



# **Reclutando Docentes: el Caso de la Beca Vocación de Profesor**

Juan Martín Pal

**Tesis de Maestría  
Maestría en Economía  
Universidad Nacional de La Plata**

Director de tesis: Inés Berniell

Fecha de defensa: 19/06/2025

Códigos JEL: H52, I22, I23, I25

# Reclutando Docentes: el Caso de la Beca Vocación de Profesor<sup>\*</sup>

Juan Martín Pal<sup>\*\*</sup>

Versión actual: mayo, 2025

## Resumen

Este trabajo estudia el efecto de una política de educación superior dirigida a mejorar el reclutamiento docente. Implementada en 2011 en Chile, buscaba mejorar la calidad docente atrayendo estudiantes de alto desempeño a programas de Pedagogía (efecto *crowd-in*), mientras excluía a aquellos de menor desempeño (*crowd-out*). Aprovechando la regla de asignación precisa, estimo que, en el umbral, la matrícula de estudiantes de alto desempeño en pedagogía aumentó en 42 %, con un cambio en la distribución de puntajes. Existen efectos heterogéneos: el impacto es el doble para estudiantes de bajos ingresos, quienes provienen principalmente de la opción de no matricularse. Estos estudiantes luego muestran mejor desempeño en el mercado laboral, con un aumento de 0,11DE en Valor Agregado Docente y 0,12DE en una Evaluación Docente estandarizada.

**Palabras clave:** Educación, ayuda financiera, educación superior, efectos de equilibrio.

**Códigos JEL:** H52, I22, I23, I25.

---

<sup>\*</sup>Tesis de Maestría, Universidad Nacional de La Plata.

<sup>\*\*</sup>Universidad Nacional de La Plata: juanmartinp@correo.unc.edu.ar

# 1. Introduction

Los profesores desempeñan un papel fundamental en los resultados educativos y las trayectorias socioeconómicas a largo plazo. Investigaciones han demostrado consistentemente que la calidad docente es uno de los factores más significativos en la función de producción educativa, con efectos que van más allá del aumento en las calificaciones de pruebas, incluyendo habilidades conductuales y no cognitivas (Jackson, 2018, Petek y Pope, 2023), y resultados a largo plazo como la matrícula universitaria, salarios y acceso a la vivienda propia (Chetty et al., 2014b). Su impacto en los ingresos vitalicios tiene implicaciones macroeconómicas: Chetty et al. (2014b) estima que reemplazar a un profesor del 5% inferior de la distribución de valor agregado docente con uno promedio aumentaría el valor presente de los ingresos vitalicios de un aula en aproximadamente \$250,000, mientras que Hanushek (2011) estima que reemplazar al 5% inferior de profesores en EE.UU. con profesores promedio tendría un valor presente de \$100 billones. Sin embargo, la profesión docente se caracteriza por escasez de profesores y alta rotación (Hanushek & Rivkin, 2006), y los estudiantes que ingresan a programas de Educación típicamente tienen puntajes inferiores al promedio en diversas medidas de competencia académica (Bruns & Lague, 2014). En contraste, los sistemas educativos exitosos atraen a los mejores graduados de secundaria hacia la docencia: Finlandia recluta a todos sus profesores del 20% superior de su cohorte académica, mientras que Corea del Sur selecciona a sus profesores de primaria del 5% superior. Ambos países se ubican consistentemente entre los mejores en evaluaciones internacionales (McKinsey, 2007).

En el mercado de la educación superior, los gobiernos a menudo implementan políticas para influir en la matrícula estudiantil. Estas políticas pueden clasificarse como “de inclusión” (“crowd-in”) y “de exclusión” (“crowd-out”). Las políticas de inclusión, como becas, subsidios y préstamos a tasa de interés subsidiada, incentivan a los estudiantes a cursar ciertos programas, mientras que las políticas de exclusión, como puntajes mínimos o selección por mérito, restringen el acceso a ciertos programas. Este artículo examina el diseño óptimo de una política focalizada para mejorar el reclutamiento docente, aprovechando la introducción de una política lanzada en 2011 por el Ministerio de Educación de Chile, llamada *Beca Vocación de Profesor* (BVP), dirigida a las facultades de pedagogía e incluyendo componentes tanto de inclusión como de exclusión. En el primer caso, los estudiantes de alto rendimiento eran elegibles para una beca que cubría la totalidad de la matrícula y aranceles. Al mismo tiempo, el programa también impuso un piso de rendimiento a las universidades: las instituciones participantes debían restringir la matrícula de estudiantes con puntajes inferiores al promedio nacional del examen de admisión universitaria. La participación en este

esquema era voluntaria. Para las facultades más élite, el puntaje mínimo para ingresar a pedagogía ya estaba por encima del piso impuesto, por lo que participar era estrictamente preferible. Sin embargo, las facultades de menor calidad ofrecían carreras donde la mayoría de los estudiantes estaban por debajo de este piso, por lo que no era rentable participar y optaron por no hacerlo. En el margen, pudieron existir algunas carreras donde las ganancias por participar compensaban exactamente las pérdidas. Dada esta heterogeneidad, la política óptima no era obvia *ex-ante*. Un piso de rendimiento demasiado alto haría que la mayoría de las universidades optaran por no participar, reduciendo el impacto general del programa. Si, por el contrario, el piso era muy bajo, para la mayoría de los programas este componente de la política no sería vinculante. Un umbral de elegibilidad bajo haría el programa más costoso y la calidad promedio de los estudiantes más baja, mientras que uno muy alto podría atraer muy pocos estudiantes de alto rendimiento.

Si la política no logró atraer a estudiantes de alto rendimiento a la carrera docente, entonces solo habría consistido en una transferencia de suma fija a estudiantes inframarginales. La regla de la beca proporciona una estrategia de identificación clara para medir el impacto en la matrícula. Mediante un diseño de regresión discontinua (RD), estimo que los estudiantes que obtuvieron puntajes justo por encima del umbral (el 20% superior de la distribución del examen) tuvieron una probabilidad 42% mayor de matricularse en un programa de pedagogía. Este efecto es robusto a especificaciones alternativas del modelo, selección de covariables y ancho de banda. Existe una heterogeneidad sustancial en el efecto y los patrones de transición: para estudiantes de bajos ingresos, el aumento es el doble que para los de altos ingresos, y la mayor parte del aumento se explica por estudiantes que pasaron de no matricularse a hacerlo. Para los estudiantes de altos ingresos, en cambio, casi todo el aumento proviene de quienes cambiaron de otras carreras.

Aunque valioso por sí mismo, el aumento en la matrícula de estudiantes de alto rendimiento no revela el impacto en la calidad docente, ya que la correlación entre el rendimiento como estudiante y el desempeño en el mercado laboral (ser profesor) es positiva pero débil (Jackson et al., 2014). Para abordar esto, utilice registros administrativos detallados que me permiten observar a un individuo tanto como estudiante como una vez que ingresa a la profesión docente. Mediante un análisis de Diferencias-en-Diferencias (DID), encuentro que la política también tuvo un efecto en el mercado laboral; es decir, este aumento en la calidad de los estudiantes matriculados en pedagogía se tradujo en mejores profesores, con un efecto de 0,11desviaciones estándar (DE) en Valor Agregado Docente (TVA) y un aumento de 0,12DE en un programa de Evaluación Docente realizado por el Ministerio de Educación.

Este artículo aporta a diferentes áreas de la literatura. En primer lugar, contribuye a la investigación sobre políticas docentes. La mayoría de la literatura se ha centrado en políticas laborales, como reducir el ausentismo (Duflo et al., 2012), capacitación formal (Angrist & Lavy, 2001), mentoría entre pares (Rockoff, 2008) o pagos por desempeño (Muralidharan & Sundararaman, 2011). En cuanto a políticas de reclutamiento, hay evidencia sobre el efecto de aumentar salarios (Tincani, 2014). También existe literatura sobre barreras de entrada, como licencias profesionales (Larsen et al., 2020). Este artículo contribuye al mostrar evidencia de cómo el diseño de una política de educación superior puede mejorar la calidad docente.

También contribuye a la investigación sobre financiamiento de la educación superior. Múltiples artículos muestran la efectividad de políticas que cubren parcial o totalmente la matrícula en la inscripción (Angrist et al., 2014, Denning, 2017, Londoño-Vélez et al., 2020, Dobbin et al., 2022) y graduación (Dynarski, 2003, Cohodes y Goodman, 2014, Denning, 2018). Además, se ha demostrado que el tipo de instrumento financiero afecta la elección de carrera (Arcidiacono, 2005, Rothstein y Rouse, 2011). En el contexto especial de Chile, Solis (2017) estudia el impacto del acceso a crédito en la matrícula universitaria, encontrando que los préstamos subsidiados duplican la tasa de inscripción para candidatos elegibles. Parte de mi análisis se basa en su estrategia empírica, que utiliza discontinuidades en los puntajes de pruebas para determinar elegibilidad. Sin embargo, mi enfoque no está en préstamos sino en instrumentos sin obligación de repago, como becas o subsidios, y lo complemento con el efecto en el mercado laboral.

