

Ensayos sobre segregación

Emmanuel Vazquez

**Tesis Doctoral
Doctorado en Economía
Facultad de Ciencias Económicas
Universidad Nacional de La Plata**



**Directora de Tesis:
Dra. Mariana Marchionni**

La Plata, 28 de octubre de 2021

Agradecimientos

Esta tesis se benefició del aporte de muchas personas que me acompañaron en mi formación y a quienes quiero brindar especial agradecimiento. En primer lugar, a mi directora, Mariana Marchionni, fuente inagotable de aprendizaje y modelo de rol en mi vida profesional, quien ha estado a mi lado enseñándome desde mis primeros pasos en la revista *Económica*. También a Leonardo Gasparini y Guillermo Cruces, que me abrieron las puertas del CEDLAS, lugar que se convirtió en mi segunda casa. A ellos les debo muchas enseñanzas y el privilegio de haber tenido excelentes compañeros de trabajo que contribuyeron a mi formación, como Javier Alejo y Santiago Garganta, que además me brindaron su entrañable amistad. De mi paso por la Universidad de California, Los Angeles me llevé un profundo sentimiento de gratitud hacia Lucía Yanguas, quien me ayudó en mi momento de mayor segregación. A ella y a los profesores Maurizio Mazzocco, Adriana Lleras-Muney, Moshe Buchinsky y Walker Hanlon les debo la restauración de mi confianza, que me permitió continuar mis pasos en un camino diferente al planeado. Al director del Doctorado en Economía de la Universidad Nacional de La Plata, Alberto Porto, y a todo el Comité del Doctorado, les estoy sumamente agradecido por abrirme las puertas y permitirme avanzar en mis estudios a la par de mi trabajo. Francisco Haimovich, Hernán Winkler y Ciro Avitabile tienen también mi gratitud por sus contribuciones a mi formación en el ámbito laboral y posibilitarme hacer de la investigación parte de mi trabajo. Finalmente, agradezco a quienes contribuyeron y contribuyen a mi formación como persona: a mis padres, Marta y Abel, a mi esposa Alejandra y mis hijos Valentina y Tomás, y a Aquel a quien la ciencia humana jamás podrá abarcar, por acompañarme siempre en el Amor de todas las personas antes mencionadas.

Introducción

La segregación es el proceso por el cual grupos de individuos definidos en base a ciertos atributos en común tienden a separarse en distintas unidades de organización, tales como barrios, escuelas u ocupaciones. Cuando el atributo es el nivel socioeconómico y las unidades en las que los grupos se organizan son las escuelas, se está en presencia del fenómeno de segregación escolar socioeconómica, por el cual individuos de diferentes estratos sociales no se mezclan en las aulas, porque asisten a distintos establecimientos. Durante las últimas décadas, América Latina ha presenciado un notable incremento de esta segregación, empujada en buena parte por la migración selectiva de los grupos más favorecidos desde escuelas públicas hacia escuelas privadas. Esta creciente separación de grupos de diferente nivel socioeconómico en las escuelas es, sin embargo, un proceso mucho más general, que tiene lugar también al interior de los establecimientos del tipo público y privado y que se ha expandido en numerosos países del mundo. Como resultado de ello, los grupos de individuos más vulnerables tienden a concentrarse en determinados tipos de escuelas, interactuando cada vez más exclusivamente con compañeros de su mismo estrato social.

Esta tesis se adentra en el estudio de la segregación escolar socioeconómica, un fenómeno con numerosas consecuencias para las sociedades. En general, la literatura previa se ha concentrado en destacar los efectos nocivos de la segregación sobre la cohesión social, al favorecer el prejuicio y la estigmatización, y sobre la equidad, al impedir que los estudiantes de menor nivel socioeconómico interactúen con compañeros con un mayor capital cultural. Sin embargo, los efectos de la integración socioeconómica en las aulas podrían ir más allá de sus consecuencias positivas sobre los estudiantes de entornos más vulnerables, en tanto las clases con grupos de estudiantes más diversos proveen un entorno de aprendizaje enriquecido por la variedad de conocimientos culturales y perspectivas sociales. El capítulo 1 explora si, consistente con esta idea, las ganancias de aprendizaje de un año de escolaridad son mayores en contextos de integración socioeconómica en las aulas. Se encuentra que los estudiantes que interactúan con pares más diferentes en términos de su nivel socioeconómico obtienen una mayor ganancia de aprendizaje con la escolaridad, la cual se manifiesta tanto para alumnos integrados con pares más ricos como para aquellos que se encuentran integrados con compañeros más pobres. Siendo que esta ganancia proviene de los alumnos más rezagados en su aprendizaje, el capítulo 1 invita a reflexionar sobre el potencial de las políticas capaces de promover la integración socioeconómica de estos estudiantes no solo desde el punto de vista de la equidad, sino también desde la eficiencia asignativa.

En vista de las consecuencias de la segregación socioeconómica en las aulas, resulta imprescindible comprender sus causas para poder emprender políticas dirigidas a modificar sus verdaderos determinantes. La literatura que estudia las causas de la segregación escolar ha destacado el efecto de la segregación residencial, las características institucionales de los sistemas educativos, las reformas educativas de mercado y las políticas educativas referidas al sistema de admisión de las escuelas y políticas compensatorias como determinantes del grado de separación existente de las distintas clases sociales en las escuelas. El capítulo 2 provee un marco conceptual formal a nivel teórico que permite ordenar la discusión sobre las causas de este fenómeno y muestra que, con una distribución inicial de la riqueza suficientemente desigual e individuos que enfrentan restricciones de liquidez, la segregación escolar socioeconómica surge como consecuencia de la brecha de calidad entre las escuelas y el mayor costo de asistir a escuelas de alta calidad para las clases medias y bajas, siendo estas predicciones consistentes con los datos provenientes de la prueba PISA para el caso de la segregación escolar entre establecimientos públicos y privados.

Finalmente, la comprensión de las causas fundamentales del fenómeno permite entender el tipo de políticas con el potencial real de generar un cambio integrador que sea beneficioso para la sociedad. La política social en América Latina y en buena parte del mundo en desarrollo ha priorizado la permanencia de los sectores más vulnerables dentro del sistema educativo, con políticas como las transferencias monetarias condicionadas. Aunque estas políticas han tenido éxito desde el punto de vista de la reducción de la pobreza en el corto plazo y la matriculación escolar, y han tenido logros en términos de años de escolarización, la evidencia sobre sus efectos sobre los aprendizajes, un mejor proxy del capital humano adquirido y de la productividad potencial, es menos contundente. El capítulo 3 estudia la incidencia que pueden tener estos programas sobre las escuelas a las que asisten los beneficiarios, y encuentra un impacto segregativo de esta política en el contexto de un municipio urbano de México. Específicamente, la política contribuyó a concentrar estudiantes de menor nivel socioeconómico en determinados tipos de escuelas, con un efecto negativo sobre el aprendizaje de los beneficiarios que asistieron a estos establecimientos. En vista de la importancia de las brechas de calidad en las escuelas como causa de la segregación y la relevancia de la integración en el proceso de aprendizaje, se concluye que la aplicación de políticas más integrales, que mejoren la calidad de la educación pública recibida por los grupos más vulnerables es, probablemente, el camino más efectivo para aumentar el capital humano de los niños y niñas de hogares más vulnerables y romper así el círculo vicioso de la pobreza.

Capítulo 1

La escolarización y las ganancias de aprendizaje según el nivel de integración socioeconómica de los estudiantes *

Resumen

Este capítulo estudia el efecto de la escolaridad sobre los aprendizajes en América Latina según el nivel de integración socioeconómica de los alumnos. Utilizando datos de las distintas ediciones de PISA para 5 países de la región (Argentina, Brasil, Chile, Costa Rica y Uruguay), el trabajo explota la variación exógena en la fecha de nacimiento de los estudiantes alrededor de la fecha de corte para el ingreso a la escuela utilizando un diseño de regresión discontinua difuso. Los resultados indican que, si bien el efecto promedio de un año de escolaridad en América Latina se sitúa alrededor de los 30 puntos en la escala de PISA (0.30 desvíos estándar), difiere sustancialmente de acuerdo con el nivel de integración socioeconómica del alumnado. Así, mientras la ganancia de aprendizaje derivada de asistir a un año escolar superior para los alumnos integrados se encuentra alrededor de los 40 puntos PISA, los alumnos segregados obtienen una mejora en su aprendizaje en matemática cercana a los 20 puntos. El mayor aprendizaje que logran los estudiantes integrados con la escolaridad se da tanto para alumnos integrados con pares más ricos como para aquellos que se encuentran integrados con compañeros más pobres, proviniendo esta ganancia de los alumnos más rezagados en su aprendizaje, que son quienes más se benefician de la escolaridad al estar integrados.

1. Introducción

Durante décadas, científicos sociales han debatido arduamente respecto a la influencia de la escolaridad sobre los logros de aprendizaje de los estudiantes. En su influyente libro *The*

* Este capítulo aplica la metodología y extiende los resultados de un trabajo relacionado (Marchionni y Vazquez 2019). El trabajo se benefició de la invaluable guía y apoyo de Mariana Marchionni y de los útiles comentarios y sugerencias de Facundo Albornoz, María Lucila Berniell, Walter Cont, Leonardo Gasparini, Mariana De Santis, Eugenio Giolito, Dolores de la Mata, Alberto Porto, Núria Rodríguez-Planas, Jonah Rokoff, Hernán Ruffo, Christian Ruzzier, Pablo Sanguinetti y participantes del Workshop Reporte de Economía y Desarrollo 2016 (CAF), el Primer Simposio Argentino de Economía de la Educación, la Tercera Conferencia Argentina de Econometría y la 52° Reunión Anual de la Asociación Argentina de Economía Política. Los errores que puedan permanecer son responsabilidad exclusiva del autor.

Bell Curve, Herrnstein y Murray (1994) revisaron la literatura existente hasta ese momento y concluyeron que la escolaridad solo tiene un efecto marginal sobre el desempeño cognitivo de los alumnos, en tanto las habilidades que determinan ese desempeño son fundamentalmente heredadas. Desde aquel entonces, la acumulación de evidencia cuasi-experimental a través del método de variables instrumentales (Neal y Johnson 1996; Hansen, Heckman, y Mullen 2004, Cascio y Lewis 2006) y de diseños de regresión discontinua (Cahan y Davis 1987, Cahan y Cohen 1989, Luyten 2006, Luyten et al. 2008, Cliffordson 2010) ha contribuido a cerrar la controversia y generar un consenso respecto a que el efecto de la escolaridad sobre el logro cognitivo de los estudiantes existe y es de tamaño considerable.¹

Las ganancias de aprendizaje obtenidas con la escolarización dependen de numerosos factores, entre los que se destaca la influencia de los compañeros de clase (Sacerdote, 2011). La importancia de los pares en el proceso educativo ha sido destacada desde hace mucho tiempo, al menos desde la publicación del bien conocido e influyente Reporte Coleman (1966), donde se argumentó que el acceso a pares más aventajados podría proveer a los estudiantes de bajos ingresos con visiones valiosas y redes de contactos al momento de entrar a la educación superior y al mundo del trabajo. Desde entonces, proliferaron trabajos que estudiaron los efectos de pares sobre el aprendizaje mirando simplemente si los estudiantes que asistían a escuelas de mayor nivel socioeconómico promedio tenían un mejor desempeño educativo, un hallazgo que fue habitual en la literatura (ver, por ejemplo, Rumberger y Palardy 2005). Aunque recientemente surgieron trabajos que explotan la asignación aleatoria para identificar un efecto causal del logro de los compañeros (Zimmerman 2003; Whitmore 2005; Carrell, Fullerton y West 2009; Lyle 2009, Duflo, Dupas y Kremer 2011; Carrell, Sacerdote y West 2013, De Giorgi y Pellizzari 2013; Booij, Leuven y Oosterbeek 2017), al momento existe solo evidencia empírica limitada sobre los canales de los efectos de pares (Feld y Zölitz 2017). Aún más importante, los estudios se han centrado en evaluar el efecto de tener compañeros más ricos o hábiles, pero no han estudiado la incidencia en los aprendizajes de tener compañeros diferentes *per se*.

La literatura que estudia las consecuencias de la segregación socioeconómica en las escuelas ha postulado frecuentemente que la integración en las aulas contribuye a la cohesión social, al promover la tolerancia y reducir los prejuicios, y a la equidad, al mejorar las oportunidades de los más pobres (Durlauf 2006, Wilson 1987). Sin embargo, la presencia de compañeros de diferente nivel socioeconómico en el aula podría tener también efectos positivos sobre los aprendizajes, los cuales no han sido explorados suficientemente.

¹ El consenso sobre el efecto de la escolaridad en los resultados cognitivos ha ido creciendo con el tiempo hasta el punto de resultar familiar el uso de una “regla del pulgar” para cuantificar las ganancias de aprendizaje que obtienen los estudiantes en un año escolar, que se coloca típicamente entre los 25 y los 40 puntos en la escala del Programa Internacional para la Evaluación de los Estudiantes (PISA) (Woemann, 2016, OECD, 2019).

Las teorías de la psicología educativa indican que el aprendizaje en salones de clases diversos, donde los estudiantes de diferentes contextos comunican sus diferentes experiencias y perspectivas, animan a los estudiantes a pensar de maneras más complejas (Bransford y Schwartz, 1999; Wigfield et al. 2006). A su vez, como los estudiantes de diferentes contextos a menudo traen conocimientos culturales y perspectivas sociales diferentes a la escuela, se ha argumentado que las clases con grupos de estudiantes más diversos son más propensas a mejorar el pensamiento crítico al exponer a los estudiantes a nueva información y comprensión (Hawley, 1971; Orfield et al. 2008). En este sentido, la integración socioeconómica en las escuelas podría ir más allá de su contribución a la cohesión social y la equidad y resultar también en un entorno de aprendizaje más eficiente que mejore el desempeño de los alumnos de todas las clases sociales.

Este capítulo contribuye a la literatura que estudia el efecto de la escolaridad sobre los aprendizajes y las consecuencias de la segregación socioeconómica explorando la presencia de efectos compañero de una manera novedosa. Utilizando datos de las ediciones 2003, 2009, 2012, 2015 y 2018 del Programa Internacional para la Evaluación de Estudiantes (PISA, por sus siglas en inglés) para 5 países de América Latina (Argentina, Brasil, Chile, Costa Rica y Uruguay), el trabajo explota la variación exógena en la fecha de nacimiento de los estudiantes alrededor de la fecha de corte para el ingreso a la escuela utilizando un diseño de regresión discontinua difuso. Dado que en estos países existen leyes y regulaciones que establecen la obligatoriedad del ingreso al primer año de educación primaria para alumnos con determinada edad cumplida a una fecha específica, es posible encontrar diferencias en los grados escolares al que asisten estudiantes de casi la misma edad y aislar el efecto de un año de educación formal sobre el puntaje PISA comparando el rendimiento de estudiantes nacidos apenas antes y después de la fecha de corte. De esta manera, se estima el efecto promedio de asistir a un año escolar superior a los 15 años sobre los aprendizajes y la heterogeneidad de este efecto, aquí llamado “efecto de la escolaridad”, entre alumnos segregados e integrados, esto es, de acuerdo a si los estudiantes tienen compañeros parecidos o diferentes en términos de su estatus socioeconómico.

Los resultados hallados en este capítulo indican que el efecto de la escolaridad sobre el aprendizaje es de tamaño considerable y difiere sustancialmente de acuerdo al nivel de integración socioeconómica del alumnado. El efecto promedio estimado de un año de escolaridad en América Latina se sitúa alrededor de los 30 puntos en la escala de PISA (0.30 desvíos estándar), en línea con la literatura previa, pero ese promedio esconde una sustancial heterogeneidad. La mejora en las habilidades y el conocimiento que resultan de un año extra de escolaridad en los países analizados es sustancialmente mayor para los alumnos que interactúan en la escuela con pares más diferentes en términos de su status socioeconómico que para aquellos que se encuentran segregados e interactuando con compañeros más similares. El mayor aprendizaje que logran los estudiantes integrados con la escolaridad se da tanto para alumnos integrados con pares más ricos como para aquellos

que se encuentran integrados con compañeros más pobres, siendo la ganancia similar en ambos casos. A su vez, esta mejora en el aprendizaje asociada a la integración proviene fundamentalmente de los alumnos más rezagados en su aprendizaje, que son quienes más incrementan su rendimiento en la prueba PISA con la escolaridad al estar integrados. Siendo que los alumnos de bajo rendimiento segregados tienen también una mayor probabilidad de abandono escolar en el futuro, el capítulo invita a reflexionar sobre el potencial de las políticas que integren socioeconómicamente a estos estudiantes no solo desde el punto de vista de la equidad, sino también desde la eficiencia asignativa.

El resto del capítulo está organizado de la siguiente forma. La sección 2 presenta la metodología y los datos utilizados, mientras que la sección 3 discute la validez de la estrategia empírica. Los resultados son presentados en la sección 4, que muestra la heterogeneidad del efecto de la escolaridad sobre el aprendizaje en América Latina de acuerdo con el nivel de integración socioeconómica del alumnado. Finalmente, la sección 5 presenta las conclusiones y discute la relevancia y las limitaciones de los hallazgos.

