicial de los préstamos universitarios sobre la aceptación de los préstamos educativos. La columna 1 muestra el efecto de forma reducida, la col. 2 presenta el efecto del tratamiento estimado por mínimos cuadrados de dos etapas (2SLS), la col. 3 muestra las estimaciones por mínimos cuadrados ordinarios (MCO), y la col. 4 muestra los promedios de los alumnos que se encuentran por debajo del corte dentro del ancho de banda de la RD. Las estimaciones de las cols. 1, 2 y 4 se calculan en nuestra muestra de discontinuidad de la regresión, restringida a las observaciones en un ancho de banda de 21 puntos del límite de elegibilidad. En la columna 3 se utiliza la muestra completa del análisis. Los errores estándar robustos están entre paréntesis. \*Significativo al 10%. \*\* Significativo al 5%. \*\*\* Significativo al 1%.



Los resultados son similares a los obtenidos en el estudio original (Bucarey et al., 2020). Es importante señalar, que replicar los resultados permiten calibrar los modelos a estimar y tener confianza de que los nuevos resultados no se explican por diferencias metodológicas. De la primera etapa tenemos que cruzar el umbral de los 475 para acceder al CAE aumenta la probabilidad de tomarlo en 8 puntos porcentuales (Ver Tabla 4, primera fila, coeficiente de 2SLS 0.078). Luego, encontramos un efecto positivo en la probabilidad de matricularse y titularse en una universidad y en la cantidad de años de matrícula en el mismo tipo de institución. Por otro lado, hay una disminución de estas mismas variables en centros de formación técnica e institutos profesionales.

También encontramos un aumento en la probabilidad de tener deuda estudiantil y un aumento de casi 18 mil dólares en deuda estudiantil a los 8 años de egresar de la enseñanza media. En términos de empleo, solo encontramos un efecto en experiencia laboral, con una disminución de casi 12 meses en aquellos con acceso al CAE, lo que podría ser consecuencia del aumento de 2 años matriculado en alguna institución de educación superior.

Finalmente, se examinan diferentes factores que en la literatura han sido asociados con un mayor endeudamiento: matrimonio, hijos, uso de servicios públicos. La evidencia sugiere, que en el caso chileno el endeudamiento de los jóvenes tiene efectos menores sobre estos resultados. En efecto, al revisar efectos en nuevas variables disponibles con información del RIS, encontramos que existe una disminución (aumento) en la probabilidad de tener de un plan de salud privado (público) y de estar casado en 2019, aunque este último efecto es marginalmente significativo.

#### **4. Aplicar metodología RD usando becas estudiantiles como tratamiento.**

El segundo paso en nuestra investigación fue aplicar la metodología descrita en la sección anterior, pero utilizar como tratamiento el uso de una beca estudiantil. Esto significa que la variable  $Z_i$  (en las ecuaciones [1] y [2] de la sección anterior) ahora corresponde a un indicador de elegibilidad para obtener una beca estudiantil (Bicentenario o Juan Gómez Millas) y  $r_i$  representa la diferencia entre el puntaje obtenido y 550 puntos, que es el puntaje requerido para acceder a estas becas. En este caso utilizamos una muestra de personas dentro de una banda de 25 puntos alrededor del puntaje de corte.

Aplicamos el modelo descrito para una muestra de personas que tomaron la PSU correspondiente a los procesos 2008 a 2012, y que egresaron de educación media el año anterior a cada proceso. A diferencia de la muestra de la sección anterior, esta vez filtramos a los alumnos según su quintil socioeconómico, ya que solo los del primer y segundo quintil son elegibles para una beca estudiantil. La columna 2 de las Tablas 5, 6, 7 y 8 exhiben los resultados de la estimación de  $\beta$  para outcomes educacionales, deuda, salario y otras variables del RIS, respectivamente.

Tabla 5

## Efectos de la toma de la Beca sobre resultados educacionales

	Forma reducida (1)		2SLS (2)		Media (por debajo del umbral de la muestra de RD) (3)
Primera etapa			0.282 (0.01)	***	
<b>A. Alguna vez matriculado (t8)</b>					
Cualquier institución	0.002 (0.00)		0.006 (0.01)		0.985
Universidad	0.012 (0.01)	**	0.043 (0.02)	**	0.891
Técnico profesional	-0.004 (0.01)		-0.016 (0.03)		0.243
<b>B. Años de matrícula (t8)</b>					
Cualquier institución	0.060 (0.03)	**	0.214 (0.11)	**	5.699
Universidad	0.079 (0.04)	*	0.282 (0.15)	*	4.905
Técnico profesional	-0.019 (0.03)		-0.066 (0.10)		0.798
<b>C. Graduación y número de instituciones (t8)</b>					
Graduación general	0.002 (0.01)		0.008 (0.03)		0.360
Graduación universitaria	0.005 (0.01)		0.019 (0.03)		0.279
Graduación profesional	-0.003 (0.00)		-0.011 (0.02)		0.081
Número de instituciones asistidas	0.029 (0.01)	**	0.104 (0.04)	**	1.463
Observaciones	55,662		55,662		26,091