El documento se organiza de la siguiente manera. La Sección 2 detalla la política analizada y el mercado de educación superior en Chile. La Sección 3 presenta evidencia causal del impacto de la política. La Sección 4 concluye.

## 2. Detalles de la Política y Datos

En esta sección proporciono una descripción de mi aplicación empírica. La Sección 2.1 describe la estructura del mercado de educación superior chileno, la Sección 2.2 describe la política y presenta evidencia descriptiva de sus efectos, y la Sección 2.3 describe las fuentes de datos e incluye estadísticas descriptivas de la muestra de estimación.

## 2.1. Mercado de Educación Superior

El mercado de educación superior en Chile está compuesto por 156 instituciones, de las cuales 60 son Universidades y el resto son Instituciones Terciarias que ofrecen Programas de Ciclo Corto. Dentro de las universidades, algunas forman parte del sistema centralizado de admisión, denominado *Sistema Único de Admisión* (SUA), mientras que el resto realiza su proceso de admisión fuera del sistema. En el período de estudio, 25 universidades participaban inicialmente en el sistema centralizado, mientras que en 2012 se expandió de 25 a 33. Los estudiantes que desean postular a través del sistema centralizado deben rendir la *Prueba de Selección Universitaria* (PSU), un examen nacional estandarizado para el ingreso a la educación superior. Dos secciones son obligatorias (Matemáticas y Lenguaje) mientras que dos son optionales (Ciencias Sociales y Naturales). Una vez que los estudiantes obtienen sus resultados, proceden a enviar una lista con un máximo de diez pares universidad-carrera (que denominaré programas), ordenados por preferencia. Al postular, tienen información sobre las vacantes y requisitos de cada programa, como un puntaje mínimo de postulación. Finalmente, dadas las vacantes y las listas ordenadas de ambos lados del mercado, el mecanismo centralizado de asignación empareja estudiantes con programas. Todos los programas dentro de la plataforma deben aplicar un puntaje mínimo de 450 puntos. Simultáneamente, los estudiantes pueden postular y matricularse en programas fuera de la plataforma, que generalmente son de menor calidad y donde las universidades pueden imponer libremente requisitos de puntaje en base a cada programa.

En el período de estudio, las principales becas existentes eran la *Beca Bicentenario* y la *Beca Juan Gómez Millas*, que cubrían aproximadamente el 80 % de la matrícula para estudiantes en los primeros dos quintiles de la distribución de ingresos, con puntajes superiores a 550 puntos en la PSU (promedio de los componentes de Matemáticas y Lenguaje).<sup>1</sup> El otro instrumento más común para financiar la educación superior eran los créditos universitarios, destacando un esquema subsidiado por el gobierno llamado *Crédito con Aval del Estado*, que requería un promedio PSU superior a 475 puntos, excluía a estudiantes del quintil más rico y financiaba hasta el 100 % de la matrícula en cualquier institución de educación superior acreditada.

---

<sup>1</sup>La primera solo incluía carreras en universidades tradicionales (llamadas CRUCH), mientras que la segunda incluía cualquier carrera en una institución acreditada

## 2.2. Beca para Carreras de Pedagogía

La carrera de Pedagogía es la más popular del sistema de educación superior chileno (Kapor et al., 2022), por lo que la escasez de profesores no es una preocupación. De hecho, mientras 7-8 mil estudiantes se gradúan anualmente de pedagogía, solo 4-6 mil ingresan al mercado laboral al graduarse. Sin embargo, el desempeño de los estudiantes que ingresan a pedagogía es sustancialmente inferior al de otras carreras. La Figura A1 muestra la distribución de puntajes de estudiantes matriculados en (i) programas de pedagogía, (ii) cualquier programa y (iii) programas STEM. Los estudiantes en pedagogía obtienen puntajes inferiores al universo de estudiantes universitarios, mientras que la diferencia es mayor en comparación con carreras de alto puntaje como STEM. Con el objetivo de atraer estudiantes destacados a la carrera docente, el Ministerio de Educación de Chile (MINEDUC) lanzó en 2011 la *Beca Vocación de Profesor* (BVP), una política que subsidia el 100 % de la matrícula y aranceles en carreras de pedagogía participantes. Desde su lanzamiento, la BVP tiene dos tipos de beneficiarios:

- Egresados de educación media que desean ingresar a carreras de pedagogía.
- Titulados de licenciatura (o en último año de estudios) que desean cursar un complemento pedagógico (2 años de duración) para convertirse en profesores.

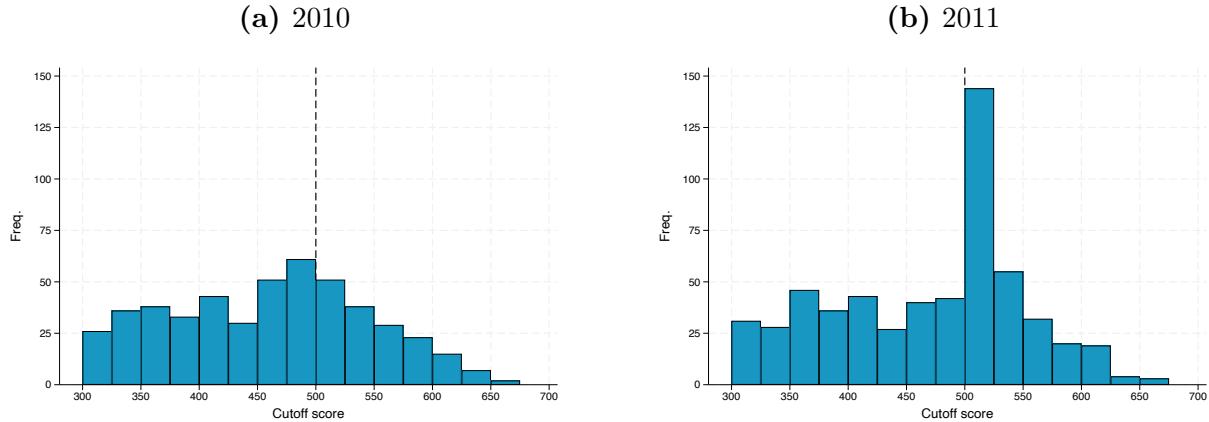
Mi análisis considera el primer subconjunto de beneficiarios. Los candidatos elegibles deben haber obtenido un promedio superior a 600 puntos en los componentes de Lenguaje y Matemáticas del examen de admisión universitaria (correspondiente al 20 % superior de puntajes). Alternativamente, los estudiantes podían calificar si terminaban la educación media en el 5 % superior de su cohorte y obtenían un promedio superior a 580 puntos (en la práctica, menos del 2 % de los becarios calificaron por esta vía). El programa también establece un segundo umbral más alto de 700 puntos (aproximadamente el 5 % superior), y los estudiantes que superan este umbral reciben, además de la cobertura total de matrícula, un estipendio mensual y financiamiento para realizar un intercambio en el extranjero. La política fue diseñada para atraer mejores estudiantes a la carrera docente (medidos por resultados previos a la educación superior) y no impone requisitos socioeconómicos, es decir, incluso estudiantes de entornos ricos son elegibles.

Una condición para recibir la beca es que, al graduarse, los beneficiarios deben trabajar en un establecimiento educacional financiado por el estado durante 3 años. El espíritu de la beca no solo es aumentar la calidad docente general, sino también atraer mejores profesores a escuelas con estudiantes de menor nivel socioeconómico, buscando reducir la brecha de

aprendizaje (Bonomelli, 2017).