2. Metodología y datos

La evaluación del impacto de la escolaridad sobre los aprendizajes requeriría idealmente la asignación aleatoria de individuos a grupos de tratamiento y control, en el que a los individuos asignados al primer grupo se les brinde de alguna manera un año adicional de escolaridad en relación al segundo grupo. Aunque no existen en el mundo experimentos sociales de este tipo, las leyes y regulaciones escolares de muchos países establecen que los niños con cierta edad específica cumplida a una fecha de corte particular (por ejemplo, 6 años cumplidos al 30 de junio) deben obligatoriamente inscribirse en la escuela para iniciar su proceso de educación formal. Esta situación genera que niños con tan solo días de diferencia de edad sean asignados exógenamente (por una ley) a iniciar la escuela un año antes o un año después según si su nacimiento tuvo lugar antes o después de esa fecha de corte. En tanto la posibilidad de manipular la fecha de nacimiento alrededor de este umbral es muy limitada, los grupos de estudiantes nacidos apenas antes y apenas después de esta fecha de corte solo diferirían en promedio en algunos días de edad y en que el grupo de estudiantes nacido antes de la fecha de corte tendría un año adicional de escolaridad, brindando una oportunidad única de evaluar de manera no experimental el efecto de la escolaridad sobre los aprendizajes comparando el aprendizaje promedio de los nacidos antes y después del umbral en un diseño de regresión discontinua *sharp* que estima:

$$\beta_S = \lim_{B \rightarrow B_0^-} E(Y_i | B_i = B) - \lim_{B \rightarrow B_0^+} E(Y_i | B_i = B) \quad (1)$$

donde Y_i es una medida del aprendizaje del estudiante i y B_i su fecha de nacimiento; B_0 es la fecha de corte y la probabilidad de tratamiento (tener un año adicional de escolaridad) es $T_i = 1\{B_i \leq B_0\}$. Bajo el supuesto de que el aprendizaje del estudiante i hubiera sido el mismo si hubiera nacido apenas antes o apenas después de la fecha de corte, la ecuación (1) captura el efecto tratamiento promedio local en el punto de corte.

Aunque un diseño de regresión discontinua *sharp* sería válido en un contexto en el que hubiera un cumplimiento perfecto de las leyes y regulaciones que establecen la fecha de corte para el ingreso, en la práctica estas leyes y regulaciones no se cumplen a la perfección y por ende la probabilidad de tratamiento no es una función determinística que salta de 0 a 1 en la fecha de corte como en la ecuación (1), sino que la probabilidad de tener un año adicional de escolaridad solo presenta una discontinuidad en ese umbral. Este diseño de regresión discontinua difuso (*fuzzy*) requiere para recuperar el efecto promedio local del tratamiento estimar el cociente entre el cambio en el aprendizaje promedio en el umbral y el cambio en la proporción de estudiantes tratados (con un año adicional de escolaridad) también en el umbral:

$$\beta_F = \frac{\lim_{B \rightarrow B_0^-} E(Y_i | B_i = B) - \lim_{B \rightarrow B_0^+} E(Y_i | B_i = B)}{\lim_{B \rightarrow B_0^-} \Pr(T_i = 1 | B_i = B) - \lim_{B \rightarrow B_0^+} \Pr(T_i = 1 | B_i = B)} \quad (2)$$

En un diseño difuso, la ecuación (2) es igual al efecto tratamiento promedio en el punto de corte para aquellos individuos inducidos a cambiar el estado del tratamiento en ese punto de discontinuidad, siempre que se mantengan los dos siguientes supuestos: *monotonidad* (es decir, el cruce de B_i por B_0 no causa al mismo tiempo que algunos individuos tomen el tratamiento y otros lo rechacen) y *exclusión* (es decir, el cruce de B_i por B_0 no afecta a Y_i excepto a través de su efecto sobre la recepción del tratamiento).² Estos supuestos serán discutidos en la siguiente sección.

En vista de la ausencia de datos experimentales para responder la pregunta de investigación de este capítulo, la metodología que se empleará para evaluar el efecto de la escolaridad sobre los aprendizajes es un diseño de regresión discontinua difuso, lo cual requiere de datos que provean una medida del aprendizaje de los estudiantes y a su vez capten individuos nacidos antes y después de la fecha de corte y en distintos grados escolares. La prueba PISA (OECD, 2019)³ proporciona una fuente de información ideal puesto que a

² Para más detalles, puede consultarse Hahn et al. (2001) e Imbens y Lemieux (2008).

³ PISA es un programa desarrollado por la OECD con el objetivo de medir las competencias de los estudiantes cercanos al final de su educación obligatoria en las áreas de lengua, matemática y ciencias, y más generalmente evaluar si han adquirido los conocimientos y habilidades necesarios para enfrentar los desafíos que plantea la sociedad actual. Las pruebas PISA se realizan desde el año 2000 cada 3 años en los países miembros de la OECD y en un grupo de países socios cuyo número ha ido creciendo en el tiempo. Además de

diferencia de otros programas que también evalúan los aprendizajes, como por ejemplo TIMMS o las evaluaciones que el LLECE realiza en América Latina,⁴ PISA no define su población objetivo en términos de grados escolares, sino en función de la edad. Específicamente, para cada país PISA es representativa de los alumnos entre 15 años y 3 meses y 16 años y 2 meses (en adelante, alumnos de 15 años) que han terminado al menos 6 cursos de enseñanza obligatoria,⁵ lo que permite contar con una medida del aprendizaje diferencial obtenido por individuos nacidos antes y después de la fecha de corte en diferentes países y que asisten a distintos grados escolares.

Lamentablemente, la fecha exacta de nacimiento de cada alumno no está disponible en los datos PISA, sino solo el mes de nacimiento, por lo que, siguiendo la metodología de Marchionni y Vazquez (2019), las medias en la ecuación (2) son estimadas mediante un polinomio de grado 0 (promedios simples) para dos anchos de banda diferentes, que incluyen nacer 1 o 2 meses antes y después de la fecha de corte de ingreso a la escuela. Específicamente, β_F en la ecuación (2) es estimado por mínimos cuadrados en dos etapas (Hahn, Todd y van der Klaauw, 2001) para las observaciones cuyo nacimiento se encuentra 1 o 2 meses alrededor de la fecha de corte, regresando el puntaje en la prueba PISA en una variable *dummy* que indica la asistencia a un grado escolar superior, e instrumentando esta última con un variable *dummy* que indica si el alumno nació antes de la fecha de corte para el ingreso a la escuela en su país. Como el puntaje en PISA se mide a través de la metodología de valores plausibles, que proporciona para cada estudiante una serie de valores que representan el rango de habilidades que el alumno podría razonablemente tener (Wu y Adams 2002), se sigue la metodología recomendada por los diseñadores del

los exámenes, el programa recoge información sobre los estudiantes y las escuelas empleando un cuestionario armonizado entre países para los alumnos y directores de las escuelas.

⁴ TIMMS (*Trends in International Mathematics and Science Study*), un programa pionero en la evaluación de los estudiantes a nivel internacional, evalúa los aprendizajes en matemáticas y ciencias de alumnos de cuarto y octavo grado en 64 países, mientras que las pruebas del LLECE (Laboratorio Latinoamericano de Evaluación de la Calidad de la Educación) evalúan los aprendizajes en lectura, matemática y ciencias de alumnos de tercer y sexto grado en 18 países de América Latina.

⁵ Para obtener resultados representativos de esta población de interés, PISA utiliza un muestreo estratificado bi-etápico. En la primera etapa, se toma una muestra de todas las escuelas elegibles a nivel nacional (aquellas que tienen alumnos de 15 años), con una probabilidad de selección proporcional al tamaño de cada escuela. Antes del muestreo, las escuelas elegibles son asignadas a grupos mutuamente excluyentes llamados estratos, para mejorar la precisión de las estimaciones. En la segunda etapa, cada escuela seleccionada elabora una lista de sus alumnos de 15 años y se define para cada país un tamaño de cluster objetivo (TCO) -típicamente 35 estudiantes. Cuando la cantidad de alumnos en la lista elaborada por la escuela supera el TCO, se toma una muestra de alumnos del tamaño de cluster objetivo con igual probabilidad de selección para cada uno. En el caso de que la cantidad de alumnos en la lista elaborada por la escuela sea inferior al TCO, se toman todos los estudiantes de 15 años de esa escuela (OECD, 2010).

programa, realizando estimaciones diferentes de β_F para cada valor plausible y luego promediándolas, ajustando los errores estándar en consecuencia (OECD, 2009).⁶

Aunque el programa PISA evalúa a estudiantes de muchos países que aplican reglas de ingreso a la escuela con fechas de corte específicas para el inicio de la educación formal, el énfasis del presente capítulo se encuentra en un subgrupo de estos países pertenecientes a la región de América Latina (Argentina, Brasil, Chile, Costa Rica y Uruguay) debido a la escasez de estimaciones del impacto de la escolaridad en los aprendizajes para esta región y a que los sistemas educativos de América Latina se caracterizan por ser de los más segregados socioeconómicamente del mundo (Vazquez, 2016), con fuertes disparidades en el grado de integración del alumnado en las aulas. Esta característica de los países de la región ofrece una fuente de variabilidad importante para estudiar si las ganancias de la escolaridad en los aprendizajes son diferentes en contextos donde los estudiantes se relacionan casi exclusivamente con alumnos de su mismo nivel socioeconómico que si por el contrario se encuentran integrados y relacionándose en la escuela con pares más diferentes en términos de su estatus socioeconómico.

Las reglas de entrada que determinan las leyes y regulaciones de cada país analizado e influyen en el año escolar al que asisten las diferentes cohortes de estudiantes que han sido evaluadas en PISA se muestran en la Tabla 1, la cual presenta además el número de observaciones empleadas en las estimaciones para los distintos anchos de banda utilizados en el trabajo. Así, por ejemplo, en el caso de Argentina las leyes determinan que para ingresar a la escuela primaria los individuos deben tener 6 años cumplidos al 30 de junio del año en curso, lo que hace que las cohortes evaluadas en PISA que nacieron en junio deberían haber ingresado antes que los nacidos en julio y tener un año adicional de educación que estos, siendo el año teórico al que deberían asistir los primeros el 11vo grado y los segundos el 10mo grado. En general, salvo en Costa Rica que tiene una edad de ingreso más tardía, las cohortes de alumnos evaluadas en PISA deberían estar en el grado 11 si nacieron antes de la fecha de corte y en el grado 10 si nacieron después (10 y 9, respectivamente, en Costa Rica). Lógicamente, no todos los nacidos antes de la fecha de corte asisten al año superior, debido al cumplimiento imperfecto de las reglas y a la repitencia, por lo que todas las estimaciones que se realizan corresponden a las de un diseño difuso y las especificaciones siempre incluyen un control por repitencia.^{7,8} La cantidad total

⁶ Los errores estándar se estiman como recomiendan los diseñadores del programa, utilizando el método de muestras balanceadas repetidas (BRR, por sus siglas en inglés) y aumentándolos en la estimación de la varianza de imputación asociada a la variabilidad de estos valores plausibles. Ver OECD (2009) para más detalles.

⁷ Otra forma de lidiar con el problema que plantea la repitencia involucra realizar restricciones al tamaño de la muestra. Véase por ejemplo Marchionni y Vazquez (2019).

⁸ La ausencia de una variable que mida la repitencia previa en las rondas de PISA 2000 y 2006 hace que estas evaluaciones no sean consideradas en la muestra de estimación.

de alumnos evaluados nacidos 1 y 2 meses alrededor del umbral son especificadas en la última columna de la tabla. Todas estas observaciones son empleadas en estimaciones del efecto de la escolaridad en los aprendizajes para el conjunto de alumnos en los 5 países con efectos fijos por país (y efectos fijos por año en las especificaciones preferidas), proveyendo luego estimaciones en muestras separadas de acuerdo al nivel de integración socioeconómica del alumnado.

A los efectos de medir el nivel de integración socioeconómica de los estudiantes y separar la muestra entre alumnos integrados y segregados, el presente trabajo utiliza como principal medida de nivel socioeconómico de los estudiantes el Índice de status económico, social y cultural (*escs*, por sus siglas en inglés) construido por PISA a partir del mayor índice de estatus ocupacional del padre o la madre,⁹ el mayor grado de educación alcanzado por los padres representado en años de escolarización, y un índice de posesiones familiares que se obtiene preguntando a los estudiantes si tienen disponible en el hogar una serie de bienes y servicios.¹⁰ En base a este índice se computan percentiles de nivel socioeconómico para cada alumno dentro de un país en cada año ($p_i=1, 2, 3, \dots, 99, 100$), se calcula el número de percentil al que pertenece el estudiante mediano (de acuerdo con el mismo indicador de bienestar) en la escuela a la que asiste cada alumno (p_{Mi}) y luego se computan las distancias percentílicas absolutas de cada estudiante respecto al estudiante mediano de su escuela como la diferencia entre ambos valores, en valor absoluto ($|p_i - p_{Mi}|$). Siguiendo a Watson (2009), mayores distancias percentílicas implican una interacción con pares más distintos, más alejados del alumno en la distribución del ingreso/nivel socioeconómico. Luego, se usa una definición de segregación *relativa* que permite dividir la muestra de una manera balanceada en términos de observaciones: se considera a un alumno relativamente integrado (segregado) si la distancia percentílica absoluta es mayor (menor) a la distancia mediana para América Latina (que es igual a 14 si se utiliza el índice *escs*).¹¹

Para ayudar a visualizar la principal definición de integración aquí empleada, el Gráfico 1 muestra un histograma suavizado de las distancias percentílicas en el conjunto de países analizados: los alumnos en la cola inferior de las distribuciones (con $p_i - p_{Mi}$ menor a -14) y

⁹ Este índice se obtiene a partir de las respuestas de los alumnos respecto a la ocupación de los padres. Específicamente, recoge los atributos de las ocupaciones que convierten la educación de los padres en ingresos y se deriva a través de una clasificación óptima de los grupos de empleo para maximizar el efecto indirecto de la educación en los ingresos laborales y para minimizar el efecto directo de la educación en los ingresos, sin tener en cuenta la ocupación (OECD, 2010). Para más información acerca de la metodología, véase Ganzeboom, De Graaf y Treiman (1992).

¹⁰ La construcción de la escala del índice de posesiones familiares y del *escs* se realizó utilizando la clasificación de Teoría de Respuesta al Ítem (IRT, por sus siglas en inglés). Véase OECD (2010, 2019) para una descripción pormenorizada de la construcción de estos índices.

¹¹ En el texto, se utilizará por simplicidad la expresión América Latina para referirse a los 5 países de la región considerados en el análisis: Argentina, Brasil, Chile, Costa Rica y Uruguay.

en la cola superior (con $p_i - p_{Mi}$ mayor a 14) se consideran (relativamente) integrados, mientras que el resto es considerado (relativamente) segregado. La robustez de esta medida es evaluada utilizando alternativamente el indicador de riqueza (*wealth*) y de máximos años de escolaridad de los padres (*pared*) construido por PISA,¹² y considerando a un alumno relativamente integrado (segregado) si el índice Gini de los máximos años de escolaridad de los padres en la escuela es mayor (menor) a la mediana correspondiente para América Latina.¹³

3. Validez del diseño

3.1. Logros de aprendizaje y probabilidad de asistir al año escolar superior por mes de nacimiento

A efectos de motivar el análisis, el Gráfico 2 muestra el puntaje promedio en matemática por mes de nacimiento de los *compliers*, esto es, aquellos alumnos que por su mes de nacimiento asisten al año teórico al que deberían asistir de acuerdo a las leyes y regulaciones en los 5 países analizados. Cada punto en el gráfico representa el puntaje promedio para los alumnos nacidos en un mes relativo a la fecha de corte, que se indica con una línea vertical. Puntos más cerca de esta línea representan un mes de nacimiento más cercano al corte, con los puntos a la derecha indicando un nacimiento anterior a la fecha de corte y los puntos a la izquierda señalando nacimientos en los meses posteriores a dicha fecha. Como puede observarse en el gráfico, aquellos alumnos cuyo mes de nacimiento se encuentra a la derecha de la barra vertical presentan como es esperable un rendimiento superior a los alumnos cuyo mes de nacimiento se encuentra a la izquierda del umbral, a quienes se les exigía demorar al siguiente año su ingreso a la escuela. El salto al cruzar el umbral en el nivel de aprendizaje demostrado en la prueba PISA en el área de matemáticas no es homogéneo, sino que es mayor para los alumnos integrados que para aquellos que se encuentran segregados, esto es, para quienes se encuentran interactuando con pares más diferentes en términos de su nivel socioeconómico.

La existencia de un salto en los aprendizajes al cruzar el umbral podría deberse a numerosas razones, pero aquí se argumenta que la única característica de los alumnos relevante para los aprendizajes que difiere entre los individuos nacidos apenas antes y apenas después de la fecha de corte es su grado de exposición al tratamiento, esto es, su

¹² El índice *wealth* se construye en base a las respuestas de los estudiantes sobre la posesión de una lista de bienes en el hogar de menor tamaño que el empleado para capturar la posesión de bienes y servicios en el hogar en el *escs*, mientras que el índice *pared* toma el valor máximo entre los años de escolaridad del padre y la madre del estudiante. Véase OECD (2010, 2019) para los detalles sobre la construcción de estos índices.

¹³ Por las características de los índices *escs* y *wealth*, que toman valores negativos y han sido estandarizados, no se utiliza como prueba de robustez adicional el Gini de estas medidas, sino solo el de los máximos años de escolaridad.

probabilidad de asistir al año escolar superior (el 11vo en general, salvo en Costa Rica donde es el 10mo). Antes de proveer evidencia que apoye este supuesto de *exclusión*, es necesario constatar en primera instancia que existe una discontinuidad en la función que relaciona la probabilidad de asistir al año escolar superior y la fecha de nacimiento, esto es, constatar que en efecto la exposición al tratamiento difiere entre las observaciones a la izquierda y a la derecha del umbral. El Gráfico 3 muestra la proporción de estudiantes que asisten al año escolar superior por mes de nacimiento. Así, mientras que casi ningún estudiante de los evaluados en las cohortes participantes en PISA que nacieron después de la fecha de corte se encuentran en el 11vo grado (10mo en Costa Rica), casi un 40% de los nacidos en el mes anterior al corte y cerca de un 50% de los nacidos un mes más atrás asiste a este grado. Esta discontinuidad en la exposición al tratamiento se encuentra también en las poblaciones de alumnos integrados y segregados, siguiendo en ambos casos un patrón muy similar: al cruzar el umbral, la proporción de individuos que toman el tratamiento es siempre mayor, pero el salto es siempre inferior a 1, lo cual fundamenta la necesidad de utilizar un diseño de regresión discontinua difuso.