Nota: Esta tabla presenta los efectos de la aceptación de la beca en la matriculación, los años de matriculación y la graduación. La primera fila presenta los efectos de la primera etapa de la elegibilidad inicial de la beca universitaria sobre la aceptación de la beca. La columna 1 muestra el efecto de forma reducida, la col. 2 presenta el efecto del tratamiento estimado por mínimos cuadrados en dos etapas (2SLS), la col. 3 muestra los promedios de los alumnos que se encuentran por debajo del corte dentro del ancho de banda de la RD. Las estimaciones de las cols. 1, 2 y 3 se calculan en nuestra muestra de discontinuidad de la regresión, restringida a las observaciones en un ancho de banda de 21 puntos del límite de elegibilidad. Los errores estándar robustos están entre paréntesis. \*Significativo al 10%. \*\* Significativo al 5%. \*\*\* Significativo al 1%.

Tabla 6  
Efectos de la toma de la beca sobre deuda educacional

	Forma reducida (1)	2SLS (2)	Media (por debajo del umbral de la muestra de RD) (3)
Primera etapa		0.282 (0.01)	***
A. Utilización de la beca el primer año después de la graduación de la educación secundaria			
Cualquier institución	-0.010 (0.01)	-0.037 (0.03)	0.264
Universidad	-0.005 (0.01)	-0.018 (0.02)	0.214
Técnico profesional	-0.005 (0.00)	-0.019 (0.01)	0.051
B. Monto de la deuda el primer año después de la graduación en la educación secundaria			
Cualquier institución	-0.038 (0.02)	* -0.135 (0.07)	* 0.667
Universidad	-0.025 (0.02)	-0.090 (0.07)	0.579
Técnico profesional	-0.013 (0.01)	-0.045 (0.03)	0.087
C. Utilización de la beca nuevo años después de la graduación de la educación secundaria			
Cualquier institución	-0.010 (0.01)	-0.036 (0.03)	0.487
Universidad	-0.008 (0.01)	-0.028 (0.03)	0.384
Técnico profesional	-0.003 (0.01)	-0.011 (0.02)	0.142
D. Monto de la deuda nueve años después de la graduación en la educación secundaria			
Cualquier institución	-0.309 (0.13)	** -1.098 (0.46)	** 5.688
Universidad	-0.231 (0.13)	* -0.821 (0.46)	* 4.888
Técnico profesional	-0.078 (0.05)	* -0.277 (0.16)	* 0.801
D. Préstamo del FSCU cinco años después de la graduación de la educación secundaria			
Cualquier institución	-0.234 (0.01)	*** -0.830 (0.03)	*** 0.113
Observaciones	55,662	55,662	26,091

Nota: Esta tabla presenta los efectos de la aceptación de las becas sobre la deuda de los préstamos estudiantiles. La primera fila presenta los efectos de la primera etapa de la elegibilidad inicial de la beca universitaria sobre la aceptación de la beca. La columna 1 muestra el efecto de forma reducida, la col. 2 presenta el efecto del tratamiento estimado por mínimos cuadrados en dos etapas (2SLS), la col. 3 muestra los promedios de los alumnos que se encuentran por debajo del corte dentro del ancho de banda de la RD. Las estimaciones de las cols. 1, 2 y 3 se calculan en nuestra muestra de discontinuidad de la regresión, restringida a las observaciones en un ancho de banda de 21 puntos del límite de elegibilidad. Los errores estándar robustos están entre paréntesis. \*Significativo al 10%. \*\* Significativo al 5%. \*\*\* Significativo al 1%.

Tabla 7  
Efectos de la toma de la beca sobre resultados laborales

	Forma reducida (1)	2SLS (2)	Media (por debajo del umbral de la muestra de RD) (3)
Primera etapa		0.282 (0.01)	***
A. Resultados laborales ocho años después de la graduación de la educación secundaria			
Salario promedio	-609 (6,549)	-2,162 (23,256)	279,299
Experiencia (meses después de la graduación de la educación secundaria)	-0.229 (0.40)	-0.812 (1.41)	21.944
Meses empleados	0.008 (0.09)	0.030 (0.31)	4.939
Meses empleados con contrato fijo	0.039 (0.08)	0.137 (0.29)	3.178
Meses empleados con contrato indefinido	-0.030 (0.05)	-0.108 (0.19)	1.760
Observaciones	55,662	55,662	26,091