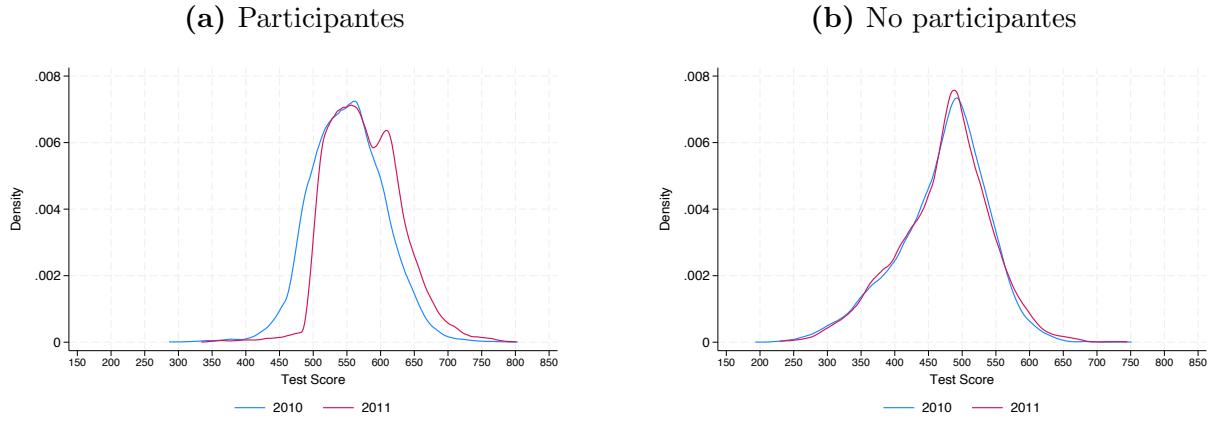
La política también impuso una condición para los programas de pedagogía participantes. Si querían que sus estudiantes se beneficiaran de la beca, debían implementar un piso de puntaje en el promedio nacional (500 puntos). Para las universidades de élite, este requisito no era vinculante, ya que sus puntajes de corte para pedagogía ya estaban por encima de este piso. Sin embargo, para muchas universidades este requisito implicaba una reducción significativa en la matrícula, por lo que optaron por no participar en el programa. La Tabla A1 muestra que el 53% de los programas de pedagogía participaron en la política al implementarse, alcanzando el 57% para 2015. La Figura A2 muestra la distribución de puntajes para diferentes grupos de carreras de pedagogía. Mientras que para los programas más selectivos el piso no habría afectado su matrícula (sus puntajes de corte ya estaban por encima), aquellas con los estudiantes de menor puntaje tenían prácticamente toda su matrícula por debajo del piso de 500. Para la carrera mediana, no era evidente qué decisión generaría mayores ingresos. Las Figuras 1a y 1b muestran la distribución de puntajes de corte en pedagogía en 2010 y 2011, respectivamente. En 2010, una alta proporción de programas se ubicaba en el segmento de 450-500 puntos, pero en 2011 hubo un desplazamiento hacia el segmento de 500-550, lo que muestra la alta adhesión de los programas a la política. Sin embargo, aún había una parte considerable de la distribución por debajo del corte de 500 puntos, compuesta por carreras que optaron por no participar. Las Figuras 2a y 2b muestran la distribución de puntajes en programas de pedagogía participantes y no participantes, respectivamente. Para los programas participantes, observamos dos cambios entre 2010 y 2011: el primero es en la cola izquierda, debido al piso de rendimiento impuesto por la política. El segundo es en la cola derecha, donde hubo una mayor densidad de estudiantes con puntajes superiores a 600 puntos. Al ser el puntaje de elegibilidad para la beca, constituye evidencia a favor de la hipótesis de que la política atrajo estudiantes de mejor desempeño a pedagogía. Para los programas que no participaron, sin embargo, la distribución de puntajes entre 2010 y 2011 fue prácticamente idéntica, lo que indica que el efecto de la política se concentra en los programas participantes, sin efectos de desbordamiento aparentes en las no participantes.

**Figura 1:** Puntaje de corte en programas de pedagogía



NOTAS: Estas figuras muestran los histogramas de matrícula en programas de pedagogía en (a) 2010 y (b) 2011.

**Figura 2:** Distribución de puntajes en programas de pedagogía



NOTAS: Estas figuras muestran la distribución de puntajes en 2010 y 2011 para programas de pedagogía (a) Participantes y (b) No Participantes. Incluye programas dentro y fuera de la plataforma centralizada.

### 2.3. Datos

Este estudio recopila información de múltiples fuentes. Los registros administrativos del universo de estudiantes de educación media y superior, postulaciones y asignaciones de becas fueron proporcionados por el Ministerio de Educación de Chile (MINEDUC). El Departamento de Evaluación, Medición y Registro Educacional (DEMRE), organismo técnico de la Universidad de Chile, proporcionó datos de resultados de pruebas e información demográfica de los postulantes. Finalmente, el Consejo Nacional de Educación (CNED) proporcionó información sobre instituciones de educación superior, incluyendo aranceles, vacantes y puntajes

de corte. Mi muestra incluye a todos los estudiantes que rindieron el examen de admisión universitaria entre 2009 y 2015.

Las Tablas A2 y A3 muestran estadísticas descriptivas para carreras y postulantes, respectivamente. De todas las instituciones que otorgan títulos de licenciatura, cerca de la mitad operaba dentro del sistema centralizado de admisión, presumiblemente las universidades más selectivas y de mayor calidad. De todos los postulantes, alrededor del 60 % se matricula en alguna institución de educación superior, y entre el 20-30 % lo hace dentro del mecanismo centralizado. En 2012 el número de instituciones dentro del sistema centralizado creció de 25 a 33, lo que resultó en un aumento del 50 % en los programas disponibles y en la matrícula dentro de la plataforma. Las nuevas instituciones eran menos selectivas pero más caras, lo que se refleja en los cambios en los aranceles promedio y puntajes de corte. También estudiantes de mayor nivel socioeconómico rindieron el examen de admisión, como se observa en las variables demográficas (ingreso familiar, educación de la madre y tipo de colegio asistido). Los programas fuera de la plataforma eran más heterogéneas, pero en general menos selectivas. Las más prestigiosas (y también costosas) ingresaron al sistema en la expansión de 2012. Alrededor del 15 % de los estudiantes que se matriculan lo hacen en pedagogía, haciendo que la política sea lo suficientemente relevante para considerar efectos de equilibrio. En los períodos posteriores a la implementación de la política, la matrícula en pedagogía disminuyó, lo que podría sugerir que más estudiantes fueron excluidos que los atraídos.

### 3. Efectos de la Política

Esta sección presenta evidencia empírica de los efectos de la política. La Sección 3.1 evalúa si el programa logró atraer buenos estudiantes a la carrera docente mediante un análisis de regresión discontinua (RD). La Sección 3.2 muestra los efectos en el mercado laboral, es decir, si los mejores estudiantes efectivamente se desempeñan mejor como profesores, siguiendo un análisis de Diferencias-en-Diferencias (DID).

#### 3.1. Efectos en Matrícula

Para estimar el efecto en matriculación, utilice la discontinuidad en la elegibilidad del programa alrededor del umbral de 600 puntos, comparando estudiantes que obtuvieron puntajes justo por debajo y justo por encima de este corte. Mi estrategia de estimación sigue de cerca a Solis (2017), y la estimación se realiza para la muestra de 2011, año de implementa-

ción del programa.

Estimo la siguiente ecuación:

$$MatriculadoPedagogía_i = \alpha_0 + \alpha_1 \cdot \mathbb{1}(s_i \geq e) + f(s_i - e) + \alpha_2 X_i + \epsilon_i \quad (1)$$

donde  $MatriculadoPedagogía_i$  es una variable binaria que toma valor 1 si el estudiante  $i$  se matriculó en pedagogía, la función indicadora  $\mathbb{1}(s_i \geq e)$  toma valor 1 si el puntaje  $s_i$  del estudiante  $i$  está por encima del umbral  $e$ ,  $f(s_i - e)$  es una función que controla flexiblemente el impacto del puntaje en el resultado, y  $X_i$  son covariables a nivel individual. El parámetro de interés es  $\alpha_1$ , el efecto de la elegibilidad en la matrícula en pedagogía. Dado que la participación no es perfecta (aunque muy alta), la estimación se interpreta como un efecto de intención-de-tratar.

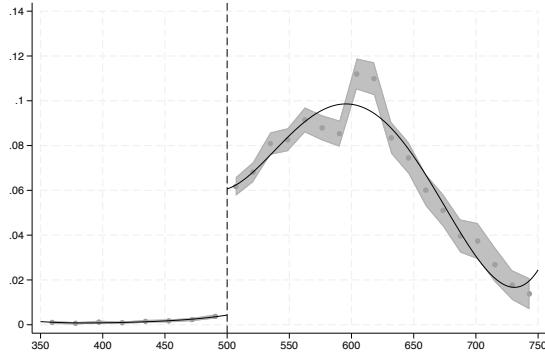
La Figura 3 muestra la matrícula promedio en pedagogía dentro de intervalos de puntajes, con un ajuste polinomial de 4° grado en cada lado de los umbrales. Las Figuras 3a y 3b muestran los resultados para programas participantes y no participantes respectivamente, diferenciando el ajuste en el umbral de 500 puntos, mientras que las Figuras 3c y 3d hacen lo mismo para el umbral de 600 puntos. Observamos que para puntajes bajo 500, la matrícula promedio es cero, mostrando la correcta implementación de la política. En el umbral de 600 puntos, hay un salto discontinuo en la matrícula, lo que apunta a la efectividad de la política para atraer estudiantes de mejor desempeño. Para programas no participantes, la matrícula aumenta hasta 500 puntos (el piso impuesto a las participantes), donde no solo comienza a disminuir sino que también hay un salto discontinuo. Interpreto esto como estudiantes cambiándose de programas no participantes a las que sí participan. Aunque estos estudiantes no califican para la beca, acceden a carreras de mayor calidad. También existe matrícula considerable por encima del umbral, sugiriendo que los estudiantes podrían considerar otros atributos además de la calidad (como precio o ubicación geográfica). Finalmente, no hay discontinuidades en 600 puntos, algo esperado dado que superar ese umbral no otorga beneficios en programas no participantes.