3.2. Balance de covariables predeterminadas

Una de las pruebas más importantes para evaluar la validez del diseño de regresión discontinua implica examinar si, cerca del punto de corte, las unidades a la derecha del umbral son similares a las de la izquierda en términos de sus características observables. Formalmente, si se encuentra que X_i cruzando x_0 tiene un efecto sobre una covariable que impacta a Y_i , entonces el supuesto de *exclusión* no se mantendría y el diseño de regresión discontinua no sería válido. Cuando los RDD son interpretados como un experimento local, es natural requerir que las unidades justo por encima del umbral sean, en promedio, idénticas a aquellas unidades apenas por debajo de él en todas sus características observables previas al tratamiento, excepto por el hecho de que las primeras están desproporcionadamente expuestas al tratamiento. La presencia de diferencias significativas en las covariables predeterminadas entre estos dos grupos pondría en duda la validez del diseño.

La Tabla 2 muestra para el conjunto de los 5 países de América Latina analizados los valores promedio de un conjunto de covariables potencialmente importantes para el aprendizaje para los alumnos nacidos antes y después de la fecha de corte utilizando anchos de banda de 1 y 2 meses alrededor del umbral, junto con los p-valores del test de diferencia de medias para cada variable. A nivel general, tanto para el agregado de estudiantes en los 5 países (panel a) como en las submuestras de alumnos segregados e integrados (paneles b y c), no se encuentran diferencias significativas en estas covariables, a excepción de la existencia de una proporción significativamente más baja de alumnos no repitentes para los estudiantes nacidos antes de la fecha de corte (aquellos que de acuerdo a las leyes y regulaciones debían ingresar a la escuela más temprano). La existencia de una mayor

repetencia entre estos alumnos era esperable, en tanto quienes ingresaron antes a la escuela tuvieron una chance adicional de repetir un año que quienes ingresaron a la escuela al año siguiente. En tanto el resto de las características observables de los alumnos son en promedio las mismas, no existen razones para pensar que los alumnos nacidos con posterioridad a la fecha de corte no sean un contrafactual válido para quienes nacieron un poco antes. De hecho, de existir un sesgo, sería a la baja, siendo las estimaciones obtenidas una cota inferior de las ganancias de aprendizaje. Aún más, como la brecha de repetencia antes y después del umbral es más alta para los alumnos integrados que para los segregados, de encontrarse una mayor ganancia de aprendizaje para los integrados, la brecha hallada también sería una cota inferior, y esto solo reforzaría los resultados encontrados.¹⁴ De cualquier manera, tal como se especificó en la sección metodológica, todas las especificaciones controlaran por repetencia. En su conjunto, la evidencia presentada en la Tabla 2 indica la ausencia de desbalance de covariables y apoya la validez del diseño de regresión discontinua.

3.3. No manipulación

La validez del diseño de regresión discontinua descansa también en parte en que la manipulación exacta de la variable que se utiliza para determinar la asignación de tratamiento alrededor del punto de corte sea improbable o imposible. Aunque la imprecisión de este control es algo que no se puede probar y, a menudo, no es más que una conjetura, tiene claras predicciones observables (Lee y Lemieux, 2009). Si los individuos pueden manipular con precisión la fecha de nacimiento, la regla de asignación al tratamiento es de conocimiento público y el tratamiento es deseable (o indeseable), presumiblemente habrá algún tipo de aglomeración de individuos alrededor del umbral y, por lo tanto, un salto en la densidad de la variable fecha de nacimiento en el valor de corte. Por el contrario, si no es posible manipular con exactitud la fecha de nacimiento alrededor del punto del corte, la densidad de esta variable debería ser continua en un vecindario local cercano al punto de corte. El Gráfico 4 muestra la distribución de las fechas de nacimiento en la última edición de PISA con observaciones antes y después del corte para cada país analizado (la imagen es muy similar en los restantes años). Como era esperable, las distribuciones son relativamente uniformes en la mayoría de los países, sin una clara

¹⁴ Note además, al comparar los paneles (b) y (c) de la Tabla 2, que los alumnos integrados en la muestra de estimación son bastante parecidos en promedio a los alumnos integrados, a excepción de que los integrados tienen una tasa de repetencia mayor, un nivel socioeconómico levemente inferior, y que están mucho más concentrados en escuelas públicas (solo un 33 por ciento asiste a escuelas privadas a diferencia del 45 por ciento que concurre a estas escuelas entre los segregados). En tanto todos ellos son factores que en general se asocian a un menor rendimiento en América Latina, lo esperable a partir de las diferencias entre estos grupos no vinculadas a la segregación, sería que estos alumnos se beneficiaran menos de la educación formal, algo que veremos que no ocurre al estimar las ganancias de aprendizaje de la escolaridad para ambos grupos.

discontinuidad en la fecha de corte. La excepción principal es Argentina, donde es posible apreciar una caída un poco mayor en la densidad al cruzar el umbral.

Discontinuidades en la distribución de las fechas de nacimiento alrededor de la fecha de corte pueden deberse a algún control de los padres de la fecha de nacimiento de sus hijos cerca del umbral o también a diferencias en las tasas de abandono escolar entre los grupos de alumnos a ambos lados del umbral. La primera hipótesis parece menos probable, ya que los padres no tienen un control preciso de esta fecha, e incluso si lo tuvieran, no está claro si es deseable para los padres que sus hijos ingresen a la educación primaria con anterioridad. Discontinuidades en la distribución de las fechas de nacimiento también pueden surgir si los estudiantes abandonan la escuela después de terminar el grado anterior al año escolar superior (esto es, luego del 10mo grado, a excepción de Costa Rica donde sería el 9no). Si los estudiantes nacidos antes de la fecha de corte tienen más probabilidades de abandonar la escuela que los nacidos después de esa fecha por esta razón, las estimaciones que aquí se muestran podrían sufrir un sesgo al alza. La muestra de estudiantes nacidos antes del punto de corte sería más seleccionada en ese caso, con una mayor intención de permanecer en la educación y presumiblemente un mayor rendimiento. Aunque la inspección de los histogramas sugiere que este no es el caso, al replicar el análisis de RD utilizando la asistencia escolar en lugar de las puntuaciones de PISA para todos los países donde los datos del censo o de las encuestas de hogares lo permiten, no se encuentra evidencia a favor de una discontinuidad en las tasas de abandono escolar alrededor de la fecha de corte.¹⁵

Adicionalmente, se realizó el test formal de manipulación propuesto por Frandsen (2017), que es más adecuado para una variable discreta como es aquí el mes de nacimiento que la prueba tradicional de discontinuidad de la densidad en el umbral (McCrary, 2008). El test se basa en tres puntos del soporte de la variable de asignación: el umbral (el punto más pequeño en el soporte de los tratados) y sus dos puntos inmediatamente adyacentes. Limitaciones en los datos disponibles impiden realizar una prueba de este tipo en Argentina y para algunos años en Uruguay (los correspondientes a PISA 2012, 2015 y 2018), pero los resultados para Brasil, Chile, Costa Rica y Uruguay (en este último caso en base a PISA 2003 y 2009) no muestran evidencia de manipulación, aunque la evidencia para Brasil 2015 y Costa Rica 2018 es menos concluyente.¹⁶ Sin embargo, en vista de la evidencia general

¹⁵ Específicamente, se utiliza el Censo de Población 2010 en Argentina, la *Pesquisa Nacional por Amostra de Domicilios* (PNAD) de Brasil 2012, y el Censo de Población 2011 en Uruguay. Estas fuentes poseen una medida tanto de asistencia escolar como de mes de nacimiento para los estudiantes de 15 años. En todos los casos, las diferencias en las tasas de asistencia escolar antes y después de la fecha de corte con los anchos de banda de 1 y 2 meses son pequeñas (alrededor de un punto porcentual) y no estadísticamente significativas. Los resultados están disponibles a pedido.

¹⁶ Específicamente, se realizó el test para todas las posibles cotas k y no fue posible rechazar la hipótesis nula que implica que no hay manipulación para ningún k en ningún país y año, excepto en Brasil 2015 y Costa Rica 2018 donde es necesario asumir una mayor curvatura de la función de densidad en el umbral (k debe ser

de todos los años, el análisis en base a los censos y encuestas de hogares y la inspección gráfica de los histogramas, no parece haber justificación para sugerir que los resultados deban interpretarse con precaución por estas excepciones menores. En conjunto, la evidencia presentada en esta sección respalda entonces la validez de la estrategia de identificación, por lo que a continuación se presentan los resultados hallados.

4. Resultados

Esta sección muestra, para el agregado de los estudiantes en los 5 países de América Latina analizados, las estimaciones de regresión discontinua difusa de asistir a un año escolar superior sobre el puntaje PISA en matemáticas. Se presentan los resultados correspondientes a seis especificaciones. Las estimaciones (1) a (3) utilizan las observaciones en un ancho de banda de 2 meses alrededor de la fecha de corte de ingreso a la escuela, mientras que las estimaciones (4) a (6) emplean las observaciones en la ventana de 1 mes alrededor de dicho corte. Todas las especificaciones utilizan efectos fijos por país y controlan por las otras variables que pueden capturar diferencias en la trayectoria académica de los estudiantes (asistencia a uno o más de un año de educación preescolar y repitencia), así como también el género y el nivel socioeconómico del estudiante medido por el índice PISA de riqueza. Las especificaciones (2) y (5) agregan además controles a nivel de escuela (un indicador de si el clima educativo de la escuela a la que asiste el alumno es alto, definido en base a si el promedio de la máxima educación de los padres de la escuela es mayor a 12 años), mientras que las estimaciones que se muestran en las columnas (3) y (6) de las tablas a continuación adicionan efectos fijos por año para capturar heterogeneidades entre las distintas ediciones de PISA. Se evita el uso de más controles para evitar la pérdida de observaciones por datos faltantes, especialmente en las variables a nivel escuela, siendo la especificación preferida la que emplea controles a nivel país, estudiante, escuela y efectos fijos por año, con el ancho de banda de 1 mes alrededor de la fecha de corte (especificación (6)).

Los resultados más generales muestran que, en línea con la literatura reciente, el efecto de la escolaridad sobre los aprendizajes de los estudiantes existe y es de tamaño considerable. La Tabla 3 muestra que la asistencia a un año escolar superior otorga un incremento promedio levemente superior a los 30 puntos PISA o 0.30 desvíos estándar,¹⁷ en línea el resto de la literatura. En efecto, en tanto algunos autores, basados en que las ganancias obtenidas durante un año escolar en la mayoría de los exámenes nacionales e

mayor a 0.058 y 0.037 respectivamente para evitar el rechazo a un 5% de significatividad). Como reconoce Frandsen (2017) “un k más pequeño implica un test con mayor potencia, pero también puede detectar manipulación cuando no la hay”.

¹⁷ En la primera edición de PISA (año 2000) se escalaron los puntajes de la prueba para que 100 puntos PISA sean equivalentes a 1 desvío estándar entre los países de la OECD.

internacionales se encuentran entre un cuarto y un tercio de desvío estándar, estiman una ganancia de aprendizaje de entre 25 y 33 puntos PISA (Woesmann, 2016), otros autores utilizan las estimaciones de modelos multinivel de la OECD, que colocan la ganancia de aprendizaje en un rango de 35 a 40 puntos PISA entre grados adyacentes (OECD, 2019). La evidencia provista en este trabajo para América Latina es consistente con estos hallazgos, aunque, como se verá a continuación, este promedio esconde una notable heterogeneidad.

Una de las heterogeneidades más importantes que tiene el potencial de moldear el proceso de aprendizaje y ha sido escasamente evaluada, es aquella que resulta de la integración socioeconómica en las aulas. La escasa evidencia existente en general indica que los niños de familias menos aventajadas se benefician académicamente de la integración socioeconómica mientras que aquellos que provienen de las clases medias no se ven perjudicados y podrían beneficiarse de ella (Mickelson y Bottia, 2010). Los resultados para América Latina que se encuentran en este capítulo están en línea con estos hallazgos, en tanto la ganancia de aprendizaje que obtienen con la escolaridad los alumnos integrados es superior a la que obtienen los alumnos segregados, esto es, aquellos que se encuentran interactuando en la escuela con pares más parecidos a ellos en términos de su nivel socioeconómico. Para ilustrar este punto, la Tabla 4 muestra las estimaciones de regresión discontinua difusa que resultan de separar la muestra total de los 5 países de la región entre alumnos integrados y segregados de acuerdo a si la distancia percentílica absoluta al mediano de la escuela es mayor o menor a la distancia mediana de América Latina. Los resultados que se muestran en esta Tabla ponen en evidencia que la ganancia de aprendizaje derivada de la escolaridad para los alumnos integrados se encuentra alrededor de los 40 puntos PISA, mientras que los alumnos segregados obtienen una mejora en su aprendizaje en matemática cercana a los 20 puntos.¹⁸

La existencia de un efecto heterogéneo en las ganancias de aprendizaje de acuerdo al nivel de integración socioeconómica prevaleciente en el aula es un resultado robusto, que no depende de la medida de bienestar utilizada para capturar el nivel socioeconómico de los estudiantes ni de la medida que se emplee para capturar el grado de integración en la escuela. La Tabla 5 muestra que la brecha encontrada se mantiene si en lugar de usar el Índice de status económico, social y cultural (*escs*) como medida de bienestar, se utiliza el Índice de riqueza de PISA (*wealth*) o el Índice de máximos años de educación de los padres (*pared*). Asimismo, la Tabla 6 permite apreciar que los resultados tampoco cambian si se utiliza otra medida de integración relativa, como el coeficiente de Gini de los años de educación de los padres de la escuela, ya que los estudiantes que asisten a establecimientos

¹⁸ Al abrir la muestra por país y por nivel de integración, puede observarse que si bien el impacto estimado de la escolaridad es superior para los alumnos integrados en los 5 países analizados, la brecha es especialmente grande en Argentina y Uruguay (resultados disponibles a pedido).

donde existe una desigualdad educativa de los padres mayor a la mediana de América Latina obtienen una ganancia de aprendizaje mayor que el resto.

La pregunta natural por realizarse luego de observar estos resultados es la siguiente: ¿De dónde provienen las ganancias de la integración? Entre los estudiantes considerados integrados en este estudio hay quienes se encuentran integrados con pares más ricos y quienes se encuentran integrados con pares más pobres (los primeros con distancia percentílica al mediano de la escuela negativa y los segundos con distancia positiva, siempre mayor en valor absoluto a la mediana de América Latina). Sin embargo, al estimar los efectos de la escolaridad separadamente para estos dos grupos, se encuentra una ganancia similar en ambos casos (Tabla 7), independientemente del indicador de bienestar utilizado para medir el nivel socioeconómico (Tabla 8), lo que sugiere que las mayores ganancias de la escolaridad entre alumnos integrados no provienen de la integración con pares más aventajados socioeconómicamente, sino que se da tanto para estudiantes integrados con alumnos mucho más ricos como para aquellos que están integrados con compañeros mucho más pobres. Este es un resultado importante, dado que la literatura previa ha enfatizado el efecto positivo para los más pobres de interactuar con pares de mayor nivel socioeconómico, pero ignorado el potencial efecto positivo sobre los más ricos de la diversidad que les otorga interactuar con pares más pobres.

Aunque no se observa un efecto diferente de la escolaridad entre alumnos integrados con pares más ricos o más pobres, sí puede apreciarse una mayor ganancia de aprendizaje para los alumnos de bajo rendimiento que se encuentran integrados socioeconómicamente. La Tabla 9 muestra que mientras que las ganancias de la escolaridad son pequeñas (e incluso no significativamente distintas de cero) para los alumnos de rendimiento aceptable en PISA (nivel 2 o más), las ganancias entre los alumnos de bajo rendimiento (considerados analfabetos funcionales por estar debajo del nivel 2 de rendimiento en PISA), son mucho más altas, particularmente entre aquellos estudiantes que se encuentran integrados. Así, mientras que entre alumnos segregados o de buen rendimiento integrados el efecto de la escolaridad tiende a ser pequeño y no significativo (paneles a, b y c de la Tabla 9), es entre aquellos estudiantes de bajo rendimiento que se encuentran integrados (panel d) donde se observa el mayor efecto de la escolaridad. En efecto, la Tabla 10 confirma que aún si se utilizan otros indicadores de bienestar, la mayor ganancia de aprendizaje que se encuentra entre los estudiantes integrados proviene de aquellos alumnos que se hallan en la parte inferior de la distribución de puntajes. Este resultado tiene notables implicancias desde el punto de vista de la equidad, al ser estos alumnos quienes más se benefician de la educación formal en contextos de integración.

5. Discusión final y conclusiones

Este capítulo estimó de manera causal el efecto de la escolaridad sobre las ganancias de aprendizaje para los alumnos de un conjunto de países de América Latina (Argentina, Brasil, Chile, Costa Rica y Uruguay). Para ello, hizo uso de los datos provenientes de las distintas ediciones de la prueba PISA y explotó la variación exógena en la fecha de nacimiento de los estudiantes alrededor de la fecha de corte de ingreso a la escuela utilizando un diseño de regresión discontinua difuso. Los resultados hallados confirman que si bien el efecto promedio de asistir a un año escolar superior se sitúa alrededor de los 30 puntos en la escala de PISA (0.30 desvíos estándar), ese promedio esconde una sustancial heterogeneidad de acuerdo al nivel de integración socioeconómica del alumnado.

El principal aporte de este capítulo proviene de la exploración de las diferencias en las ganancias de aprendizaje derivadas de la escolaridad entre alumnos segregados e integrados, esto es, de acuerdo a si los estudiantes tienen compañeros parecidos o diferentes en términos de su estatus socioeconómico. Los resultados hallados sugieren la existencia de un mayor efecto de la escolaridad en los aprendizajes de los alumnos integrados que entre los estudiantes segregados, siendo el efecto promedio de alrededor de los 40 puntos PISA (0.40 desvíos estándar) entre los primeros y cercano a los 20 puntos PISA (0.20 desvíos estándar) entre los segundos. Las mayores ganancias de la escolaridad entre alumnos integrados no provienen de la integración con pares más aventajados socioeconómicamente, sino que se da tanto para estudiantes integrados con alumnos mucho más ricos como para aquellos que están integrados con compañeros mucho más pobres. Aún más importante desde el punto de vista de la equidad, esta mejora en el aprendizaje asociada a la integración proviene fundamentalmente de los alumnos más rezagados en su aprendizaje, que son quienes más incrementan su rendimiento en la prueba PISA con la escolaridad al estar integrados.