Nota: Esta tabla presenta los efectos de la aceptación de la beca en los resultados del mercado laboral. La primera fila presenta los efectos de la primera etapa de la elegibilidad inicial de la beca universitaria sobre la aceptación de la beca. La columna 1 muestra el efecto de forma reducida, la col. 2 presenta el efecto del tratamiento estimado por mínimos cuadrados en dos etapas (2SLS), la col. 3 muestra los promedios de los alumnos que se encuentran por debajo del corte dentro del ancho de banda de la RD. Las estimaciones de las cols. 1, 2 y 3 se calculan en nuestra muestra de discontinuidad de la regresión, restringida a las observaciones en un ancho de banda de 21 puntos del límite de elegibilidad. Los errores estándar robustos están entre paréntesis. \*Significativo al 10%. \*\* Significativo al 5%. \*\*\* Significativo al 1%.

Tabla 8  
Efectos de la toma de la beca sobre resultados sociales

	Forma reducida (1)	2SLS (2)	Media (por debajo del umbral de la muestra de RD) (3)
Primera etapa		0.282 (0.01)	***
A. Resultados del registro social en 2019			
Parte del Registro Social	-0.007 (0.01)	-0.023 (0.03)	0.702
Hijos	0.001 (0.01)	0.004 (0.03)	0.264
Número de hijos	-0.000 (0.01)	-0.002 (0.04)	0.332
Alguna vez casado	-0.002 (0.01)	-0.007 (0.02)	0.100
Casado	-0.002 (0.01)	-0.007 (0.02)	0.095
Soltero	0.000 (0.00)	0.000 (0.00)	0.005
Seguro de salud privado	-0.000 (0.01)	-0.002 (0.03)	0.270
Seguro de salud público	-0.001 (0.01)	-0.005 (0.03)	0.667
Observaciones	55,662	55,662	26,091

Nota: Esta tabla presenta los efectos de la aceptación de la beca en varios resultados sociales. La primera fila presenta los efectos de la primera etapa de la elegibilidad inicial de la beca universitaria sobre la aceptación de la beca. La columna 1 muestra el efecto de forma reducida, la col. 2 presenta el efecto del tratamiento estimado por mínimos cuadrados en dos etapas (2SLS), la col. 3 muestra los promedios de los alumnos que se encuentran por debajo del corte dentro del ancho de banda de la RD. Las estimaciones de las cols. 1, 2 y 3 se calculan en nuestra muestra de discontinuidad de la regresión, restringida a las observaciones en un ancho de banda de 21 puntos del límite de elegibilidad. Los errores estándar robustos están entre paréntesis. \*Significativo al 10%. \*\* Significativo al 5%. \*\*\* Significativo al 1%.

Observamos que la primera etapa es estadísticamente significativa, aumentando la probabilidad de obtener una beca al cruzar el umbral de los 550 puntos en 28 puntos porcentuales. No todos los estudiantes que cruzan el umbral son objeto de la beca pues la obtención de la beca está sujeta a matrícula en carreras universitarias acreditadas.

Los efectos en resultados educacionales son similares a los del CAE en el sentido que observamos un aumento en la matrícula y años totales de matrícula. Sin embargo, las magnitudes de estos efectos son mucho menores y no encontramos un efecto positivo en la titulación de universidades, ni tampoco la disminución en las variables ya mencionadas para carreras técnicas (CFT e IP).

En términos de deuda estudiantil, encontramos una disminución en la deuda estudiantil pero no en las magnitudes que esperábamos. A modo de hipótesis, esperábamos que el acceso a una

beca redujera de forma significativa el uso de CAE. Sin embargo, la disminución en la deuda estudiantil a los nueve años de egresar de la educación media ronda los mil dólares.

Por otra parte, y a diferencia del corte anterior (475 puntos), en este margen no se observa un menor (mayor) uso de sistema de salud privado (público). En línea con los resultados previamente señalados, no encontramos efectos económicos o estadísticamente significativos de las becas en el mercado laboral o en otras variables del RIS.

Tanto los resultados del CAE como becas sugieren que el mayor margen de efecto económico de ayudas estudiantiles corresponde al endeudamiento y a los bajos retornos en el mercado laboral. En el estudio previo (Bucarey et al., 2020) mostramos evidencia sugerente de que dichos bajos retornos puede ser explicados por la magra calidad de las carreras universitarias en que se matriculan los beneficiarios del CAE. Para ahondar en esta línea de investigación se requiere entender de mejor manera la heterogeneidad de dichos retornos. Para ello, es importante examinar los retornos asociados a distintos campos de estudio. La siguiente sección, describe el estado de avance de dicho análisis.