La Tabla 1 muestra los resultados de estimar la ecuación 1 en diferentes umbrales, ajustando una regresión lineal local en cada lado del umbral. En el corte de 500 puntos, la matrícula en pedagogías participantes aumenta de 0 a 5,2 %. En 600 puntos, hay un efecto de 3,7 puntos porcentuales. Considerando que la matrícula promedio bajo el umbral es 8,7 %, representa un aumento de 42 % en la probabilidad de matricularse en pedagogía. En 700 puntos el efecto es de 2,4 puntos porcentuales. Dado que estos estudiantes ya recibían

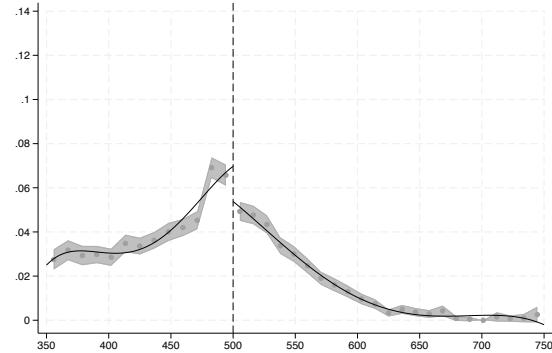
cobertura total de matrícula, el aumento se asocia al estipendio adicional. Aunque se usan menos observaciones en el ancho de banda óptimo, la estimación sigue siendo significativa al 1 %. En las Tablas B1-B6 del apéndice muestro que los resultados son robustos a diferentes especificaciones, como controles, ancho de banda y forma funcional de  $f(\cdot)$ . También realicé cuatro pruebas placebo, mostradas en la Tabla B8. La columna 1 muestra resultados en el umbral de 550 puntos para el 50 % más rico. La beca más grande en ese momento (*Beca Bicentenario*) cubría matrícula completa para estudiantes en los primeros dos quintiles, en cualquier carrera del sistema centralizado, pero los más ricos no eran elegibles, sin razón para esperar un salto en matrícula. La columna 2 realiza la regresión RD en el umbral de 650 puntos, que no otorga elegibilidad. Las columnas 3 y 4 muestran resultados para los umbrales de 600 y 700 puntos en 2010, antes de la política. Como se esperaba, no encuentro efectos en ningún caso.

**Figura 3:** Matrícula en programas de pedagogía

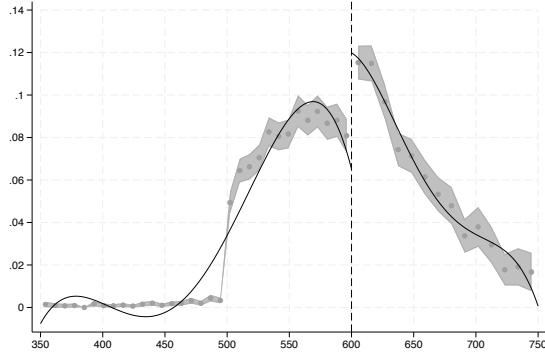
(a) Programas participantes, corte en 500 puntos



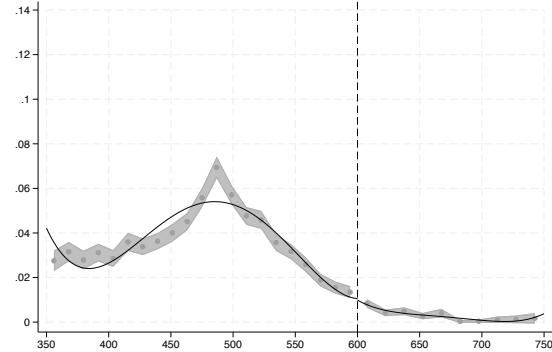
(b) Programas no participantes, corte en 500 puntos



(c) Programas participantes, corte en 600 puntos



(d) Programas no participantes, corte en 600 puntos



NOTAS: Estas figuras muestran la matrícula promedio en pedagogía para programas participantes y no participantes, con intervalos construidos mediante el método óptimo IMSE espaciado uniformemente, siguiendo a Calonico et al., 2015. En 3a y 3b se ajusta un polinomio de 4° grado en cada lado del corte de 500 puntos, mientras que en 3c y 3d se hace lo mismo para 600 puntos. Todos los gráficos usan datos de 2011.

Esta estrategia de identificación es susceptible de múltiples problemas. Primero, verifico la correcta implementación del programa testeando si superar el umbral implica un cambio en la probabilidad de participación. Segundo, un salto discreto en puntajes cerca del umbral podría indicar manipulación o diferencias no observadas que expliquen la matrícula. Esto podría ocurrir porque el umbral de 600 puntos es específico a esta beca, y los estudiantes podrían buscar superarlo. Tercero, los candidatos elegibles podrían diferir sistemáticamente en características observables.

La Figura B1a muestra la participación promedio según puntajes. La participación aumenta levemente bajo 600 puntos (para los pocos que calificaron estando en el top 5% de

**Cuadro 1:** Estimaciones RD de matrícula en pedagogía

	Participant			Non-Participant		
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
Enrollment	0.052*** (0.003)	0.037*** (0.006)	0.024*** (0.009)	-0.018*** (0.003)	-0.003 (0.002)	0.001 (0.001)
Cutoff	500	600	700	500	600	700
Observations	78258	42674	8752	105408	42674	16213
Bandwidth	44.1	36.3	26.5	61.4	36.1	45.7
Baseline	.004	.086	.039	.067	.014	.000

NOTAS: Esta tabla muestra las estimaciones del diseño RD. La estimación se basa en la muestra completa de postulantes, mientras que el número efectivo de observaciones proviene de la selección óptima de ancho de banda que minimiza el ECM.

\*\*\* p < 0.01, \*\* p < 0.05, \* p < 0.1

sus colegios con más de 580 puntos). Es cero antes de 580 puntos, y aumenta discontinuamente tras 600 puntos. Además, la participación post-umbral casi coincide con la matrícula en pedagogía, mostrando que la participación entre elegibles fue casi perfecta, a pesar del requisito de trabajar 3 años en escuelas públicas. El programa podría haber desincentivado la matrícula, pero condicional a matricularse, no disuadió de tomar la beca. La Figura B1b no muestra discontinuidades cerca del umbral, evidenciando que los estudiantes no podían influir en su puntaje final (más allá de su esfuerzo). La Tabla B7 muestra resultados de estimar la Ecuación 1 en características observables. Las primeras dos columnas usan la muestra completa, las columnas 3-4 muestran resultados para estudiantes que se matricularon en educación superior, y las columnas 5-6 para los que se matricularon en pedagogía. Los resultados muestran que mayormente no hay discontinuidades en características observables entre estudiantes justo por debajo y encima del umbral. Para estudiantes sobre el umbral, la probabilidad de que sus padres tengan educación universitaria es 2% menor, indicando que estudiantes con padres más educados tienden a elegir otras carreras.

En el mercado chileno, es común rendir nuevamente el examen de admisión para ingresar a un programa deseado (alrededor del 20 % lo hace). Los resultados podrían estar sesgados si los estudiantes retrasan su ingreso para superar el umbral. Pruebo esto realizando un análisis RD en la probabilidad de rendir el examen al año siguiente. Los resultados (Tabla B9) no muestran efectos significativos en este comportamiento.

Habiendo mostrado el aumento en matrícula alrededor del umbral, surge la pregunta:

¿de dónde vienen estos estudiantes? La Tabla 2 muestra estimaciones RD por área de estudio, incluyendo no matricularse. Los resultados muestran que los estudiantes provienen principalmente de la opción exterior (no matricularse) y de ciencias sociales, sin efectos estadísticamente diferentes de 0 para otras áreas. Notablemente, en el umbral no hay sustitución desde programas no participantes hacia participantes.