A diferencia de la literatura previa que ha estudiado los efectos de pares, el presente capítulo exploró la presencia de efectos compañeros de una manera novedosa. En efecto, el énfasis ha estado en evaluar si existe un efecto mayor de la escolaridad sobre el aprendizaje no para aquellos que tienen compañeros más aventajados socioeconómicamente, sino simplemente diferentes. Aunque de los resultados hallados no puede argumentarse que una mayor integración cause mayor aprendizaje, el presente capítulo provee una perspectiva diferente que invita a investigar con más profundidad si las consecuencias de la integración van más allá de su contribución a la cohesión social y a la equidad, y puede resultar también en un entorno de aprendizaje más eficiente que mejore el desempeño de los alumnos de todas las clases sociales, especialmente de los más rezagados en el proceso educativo.

Referencias

- Booij, A. S., Leuven, E. y Oosterbeek, H. (2017). Ability Peer Effects in University: Evidence from a Randomized Experiment. *Review of Economic Studies* 84(2), 547–78.
- Bransford, J. D. y Schwartz, D. L. (1999). Rethinking Transfer: A Simple Proposal with Multiple Implications. En *Review of Research in Education*, ed. Asghar Iran-Nejad y P. David Pearson. Washington, D.C.: American Educational Research Association, 61-101.
- Cahan, S. y Cohen, N. (1989). Age versus Schooling Effects on Intelligence Development. *Child-development* 60(5), 1239-49.
- Cahan, S. y Davis, D. (1987). A Between-Grade-Levels Approach to the Investigation of the Absolute Effects of Schooling on Achievement. *American Educational Research Journal* 24(1), 1- 12.
- Carrell, S. E., Fullerton, R. L. y West, J. E. (2009). Does Your Cohort Matter? Measuring Peer Effects in College Achievement. *Journal of Labor Economics* 27(3), 439–64.
- Carrell, S. E., Sacerdote, B. I. y West, J.E. (2013). From Natural Variation to Optimal Policy? The Importance of Endogenous Peer Group Formation. *Econometrica* 81(3), 855–82.
- Cascio, E. U. y Lewis, E. G. (2006). Schooling and the AFQT: Evidence from School Entry Laws. NBER Working Paper 11113. Cambridge, Mass.: National Bureau of Economic Research.
- Cliffordson, C. (2010). Methodological issues in investigations of the relative effects of schooling and age on school performance: the between-grade regression discontinuity design applied to Swedish TIMSS 1995 data. *Educational Research and Evaluation* 16, 39-52.
- Coleman, J. S. (1966). *Equality of educational opportunity*. Washington: U.S. Govt. Print. Off., 1966. [summary report].
- De Giorgi, G. y Pellizzari, M. (2013). Understanding Social Interactions: Evidence from the Class Room.” *Economic Journal* 124 (579), 917–53.
- Duflo, E., Dupas, P. y Kremer, M. (2011). Peer effects and the impacts of tracking: evidence from a randomized evaluation in Kenya. *American Economic Review* 101(5), 1739–1774.

Durlauf, S. (2006). Groups, Social Influences, and Inequality: A Memberships Theory Perspective on Poverty Traps. En *Poverty Traps*, eds. S. Bowles, S. Durlauf, y K. Hoff. Princeton: Princeton University Press.

Feld, J., y Zölitz, U. (2017). Understanding peer effects: On the nature, estimation, and channels of peer effects. *Journal of Labor Economics* 35(2), 387-428.

Frandsen, B. (2017). Party bias in union representation elections: Testing for manipulation in the regression discontinuity design when the running variable is discrete. En M. D. Cattaneo y J. C. Escanciano (eds.), *Regression discontinuity designs: Theory and applications. Advances in econometrics* 38, 281–315. Bingley: Emerald Publishing Limited.

Frenette, M. (2008). The returns to schooling on academic performance: Evidence from large samples around school entry cut-off dates. Analytical Studies Research Paper Series No. 317.

Ganzeboom, H.B.G., De Graaf, P. M. y Treiman, D. J. (1992). A Standard International Socio-economic Index of Occupational Status. *Social Science Research* 21(1), 1-56.

Hahn, J., Todd, P., y Klaauw, W. (2001). Identification and estimation of treatment effects with a regression-discontinuity design. *Econometrica* 69(1), 201–209.

Hansen, K., Heckman, J. J. y Mullen, K. J. (2004). The Effect of Schooling and Ability on Achievement Test Scores. *Journal of Econometrics* 121(1-2), 39-98.

Hawley, (1971). *Designing Schools. Jean Piaget, Biology and Knowledge*. Chicago: Univ. of Chicago Press.

Heck, R. H. y Moriyama, K. (2010). Examining relationships among elementary schools' contexts, leadership, instructional practices, and added-year outcomes: a regression discontinuity approach. *School Effectiveness and School Improvement* 21(4), 377-408.

Herrnstein, R. J., y Murray, C. A. (1994). *The bell curve: Intelligence and class structure in American life*. Free Press.

Imbens, G., y Lemieux, T. (2008). Regression discontinuity designs: A guide to practice. *Journal of Econometrics* 142, 615–635.

Lee, D., y Lemieux, T. (2009). Regression discontinuity designs in economics. *Journal of Economic Literature* 48(2), 281–355.

Luyten, H., Peschar, J. y Coe, R. (2008). Effects of Schooling on Reading Performance, Reading Engagement, and Reading Activities of 15-Year- Olds in England. *American Education Research Journal* 45(2), 319-342.

Luyten, J. W. (2006). An empirical assessment of the absolute effect of schooling: regression-discontinuity applied to TIMSS-95. *Oxford Review of Education* 32, 397-429.

Lyle, D. S. (2009). The Effects of Peer Group Heterogeneity on the Production of Human Capital at West Point. *American Economic Journal: Applied Economics* 1(4), 69–84.

Marchionni, M. y Vazquez, E. J. (2019). The Causal Effect of an Extra Year of Schooling on Skills and Knowledge in Latin America. Evidence from PISA. *Assessment in Education: Principles, Policy & Practice* 26(4), 489-515. DOI: 10.1080/0969594X.2018.1454401.

McCrary, J. (2008). Manipulation of the running variable in the regression discontinuity design: A density test. *Journal of Econometrics* 142, 698–714.

Mickelson, R. A., y Bottia, M. (2009). Integrated education and mathematics outcomes: A synthesis of social science research. *North Carolina Law Review* 88, 993-1090.

Neal, D. y Johnson, W. R. (1996). The Role of Premarket Factors in Black- White Wage Differences. *Journal of Political Economy* 104(5), 869-95.

OECD (2009). PISA Data Analysis Manual: SPSS, Second Edition, PISA. OECD Publishing, Paris, <https://doi.org/10.1787/9789264056275-en>.

OECD (2010). PISA 2009 Results: What Students Know and Can Do – Student Performance in Reading, Mathematics and Science. OECD Publishing, Paris.

OECD (2019). PISA 2018 Results (Volume I): What Students Know and Can Do, PISA, OECD Publishing, Paris, <https://doi.org/10.1787/5f07c754-en>.

Orfield, G., Frankenberg, E., y Garces, L. M. (2008). Statement of American social scientists of research on school desegregation to the US Supreme Court in *Parents v. Seattle School District* and *Meredith v. Jefferson County*. *The Urban Review* 40(1), 96-136.

Rumberger, R. y Palardy, G. (2005). Does segregation still matter? The impact of student composition on academic achievement in high school. *Teachers college record* 107(9), 1999-2045.

Sacerdote, B. (2011). Peer effects in education: How might they work, how big are they and how much do we know thus far? En *Handbook of the Economics of Education* (Vol. 3, pp. 249-277). Elsevier.

Tyumeneva, Y., y Kuzmina, Y. (2012). The Effect of One Extra Year of Schooling on Pisa Results: a Case of Countries with Different Tracking Systems. Higher School of Economics Research Paper WP BRP, 8.

Vazquez, E. J. (2016). Segregación escolar por nivel socioeconómico. *Económica* 62, 121-184.

Watson, T. (2009). Inequality and the measurement of residential segregation by income in American neighborhoods. *Review of Income and Wealth* 55(3), 820-844.

Whitmore, D. (2005). Resource and Peer Impacts on Girls' Academic Achievement: Evidence from a Randomized Experiment. *American Economic Review* 95(2), 199–203.

Wigfield, A. Eccles, J. S., Schiefele, U., Roeser, R.W. y Davis-Kean, P. (2006). Development of Achievement Motivation. En *Social, Emotional, and Personality*, vol. 3, 6th ed. of Handbook of Child Psychology, ed. William Damon, Richard M. Lerner y Nancy Eisenberg. New York: Wiley.

Wilson, W. (1987). *The Truly Disadvantaged: The Inner City, the Underclass, and Public Policy*. Chicago: University of Chicago Press.

Woessmann, L. (2016). The Importance of School Systems: Evidence from International Differences in Student Achievement. *Journal of Economic Perspectives*, 30(3), 3-32.

Wu, M. L., y Adams, R. J. (2002). Plausible Values: Why they are important. Paper presented at the International Objective Measurement workshop, New Orleans, LA.

Zimmerman, D. J. (2003). Peer Effects in Academic Outcomes: Evidence from a Natural Experiment. *Review of Economics and Statistics* 85(1), 9–23.

Tablas

Tabla 1. Características de los sistemas educativos de los países de América Latina que inciden sobre el año escolar y características de las muestras PISA utilizadas

País	Edad de ingreso a la escuela primaria	Fecha de corte para el ingreso a la escuela	Cohortes en las muestras PISA utilizadas *	Año escolar teórico para los nacidos:		Cantidad de observaciones totales	
				Antes de la fecha de corte	Después de la fecha de corte	Ancho de banda +/- 2 meses	Ancho de banda +/- 1 mes
Argentina	6 años	30 de Junio	06/1993 - 06/1994 06/1996 - 05/1997 06/1999 - 05/2000 07/2002 - 06/2003	11	10	4,799	2,821
Brasil **	6 años	Varía por estado (referencia: 30 de Junio)	01/1993 - 12/1993 01/1996 - 12/1996 01/1999 - 12/1999	11	10	1,683	839
Chile	6 años	30 de Junio	05/1993 - 04/1994 05/1996 - 04/1997 06/1999 - 04/2000 05/2002 - 04/2003	11	10	6,995	3,708
Costa Rica	7 años ***	31 de Octubre	03/9194 - 02/1995 03/1996 - 02/1997 03/1999 - 02/2000 03/2002 - 02/2003	10	9	5,938	2,961
Uruguay	6 años	30 de Abril	04/1987 - 03/1988 04/1993 - 03/1994 05/1996 - 04/1997 05/1999 - 04/2000 05/2002 - 04/2003	11	10	6,564	3,798

Fuente: Elaboración propia en base a leyes y regulaciones detalladas en el Apéndice 1 de Marchionni y Vazquez (2019) y microdatos de PISA.

Notas: * Las cohortes que participaron de las evaluaciones PISA 2000 y PISA 2006 no han sido consideradas al no disponer de información sobre la repitencia previa del alumno, una variable de control importante que es utilizada en todas las estimaciones.

** En Brasil, el año escolar por un estudiante en el grado 11 (10) en la muestra es de hecho su 10mo (9no) año de educación formal, dado que la edad de ingreso a la primaria para las cohortes analizadas es de 7 años. El análisis en ese país se restringe a los 3 estados en los que los datos revelan que una fecha de corte uniforme (30 de junio) tuvo un cumplimiento fuerte, esto es, Amazonas, Distrito Federal y Roraima.

*** La edad de ingreso a la primaria en Costa Rica es de 6 años y 3 meses. Para las cohortes de estudiantes en la muestra, el requisito de que tengan al menos 6 años y 3 meses cumplidos al 31 de enero es equivalente a tener al menos 7 años de edad al 31 de octubre.

Tabla 2. Balance de covariables.

(a) Total América Latina. Media antes y después del corte y test de diferencia de medias.

Variable	Ancho de banda: +/- 2 meses			Ancho de banda: +/- 1 mes		
	Media antes del corte	Media después del corte	P-valor	Media antes del corte	Media después del corte	P-valor
1 = Mujer	0.52	0.52	0.63	0.53	0.50	0.05
1 = No asistió a educación preescolar	0.10	0.07	0.73	0.09	0.07	0.26
1 = Asistió un año a educación preescolar	0.37	0.30	0.14	0.34	0.31	1.00
1 = Asistió más de un año a educación preescolar	0.53	0.63	0.09	0.57	0.63	0.54
1 = No repitente	0.62	0.70	0.00*	0.60	0.70	0.00*
1 = Vive en familia nuclear (con ambos padres)	0.72	0.72	0.38	0.72	0.72	0.76
1 = Vive con algún hermano/a	0.84	0.86	0.44	0.85	0.87	0.27
1 = Inmigrante (1ra o 2da generación)	0.03	0.03	0.41	0.04	0.03	0.43
1 = Madre económicamente activa	0.65	0.66	0.75	0.65	0.65	0.82
1 = Padre económicamente activo	0.93	0.94	0.49	0.93	0.94	0.57
Status ocupacional más alto de los padres (<i>hisei</i>)	44.21	44.24	0.95	44.07	43.77	0.51
Nivel educativo más alto de los padres (<i>pared</i>)	12.53	12.58	0.52	12.57	12.52	0.15
Riqueza familiar (<i>wealth</i>)	-0.84	-0.87	0.53	-0.86	-0.87	0.42
1 = Tiene computadora en el hogar	0.78	0.78	0.68	0.79	0.78	0.81
1 = Tiene más de 100 libros en el hogar	0.16	0.16	0.66	0.16	0.15	0.93
1 = Asiste a una escuela privada	0.39	0.38	0.55	0.38	0.39	0.59
Clima educativo de la escuela (promedio <i>pared</i>)	12.47	12.59	0.66	12.47	12.58	0.97

(b) Segregados en América Latina. Media antes y después del corte y test de diferencia de medias.

Variable	Ancho de banda: +/- 2 meses			Ancho de banda: +/- 1 mes		
	Media antes del corte	Media después del corte	P-valor	Media antes del corte	Media después del corte	P-valor
1 = Mujer	0.53	0.53	0.38	0.54	0.51	0.10
1 = No asistió a educación preescolar	0.09	0.07	0.25	0.08	0.07	0.94
1 = Asistió un año a educación preescolar	0.37	0.29	0.24	0.34	0.31	0.69
1 = Asistió más de un año a educación preescolar	0.54	0.63	0.59	0.58	0.63	0.64
1 = No repitente	0.65	0.72	0.00*	0.64	0.72	0.00*
1 = Vive en familia nuclear (con ambos padres)	0.73	0.72	0.44	0.74	0.72	0.46
1 = Vive con algún hermano/a	0.85	0.86	0.79	0.86	0.86	0.77
1 = Inmigrante (1ra o 2da generación)	0.03	0.03	0.13	0.04	0.03	0.29
1 = Madre económicamente activa	0.65	0.66	0.91	0.65	0.68	0.35
1 = Padre económicamente activo	0.94	0.94	0.71	0.94	0.94	0.83
Status ocupacional más alto de los padres (<i>hisei</i>)	44.79	44.07	0.36	44.51	44.21	0.53
Nivel educativo más alto de los padres (<i>pared</i>)	12.94	12.85	0.04*	12.99	12.87	0.08
Riqueza familiar (<i>wealth</i>)	-0.74	-0.79	0.93	-0.77	-0.79	0.71
1 = Tiene computadora en el hogar	0.80	0.79	0.59	0.80	0.80	0.88
1 = Tiene más de 100 libros en el hogar	0.17	0.17	0.65	0.17	0.17	0.77
1 = Asiste a una escuela privada	0.46	0.44	0.65	0.45	0.46	0.99
Clima educativo de la escuela (promedio <i>pared</i>)	12.75	12.77	0.26	12.75	12.77	0.26

(c) Integrados en América Latina. Media antes y después del corte y test de diferencia de medias.

Variable	Ancho de banda: +/- 2 meses			Ancho de banda: +/- 1 mes		
	Media antes del corte	Media después del corte	P-valor	Media antes del corte	Media después del corte	P-valor
1 = Mujer	0.51	0.52	0.89	0.51	0.50	0.31
1 = No asistió a educación preescolar	0.11	0.07	0.15	0.10	0.07	0.14
1 = Asistió un año a educación preescolar	0.37	0.30	0.37	0.35	0.31	0.72
1 = Asistió más de un año a educación preescolar	0.52	0.63	0.12	0.55	0.62	0.26
1 = No repitente	0.59	0.68	0.00*	0.57	0.68	0.00*
1 = Vive en familia nuclear (con ambos padres)	0.71	0.72	0.60	0.71	0.73	0.78
1 = Vive con algún hermano/a	0.83	0.86	0.32	0.84	0.88	0.10
1 = Inmigrante (1ra o 2da generación)	0.03	0.04	1.00	0.04	0.04	0.76
1 = Madre económicamente activa	0.64	0.66	0.73	0.66	0.63	0.17
1 = Padre económicamente activo	0.93	0.93	0.59	0.92	0.94	0.33
Status ocupacional más alto de los padres (<i>hisei</i>)	43.63	44.40	0.45	43.65	43.33	0.71
Nivel educativo más alto de los padres (<i>pared</i>)	12.13	12.32	0.50	12.18	12.17	0.58
Riqueza familiar (<i>wealth</i>)	-0.93	-0.93	0.47	-0.94	-0.94	0.50
1 = Tiene computadora en el hogar	0.76	0.76	0.90	0.77	0.77	0.81
1 = Tiene más de 100 libros en el hogar	0.14	0.15	0.30	0.14	0.14	0.79
1 = Asiste a una escuela privada	0.33	0.33	0.20	0.32	0.33	0.49
Clima educativo de la escuela (promedio <i>pared</i>)	12.21	12.42	0.06	12.21	12.39	0.28

Fuente: Elaboración propia en base a microdatos de PISA.