## 5. Exploración sobre retornos a distintos campos de estudio

Dentro del marco del estudio de endeudamiento y becas para la educación superior, también toma relevancia entender el retorno a cada campo de estudio. Esto es importante a la luz de estudios recientes que han destacado que la dispersión en los retornos a distintos campos de estudio es comparable a la dispersión en retornos a la educación superior (Altonji et al., 2017). Sin embargo, la estimación de retornos a los campos de estudio es desafiante, ya que está plagada de muchas de las mismas dificultades que afectan la estimación de retornos a la educación (Card, 2001; Altonji et al., 2012). Por ejemplo, considérese la estimación del siguiente modelo:

$$Y_{i(j)} = \alpha_j + \beta X_i + \epsilon_{i(j)},$$

donde  $Y_{i(j)}$  corresponde al ingreso laboral del individuo  $i$  que se graduó del campo de estudio  $j$ . En este modelo, el parámetro  $\alpha_j$  representaría el retorno al campo de estudio. Sin embargo, estimación de  $\hat{\alpha}_j$  por OLS generaría retornos sesgados, esto pues hay no observables  $\epsilon_{i(j)}$  que determinan tanto el nivel de ingresos como las preferencias por un campo de estudio determinado. Este es el caso en presencia de selección á la Roy (1951) dónde individuos postulan a campos de estudio en los que tienen alta ventaja comparativa, y por lo tanto altos retornos.

Conscientes de estos problemas, nosotros estimamos retornos por campo de estudio siguiendo de cerca el trabajo de Abdulkadiroglu et al. (2020), que asume que la única fuente de sesgo en los retornos al campo de estudio se debe a la correlación entre las preferencias de los estudiantes por dichos campos y los ingresos. La idea es que si podemos controlar por las preferencias de los

estudiantes (i.e., las que podrían reflejar ventaja comparativa), entonces podemos resolver el problema de sesgo en la estimación de dichos retornos.<sup>2</sup>

Para implementar esta estrategia empírica nos enfocamos en la población de graduados universitarios para quienes observamos un ranking de postulación. Es decir, consideramos estudiantes que postulan a universidades del CRUCH entre 2004 y 2012 mediante el sistema centralizado de admisión y que se gradúan de algún campo de estudio. Para definir dichos campos clasificamos las carreras de acuerdo con el “OECD Handbook for Internationally Comparative Education Statistics”; el que propone las siguientes 10 clasificaciones: “Agricultura”, “Ciencia”, “Ciencias Sociales, Negocios and Derecho”, “Educación”, “Humanidades and Artes”, “Ingeniería, manufactura y construcción”, “Salud y Bienestar”, y “Servicios”. Para nuestro análisis, reclasificamos “Ciencias sociales, Negocios y Derecho” en tres campos distintos: “Ciencias sociales”, “Negocios”, y “Derecho”. También separamos “Medicina” de “Salud y Bienestar” y eliminamos los campos de “Agricultura” y “Servicios” pues incluyen programas poco homogéneos.<sup>3</sup> Es decir, nuestro análisis considera 9 campos de estudio.

Para implementar la estrategia empírica procedemos en dos etapas. La primera etapa requiere modelar y estimar un modelo de elección discreta de los estudiantes, quienes escogen entre distintos campos de estudio. En particular, modelamos la utilidad indirecta del campo  $j$  para el estudiante  $i$  como sigue:

$$U_{ij} = \delta_{jc(i)} + v_{ij}$$

Donde el parámetro  $\delta_{jc(i)}$  representa la utilidad promedio asociada con el campo de estudio  $j$  para todos los estudiantes con características  $c$ , donde  $c$  representa celdas definidas en base a ubicación geográfica, tipo de escuela, elegibilidad para becas y créditos, y género de los estudiantes. Es importante notar que, en este modelo, el término de error  $v_{ij}$  representa heterogeneidad en preferencias no observada. Siguiendo los supuestos estándar en la literatura de elección discreta, cerramos el modelo suponiendo que cualquier heterogeneidad de preferencia no observada restante tiene una distribución de valor extremo tipo 1, con realizaciones aleatorias independientes condicional en  $\delta_{jc(i)}$ .

Para estimar este modelo empíricamente, asumimos que un estudiante revela que el campo de estudio  $j$  es su campo más preferido si es que aquel campo esta primero en su lista de opciones, luego su segundo campo más preferido es el segundo en la lista, etc. En este sentido, las preferencias se pueden representar con el siguiente vector:

---

<sup>2</sup> De manera complementaria, también implementamos una estrategia empírica que se basa en Abdulkadiroglu et al. (2019). Detalles en el Apéndice 1.