**Cuadro 2:** Estimaciones RD por ingreso, umbral de 600 puntos.

	(1) Estimate	(2) SE	(3) Observations	(4) Bandwidth	(5) Baseline
<b>Panel A: Low Income</b>					
Education (Participant)	0.051***	(0.009)	28374	43.1	.108
Education (Non-Participant)	-0.001	(0.002)	40270	60.8	.015
Other Bachelor	-0.020	(0.013)	28374	43.4	.568
Short Cycle Program	0.007	(0.007)	29578	45.1	.084
Not Enrolled	-0.033***	(0.010)	28645	44	.197
<b>Panel B: High Income</b>					
Education (Participant)	0.026***	(0.007)	23281	45.3	.057
Education (Non-Participant)	-0.004	(0.003)	26111	51.2	.013
Other Bachelor	-0.026*	(0.015)	19010	36	.614
Short Cycle Program	0.004	(0.007)	23061	44.6	.069
Not Enrolled	0.014	(0.013)	16351	31.5	.201

NOTAS: Esta tabla muestra las estimaciones del diseño RD por área de estudio. La estimación usa la muestra completa de postulantes, con ancho de banda óptimo que minimiza ECM.

\*\*\* p < 0.01, \*\* p < 0.05, \* p < 0.1

Este resultado podría deberse a dos comportamientos: (1) los estudiantes podrían estar agregando pedagogía en sus listas de preferencias y ser asignados allí, o (2) podrían estar rankeando pedagogía como primera opción. Pruebo estas hipótesis realizando el análisis RD en ambos comportamientos, para estudiantes que usaron el sistema centralizado. Los resultados (Tabla 3) muestran que el aumento se explica por más estudiantes rankeando pedagogía como primera opción, no solo agregándola en cualquier posición.

### 3.2. Efectos en el Mercado Laboral

La sección anterior mostró que la política atrajo mejores estudiantes a la docencia. Sin embargo, el objetivo final era mejorar la calidad docente, y la correlación entre buen estudiante

**Cuadro 3:** Estimaciones RD de postulación a pedagogía

	Any choice		First choice	
	(1)	(2)	(3)	(4)
Applied	0.01332 (0.00980)	0.01568 (0.01263)	0.03210*** (0.00630)	0.02469*** (0.00872)
Cutoff	600	700	600	700
Observations	33800	8752	48264	8752
Bandwidth	28.9	26.8	41.2	26.9
Mean Below	.220	.098	.106	.039

NOTAS: Esta tabla muestra las estimaciones RD. En columnas 1-2 la variable dependiente es una dummy que toma valor 1 si el estudiante incluyó pedagogía en su lista, mientras que en columnas 3-4 toma valor 1 si rankeó pedagogía como primera opción. \*\*\* p < 0.01, \*\* p < 0.05, \* p < 0.1

y buen profesor no es directa. Estudio esta pregunta mediante un análisis de Diferencias-en-Diferencias (DID), estimando la siguiente ecuación:

$$Y_{ijt} = \alpha_1 \text{ProgramaParticipante}_i + \alpha_2 \text{ProgramaParticipante}_i \times \text{Post}_t + X'_i \alpha_x + \mu_t + \epsilon_{ijt} \quad (2)$$

donde  $Y_{it}$  es un resultado para el profesor  $i$  que ingresó a la carrera  $j$  en el año  $t$ . La variable binaria *ProgramaParticipante* toma valor 1 si el profesor estudió en una programa participante en la BVP. La variable binaria Post representa cohortes posteriores a 2011,  $X_i$  incluye características sociodemográficas y  $\mu_t$  son efectos fijos por año. El término de error  $\epsilon_{ijt}$  se agrupa a nivel de escuela. Esta regresión compara resultados de profesores de programas Participantes y No Participantes, antes y después de la política. El supuesto de identificación es que la única diferencia para los programas Participantes es el mejor pool de estudiantes matriculados, asumiendo que otros factores como calidad de la universidad se mantuvieron constantes.

Como variables resultado, utilice dos medidas de efectividad docente. La primera es Valor Agregado Docente (TVA), que calculo (siguiendo a Chetty et al., 2014a, Araujo et al., 2016 y Bau y Das, 2020) mediante:

$$y_{isjgt} = \sum_a \beta_a y_{i,t-1} I_{it}(\text{grado} = a) + \gamma_j + \delta_s + \mu_g + \alpha_t + \eta_{isjgt} \quad (3)$$

donde el resultado del estudiante  $i$  en escuela  $s$ , con profesor  $j$  en clase  $g$  y año  $t$  depende de su desempeño pasado y efectos fijos, interpretando el efecto fijo del profesor como su valor agregado. Calculo TVA para profesores de matemáticas de 6° y 8° básico entre 2013-2017. Para controlar efectos de aprendizaje por experiencia, restringo la submuestra a profesores recién graduados (cohorte 2008-2012). También aplico contracción empírica bayesiana siguiendo a Walters (2024), asumiendo que  $\alpha_t$  son realizaciones i.i.d. de una distribución gaussiana previa.

La segunda medida viene de evaluaciones docentes obligatorias para profesores de escuelas públicas, que miden decisiones pedagógicas, habilidades didácticas y prácticas en aula. La evaluación es de alto impacto, ya que el buen desempeño puede implicar bonos, mientras que el bajo desempeño repetido lleva a despido. La evaluación tiene dos módulos: (1) diseño de una clase con sus contenidos y evaluación, más preguntas sobre prácticas docentes, y (2) una clase grabada en video con cuestionarios sobre comportamiento estudiantil y desempeño docente. Para esta medida, la muestra son profesores de educación básica en escuelas públicas entre 2011-2019. Ambas medidas (TVA y Evaluación Docente) fueron normalizadas para tener media 0 y desviación estándar 1, interpretándose en tamaños de efecto estandarizados.

La Tabla 4 muestra los resultados de la estimación. Para TVA en matemáticas, encuentro que profesores de programas participantes son en promedio mejores (algo esperable pues las universidades más prestigiosas participaron). Sin embargo, la brecha entre profesores de programas participantes vs No Participantes se amplía para cohortes post-política, en 0,11DE. Para la evaluación docente, el efecto estimado es de 0,12DE.

Existen varias amenazas a la identificación. Primero, la decisión endógena de universidades de participar en la política por carrera. Sin embargo, esta decisión es fija cuando los estudiantes toman sus decisiones de matrícula, por lo que no es relevante para el análisis. Además, las estimaciones son robustas a diferentes especificaciones de grupos (ej. top 5 o top 10 universidades). Una segunda amenaza serían tendencias pre-política diferentes que expliquen la brecha post-política. La Figura 4 muestra estimaciones por Diferencias en Diferencia dinámicas, descartando esta posibilidad. Una tercera amenaza sería transiciones entre grupos que violen SUTVA (*Stable Unit Treatment Assignment Value*). Sobre esto, argumento que la política generó spillovers positivos a programas no participantes: el influjo de mejores estudiantes a programas participantes puso presión sobre los puntajes de corte, y estudiantes que no alcanzaron los nuevos cortes en las mejores universidades se movieron a programas no participantes, aumentando su calidad promedio. Como la política tuvo un efecto positivo en

**Cuadro 4:** Estimaciones DID de desempeño docente

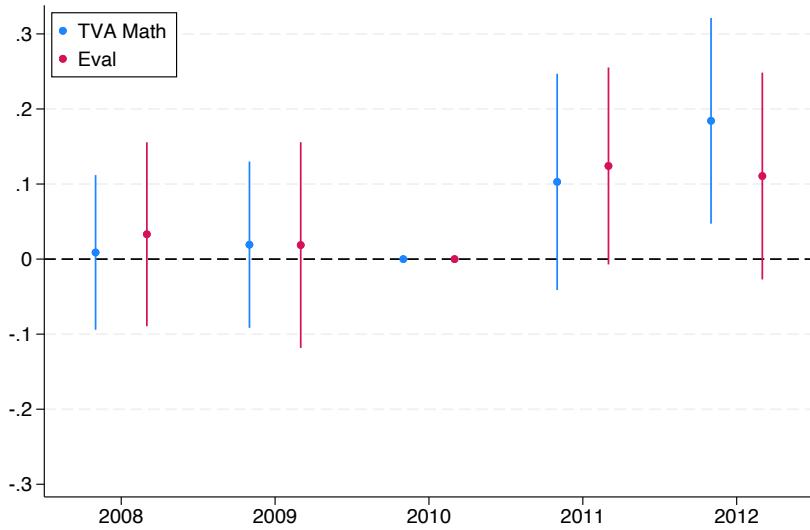
	(1) Math TVA	(2) Teacher Eval
ParticipantDegree	0.12*** (0.02)	0.16*** (0.03)
Post=1 × ParticipantDegree=1	0.11*** (0.04)	0.12*** (0.04)
Constant	-0.98*** (0.01)	-0.08*** (0.01)
Observations	1774	9628

NOTAS: Esta tabla muestra las estimaciones DID en resultados laborales. La columna (1) usa profesores recién graduados de 6° y 8° básico (cohorte 2008-2012). La columna (2) incluye profesores de educación básica entre 2011-2019 (cohorte 2007-2015). Errores estándar robustos en todos los casos.