Notas: (1) Se considera como América Latina al agregado de los 5 países analizados en este trabajo: Argentina, Brasil, Chile, Costa Rica y Uruguay. (2) * p-valor < 0.05. (3) Los p-valores de cada fila corresponden al coeficiente de una regresión de la variable en cuestión en la variable *dummy* que identifica el nacimiento anterior a la fecha de corte para las observaciones en el ancho de banda definido en el encabezado de la columna, empleando efectos fijos por país y año. (4) Estudiantes segregados (integrados): distancia percentilica absoluta al mediano de la escuela inferior (superior) a la mediana para América Latina (computada en base al índice *escs* de PISA). (5) Errores estándar estimados por BRR. (6) Brasil = Amazonas, Distrito Federal y Roraima.

Tabla 3. Efecto promedio del tratamiento (asistir al año superior) sobre el puntaje PISA en matemática. Resultados de regresión discontinua difusa para América Latina.

Variable dependiente: Puntaje PISA en matemática	Ancho de banda: +/- 2 meses			Ancho de banda: +/- 1 mes		
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
Tratamiento (1= Asiste al año escolar superior)	34.2*** (5.2)	34.3*** (5.1)	30.5*** (5.1)	36.4*** (6.9)	36.8*** (6.8)	31.8*** (6.8)
Controles:						
Efecto fijo por país	SI	SI	SI	SI	SI	SI
Características de los estudiantes	SI	SI	SI	SI	SI	SI
Características de las escuelas	NO	SI	SI	NO	SI	SI
Efecto fijo por año	NO	NO	SI	NO	NO	SI
Número de observaciones:	25,979	25,978	25,978	14,127	14,126	14,126

Fuente: Elaboración propia en base a microdatos de PISA.

Notas: (1) Se considera como América Latina al agregado de los 5 países analizados en este trabajo: Argentina, Brasil, Chile, Costa Rica y Uruguay. (2) * p-valor <0.10 ** p-valor <0.05 *** p-valor <0.01. (3) Los controles a nivel estudiante incluyen género, asistencia a un año de educación preescolar, asistencia a más de un año de educación preescolar, un indicador de repitencia y el nivel socioeconómico del estudiante (índice *wealth*). A nivel de escuela se incluye como control un indicador de si la escuela a la que el estudiante asiste tiene un clima educativo alto (promedio de máxima educación de los padres de la escuela mayor a 12 años). Se evita el uso de más controles para evitar la pérdida de observaciones por datos faltantes, especialmente en las variables a nivel escuela. (4) Errores estándar computados por BRR. (5) Brasil = Amazonas, Distrito Federal y Roraima.

Tabla 4. Efecto promedio del tratamiento (asistir al año superior) sobre el puntaje PISA en matemática. Resultados de regresión discontinua difusa para América Latina por nivel de integración socioeconómica del estudiante.

(a) Alumnos integrados

Variable dependiente: Puntaje PISA en matemática	Ancho de banda: +/- 2 meses			Ancho de banda: +/- 1 mes		
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
Tratamiento (1= Asiste al año escolar superior)	39*** (6.4)	40.3*** (6.3)	35.6*** (6.2)	44.3*** (9.1)	46.7*** (8.8)	40.4*** (8.8)
Controles:						
Efecto fijo por país	SI	SI	SI	SI	SI	SI
Características de los estudiantes	SI	SI	SI	SI	SI	SI
Características de las escuelas	NO	SI	SI	NO	SI	SI
Efecto fijo por año	NO	NO	SI	NO	NO	SI
Número de observaciones:	12,796	12,796	12,796	6,985	6,985	6,985

(b) Alumnos segregados

Variable dependiente: Puntaje PISA en matemática	Ancho de banda: +/- 2 meses			Ancho de banda: +/- 1 mes		
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
Tratamiento (1= Asiste al año escolar superior)	28.1*** (6.9)	26.6*** (6.7)	23.9*** (6.9)	26.8*** (9.1)	24.8*** (8.9)	20.9** (9.0)
Controles:						
Efecto fijo por país	SI	SI	SI	SI	SI	SI
Características de los estudiantes	SI	SI	SI	SI	SI	SI
Características de las escuelas	NO	SI	SI	NO	SI	SI
Efecto fijo por año	NO	NO	SI	NO	NO	SI
Número de observaciones:	13,113	13,112	13,112	7,100	7,099	7,099

Fuente: Elaboración propia en base a microdatos de PISA.

Notas: (1) Se considera como América Latina al agregado de los 5 países analizados en este trabajo: Argentina, Brasil, Chile, Costa Rica y Uruguay. (2) * p-valor <0.10 ** p-valor <0.05 *** p-valor <0.01. (3) Un estudiante se considera relativamente integrado si la distancia percentilica absoluta al estudiante mediano de su escuela es mayor a la distancia absoluta mediana para América Latina (14) y relativamente segregado si la distancia es menor a este valor. (4) Los controles a nivel estudiante incluyen género, asistencia a un año de educación preescolar, asistencia a más de un año de educación preescolar, un indicador de repitencia y el nivel socioeconómico del estudiante (índice *wealth*). A nivel de escuela se incluye como control un indicador de si la escuela a la que el estudiante asiste tiene un clima educativo alto (promedio de máxima educación de los padres de la escuela mayor a 12 años). Se evita el uso de más controles para evitar la pérdida de observaciones por datos faltantes, especialmente en las variables a nivel escuela. (5) Errores estándar computados por BRR. (6) Brasil = Amazonas, Distrito Federal y Roraima.

Tabla 5. Robustez del efecto promedio del tratamiento (asistir al año superior) sobre el puntaje PISA en matemática para América Latina por nivel de integración socioeconómica del estudiante, con distintos indicadores de bienestar (ancho de banda: +/- 1 mes).

(a) Alumnos integrados

Variable dependiente: Puntaje PISA en matemática	Indicador de bienestar								
	Nivel socioeconómico (escs)			Riqueza (wealth)			Educación padres (pared)		
Tratamiento (1= Asiste al año escolar superior)	44.3*** (9.1)	46.7*** (8.8)	40.4*** (8.8)	40.8*** (10.7)	41*** (10.3)	35.9*** (10.1)	45.8*** (8.3)	47.1*** (8.1)	39.4*** (8.5)
Controles:									
Efecto fijo por país	SI	SI	SI	SI	SI	SI	SI	SI	SI
Características de los estudiantes	SI	SI	SI	SI	SI	SI	SI	SI	SI
Características de las escuelas	NO	SI	SI	NO	SI	SI	NO	SI	SI
Efecto fijo por año	NO	NO	SI	NO	NO	SI	NO	NO	SI
Número de observaciones:	6,985	6,985	6,985	6,692	6,691	6,691	6,869	6,869	6,869

(b) Alumnos segregados

Variable dependiente: Puntaje PISA en matemática	Indicador de bienestar								
	Nivel socioeconómico (escs)			Riqueza (wealth)			Educación padres (pared)		
Tratamiento (1= Asiste al año escolar superior)	26.8*** (9.1)	24.8*** (8.9)	20.9** (9.0)	30.4*** (8.1)	31.1*** (8.1)	27.9*** (8.5)	28.7*** (10.2)	29.2*** (9.5)	26.7*** (9.6)
Controles:									
Efecto fijo por país	SI	SI	SI	SI	SI	SI	SI	SI	SI
Características de los estudiantes	SI	SI	SI	SI	SI	SI	SI	SI	SI
Características de las escuelas	NO	SI	SI	NO	SI	SI	NO	SI	SI
Efecto fijo por año	NO	NO	SI	NO	NO	SI	NO	NO	SI
Número de observaciones:	7,100	7,099	7,099	7,433	7,433	7,433	7,099	7,099	7,099

Fuente: Elaboración propia en base a microdatos de PISA.

Notas: (1) Se considera como América Latina al agregado de los 5 países analizados en este trabajo: Argentina, Brasil, Chile, Costa Rica y Uruguay. (2) * p-valor <0.10 ** p-valor <0.05 *** p-valor <0.01. (3) Un estudiante se considera relativamente integrado si, utilizando la variable de bienestar indicada en el encabezado de la columna, la distancia percentílica absoluta al estudiante mediano de su escuela es mayor a la distancia absoluta mediana para América Latina y relativamente segregado si la distancia es menor a este valor. (4) Los controles a nivel estudiante incluyen género, asistencia a un año de educación preescolar, asistencia a más de un año de educación preescolar, un indicador de repitencia y el nivel socioeconómico del estudiante (índice *wealth*). A nivel de escuela se incluye como control un indicador de si la escuela a la que el estudiante asiste tiene un clima educativo alto (promedio de máxima educación de los padres de la escuela mayor a 12 años). Se evita el uso de más controles para evitar la pérdida de observaciones por datos faltantes, especialmente en las variables a nivel escuela. (5) Errores estándar computados por BRR. (6) Brasil = Amazonas, Distrito Federal y Roraima.

Tabla 6. Robustez del efecto promedio del tratamiento (asistir al año superior) sobre el puntaje PISA en matemática para América Latina por nivel de integración socioeconómica del estudiante, con definición alternativa de integración (ancho de banda: +/- 1 mes).

(a) Alumnos integrados

Variable dependiente: Puntaje PISA en matemática	Medida de integración					
	Distancia percentilica			Desigualdad educación padres		
Tratamiento (1= Asiste al año escolar superior)	44.3*** (9.1)	46.7*** (8.8)	40.4*** (8.8)	50.5*** (12.3)	51.6*** (12.1)	42.5*** (11.5)
Controles:						
Efecto fijo por país	SI	SI	SI	SI	SI	SI
Características de los estudiantes	SI	SI	SI	SI	SI	SI
Características de las escuelas	NO	SI	SI	NO	SI	SI
Efecto fijo por año	NO	NO	SI	NO	NO	SI
Número de observaciones:	6,985	6,985	6,985	7,031	7,031	7,031

(b) Alumnos segregados

Variable dependiente: Puntaje PISA en matemática	Medida de integración					
	Distancia percentilica			Desigualdad educación padres		
Tratamiento (1= Asiste al año escolar superior)	26.8*** (9.1)	24.8*** (8.9)	20.9** (9.0)	26.4*** (7.6)	26.2*** (7.6)	22.4*** (7.8)
Controles:						
Efecto fijo por país	SI	SI	SI	SI	SI	SI
Características de los estudiantes	SI	SI	SI	SI	SI	SI
Características de las escuelas	NO	SI	SI	NO	SI	SI
Efecto fijo por año	NO	NO	SI	NO	NO	SI
Número de observaciones:	7,100	7,099	7,099	7,095	7,095	7,095

Fuente: Elaboración propia en base a microdatos de PISA.

Notas: (1) Se considera como América Latina al agregado de los 5 países analizados en este trabajo: Argentina, Brasil, Chile, Costa Rica y Uruguay. (2) * p-valor <0.10 ** p-valor <0.05 *** p-valor <0.01. (3) Se define a un alumno como integrado (segregado) si la distancia percentilica absoluta al mediano o el gini de la máxima educación de los padres de la escuela a la que asiste es mayor (menor) a la mediana correspondiente para América Latina. (4) Los controles a nivel estudiante incluyen género, asistencia a un año de educación preescolar, asistencia a más de un año de educación preescolar, un indicador de repitencia y el nivel socioeconómico del estudiante (índice *wealth*). A nivel de escuela se incluye como control un indicador de si la escuela a la que el estudiante asiste tiene un clima educativo alto (promedio de máxima educación de los padres de la escuela mayor a 12 años). Se evita el uso de más controles para evitar la pérdida de observaciones por datos faltantes, especialmente en las variables a nivel escuela. (5) Errores estándar computados por BRR. (6) Brasil = Amazonas, Distrito Federal y Roraima.

Tabla 7. Efecto promedio del tratamiento (asistir al año superior) sobre el puntaje PISA en matemática. Resultados de regresión discontinua difusa para América Latina por tipo de integración socioeconómica del estudiante.

(a) Alumnos integrados con pares más ricos

Variable dependiente: Puntaje PISA en matemática	Ancho de banda: +/- 2 meses			Ancho de banda: +/- 1 mes		
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
Tratamiento (1= Asiste al año escolar superior)	44.6*** (10.4)	44.4*** (10.2)	40.5*** (10.0)	51.5*** (15.4)	50.7*** (15.0)	42.9*** (14.9)
Controles:						
Efecto fijo por país	SI	SI	SI	SI	SI	SI
Características de los estudiantes	SI	SI	SI	SI	SI	SI
Características de las escuelas	NO	SI	SI	NO	SI	SI
Efecto fijo por año	NO	NO	SI	NO	NO	SI
Número de observaciones:	6,404	6,404	6,404	3,534	3,534	3,534

(b) Alumnos integrados con pares más pobres

Variable dependiente: Puntaje PISA en matemática	Ancho de banda: +/- 2 meses			Ancho de banda: +/- 1 mes		
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
Tratamiento (1= Asiste al año escolar superior)	34*** (8.5)	36.3*** (8.5)	31*** (8.5)	39.4*** (11.4)	43.5*** (11.3)	38.8*** (11.4)
Controles:						
Efecto fijo por país	SI	SI	SI	SI	SI	SI
Características de los estudiantes	SI	SI	SI	SI	SI	SI
Características de las escuelas	NO	SI	SI	NO	SI	SI
Efecto fijo por año	NO	NO	SI	NO	NO	SI
Número de observaciones:	6,392	6,392	6,392	3,451	3,451	3,451

Fuente: Elaboración propia en base a microdatos de PISA.

Notas: (1) Se considera como América Latina al agregado de los 5 países analizados en este trabajo: Argentina, Brasil, Chile, Costa Rica y Uruguay. (2) * p-valor <0.10 ** p-valor <0.05 *** p-valor <0.01. (3) Un estudiante se considera integrado con pares más ricos si la distancia percentilica al estudiante mediano de su escuela es negativa y mayor (en valor absoluto) a la distancia mediana para América Latina (14). Un alumno se considera integrado con pares más pobres si la distancia percentilica al estudiante mediano de su escuela es positiva y mayor (en valor absoluto) a la distancia mediana para América Latina (14). (4) Los controles a nivel estudiante incluyen género, asistencia a un año de educación preescolar, asistencia a más de un año de educación preescolar, un indicador de repitencia y el nivel socioeconómico del estudiante (índice *wealth*). A nivel de escuela se incluye como control un indicador de si la escuela a la que el estudiante asiste tiene un clima educativo alto (promedio de máxima educación de los padres de la escuela mayor a 12 años). Se evita el uso de más controles para evitar la pérdida de observaciones por datos faltantes, especialmente en las variables a nivel escuela. (5) Errores estándar computados por BRR. (6) Brasil = Amazonas, Distrito Federal y Roraima.

Tabla 8. Efecto promedio del tratamiento (asistir al año superior) sobre el puntaje PISA en matemática. Resultados de regresión discontinua difusa para América Latina por tipo de integración socioeconómica del estudiante para diferentes indicadores de bienestar (ancho de banda: +/- 1 mes).

(a) Alumnos integrados con pares más ricos

Variable dependiente: Puntaje PISA en matemática	Indicador de bienestar								
	Nivel socioeconómico (escs)			Riqueza (wealth)			Educación padres (pared)		
Tratamiento (1= Asiste al año escolar superior)	51.5*** (15.4)	50.7*** (15.0)	42.9*** (14.9)	38.3*** (13.0)	36.5*** (13.3)	32.9** (13.4)	55.8*** (12.2)	52.3*** (11.9)	44.4*** (11.9)
Controles:									
Efecto fijo por país	SI	SI	SI	SI	SI	SI	SI	SI	SI
Características de los estudiantes	SI	SI	SI	SI	SI	SI	SI	SI	SI
Características de las escuelas	NO	SI	SI	NO	SI	SI	NO	SI	SI
Efecto fijo por año	NO	NO	SI	NO	NO	SI	NO	NO	SI
Número de observaciones:	3,534	3,534	3,534	3,440	3,439	3,439	3,554	3,554	3,554

(b) Alumnos integrados con pares más pobres

Variable dependiente: Puntaje PISA en matemática	Indicador de bienestar								
	Nivel socioeconómico (escs)			Riqueza (wealth)			Educación padres (pared)		
Tratamiento (1= Asiste al año escolar superior)	39.4*** (11.4)	43.5*** (11.3)	38.8*** (11.4)	42.1*** (14.1)	43.9*** (14.0)	40.2*** (13.9)	39*** (12.3)	43*** (12.2)	35.8*** (12.6)
Controles:									
Efecto fijo por país	SI	SI	SI	SI	SI	SI	SI	SI	SI
Características de los estudiantes	SI	SI	SI	SI	SI	SI	SI	SI	SI
Características de las escuelas	NO	SI	SI	NO	SI	SI	NO	SI	SI
Efecto fijo por año	NO	NO	SI	NO	NO	SI	NO	NO	SI
Número de observaciones:	3,451	3,451	3,451	3,252	3,252	3,252	3,315	3,315	3,315

Fuente: Elaboración propia en base a microdatos de PISA.

Notas: (1) Se considera como América Latina al agregado de los 5 países analizados en este trabajo: Argentina, Brasil, Chile, Costa Rica y Uruguay. (2) * p-valor <0.10 ** p-valor <0.05 *** p-valor <0.01. (3) Un estudiante se considera integrado con pares más ricos si, utilizando la variable de bienestar indicada en el encabezado de la columna, la distancia percentilica al estudiante mediano de su escuela es negativa y mayor (en valor absoluto) a la distancia mediana para América Latina. Un alumno se considera integrado con pares más pobres si, utilizando la variable de bienestar indicada en el encabezado de la columna, la distancia percentilica al estudiante mediano de su escuela es positiva y mayor (en valor absoluto) a la distancia mediana para América Latina. (4) Los controles a nivel estudiante incluyen género, asistencia a un año de educación preescolar, asistencia a más de un año de educación preescolar, un indicador de repitencia y el nivel socioeconómico del estudiante (índice *wealth*). A nivel de escuela se incluye como control un indicador de si la escuela a la que el estudiante asiste tiene un clima educativo alto (promedio de máxima educación de los padres de la escuela mayor a 12 años). Se evita el uso de más controles para evitar la pérdida de observaciones por datos faltantes, especialmente en las variables a nivel escuela. (5) Errores estándar computados por BRR. (6) Brasil = Amazonas, Distrito Federal y Roraima.