<sup>3</sup> Estos programas representan menos del 5% de las aplicaciones de los estudiantes.

$$R_i = (R_{1i}, R_{2i}, \dots, R_{j(i)i})$$

Dónde  $R_{1i}$  representa el campo más preferido (primero en la lista). Naturalmente, la dimensión de la lista puede variar entre estudiantes, i.e., algunos solo ranquean uno o dos campos de estudio, otros ranquean más opciones. En este contexto, la primera opción ranqueada por un estudiante satisface:

$$R_{1i} = \arg \max_{s \in J} U_{is}$$

Y las siguientes opciones satisfacen:

$$R_{ik} = \arg \max_{s \in J \setminus (R_{1i}, \dots, R_{k-1i})} U_{is}, \quad k > 1$$

Bajo supuestos estructurales estándar sobre la distribución del término de error en la utilidad indirecta podemos derivar la probabilidad de observar un ranking de preferencias como un producto de funciones logísticas:

$$L(R_i | X_i) = \prod_{k=1}^{j(i)} \frac{\exp(\delta_{kc})}{\sum_{r_i \in R_i \setminus R_{1i}, \dots, R_{k-1i}} \exp(\delta_{rc})}$$

Esta expresión es estimable vía “Maximum likelihood”, i.e., ranked-order logit. En la práctica estimamos este modelo por separado para 54 celdas  $c$  de covariables definidas por 3 tipos de escuelas (pública, privada, subvencionada), 3 regiones (sur; centro; norte), 3 rangos de PSU relevantes para ayuda financiera (450-475; 475-550; 550-850), y por género. De este procedimiento obtenemos una estimación de la utilidad promedio asociada con el campo de estudio  $j$  para todos los estudiantes con características  $c$ , es decir, obtenemos  $\hat{\delta}_{kc}$ .

En la segunda etapa, utilizamos los parámetros obtenidos del modelo de elección discreta para construir “funciones de control” (Dubin and McFadden, 1984). Dichas “funciones de control” las representamos con el término  $\lambda_k(X_i, R_i)$  y corresponden a  $E[\eta_{ik} - \bar{\eta} | X_i, R_i]$ , donde  $\eta_{ik} = v_{ij} - v_{i0}$  representa heterogeneidad no observada en las preferencias por el campo  $j$  relativo a otro campo base 0. Detalles sobre cómo se derivan las representaciones analíticas de estas “funciones de control” están disponibles en Abdulkadiroglu et al. (2020).

Una vez obtenidas las “funciones de control”, podemos estimar el modelo de interés:

$$Y_{i(j)} = \alpha_j + \beta X_i + \sum_k \psi_k \lambda_k(X_i, R_i) + \varphi \lambda_j(X_i, R_i) + \epsilon_{i(j)}$$



donde  $Y_{i(j)}$  corresponde al ingreso laboral del individuo  $i$  que se graduó del campo de estudio  $j$ ,  $\alpha_j$  representa el retorno al campo de estudio  $j$  y  $\lambda_k(X_i, R_i)$  son “control functions” que controlan por la intensidad de las preferencias de cada individuo  $i$  por cada campo de estudio  $k$ . Como mencionamos con anterioridad, los retornos a cada campo de estudio se pueden identificar causalmente bajo el supuesto de que la única fuente de sesgo en  $\alpha_j$  es la omisión de variables relacionadas a las preferencias del individuo  $i$ , capturadas por la “funciones de control”  $\lambda_k(X_i, R_i)$ .

La Tabla 9 presenta los resultados obtenidos del modelo descrito arriba. Todos los efectos son relativos al campo de estudio omitido: “Salud”. Vemos que, relativo a Salud, los resultados en el mercado laboral, que incluyen salarios totales en 2019, empleabilidad e ingresos siete años luego de egreso, son más favorables para los campos de estudio de Educación, Ingeniería, Medicina y Negocios, mientras que los campos de estudio de Ciencias Sociales y Humanidades presentan peores resultados en el mercado laboral. Por otro lado, Derecho y Ciencias presentan retornos similares a Salud. Nuestros resultados sugieren una alta heterogeneidad en el retorno en el mercado laboral de los distintos campos de estudio.

La Tabla 9 también revela que, con excepción de Medicina, todos los campos de estudio generan un menor nivel de deuda que Salud. Esto es interesante pues los retornos no presentan el mismo patrón y por tanto, sumando la heterogeneidad de retornos en relación a “Salud” junto a la menor deuda de los otros campos de estudio genera un patrón diverso de retornos netos a la educación.