\*\*\* p < 0.01, \*\* p < 0.05, \* p < 0.1

el grupo de control, interpreto los resultados como una cota inferior del efecto real. Además, dos evidencias adicionales van contra esta posibilidad: la Tabla 2 muestra que en el umbral no hay sustitución desde programas no participantes, y las Figuras 2a y 2b muestran que mientras la distribución de puntajes en programas participantes cambió, en las no participantes se mantuvo igual.

**Figura 4:** Estimaciones dinámicas DID de desempeño



NOTAS: Esta figura muestra los resultados del diseño de estudio de eventos para la diferencia en desempeño entre programas Participantes y No Participantes. Para TVA en matemáticas, la muestra son profesores recién graduados de 6° y 8° básico (cohorte 2008-2012). Para Evaluación Docente, la muestra incluye profesores de educación básica entre 2011-2019. Se muestran estimaciones puntuales e intervalos de confianza del 95 %.

## 4. Conclusion

Este trabajo estudia el impacto de una política pública en Chile que buscaba atraer mejores estudiantes a la carrera docente. La política consistió en un subsidio a la matrícula y un estipendio mensual para estudiantes de pedagogía, con el objetivo de mejorar la calidad docente. Simultáneamente, y dada la sobreoferta de estudiantes de pedagogía, la política buscó restringir la cantidad de estudiantes inscriptos, a partir de un piso en los puntajes del examen de ingreso a la universidad. La política consiguió atraer mejores estudiantes a programas de pedagogía, con diferente intensidad y patrones de sustitución según su nivel socioeconómico. Este cambio en la composición se tradujo en mejoras en la calidad docente, tanto a partir de medidas estimadas (Valor Agregado) como observadas (Programa de Evaluación Docente). Este trabajo deja preguntas sin responder, que pueden ser fruto de futura investigación, como puede ser la identificación de la influencia relativa de cada componente (la beca y el piso de puntajes) en el efecto agregado, tanto en matriculación como en el desempeño como docentes. A su vez, este trabajo estudia el efecto de la política observada, pero podrían obtenerse mayores ganancias bajo combinaciones alternativas de los componentes de la política.

## Referencias

- Angrist, J., Autor, D., Hudson, S., & Pallais, A. (2014). Leveling up: Early results from a randomized evaluation of post-secondary aid. *NBER Working Papers N. 20800*.
- Angrist, J., & Lavy, V. (2001). Does Teacher Training Affect Pupil Learning? Evidence from Matched Comparisons in Jerusalem Public Schools. *Journal of Labor Economics*, 19(2), 343-369.
- Araujo, M. C., Carneiro, P., Cruz-Aguayo, Y., & Schady, N. (2016). Teacher Quality and Learning Outcomes in Kindergarten. *The Quarterly Journal of Economics*, 131(3), 1415-1453.
- Arcidiacono, P. (2005). Affirmative Action in Higher Education: How Do Admission and Financial Aid Rules Affect Future Earnings? *Econometrica*, 73(5), 1477-1524.
- Bau, N., & Das, J. (2020). Teacher value added in a low-income country. *American Economic Journal: Economic Policy*, 12(1), 62-96.
- Bonomelli, F. (2017). *Seguimiento de la Beca Vocación de Profesor: Desde su implementación hasta puntos de encuentro con la Gratuidad y el Nuevo Sistema de Desarrollo Docente*. (Working Paper N.º 3). Centro de Estudios MINEDUC.
- Bruns, B., & Lague, J. (2014). *Great Teachers : how to raise student learning in Latin America and the Caribbean*.
- Calonico, S., Cattaneo, M. D., & Titiunik, R. (2015). Optimal Data-Driven Regression Discontinuity Plots. *Journal of the American Statistical Association*, 110(512), 1753-1769.
- Chetty, R., Friedman, J. N., & Rockoff, J. E. (2014a). Measuring the impacts of teachers i: Evaluating bias in teacher value-added estimates. *American Economic Review*, 104(9), 2593-2632.
- Chetty, R., Friedman, J. N., & Rockoff, J. E. (2014b). Measuring the impacts of teachers II: Teacher value-added and student outcomes in adulthood. *American Economic Review*, 104(9), 2633-2679.
- Cohodes, S. R., & Goodman, J. S. (2014). Merit aid, college quality, and college completion: Massachusetts' adams scholarship as an in-kind subsidy. *American Economic Journal: Applied Economics*, 6(4), 251-285.
- Denning, J. T. (2017). College on the cheap: Consequences of community college tuition reductions. *American Economic Journal: Economic Policy*, 9(2), 155-188.
- Denning, J. T. (2018). Born under a lucky star: Financial aid, college completion, labor supply, and credit constraints. *Journal of Human Resources*.
- Dobbin, C., Barahona, N., & Otero, S. (2022). The Equilibrium Effects of Subsidized Student Loans.

- Duflo, E., Hanna, R., & Ryan, S. P. (2012). Incentives work: Getting teachers to come to school. *American Economic Review*, 102(4), 1241-1278.
- Dynarski, S. M. (2003). Does aid matter? measuring the effect of student aid on college attendance and completion. *American Economic Review*, 93(1), 279-288.
- Hanushek, E. A. (2011). The economic value of higher teacher quality. *Economics of Education Review*, 30(3), 466-479.
- Hanushek, E. A., & Rivkin, S. (2006). *Teacher Quality* (Handbook of the Economics of Education). Elsevier.
- Jackson, C. K. (2018). What Do Test Scores Miss? The Importance of Teacher Effects on Non-Test Score Outcomes. *Journal of Political Economy*, 126(5), 2072-2107.
- Jackson, C. K., Rockoff, J. E., & Staiger, D. O. (2014). Teacher Effects and Teacher-Related Policies [eprint: <https://doi.org/10.1146/annurev-economics-080213-040845>]. *Annual Review of Economics*, 6(1), 801-825.
- Kapor, A., Karnani, M., & Neilson, C. (2022). Aftermarket Frictions and the Cost of Off-Platform Options in Centralized Assignment Mechanisms.
- Larsen, B., Ju, Z., Kapor, A., & Yu, C. (2020). The Effect of Occupational Licensing Stringency on the Teacher Quality Distribution.
- Londoño-Vélez, J., Rodríguez, C., & Sánchez, F. (2020). Upstream and downstream impacts of college merit-based financial aid for low-income students: Ser pilo paga in colombia. *American Economic Journal: Economic Policy*, 12(2), 193-227.
- McKinsey. (2007). *How the world's best-performing school systems come out on top*.
- Muralidharan, K., & Sundararaman, V. (2011). Teacher Performance Pay: Experimental Evidence from India. *Journal of Political Economy*, 119(1), 39-77.
- Petek, N., & Pope, N. G. (2023). The Multidimensional Impact of Teachers on Students. *Journal of Political Economy*, 131(4), 1057-1107.
- Rockoff, J. E. (2008). Does Mentoring Reduce Turnover and Improve Skills of New Employees? Evidence from Teachers in New York City.
- Rothstein, J., & Rouse, C. E. (2011). Constrained after college: Student loans and early-career occupational choices. *Journal of Public Economics*, 95(1), 149-163.
- Solis, A. (2017). Credit Access and College Enrollment. *Journal of Political Economy*, 125(2), 562-622.
- Tincani, M. (2014). School vouchers and the joint sorting of students and teachers.
- Walters, C. (2024). Chapter 3 - Empirical Bayes methods in labor economics. En C. Dustmann & T. Lemieux (Eds.), *Handbook of Labor Economics* (pp. 183-260, Vol. 5). Elsevier.

## A. Apéndice: Estadísticas Descriptivas

**Cuadro A1:** Universidades de Pedagogía Participantes

	Elite		Other Cruch		G8		OOP		
	BVP	All	BVP	All	BVP	All	BVP	All	Participation
2010	0	5	0	17	0	7	0	33	0
2011	5	5	17	17	6	7	7	36	53.8
2012	5	5	17	17	6	7	6	35	53.1
2013	5	5	17	17	6	7	7	33	56.5
2014	5	5	18	18	7	7	4	29	57.6
2015	5	5	17	18	7	7	2	24	57.4

NOTAS: Esta tabla muestra la participación en la política por diferentes grupos de universidades, desde 2010 (año previo a la implementación) hasta 2015.