Tabla 9. Efecto promedio del tratamiento (asistir al año superior) sobre el puntaje PISA en matemática. Resultados de regresión discontinua difusa para América Latina por nivel de rendimiento e integración socioeconómica del estudiante.

(a) Alumnos de buen rendimiento integrados

Variable dependiente: Puntaje PISA en matemática	Ancho de banda: +/- 2 meses			Ancho de banda: +/- 1 mes		
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
Tratamiento (1= Asiste al año escolar superior)	6.6 (5.3)	8.1* (5.3)	8.1* (5.3)	6.8 (7.4)	9.4 (7.5)	9.2 (7.4)
Controles:						
Efecto fijo por país	SI	SI	SI	SI	SI	SI
Características de los estudiantes	SI	SI	SI	SI	SI	SI
Características de las escuelas	NO	SI	SI	NO	SI	SI
Efecto fijo por año	NO	NO	SI	NO	NO	SI
Número de observaciones:	3,534	3,534	3,534	1,972	1,972	1,972

(b) Alumnos de buen rendimiento segregados

Variable dependiente: Puntaje PISA en matemática	Ancho de banda: +/- 2 meses			Ancho de banda: +/- 1 mes		
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
Tratamiento (1= Asiste al año escolar superior)	7.3 (6.1)	8.3 (6.2)	8.6 (6.3)	4.6 (8.7)	5.0 (8.8)	5.7 (8.9)
Controles:						
Efecto fijo por país	SI	SI	SI	SI	SI	SI
Características de los estudiantes	SI	SI	SI	SI	SI	SI
Características de las escuelas	NO	SI	SI	NO	SI	SI
Efecto fijo por año	NO	NO	SI	NO	NO	SI
Número de observaciones:	5,105	5,105	5,105	2,840	2,840	2,840

(c) Alumnos de bajo rendimiento integrados

Variable dependiente: Puntaje PISA en matemática	Ancho de banda: +/- 2 meses			Ancho de banda: +/- 2 meses		
	(1)	(2)	(3)	(1)	(2)	(3)
Tratamiento (1= Asiste al año escolar superior)	30.8*** (8.7)	31.6*** (8.6)	27.8*** (8.7)	37.1*** (12.1)	38.4*** (12.0)	33.4*** (11.9)
Controles:						
Efecto fijo por país	SI	SI	SI	SI	SI	SI
Características de los estudiantes	SI	SI	SI	SI	SI	SI
Características de las escuelas	NO	SI	SI	NO	SI	SI
Efecto fijo por año	NO	NO	SI	NO	NO	SI
Número de observaciones:	9,262	9,262	9,262	5,013	5,013	5,013

(d) Alumnos de bajo rendimiento segregados

Variable dependiente: Puntaje PISA en matemática	Ancho de banda: +/- 2 meses			Ancho de banda: +/- 2 meses		
	(1)	(2)	(3)	(1)	(2)	(3)
Tratamiento (1= Asiste al año escolar superior)	18.4** (8.6)	16.9** (8.5)	15.5* (8.5)	19.1* (11.6)	16.9* (11.4)	14.1 (11.2)
Controles:						
Efecto fijo por país	SI	SI	SI	SI	SI	SI
Características de los estudiantes	SI	SI	SI	SI	SI	SI
Características de las escuelas	NO	SI	SI	NO	SI	SI
Efecto fijo por año	NO	NO	SI	NO	NO	SI
Número de observaciones:	8,008	8,007	8,007	4,260	4,259	4,259

Fuente: Elaboración propia en base a microdatos de PISA.

Notas: (1) Se considera como América Latina al agregado de los 5 países analizados en este trabajo: Argentina, Brasil, Chile, Costa Rica y Uruguay. (2) * p-valor <0.10 ** p-valor <0.05 *** p-valor <0.01. (3) Se define a un alumno como integrado (segregado) si la distancia percentilica absoluta al mediano de la escuela a la que asiste es mayor (menor) a la mediana correspondiente para América Latina. (4) Un estudiante se considera de bajo rendimiento si alguno de sus valores plausibles en matemática se encuentra por debajo del puntaje de corte para pertenecer al nivel 2 de rendimiento en PISA, y de buen rendimiento si no cumple esa condición. Siendo que encontrarse por debajo del nivel 2 se asocia al analfabetismo funcional, el concepto de "buen" y "bajo" rendimiento es relativo al nivel que muestra América Latina. (5) Los controles a nivel estudiante incluyen género, asistencia a un año de educación preescolar, asistencia a más de un año de educación preescolar, un indicador de repitencia y el nivel socioeconómico del estudiante (índice *wealth*). A nivel de escuela se incluye como control un indicador de si la escuela a la que el estudiante asiste tiene un clima educativo alto (promedio de máxima educación de los padres de la escuela mayor a 12 años). Se evita el uso de más controles para evitar la pérdida de observaciones por datos faltantes, especialmente en las variables a nivel escuela. (6) Errores estándar computados por BRR. (7) Brasil = Amazonas, Distrito Federal y Roraima.

Tabla 10. Efecto promedio del tratamiento (asistir al año superior) sobre el puntaje PISA en matemática. Resultados de regresión discontinua difusa para América Latina por nivel de rendimiento e integración socioeconómica del estudiante, para diferentes indicadores de bienestar (ancho de banda: +/- 1 mes).

(a) Alumnos de buen rendimiento integrados

Variable dependiente: Puntaje PISA en matemática	Indicador de bienestar								
	Nivel socioeconómico (escs)			Riqueza (wealth)			Educación padres (pared)		
Tratamiento (1= Asiste al año escolar superior)	6.8 (7.4)	9.4 (7.5)	9.2 (7.4)	13.5 (9.9)	15.1* (10.0)	15.9* (10.1)	10.0 (7.7)	12.2* (7.8)	12.2* (7.8)
Controles:									
Efecto fijo por país	SI	SI	SI	SI	SI	SI	SI	SI	SI
Características de los estudiantes	SI	SI	SI	SI	SI	SI	SI	SI	SI
Características de las escuelas	NO	SI	SI	NO	SI	SI	NO	SI	SI
Efecto fijo por año	NO	NO	SI	NO	NO	SI	NO	NO	SI
Número de observaciones:	1,972	1,972	1,972	2,016	2,016	2,016	1,899	1,899	1,899

(b) Alumnos de buen rendimiento segregados

Variable dependiente: Puntaje PISA en matemática	Indicador de bienestar								
	Nivel socioeconómico (escs)			Riqueza (wealth)			Educación padres (pared)		
Tratamiento (1= Asiste al año escolar superior)	4.6 (8.7)	5.0 (8.8)	5.7 (8.9)	-0.2 (7.4)	0.6 (7.4)	0.8 (7.5)	1.9 (8.7)	3.0 (8.8)	3.2 (8.8)
Controles:									
Efecto fijo por país	SI	SI	SI	SI	SI	SI	SI	SI	SI
Características de los estudiantes	SI	SI	SI	SI	SI	SI	SI	SI	SI
Características de las escuelas	NO	SI	SI	NO	SI	SI	NO	SI	SI
Efecto fijo por año	NO	NO	SI	NO	NO	SI	NO	NO	SI
Número de observaciones:	2,840	2,840	2,840	2,799	2,799	2,799	2,891	2,891	2,891

(c) Alumnos de bajo rendimiento integrados

Variable dependiente: Puntaje PISA en matemática	Indicador de bienestar								
	Nivel socioeconómico (escs)			Riqueza (wealth)			Educación padres (pared)		
Tratamiento (1= Asiste al año escolar superior)	37.1*** (12.1)	38.4*** (12.0)	33.4*** (11.9)	32.9*** (12.2)	32*** (12.1)	28.7** (11.6)	40.4*** (9.8)	40.9*** (9.7)	37.2*** (10.1)
Controles:									
Efecto fijo por país	SI	SI	SI	SI	SI	SI	SI	SI	SI
Características de los estudiantes	SI	SI	SI	SI	SI	SI	SI	SI	SI
Características de las escuelas	NO	SI	SI	NO	SI	SI	NO	SI	SI
Efecto fijo por año	NO	NO	SI	NO	NO	SI	NO	NO	SI
Número de observaciones:	5,013	5,013	5,013	4,676	4,675	4,675	4,970	4,970	4,970

(d) Alumnos de bajo rendimiento segregados

Variable dependiente: Puntaje PISA en matemática	Indicador de bienestar								
	Nivel socioeconómico (escs)			Riqueza (wealth)			Educación padres (pared)		
Tratamiento (1= Asiste al año escolar superior)	19.1* (11.6)	16.9* (11.4)	14.1 (11.2)	23.9** (10.6)	24.2** (10.5)	20.7* (11.1)	18.5* (12.6)	18.9* (12.2)	15.6 (11.8)
Controles:									
Efecto fijo por país	SI	SI	SI	SI	SI	SI	SI	SI	SI
Características de los estudiantes	SI	SI	SI	SI	SI	SI	SI	SI	SI
Características de las escuelas	NO	SI	SI	NO	SI	SI	NO	SI	SI
Efecto fijo por año	NO	NO	SI	NO	NO	SI	NO	NO	SI
Número de observaciones:	4,260	4,259	4,259	4,634	4,634	4,634	4,208	4,208	4,208

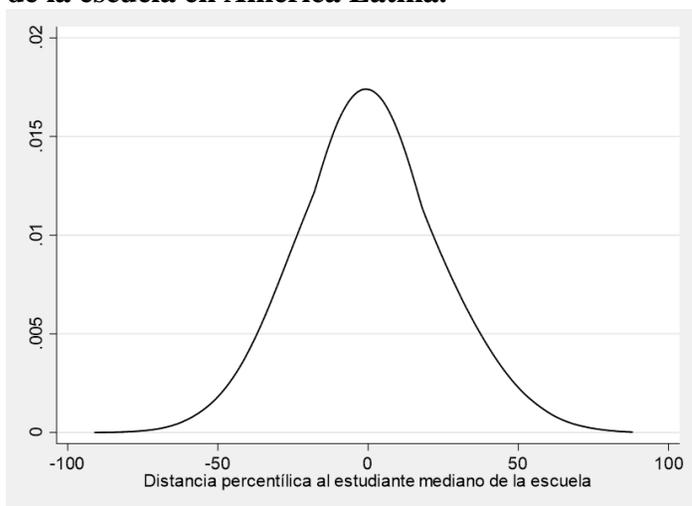
Fuente: Elaboración propia en base a microdatos de PISA.

Notas: (1) Se considera como América Latina al agregado de los 5 países analizados en este trabajo: Argentina, Brasil, Chile, Costa Rica y Uruguay. (2) * p-valor <0.10 ** p-valor <0.05 *** p-valor <0.01. (3) Se define a un alumno como integrado (segregado) si, utilizando la variable de bienestar indicada en el encabezado de la columna, la distancia percentílica absoluta al mediano de la escuela a la que asiste es mayor (menor) a la mediana correspondiente para América Latina. (4) Un estudiante se considera de bajo

rendimiento si alguno de sus valores plausibles en matemática se encuentra por debajo del puntaje de corte para pertenecer al nivel 2 de rendimiento en PISA, y de buen rendimiento si no cumple esa condición. Siendo que encontrarse por debajo del nivel 2 se asocia al analfabetismo funcional, el concepto de "buen" y "bajo" rendimiento es relativo al nivel que muestra América Latina. (5) Los controles a nivel estudiante incluyen género, asistencia a un año de educación preescolar, asistencia a más de un año de educación preescolar, un indicador de repitencia y el nivel socioeconómico del estudiante (índice *wealth*). A nivel de escuela se incluye como control un indicador de si la escuela a la que el estudiante asiste tiene un clima educativo alto (promedio de máxima educación de los padres de la escuela mayor a 12 años). Se evita el uso de más controles para evitar la pérdida de observaciones por datos faltantes, especialmente en las variables a nivel escuela. (6) Errores estándar computados por BRR. (7) Brasil = Amazonas, Distrito Federal y Roraima.

Gráficos

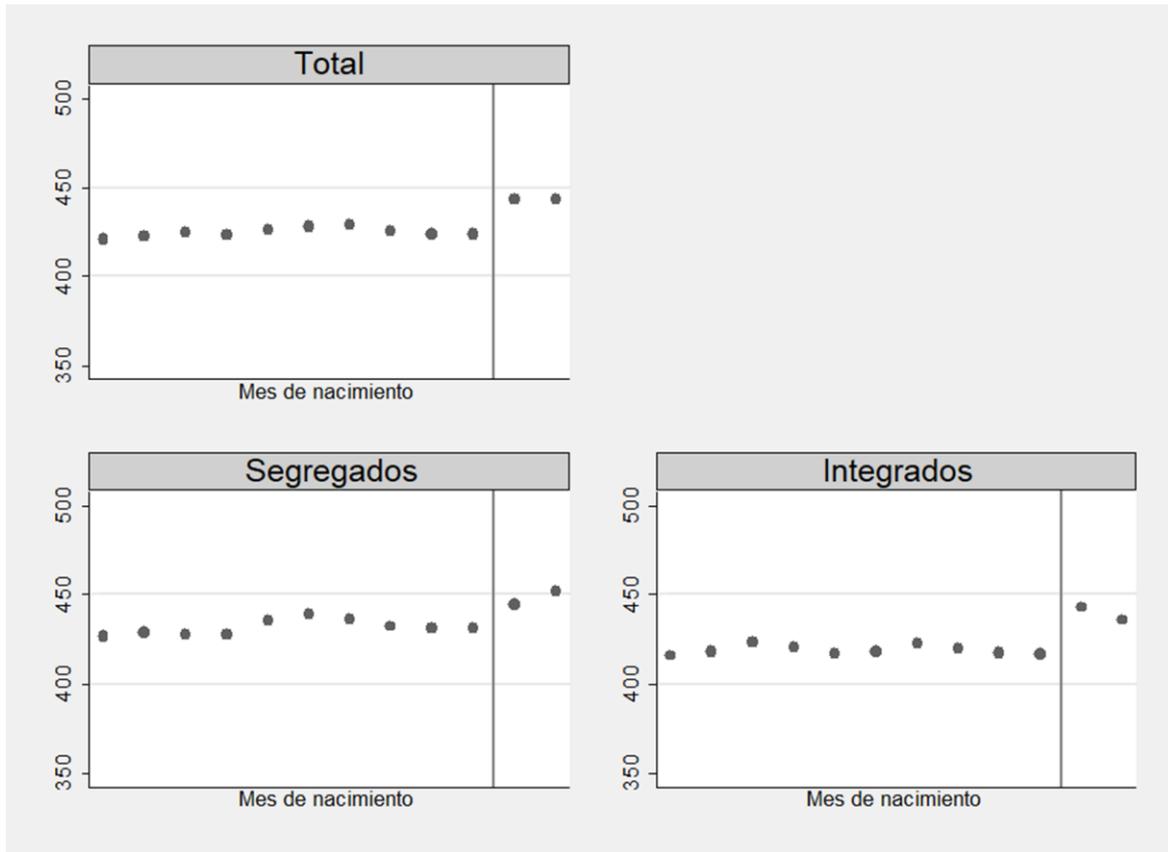
Gráfico 1. Histograma suavizado de las distancias percentílicas al estudiante mediano de la escuela en América Latina.



Fuente: Elaboración propia en base a microdatos de PISA.

Notas: (1) Se considera como América Latina al agregado de los 5 países analizados en este trabajo: Argentina, Brasil, Chile, Costa Rica y Uruguay. (2) La distancia percentílica es computada como la diferencia entre el número de percentil al que pertenece el estudiante en cada país-año de acuerdo al indicador de nivel socioeconómico (índice *escs*) y número de percentil al que pertenece el estudiante de nivel socioeconómico mediano en la escuela a la que asiste el estudiante. (3) Brasil = Amazonas, Distrito Federal y Roraima.

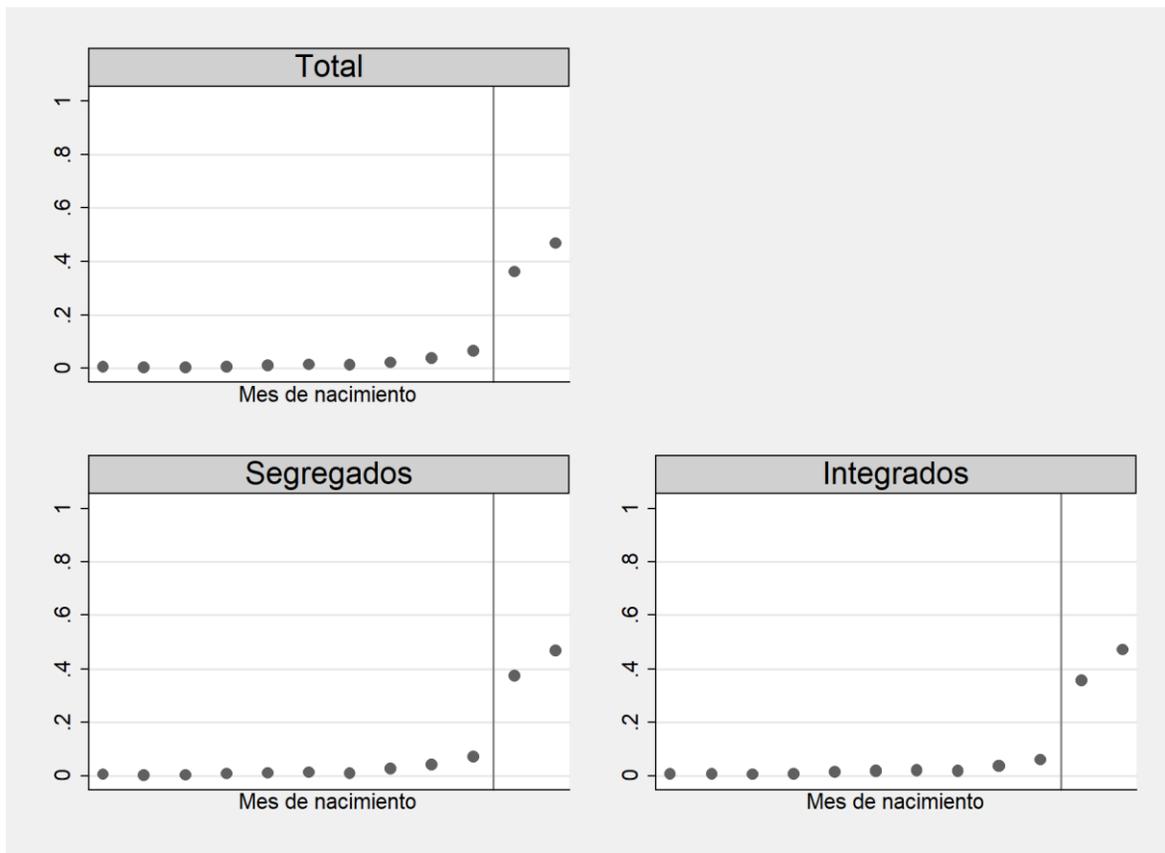
Gráfico 2. Puntaje PISA medio en matemática de los *compliers* por mes de nacimiento para el total de América Latina, estudiantes segregados e integrados.