Tabla 9  
Efecto de campos de estudio en mercado laboral y deuda del CAE

	Ganancias en 2019 (1)	anuales ***	En el mercado laboral (2)	***	Ganancias mensuales en t=7 (3)	***	Logaritmo de la deuda (4)	***
Derecho	-49.663 (146.29)		-0.085 (0.01)	***	74.907 (61.67)		-0.633 (0.03)	***
Ciencias	358.536 (150.30)	***	-0.041 (0.01)	***	466.806 (62.57)	***	-0.996 (0.03)	***
Ciencias sociales	-2608.166 (96.63)	***	-0.049 (0.00)	***	20.222 (42.79)		-0.904 (0.03)	***
Docencia	763.805 (71.27)	***	0.118 (0.00)	***	1463.767 (35.15)	***	-1.488 (0.02)	***
Humanidades	-6646.655 (127.37)	***	-0.179 (0.01)	***	-737.837 (70.62)	***	-1.216 (0.03)	***
Ingeniería	2869.104 (99.98)	***	0.038 (0.00)	***	919.318 (51.63)	***	-1.113 (0.02)	***
Medicina	10984.847 (198.59)	***	0.135 (0.01)	***	2263.286 (98.81)	***	-0.063 (0.04)	
Negocios	4275.434 (93.61)	***	0.065 (0.00)	***	1723.854 (44.25)	***	-1.135 (0.02)	***
Observaciones	303966		303966		220891		303966	

Notas: Esta tabla presenta el efecto del tratamiento de cada campo de estudio en relación con la salud en el mercado laboral (columnas 1 a 3) y los resultados de la deuda estudiantil. \*Significativo al 10%. \*\* Significativo al 5%. \*\*\* Significativo al 1%.

## Conclusión

Gracias al uso de bases de datos del Registro de Información Social, del Ministerio de Desarrollo Social y Familia, hemos logrado documentar los siguientes hechos empíricos:

1. Actualizamos los efectos del CAE reportados en Bucarey et al. (2020), los que confirman que estudiantes entorno al corte de elegibilidad del CAE ven incrementada su deuda sin obtener con ello mayores retornos a la educación. La ausencia de retornos económicos sumado al incremento de deuda sugiere la precaria situación financiera de jóvenes endeudados.
2. Examinamos efectos del CAE en conformación familiar: presencia de hijos y matrimonio. Donde encontramos que el CAE disminuye la probabilidad de casarse (aunque dicho efecto es marginalmente significativo), sin con ello afectar la probabilidad de tener hijos.
3. Se observa además una menor probabilidad de usar sistema de salud privado y mayor frecuencia de usar sistema público.
4. Contrario a lo que esperábamos, los efectos de BECAS no parecen contribuir a la disminución del monto de deuda de una manera significativa, lo que quizás se explica por el aumento del número de carreras en que los beneficiarios de becas se matriculan en los 7 años posteriores a graduación de enseñanza media.
5. Finalmente, motivados por los bajos retornos documentados en los puntos anteriores, estimamos retornos y niveles de endeudamiento por campo de estudio y género. La evidencia muestra gran heterogeneidad en ambas dimensiones. Este último resultado sugiere potenciales beneficios de políticas que focalicen la ayuda financiera en base a los retornos en cada campo de estudio y/o diferenciados por género. Creemos que profundizar en este último punto es una importante tarea para trabajo futuro.
6. En particular, en relación al área de salud, aquellos campos asociados a las áreas de educación, medicina, negocios e ingeniería son los campos que ofrecen los mayores retornos económicos. Estudiantes en estas áreas obtienen mayores ingresos y acumulan menores deudas.
7. Un análisis preliminar muestra que adicionalmente, dichos retornos fluctúan por género. Luego, existe un espacio directo de política pública que busque reducir la brecha por género. Por ejemplo, permitir que un número mayor de mujeres se inscriban en aquellas áreas que ofrecen un mayor retorno incrementaría sus ingresos, reduciría su deuda futura y además reduciría la brecha de género.
8. Un análisis preliminar (pero incompleto) sugiere que una política de asignar cuotas para mujeres (en ingeniería, por ejemplo) tendría mayor impacto que una política alternativa de ofrecer un mayor número de vacantes. [Dado el interés del MDS (y del DEMRE) en este

tipo de políticas, requeriríamos tener acceso al computador isla de manera de completar este análisis que previamente no fue solicitado]

## Referencias

Abdulkadiroglu  $\tilde{}$ , A., J. D. Angrist, Y. Narita, and P. A. Pathak (2017): “Research design meets market design: Using centralized assignment for impact evaluation,” *Econometrica*, 85, 1373–1432.

——— (2019): “Breaking ties: Regression discontinuity design meets market design,” .  
Abdulkadiroglu  $\tilde{}$ , A., P. A. Pathak, J. Schellenberg, and C. R. Walters (2020): “Do parents value school effectiveness?” *American Economic Review*, 110, 1502–39.

Abdulkadiroglu  $\tilde{}$ , A. and T. Sonmez  $\tilde{}$  (2003): “School choice: A mechanism design approach,” *American economic review*, 93, 729–747.