**Cuadro A2:** Estadísticas descriptivas, programas

	2009	2010	2011	2012	2013	2014	2015
<b>All</b>							
Colleges	65	63	63	65	62	63	63
Degrees	2762	2855	3004	3023	2903	3029	3013
Santiago	.314	.323	.326	.330	.369	.356	.349
Tuition	4235	4206	4216	4326	4450	4407	4416
Full Capacity	.455	.399	.359	.326	.332	.340	.415
Has Cutoff	.715	.711	.621	.727	.732	.654	.708
Cutoff Score	485	493	502	491	494	500	488
<b>Inside Platform</b>							
Colleges	25	25	25	33	33	33	33
Degrees	1009	1014	1020	1407	1477	1501	1514
Santiago	.227	.236	.231	.322	.327	.328	.323
Tuition	4171	4178	4255	4736	4815	4794	4850
Full Capacity	.598	.585	.527	.464	.495	.525	.601
Has Cutoff	1	1	1	1	1	1	1
Cutoff Score	527	527	526	516	514	509	509
<b>Outside Platform</b>							
Colleges	40	38	38	32	29	30	30
Degrees	1753	1841	1984	1616	1426	1528	1499
Santiago	.364	.372	.375	.337	.413	.383	.374
Tuition	4275	4222	4196	3936	4032	3955	3889
Full Capacity	.373	.296	.273	.205	.162	.159	.227
Has Cutoff	.552	.552	.427	.489	.455	.314	.413
Cutoff Score	449	465	479	453	458	476	444

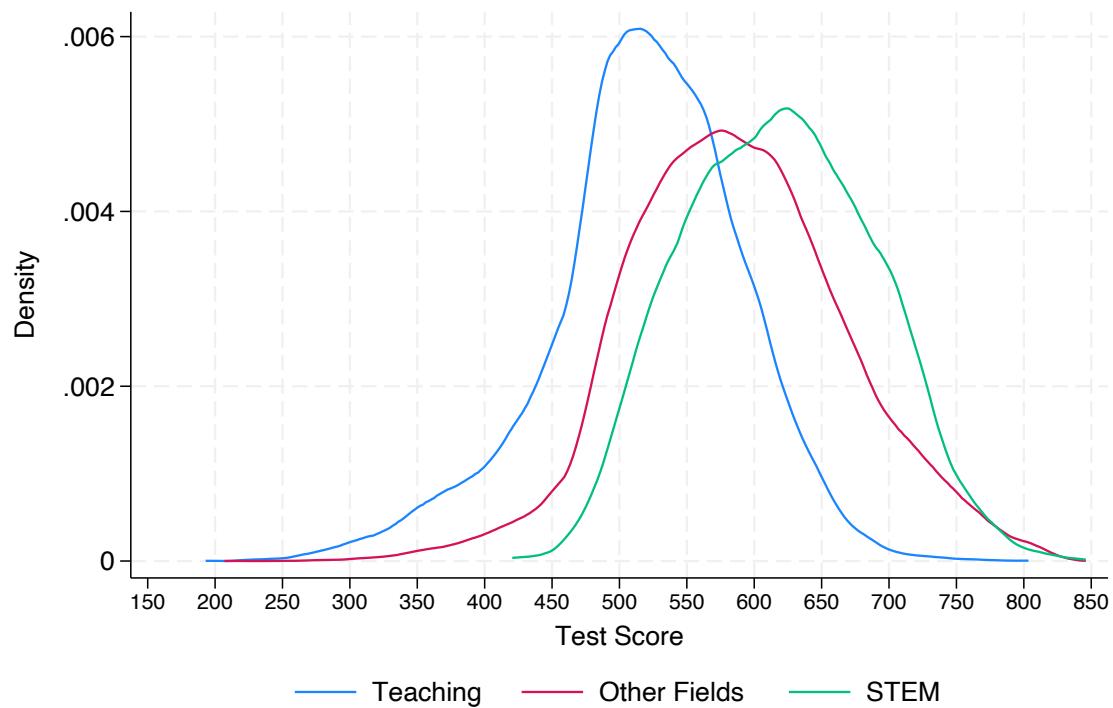
NOTAS: Esta tabla muestra estadísticas descriptivas de todas las carreras de licenciatura en instituciones acreditadas. La variable binaria *Santiago* toma valor 1 si la carrera se imparte en la capital de Chile. La matrícula se expresa en dólares estadounidenses constantes de 2009.

**Cuadro A3:** Estadísticas descriptivas, estudiantes

	2009	2010	2011	2012	2013	2014	2015
<b>Enrollment</b>							
N Students	237774	246007	245278	234033	239125	238098	252275
Enrolled in platform	.206	.205	.203	.300	.311	.318	.309
Enrolled out of platform	.389	.404	.424	.344	.350	.344	.341
Not enrolled	.403	.389	.371	.354	.337	.337	.349
<b>Demographics</b>							
Family Income	3.1	3.2	3.3	3.5	3.6	3.9	4
Private School	.105	.100	.101	.112	.111	.113	.111
Private Health	.283	.268	.265	.275	.273	.274	.270
Father With College	.169	.161	.163	.175	.175	.177	.177
Mother Employed	.390	.388	.404	.417	.437	.461	.465
<b>Field</b>							
Business	.127	.126	.127	.126	.129	.134	.140
Farming	.028	.025	.024	.023	.023	.021	.024
Art and Architecture	.060	.056	.052	.050	.050	.051	.052
Basic Sciences	.033	.031	.030	.032	.034	.036	.035
Social Sciences	.090	.089	.087	.088	.084	.086	.088
Law	.045	.040	.038	.037	.035	.036	.037
Education	.143	.145	.140	.132	.112	.106	.108
Humanities	.012	.011	.011	.011	.012	.011	.011
Health	.195	.209	.218	.228	.216	.213	.211
Technology	.256	.257	.261	.261	.292	.292	.282

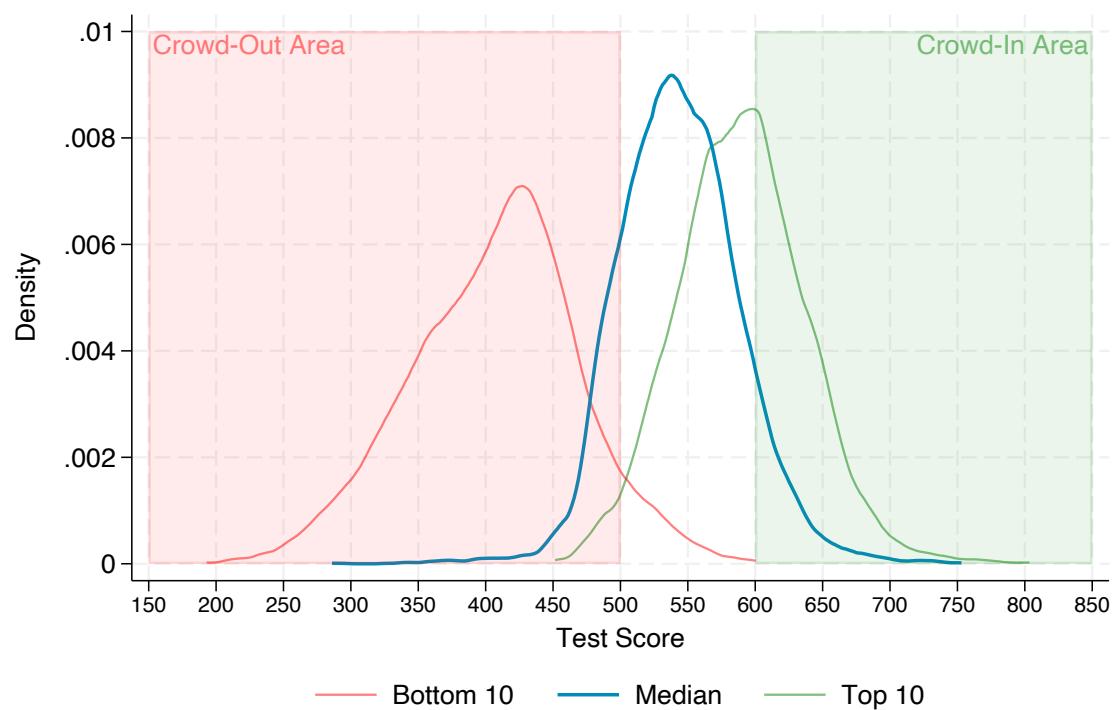
NOTAS: Esta tabla muestra estadísticas descriptivas de todos los estudiantes que rindieron el examen de admisión universitaria. El ingreso familiar se categoriza en 10 brackets, y la clasificación por área sigue los lineamientos ISCED-UNESCO.

**Figura A1:** Distribución de puntajes por área de estudio



NOTAS: Esta figura muestra la distribución de puntajes para estudiantes matriculados en pedagogía, cualquier carrera y carreras STEM, respectivamente, en 2010 (año previo a la implementación).

**Figura A2:** Distribución de puntajes en carreras de pedagogía



NOTAS: Esta figura muestra la distribución de puntajes para diferentes grupos de carreras de pedagogía, en el año previo a la implementación de la política.