Fuente: Elaboración propia en base a microdatos de PISA.

Notas: (1) Se considera como América Latina al agregado de los 5 países analizados en este trabajo: Argentina, Brasil, Chile, Costa Rica y Uruguay. (2) Los *compliers* son aquellos alumnos que asisten al año escolar al que deberían asistir dada su fecha de nacimiento. (3) Cada punto en el gráfico representa el puntaje PISA promedio en matemática para los alumnos nacidos en un mes relativo a la fecha de corte, que se indica con una línea vertical. Puntos más cerca de esta línea representan un mes de nacimiento más cercano al corte, con los puntos a la derecha indicando un nacimiento anterior a la fecha de corte y los puntos a la izquierda señalando nacimientos en los meses posteriores a dicha fecha. (4) Estudiantes segregados (integrados): distancia percentilica absoluta al mediano de la escuela inferior (superior) a la mediana para América Latina (computada en base al índice *escs* de PISA). (5) Brasil = Amazonas, Distrito Federal y Roraima.

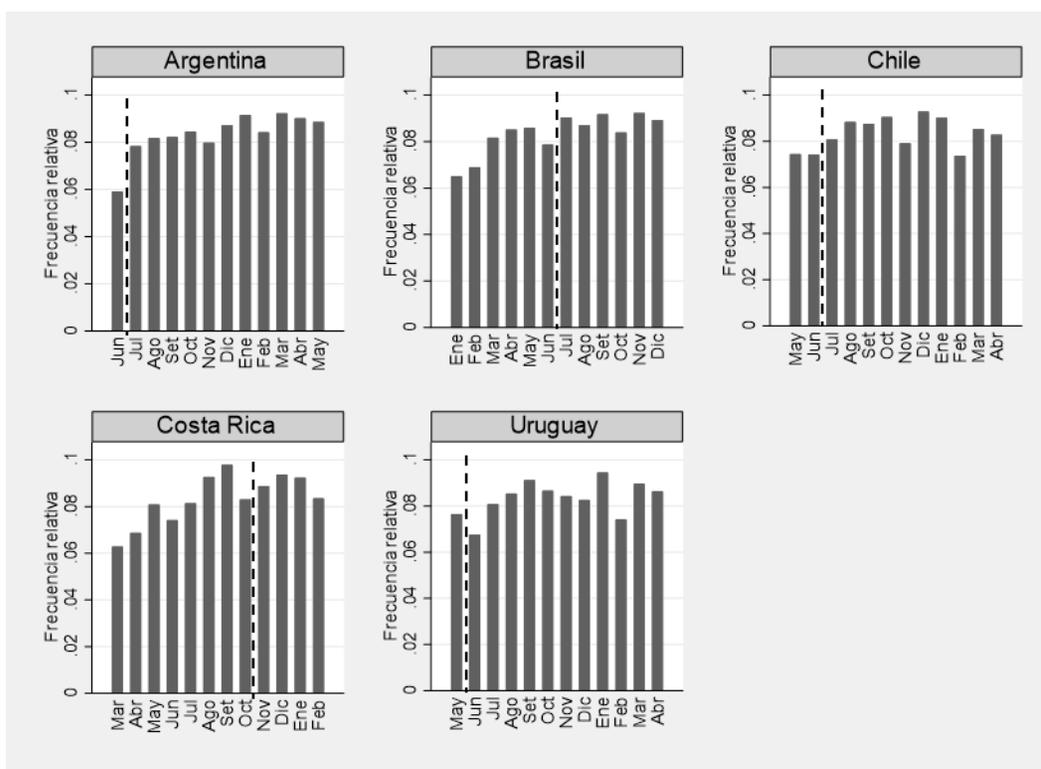
Gráfico 3. Probabilidad de tratamiento (asistir al año escolar superior) por mes de nacimiento para el total de América Latina, estudiantes segregados e integrados.



Fuente: Elaboración propia en base a microdatos de PISA.

Nota: 1) Se considera como América Latina al agregado de los 5 países analizados en este trabajo: Argentina, Brasil, Chile, Costa Rica y Uruguay. (2) El año escolar superior es el 11vo grado en todos los países, salvo en Costa Rica donde es el 10mo grado. (3) Cada punto en el gráfico representa la proporción de estudiantes en el grado superior para los nacidos en un mes relativo a la fecha de corte, que se indica con una línea vertical. Puntos más cerca de esta línea representan un mes de nacimiento más cercano al corte, con los puntos a la derecha indicando un nacimiento anterior a la fecha de corte y los puntos a la izquierda señalando nacimientos en los meses posteriores a dicha fecha. (4) Estudiantes segregados (integrados): distancia percentílica absoluta al mediano de la escuela inferior (superior) a la mediana para América Latina (computada en base al índice *escs* de PISA). (5) Brasil = Amazonas, Distrito Federal y Roraima.

Gráfico 4. Histograma por país y mes de nacimiento.



Fuente: Elaboración propia en base a microdatos de PISA 2018, excepto Argentina y Brasil donde se utilizan datos de 2015.

Notas: (1) La línea punteada señala la fecha de corte para el ingreso a la escuela de acuerdo a las leyes y regulaciones vigentes en el país. (2) Brasil = Amazonas, Distrito Federal y Roraima.

Capítulo 2

Segregación escolar socioeconómica: Un modelo dinámico*

Resumen

Este capítulo proporciona un modelo dinámico de segregación escolar socioeconómica. Reinterpreta y extiende el modelo Galor-Zeira para ilustrar las principales causas y consecuencias de este fenómeno. El modelo teórico predice que la segregación de los pobres será mayor cuanto mayor sea la brecha de calidad entre las escuelas, menor sea la tasa de interés y mayor sea el costo de asistir a escuelas de alta calidad para las clases medias y bajas. Estas predicciones se muestran consistentes con los datos observados en el caso de la segregación entre escuelas públicas y privadas. Más importante aún, el modelo destaca el proceso de auto refuerzo que existe entre la segregación escolar socioeconómica y la distribución del ingreso. Las diferencias en las calidades y los costos de las escuelas hacen que el proceso dinámico converja a una sociedad extremadamente polarizada, autoperpetuando la desigualdad.

1. Introducción

La separación de individuos de diferentes estratos socioeconómicos entre las escuelas tiene consecuencias muy importantes para las sociedades. La literatura provee abundante evidencia sobre los efectos nocivos que tiene la segregación escolar sobre el desempeño académico de los alumnos más desventajados (Bonal y Bellei, 2019) y cómo esa separación exacerba las inequidades educativas (Benito et al., 2014).¹ Los efectos negativos de la segregación escolar sobre la sociedad, sin embargo, van más allá de sus consecuencias sobre el desempeño académico de los alumnos, en tanto la falta de heterogeneidad social en las aulas reduce la capacidad de los estudiantes de desarrollar capital social y promover redes de amistades interculturales (Tropp y Prenovost, 2008; Van Houtte y Stevens, 2009),

* Este capítulo se benefició de la invaluable guía y apoyo de Mariana Marchionni y de los útiles comentarios y sugerencias de Martín Guzmán, Leonardo Gasparini, Walter Cont y Christian Ruzzier. Los errores que puedan permanecer son responsabilidad exclusiva del autor.

¹ La identificación de los efectos composicionales en el aula, sin embargo, adolece de numerosas dificultades metodológicas que dejan lugar a consideraciones políticas e ideológicas (Thrupp et al. 2002), por lo que no debe considerarse una cuestión cerrada. Véase el capítulo 1 para una mayor discusión sobre las consecuencias de la segregación escolar sobre el desempeño académico.

favorece el prejuicio y la reducción del contacto entre comunidades opuestas en contextos de conflicto político (Hughes et al., 2013), y está relacionada a aspectos tales como la violencia, la discriminación, peores resultados en el mercado laboral y menor apoyo a la democracia (Mickelson, 2019).

El fenómeno de segregación escolar socioeconómica, por el cual individuos de distintas clases sociales no se mezclan en los establecimientos educativos, se encuentra muy difundido en varios países del mundo y sus causas han sido ampliamente discutidas. Aunque la forma que adquiere el fenómeno es muy contexto-específica, los determinantes de la segregación escolar señalados por la literatura pueden agruparse en cuatro principales grupos de factores (Bonal y Bellei, 2019): 1) segregación residencial y efectos del vecindario, producto del vínculo estrecho entre la elección del barrio de residencia y la escuela; 2) características institucionales de los sistemas educativos, tales como el *tracking* o la agrupación de estudiantes por habilidad, que relegan a los estudiantes de menor nivel socioeconómico a los *tracks* o grupos menos valiosos; 3) reformas educativas de mercado, que incrementan a través del sector privado las posibilidades de elección de escuela pero de manera asimétrica a lo largo de la distribución del ingreso; y 4) políticas educativas referidas al sistema de admisión de las escuelas y políticas compensatorias, que en el primer caso por darle discrecionalidad a las escuelas en la selección de alumnos y en el segundo por tener consecuencias no deseadas sobre la elección de escuela terminan causando una distribución desigual de alumnos entre establecimientos educativos.²

Pese a las consecuencias negativas que tiene la segregación escolar sobre las sociedades y la extensa discusión que existe sobre sus causas, la literatura carece de un marco conceptual formal a nivel teórico que permita ordenar la discusión. Esto es particularmente cierto en el caso de la segregación socioeconómica entre escuelas públicas y privadas, un fenómeno que se ha vuelto especialmente importante en América Latina debido a la migración de los grupos menos carenciados de la escuela pública a la escuela privada; una migración selectiva que va dejando en la escuela pública a los estudiantes más pobres interactuando mayoritariamente con pares en una situación socioeconómica similar (Arcidiácono et al., 2014). En efecto, sólo una pequeña rama de la literatura teórica ha abordado las causas y consecuencias de la segregación escolar socioeconómica, especialmente entre escuelas públicas y privadas (Nechyba, 2006) y los modelos formales existentes han analizado las causas o las consecuencias por separado, principalmente porque la mayoría de ellos son de naturaleza estática.³

² Véase Bonal y Bellei (2019) para una discusión más detallada sobre estos cuatro grupos de factores.

³ Por ejemplo, el modelo de la Croix y Doepke (2009) plantea que la desigualdad de ingresos es el principal determinante del grado de segregación en el sistema escolar, pero no puede demostrar que la desigualdad es también una de sus principales consecuencias. Una excepción notable es el modelo de generaciones superpuestas de Glomm y Ravikumar (1992), que primero analiza el efecto de un régimen público o privado

Este capítulo presenta un modelo dinámico de segregación escolar socioeconómica basado en la reinterpretación y extensión del modelo Galor-Zeira (1993) y realiza tres contribuciones a la literatura. En primer lugar, provee un marco conceptual integral en el que las causas tradicionalmente argüidas al fenómeno pueden entenderse como parte del análisis costo-beneficio que realizan los individuos al momento de elegir escuela. En segundo término, a diferencia de la literatura previa, el modelo permite gracias a su naturaleza dinámica ilustrar las causas y las consecuencias de la segregación escolar socioeconómica de manera simultánea. El nivel de segregación no solo depende de la distribución inicial de la riqueza, entre otros determinantes, sino que a la vez moldea la distribución de riqueza futura, siendo a la vez causa y consecuencia de la segregación. En tercer lugar, el modelo presentado arroja luz sobre un determinante de la segregación escolar que no ha sido considerado en la literatura previa: la tasa de interés o tasa de rendimiento del capital, que compite con el rendimiento de la inversión en capital humano favoreciendo que las clases medias permanezcan en las escuelas a las que asisten los estudiantes de menor nivel socioeconómico, promoviendo en alguna medida la integración.

Los resultados del modelo sugieren que, con una distribución inicial de la riqueza suficientemente desigual e individuos que enfrentan restricciones de liquidez, la segregación escolar socioeconómica surge como consecuencia de la brecha de calidad entre las escuelas y el mayor costo de asistir a escuelas de alta calidad para las clases medias y bajas. La tasa de interés o rendimiento del capital también juega un rol importante, ya que, al ser parte del costo de oportunidad de asistir a una escuela de mayor calidad, contribuye a atenuar la segregación de los grupos más pobres en las escuelas de baja calidad. Más importante aún, debido a la importancia de la historia y la dependencia del pasado, la segregación afecta a la futura distribución del ingreso. El proceso dinámico converge a una sociedad extremadamente polarizada, autoperpetuando la desigualdad. Al destacar el proceso de auto refuerzo que existe entre la segregación escolar socioeconómica y la distribución del ingreso, el modelo concibe la segregación como fue entendida inicialmente por Thomas Schelling: un proceso intrínsecamente dinámico y evolutivo donde pequeñas diferencias “pueden conducir a resultados sorprendentemente polarizados” (Schelling, 1971).

Como ejercicio adicional, las predicciones del modelo teórico sobre las causas de la segregación escolar socioeconómica son contrastadas con los datos provenientes de todas las ediciones de la prueba PISA. Mediante la estimación de un modelo de efectos fijos para la segregación entre escuelas públicas y privadas, se confirma la asociación positiva de la

sobre la desigualdad, y luego endogeniza la elección del régimen de escolarización en función de la distribución del ingreso y el sistema político. Sin embargo, en ese modelo todos los agentes asisten a una escuela pública o privada y, lo que es más importante, no hay espacio para que la distribución de ingresos retroalimente las elecciones escolares.

segregación con la brecha de calidad educativa entre escuelas privadas y públicas y el costo de las escuelas privadas para las clases medias y bajas, así como la relación negativa de la segregación con la tasa de interés. Lamentablemente, la ausencia de series de tiempo más largas impide contrastar las predicciones de largo plazo del modelo referidas a las consecuencias de la segregación, pero de cualquier manera las mismas se discuten, al igual que las limitaciones del modelo y de la aplicación empírica presentada.

El resto del capítulo está organizado de la siguiente manera. La sección 2 presenta el modelo, derivando el nivel de segregación escolar de corto plazo, enfatizando sus determinantes y las consecuencias de la segregación sobre la distribución del ingreso futura. En la sección 3 se incluye una aplicación empírica que contrasta las predicciones relativas a las causas de la segregación en el corto plazo con los datos. Finalmente, el aporte del capítulo, así como las limitaciones del modelo y de la aplicación empírica son discutidas en la sección 4, que a la vez enumera algunas extensiones que podrían realizarse a futuro y menciona las implicancias de política de los hallazgos.

2. El modelo

2.1. El marco general

El marco general se toma prestado del modelo de Galor y Zeira (1993) sobre la relación entre distribución del ingreso y macroeconomía. Consiste en una pequeña economía abierta donde hay un solo bien que puede utilizarse para consumo o inversión. Este bien puede obtenerse con dos tecnologías diferentes, una que requiere mano de obra altamente educada y capital y otra que utiliza solamente mano de obra de baja educación:

$$Y_t^H = F(K_t, L_t^H) \quad (1)$$

$$Y_t^L = w_L \cdot L_t^L \quad (2)$$

donde Y_t^S es el producto en el sector $S = L, H$ en el periodo t , K_t es el monto de capital, L_t^H es mano de obra altamente educada, L_t^L es mano de obra de baja educación, F es una función de producción cóncava con rendimientos constantes a escala y $w_L > 0$ es la productividad marginal en el sector L . Se asume que la inversión en capital físico se realiza con un período de antelación sin costos de ajuste y que el capital no se deprecia.

Los individuos viven dos períodos en generaciones superpuestas. En el primer período de vida adquieren una educación que puede ser de baja o alta calidad (L o H , respectivamente). En el segundo período trabajan, proporcionando una unidad de trabajo. Cada individuo tiene un solo hijo, lo que implica que no hay crecimiento de la población. Además, hay un continuo de individuos de tamaño L en cada generación. Para simplificar, se supone que las personas consumen sólo en el segundo período. Derivan utilidad de este consumo, pero también de la herencia que les dejan a sus hijos:

$$u = \alpha \log(c) + (1 - \alpha) \log(b) \quad (3)$$

donde c es consumo en el segundo periodo, b es herencia, y $0 < \alpha < 1$. La decisión sobre el tipo de educación a adquirir (L o H) se hace en el primer periodo con la riqueza heredada. Todos los individuos tienen las mismas preferencias y difieren solo en la herencia que les dejan sus padres.

Los mercados de capitales son imperfectos. Si bien el capital es perfectamente móvil y las empresas tienen libre acceso a él a la tasa de interés internacional fija $r > 0$, los individuos solo pueden prestar a esta tasa. Se supone que los costos de monitoreo para evitar un default individual son tan altos que los individuos no pueden pedir prestado. Esta suposición extrema se hace en aras de la simplicidad, ya que es suficiente si las personas solo pueden pedir prestado a una tasa de interés superior a r . Sin embargo, el hecho de que los individuos tengan restricciones de liquidez es un supuesto clave que es crucial para que se mantengan los principales resultados del modelo.