Altonji, J. G., E. Blom, and C. Meghir (2012): “Heterogeneity in human capital investments: High school curriculum, college major, and careers,” *Annu. Rev. Econ.*, 4, 185–223.

Altonji, J. G., S. D. Zimmerman, et al. (2017): “The costs of and net returns to college major,” *Productivity in higher education*, 133.

Bucarey, A. Contreras, D. and P. Muñoz. “Labor Market Returns to Student Loans for University: Evidence from Chile” *Journal of Labor Economics*, 2020.

Card, D. (2001): “Estimating the return to schooling: Progress on some persistent econometric problems,” *Econometrica*, 69, 1127–1160.

Card, D., A. R. Cardoso, J. Heining, and P. Kline (2018): “Firms and labor market inequality: Evidence and some theory,” *Journal of Labor Economics*, 36, S13–S70.

Card, D., A. R. Cardoso, and P. Kline (2016): “Bargaining, sorting, and the gender wage gap: Quantifying the impact of firms on the relative pay of women,” *The Quarterly journal of economics*, 131, 633–686.

Card, D., J. Heining, and P. Kline (2013): “Workplace heterogeneity and the rise of West German wage inequality,” *The Quarterly journal of economics*, 128, 967–1015.

Dubin, J. A. and D. L. McFadden (1984): “An econometric analysis of residential electric appliance holdings and consumption,” *Econometrica: Journal of the Econometric Society*, 345–362.

Roy, A. D. (1951): “Some thoughts on the distribution of earnings,” *Oxford economic papers*, 3, 135–146.

## Apéndice 1

Esta estrategia hace uso de los múltiples diseños de regresión discontinua que subyacen al sistema de admisión centralizado en Chile a la vez que controla por el hecho de que los estudiantes enfrentan riesgo de asignación que depende de su propia postulación. Para implementar esta metodología, también consideramos los nueve campos de estudios definidos anteriormente y determinamos las probabilidades que cada estudiante tiene de ingresar a los campos a los que postularon (considerando su puntaje ponderado y el puntaje de corte de cada carrera). Con estos datos y estimación generamos distintas muestras con estudiantes que tuvieran las mismas combinaciones de postulaciones factibles a dos especialidades (por ejemplo, “Law” y “Business”). Con estas muestras realizamos regresiones discontinuas fuzzy que nos permiten separar el retorno de obtener un título en una especialidad por sobre otra, ya que consideran a estudiantes que postularon a esas especialidades y tienen oportunidad de ingresar en dichas preferencias.

Expresamos esto con la siguiente notación:

- $s = 1, \dots, S$ . Representa las carreras disponibles (combinación carrera-institución).
- Estudiantes  $\theta_i \in [0,1]$  con órdenes parciales  $\succ_i$  sobre  $s$  que se resumen en las listas de ranking  $L_i$ .
- Los puntajes ponderados obtenidos por cada estudiante para cada carrera  $s$  a la que aplican se representan con  $R_{is}$ .
- El sistema centralizado genera puntajes de corte para cada carrera ( $\tau_s$ ) y un set de probabilidades para cada estudiante denotado por:

$$p_i(\theta_i, \tau_s) = (p_{i1}, \dots, p_{iS})$$

- Para bandwidths pequeños, cada iteración dentro de la lista de preferencias de un estudiante es el equivalente al lanzamiento de una moneda (el que también depende de otros lanzamientos previos).
- Para un bandwidth  $\delta$ , y una carrera  $s$ , un estudiante puede caer en tres grupos:

$$t_{is}(\delta) = \begin{cases} n & \text{si } \theta \in \Theta_s^n \text{ o, si } R_{is} < \tau_s - \delta \\ a & \text{si } R_{is} \geq \tau_s + \delta \\ c & \text{si } R_{is} \in (\tau_s - \delta, \tau_s + \delta) \end{cases}$$

- Estas calificaciones para cada estudiante y carrera se denotan por  $T_i(\delta) = [t_{i1}(\delta), \dots, t_{iS}(\delta)]$  y nos permiten determinar el riesgo de asignación local.
- Para cada estudiante comenzamos en el principio de su lista de preferencias. Consideramos  $m_s(\theta, T)$  como las opciones preferidas a la carrera  $s$  en las que el estudiante está dentro del bandwidth  $\delta$ .
- Luego cada ítem representa un cuasi experimento con riesgo de asignación:

$$t_{is}(\delta) = \begin{cases} 0 & \text{si } t_s = n \\ 0 & \text{si } t_b = a \text{ para algún } b \in B_{\theta_s} \\ 0.5 \cdot 0.5^{m_s(\theta, T)} & \text{si } t_s = c \\ 1 \cdot 0.5^{m_s(\theta, T)} & \text{si } t_s = a \end{cases}$$