## B. Apéndice: Análisis RD

**Cuadro B1:** Estimaciones RD en matrícula, kernel epanechnikov

	Participant			Non-Participant		
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
Enrollment	0.05209*** (0.00273)	0.03807*** (0.00618)	0.02480*** (0.00915)	-0.01860*** (0.00317)	-0.00264 (0.00220)	0.00132 (0.00080)
Cutoff	500	600	700	500	600	700
Observations	71160	41872	7975	92630	40859	16389
Bandwidth	40	35.9	24	52.9	34.7	46.1

\*\*\* p < 0.01, \*\* p< 0.05, \* p<0.1

**Cuadro B2:** Estimaciones RD en matrícula, kernel uniforme

	Participant			Non-Participant		
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
Enrollment	0.05149*** (0.00278)	0.04001*** (0.00613)	0.02167** (0.00963)	-0.01805*** (0.00351)	-0.00119 (0.00177)	0.00137 (0.00095)
Cutoff	500	600	700	500	600	700
Observations	63218	37838	6250	67172	58173	14835
Bandwidth	35.2	32	19.3	37.7	49.9	42.3

\*\*\* p < 0.01, \*\* p< 0.05, \* p<0.1

**Cuadro B3:** Estimaciones RD en matrícula, con controles

	Participant			Non-Participant		
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
Enrollment	0.05192*** (0.00281)	0.03431*** (0.00675)	0.02415** (0.00976)	-0.01759*** (0.00316)	-0.00242 (0.00227)	0.00113 (0.00083)
Cutoff	500	600	700	500	600	700
Observations	71305	37155	7857	99297	40425	14795
Bandwidth	42	33.8	26.9	60.7	37	46.3

NOTAS: Los controles incluyen educación de la madre, ingreso familiar y región. \*\*\* p < 0.01, \*\* p< 0.05,  
\* p<0.1

**Cuadro B4:** Estimaciones RD en matrícula, controles adicionales

	Participant			Non-Participant		
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
Enrollment	0.05209*** (0.00268)	0.03578*** (0.00622)	0.02407*** (0.00892)	-0.01807*** (0.00306)	-0.00307 (0.00224)	0.00123 (0.00076)
Cutoff	500	600	700	500	600	700
Observations	78258	42932	8633	104921	41872	15602
Bandwidth	44.1	36.9	26.5	60.8	36	44.5

NOTAS: Estas regresiones controlan por: Género femenino, GPA educación media, Colegio público, Colegio subvencionado, Colegio privado, Santiago, Ingreso familiar, Salud privada, Padre con educación universitaria, Madre con educación universitaria, Padre empleado, Madre empleada. \*\*\* p < 0.01, \*\* p< 0.05, \* p<0.1

**Cuadro B5:** Estimaciones RD en matrícula, Ancho de Banda 50

	Participant			Non-Participant		
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
Enrollment	0.05252*** (0.00254)	0.04033*** (0.00543)	0.01661** (0.00657)	-0.01760*** (0.00337)	-0.00216 (0.00190)	0.00100 (0.00074)
Cutoff	500	600	700	500	600	700
Observations	87686	58173	17882	87686	58173	17882
Bandwidth	50	50	50	50	50	50

\*\*\* p < 0.01, \*\* p< 0.05, \* p<0.1

**Cuadro B6:** Estimaciones RD en matrícula, Ancho de Banda 25

	Participant			Non-Participant		
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
Enrollment	0.05290*** (0.00351)	0.03122*** (0.00758)	0.02481*** (0.00929)	-0.01588 (0.01729)	-0.00361 (0.00272)	0.00023 (0.00059)
Cutoff	250	600	700	250	600	700
Observations	44732	28894	8151	1271	28894	8151
Bandwidth	25	25	25	25	25	25

\*\*\* p < 0.01, \*\* p< 0.05, \* p<0.1

**Cuadro B7:** Estimaciones RD en características observables

	<u>All</u>		<u>Enrolled</u>		Teaching students	
	(1) Estimate	(2) SE	(3) Estimate	(4) SE	(5) Estimate	(6) SE
Female	0.00438	(0.00987)	0.00861	(0.0108)	-0.0598**	(0.0277)
High School GPA	-0.514	(1.55)	-0.466	(1.65)	-7.41	(4.76)
Public HS	0.00203	(0.00692)	-0.000463	(0.00745)	-0.00468	(0.0282)
Voucher HS	0.00624	(0.00862)	0.00586	(0.00917)	0.00714	(0.0251)
Private HS	-0.00948	(0.00726)	-0.00958	(0.00791)	-0.00790	(0.0178)
Santiago	0.00958	(0.00901)	0.0209**	(0.0106)	0.0425	(0.0272)
Family Income	-0.0364	(0.0506)	-0.106*	(0.0588)	-0.160	(0.137)
Private Health	-0.0159*	(0.00873)	-0.0146	(0.00979)	-0.0396	(0.0278)
Father With College	-0.0238***	(0.00845)	-0.0185**	(0.00911)	-0.0358	(0.0223)
Mother With College	-0.0220***	(0.00745)	-0.0282***	(0.00851)	-0.0306	(0.0225)
Father Employed	-0.00642	(0.00717)	-0.00472	(0.00739)	0.00883	(0.0283)
Mother Employed	-0.0158*	(0.00921)	-0.0156	(0.0102)	-0.0353	(0.0316)
N	245,278		154,125		17,033	

NOTAS: Esta tabla muestra los resultados de las estimaciones RD en características observables alrededor del umbral de 600 puntos. Las primeras dos columnas muestran resultados para todos los postulantes, columnas 3-4 para estudiantes matriculados, y columnas 5-6 para estudiantes en pedagogía. El ancho de banda se selecciona independientemente para cada característica. La variable binaria *Santiago* toma valor 1 si el individuo vive en la capital. El ingreso familiar se categoriza en 10 brackets.

\*\*\* p < 0,01, \*\* p < 0,05, \* p < 0,1

**Cuadro B8:** Pruebas de Placebo

	2011		2010	
	(1)	(2)	(3)	(4)
Enrollment	-0.00316 (0.00470)	0.00010 (0.00786)	-0.00302 (0.00646)	-0.00063 (0.00527)
Cutoff	550	650	600	700
Observations	52540	20802	47246	11660
Bandwidth	67.8	29.2	50.2	38.4

NOTAS: Esta tabla muestra las estimaciones de cuatro pruebas placebo. La estimación usa la muestra completa de postulantes, con ancho de banda óptimo que minimiza el ECM.

\*\*\* p < 0.01, \*\* p < 0.05, \* p < 0.1

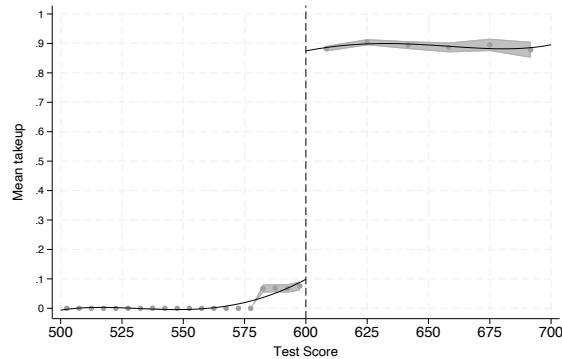
**Cuadro B9:** Estimaciones RD sobre reinscripción al examen de admisión

	(1)	(2)
Retake	-0.00715 (0.00758)	-0.01186 (0.01545)
Cutoff	600	700
Observations	58627	17009
Bandwidth	50.4	47.5
Mean Below	.228	.251

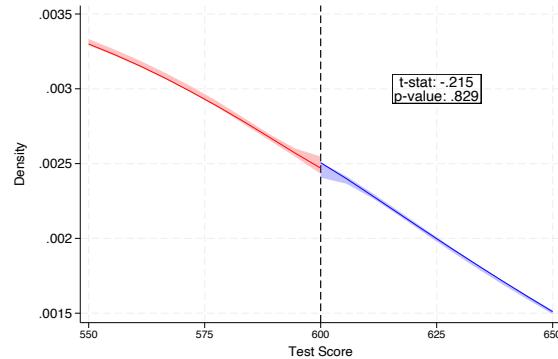
NOTAS: Esta tabla muestra las estimaciones RD donde la variable dependiente es binaria y toma valor 1 si el estudiante rinde nuevamente el examen de admisión al año siguiente, y 0 en caso contrario. \*\*\* p < 0.01, \*\* p < 0.05, \* p<0.1

**Figura B1:** Pruebas de robustez

(a) Toma de la BVP



(b) Densidad de puntajes



NOTAS: La subfigura (a) muestra la participación promedio en la BVP entre intervalos de puntajes, con un ajuste cuadrático en cada lado del umbral de 600 puntos. La subfigura (b) muestra la estimación de densidad kernel de los puntajes. Ambas figuras usan datos de 2011.