Luego de separar estos cuasi-experimentos realizamos regresiones discontinuas en dos etapas que nos permiten separar el retorno de obtener un título en un campo de estudio por sobre otro, ya que consideran a estudiantes que postularon, y tienen oportunidad de ingresar, a esos campos de estudio. En otras palabras, el instrumento para nuestra regresión en dos etapas es la aceptación en un determinado campo (cruzar el puntaje de corte), y el tratamiento corresponde a obtener un título en dicho campo. Una característica importante de nuestro análisis es que la muestra solo considera a estudiantes que tienen un riesgo de asignación positivo en otra especialización; es justamente esto lo que hace de nuestro enfoque empírico una novedad metodológica en la literatura de retornos a campos de estudio.

La Tabla 10, presentada a continuación, muestra los retornos pecuniarios asociados a titularse en la especialización señalada por cada la fila, relativo a la especialización indicada por cada la columna. Por ejemplo, el retorno asociado a titularse de la carrera de Derecho corresponde a 10,000 USD por año para estudiantes cuya alternativa es Humanidades; sin embargo, el retorno a titularse en la misma carrera (Derecho) es negativo para aquellos alumnos que tenían como alternativa Negocios. Para la estimación consideramos sólo aquellos estudiantes que están dentro del bandwidth de ambas especializaciones. Cabe destacar que la comparación de retornos cruzados (e.g., Derecho versus Negocios y Negocios versus Derecho) también nos permite evaluar la existencia de ventajas comparativas en el contexto chileno.

Tabla 10:  
Múltiples diseños de regresión discontinua  
Return to Field of Study in Chile

	Law	Science	Social Science	Teaching	Humanities	Engineering	Medicine	Health	Business
Law		6911.106 ( 7741.694)	-4907.481 ** ( 2025.019)	-1.22e+04 *** ( 3492.399)	10331.464 *** ( 3550.434)	-7089.134 ( 4616.545)	-9796.789* ( 5480.568)	2.48e+05 ( 1.42e+06)	-1.23e+04*** ( 2885.171)
Science	7481.359 ( 29717.931)		2366.246 ( 8500.837)	-1239.370 ( 2262.762)	-4589.586 ( 13087.545)	-838.654 ( 1033.021)	-9060.840*** ( 1559.901)	-3.83e+04** ( 16399.471)	-5453.534 ( 3744.056)
Social Science	4268.650*** ( 1390.342)	2367.129 ( 3578.901)		-4576.398 *** ( 703.309)	986.907 ( 1234.781)	4016.750 ( 2531.101)	237.740 ( 1274.979)	-466.704 ( 25149.823)	-2493.367 ( 1589.002)
Teaching	4845.262*** ( 1627.960)	2686.874 ** ( 1203.698)	4326.947 *** ( 636.145)		4676.813 *** ( 892.001)	-468.372 ( 1361.470)	-630.772 ( 969.402)	0.000*** ( 0.000)	-280.172 ( 1405.295)
Humanities	-8109.119** ( 3417.642)	-503.877 ( 4911.358)	-2994.943 ** ( 1356.585)	-4366.159 *** ( 1031.410)		-2882.692 * ( 1730.093)	-1.39e+04** ( 6319.649)		-6653.113* ( 3838.494)
Engineering	-2512.026 ( 6907.487)	-39.284 ( 966.685)	-1.18e+04 ** ( 4786.894)	1228.717 ( 1752.427)	-918.697 ( 1692.308)		-2335.054* ( 1212.341)	-1.71e+04** ( 8240.958)	-4866.144*** ( 1308.191)
Medicine	4998.189 ( 6116.265)	8335.065 *** ( 963.930)	-253.461 ( 1597.455)	1666.507 * ( 916.453)	3481.475 ( 5661.401)	2997.546 *** ( 886.553)		-1.60e+04*** ( 1373.246)	-7687.815*** ( 2880.963)
Health	1.66e+05 ( 8.01e+05)	21433.671 *** ( 4303.825)	26103.370 ( 22299.068)	4344.890 *** ( 0.000)	0.000 *** ( 0.000)	13207.349 *** ( 2874.359)	15453.413*** ( 941.986)		-1.25E+05 ( 289000)
Business	8172.367*** ( 1421.054)	7347.991 *** ( 1734.923)	5457.347 *** ( 1259.507)	3134.522 ** ( 1338.642)	2211.796 ( 2436.830)	3376.529 *** ( 720.724)	1790.232 ( 2160.964)	-1.11e+05 ( 2.57e+05)	

Notes: This table presents estimates from regression discontinuity designs where the field of study in each row is the treatment and the field of study in the column is the fallback.  
\*Significant at 10%. \*\* Significant at 5%. \*\*\* Significant at 1%.