Debido a que no hay costos de ajuste a la inversión y el número de trabajadores altamente educados se conoce con un período de anticipación, las empresas ajustan la cantidad de capital utilizado en el sector H hasta que su productividad marginal sea igual a la tasa de interés a la que pueden pedir prestado y prestar:

$$F_K(K_t, L_t^H) = r \quad (4)$$

Esto implica una relación capital-trabajo constante en este sector, que determina el salario de la mano de obra altamente educada w_H , el cual también es constante. Este salario w_H depende solo de r y de la tecnología. Finalmente, se asume que tanto el mercado laboral como el mercado del producto es perfectamente competitivo y las expectativas son completamente racionales.

2.2. El costo diferencial de acceder a una educación de alta calidad y las decisiones óptimas individuales

El marco general descrito anteriormente difiere del modelo de Galor y Zeira (1993) en que, además del supuesto más fuerte de imperfección del mercado de capitales que se hace en aras de la simplicidad, los individuos no pueden trabajar durante el primer período. En lugar de decidir si invertir una cantidad h en capital humano y convertirse en un trabajador calificado o no calificado, eligen a qué tipo de escuela asisten cuando son jóvenes. En particular, se asume que en el primer período deben elegir entre un tipo de escuela de baja calidad L, que es gratuita, y un tipo de escuela de alta calidad H, por la que tienen que pagar un costo. La función de producción educativa es muy simple: si deciden asistir a L se convierten en mano de obra de bajo nivel educativo y ganan w_L en el periodo 2, mientras que si deciden asistir a H se vuelven mano de obra altamente educada y ganan en cambio w_H .

La sola reinterpretación del modelo de Galor-Zeira en términos de elecciones escolares es suficiente para obtener un nivel de equilibrio a corto y largo plazo de segregación escolar socioeconómica y arrojar luz sobre algunos de sus determinantes. Sin embargo, dicho modelo ignoraría que el costo de acceder a una educación de alta calidad suele ser más alto para las personas de nivel socioeconómico más bajo, debido a los mayores costos pecuniarios y no pecuniarios que enfrentan (por ejemplo, costos de transporte). Esto se incorpora al modelo de manera muy estilizada al asumir que el costo de acceso a una escuela de tipo H cae linealmente con la riqueza hasta que se alcanza cierto punto h , el cual es independiente del nivel socioeconómico. Específicamente, un individuo con riqueza heredada x_t en el período t que asiste a una escuela de alta calidad H paga:

$$H(x_t) = \begin{cases} h' - dx_t & \text{if } x_t < h \\ h & \text{if } x_t \geq h \end{cases} \quad (5)$$

con $h' > h$, $d > 0$.

Las decisiones óptimas individuales implican las siguientes funciones de utilidad indirecta y herencias para un individuo que hereda x_t en el primer período de vida:

(A) Si el individuo asiste a una escuela de tipo L:

$$U_L(x_t) = \log [w_L + x_t(1 + r)] + \varepsilon \quad (6)$$

$$b_L(x_t) = (1 - \alpha)[w_L + x_t(1 + r)] \quad (7)$$

con $\varepsilon = \alpha \log(\alpha) + (1 - \alpha) \log(1 - \alpha)$.

(B) Si el individuo asiste a una escuela de tipo H habiendo heredado $x_t \geq h$:

$$U_H(x_t) = \log [w_H + (x_t - h)(1 + r)] + \varepsilon \quad (8)$$

$$b_H(x_t) = (1 - \alpha)[w_H + (x_t - h)(1 + r)] \quad (9)$$

(C) Si el individuo asiste a una escuela de tipo H habiendo heredado $x_t < h$:

$$U_H(x_t) = \log [w_H + (x_t - (h' - dx_t))(1 + r)] + \varepsilon \quad (10)$$

$$b_H(x_t) = (1 - \alpha)[w_H + (x_t - (h' - dx_t))(1 + r)] \quad (11)$$

Para garantizar que los individuos con riqueza heredada $x_t \geq h$ tengan incentivo a asistir a una escuela de tipo H, se asume que la brecha de calidad educativa es tal que se cumple que:

$$w_H - h(1 + r) \geq w_L \quad (12)$$

Los individuos con riqueza $x_t < h$ preferirán asistir a una escuela de tipo H en tanto $U_H(x_t) \geq U_L(x_t)$, esto es, siempre que se cumpla que

$$x_t \geq f = \frac{1}{d(1+r)} [h'(1+r) - (w_H - w_L)] \quad (13)$$

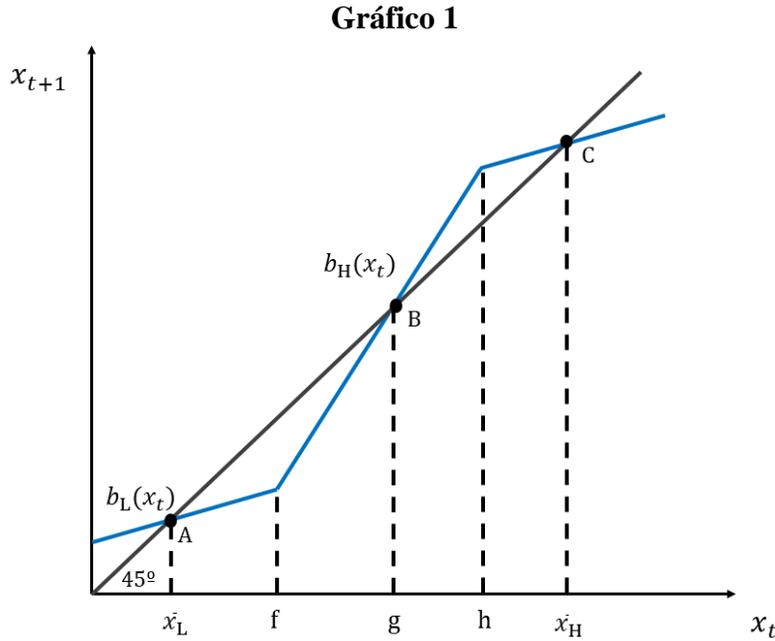
Por lo tanto, los individuos que heredan menos que f preferirán asistir a una escuela de tipo L.

2.3. Dinámica del modelo y equilibrio de largo plazo

La dinámica del modelo viene dada por la evolución de las herencias:

$$x_{t+1} = \begin{cases} b_L(x_t) = (1 - \alpha)[w_L + x_t(1 + r)] & \text{si } x_t < f \\ b_H(x_t) = (1 - \alpha)[w_H + (x_t(1 + d) - h')(1 + r)] & \text{si } f \leq x_t < h \\ b_H(x_t) = (1 - \alpha)[w_H + (x_t - h)(1 + r)] & \text{si } h \leq x_t \end{cases} \quad (14)$$

Una ilustración gráfica de esta dinámica se provee en el Gráfico 1, que muestra las funciones $b_L(x_t)$ y $b_H(x_t)$ y los tres equilibrios de largo plazo en los que $x_{t+1} = x_t = x$:



Equilibrio A:

Los individuos que heredan menos que f asisten a una escuela de baja calidad L así como todos sus descendientes de las futuras generaciones. Sus herencias convergen a

$$\bar{x}_L = \frac{1 - \alpha}{1 - (1 - \alpha)(1 + r)} w_L \quad (15)$$

Nótese que los individuos que heredan más que f y menos que g asisten a una escuela de alta calidad H pero no todos sus descendientes lo harán, ya que sus herencias se van reduciendo generación tras generación hasta que también convergen a \bar{x}_L .

Equilibrio B:

Los individuos que heredan g asisten a una escuela de alta calidad H así como todos sus descendientes en tanto no hayan shocks exógenos. Así, el equilibrio B es inestable con herencias dadas por:

$$g = \frac{(1 - \alpha)[h'(1 + r) - w_H]}{(1 + r)(1 + d)(1 - \alpha) - 1} \quad (16)$$

Equilibrio C:

Los individuos que heredan más que g asisten a una escuela de alta calidad H así como todos sus descendientes de las futuras generaciones. Sus herencias convergen al nivel de largo plazo

$$\bar{x}_H = \frac{1 - \alpha}{1 - (1 - \alpha)(1 + r)} [w_H - h(1 + r)] \quad (17)$$

Como puede inferirse de las pendientes de las funciones de herencia del Gráfico 1, dos supuestos adicionales fueron realizados:

$$(1 - \alpha)(1 + r) < 1 \quad (18)$$

para garantizar que el proceso dinámico sea estable y no explote; y

$$(1 - \alpha)(1 + r)(1 + d) > 1 \quad (19)$$

que implica que el costo marginal de asistir a H para un individuo un poco más pobre (capturado en el parámetro d) es lo suficientemente alto para que la curva b_H tenga pendiente mayor a uno en su porción empinada. Si este supuesto no se cumple, entonces todas las distribuciones de trabajo se concentran a largo plazo en el sector L o H, lo cual es poco realista y poco interesante, como sostienen Galor y Zeira.

2.4. Nivel y determinantes de la segregación escolar socioeconómica

El modelo permite derivar el grado de segregación de estudiantes pobres (P) y no pobres (R) entre escuelas de tipo L y H. Medido por el Índice de Disimilitud,⁴ este nivel está dado por

$$S_t = \frac{1}{2} \sum_{S=L}^H |p_t^{PS} - p_t^{RS}| = |p_t^{RH} - p_t^{PH}| \quad (20)$$

donde p_t^{GS} es la proporción del grupo G que asiste a una escuela del tipo S , con $G = P; R$ y $S = L; H$.

La distribución de la riqueza de los individuos nacidos en el periodo t , D_t , satisface

$$\int_0^\infty dD_t(x_t) = L \quad (21)$$

Definiendo como pobres a la proporción q de menor riqueza de esta distribución con cota superior de riqueza x_q suficientemente baja tal que $x_q < f$, el total de individuos pobres en el periodo t viene dado por

⁴ Este índice refleja la proporción de estudiantes pobres que deberían cambiar de establecimiento para que exista una distribución homogénea de los mismos entre los distintos tipos de escuelas, y se encuentra acotado entre 0 y 1.

2. **La tasa de interés:** Un aumento en r aumenta f y reduce la segregación al hacer la inversión en capital físico más rentable para algunos de los no pobres, que permanecen en una escuela de baja calidad.
3. **El costo de asistir a escuelas de alta calidad para las clases medias y bajas:** Un aumento en h' o una reducción en d aumenta f y reduce la segregación al hacer el tipo de escuela de alta calidad menos atractiva para las clases medias (y bajas), esto es, aquellos que heredan $x_t < h$.

Es importante destacar que estos determinantes de la segregación son independientes del índice que se emplee para medirla. Así, por ejemplo, si se hubiese utilizado el Índice de Aislamiento⁵ en lugar del Índice de Disimilitud para medir la segregación, se tendría que:

$$S_t = \sum_{s=L}^H p_t^{PS} p_t^{SP} = p_t^{PL} p_t^{LP} = \frac{qL}{\int_0^f dD_t(x_t)} \quad (27)$$

donde p_t^{SP} es la proporción de los asistentes a una escuela del tipo S que son del grupo P , con $S = L; H$, y nuevamente a mayor f menor segregación, por lo que, a menor brecha de calidad educativa, mayor tasa de interés y menor costo de asistir a escuelas de alta calidad para las clases medias y bajas, menor será la segregación en el corto plazo.

2.5. Consecuencias de la segregación escolar socioeconómica en el largo plazo

Aunque el modelo presentado permite obtener un nivel de segregación socioeconómica para cada período, la inestabilidad del equilibrio B arroja como resultado que una forma extrema de segregación surgirá a largo plazo: todos los individuos convergen a los niveles de riqueza \bar{x}_L y \bar{x}_H , con los primeros en una escuela de baja calidad y los últimos asistiendo a una escuela de alta calidad. Por lo tanto, si una distribución inicial de la riqueza es lo suficientemente desigual como para generar segregación, se pone en funcionamiento un mecanismo de auto refuerzo entre la segregación y la distribución del ingreso que convierte a la sociedad en una extremadamente polarizada, autopetruando la desigualdad.

3. Aplicación empírica

3.1. Datos y metodología

Esta sección confronta las implicancias comprobables de corto plazo del modelo con la evidencia empírica. Aunque idealmente sería deseable evaluar también si en el largo plazo

⁵ Este índice puede interpretarse como la probabilidad de que un miembro del grupo de alumnos pobre se encuentre en un establecimiento escolar con otro miembro de su grupo, y al igual que el Índice de Disimilitud, se encuentra acotado entre 0 y 1.

la segregación escolar socioeconómica genera entre sus consecuencias una distribución de la riqueza más desigual y polarizada, el proceso que describe el modelo lleva décadas en materializarse a través de herencias de padres a hijos, una información que no está disponible entre los datos con los que se cuenta. Es por ello que el énfasis de la aplicación empírica que se muestra en esta sección es evaluar, al nivel más general posible, si las predicciones del modelo relativas a las causas del fenómeno en el corto plazo son consistentes con lo que se observa en los datos a nivel descriptivo.

Aunque el modelo teórico presentado sirve para explicar las causas de la segregación socioeconómica entre cualquier tipo de escuelas que tengan diferencias en la calidad de la educación provista, la aplicación empírica que aquí se presenta busca ilustrar las causas de la segregación entre escuelas públicas y privadas, un fenómeno de creciente interés en América Latina y otras regiones del mundo (véase, por ejemplo, Arcidiácono et al. 2014 y Murillo et al. 2018). En efecto, la prueba PISA 2018 muestra que los alumnos que asisten a escuelas privadas superan en el área de lectura y matemática a los estudiantes que asisten a escuelas públicas en aproximadamente 4 de cada 5 países/economías evaluadas (OECD, 2019). Más allá de las razones que subyacen a esta diferencia de calidad promedio, discutidas en mayor profundidad en la siguiente sección, el modelo sugiere que los individuos observan la diferencia de calidad y eligen una escuela pública o privada en función de esta brecha y sus costos asociados, tanto explícitos como implícitos (costo de oportunidad).

Para evaluar si las predicciones del modelo son consistentes con los datos observados, se utilizan los microdatos provenientes de las 6 ediciones de la prueba PISA, realizada cada 3 años entre los años 2000 y 2018. El Programa Internacional de Evaluación de Alumnos (PISA, por sus siglas en inglés) es un programa desarrollado por la OECD con el objetivo de medir las competencias de los estudiantes de 15 años de edad en las áreas de lengua, matemática y ciencias, y como tal provee una medida de la calidad educativa de los estudiantes de esa edad que asisten a establecimientos públicos y privados, así como también de su riqueza, lo que permite estimar la segregación socioeconómica entre escuelas públicas y privadas para cada uno de los países/economías participantes en cada año. La riqueza se mide mediante el Índice PISA de riqueza familiar, construido en base a las respuestas de los estudiantes acerca de la posesión de una lista de bienes en el hogar.⁶ En base a este índice, se divide la población de cada país en pobre y no pobre de acuerdo a si pertenece o no al 40 por ciento más bajo de la distribución de la riqueza en cada país/año y se mide la segregación mediante el Índice de Disimilitud (se utilizan otras definiciones de pobreza e indicador de segregación entre las pruebas de robustez). Posteriormente, se estima el siguiente modelo de efectos fijos:

⁶ Véase OECD (2010, 2019) para los detalles sobre la construcción de este índice.

$$S_{it} = \alpha_i + \beta_1(w_H - w_L)_{it} + \beta_2r_{it} + \beta_3H_{it} + \mu_t + \varepsilon_{it}$$

donde S_{it} es la segregación escolar público-privada entre estudiantes pobres y no pobres en el país i en el año t ; $(w_H - w_L)_{it}$ es la brecha de calidad educativa entre las escuelas privadas y públicas en el país i en el año t , medida como la diferencia en el puntaje PISA promedio entre escuelas privadas y públicas en la prueba de lectura; r_{it} es la tasa de interés en el país i en el año t , medida como la tasa de interés de los depósitos proveniente de los Indicadores del Desarrollo Mundial del Banco Mundial; H_{it} es una medida del costo de asistir a escuelas privadas para las clases medias y bajas en el país i en el año t , representado (imperfectamente) por el porcentaje de financiamiento obtenido por las escuelas privadas de las cuotas de los estudiantes o los cargos escolares pagados por los padres (en lugar del gobierno, los benefactores u otras fuentes), obtenido de los microdatos de PISA; α_i es un efecto fijo por país y μ_t es un efecto fijo por año.

3.2. Resultados principales

La Tabla 1 muestra los resultados principales de la aplicación empírica. Las tres primeras columnas muestran los resultados de las estimaciones sin efectos fijos por año y las tres últimas columnas agregan efectos fijos por año entre los controles. Dentro de cada uno de estos grupos, las variables explicativas sugeridas por el modelo teórico son agregadas secuencialmente para mostrar que las estimaciones no cambian con la adición de variables explicativas. La especificación preferida es la (6), que utiliza las 3 variables explicativas sugeridas por el modelo con efectos fijos por país y año.

Tabla 1. Modelo de segregación escolar público-privado.

Segregación entre escuelas públicas y privadas (Disimilitud x 100)	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
Brecha de calidad educativa (privada-pública)	0.017** (0.007)	0.018** (0.007)	0.017** (0.007)	0.017** (0.007)	0.017** (0.007)	0.016** (0.007)
Tasa de interés		-0.150*** (0.053)	-0.149*** (0.054)		-0.181*** (0.059)	-0.180*** (0.060)
Costo de las escuelas privadas para las clases medias y bajas			0.026** (0.012)			0.026** (0.012)
Efectos fijos por país	SI	SI	SI	SI	SI	SI
Efectos fijos por año	NO	NO	NO	SI	SI	SI
Observaciones	402	368	360	402	368	360
R cuadrado	0.019	0.046	0.063	0.022	0.054	0.071
Número de países	92	77	77	92	77	77

Fuente: Elaboración propia en base a microdatos de PISA e Indicadores del Desarrollo Mundial del Banco Mundial.

Notas: (1) *** $p < .01$ ** $p < .05$ * $p < .1$; (2) Errores estándar entre paréntesis; (3) La brecha de calidad educativa se mide como la diferencia de puntaje PISA en lectura entre el sector privado y público de un país. (4) La tasa de interés es la Tasa de interés de los depósitos (%) obtenida de los Indicadores del Desarrollo Mundial del Banco Mundial. (5) El costo de las escuelas privadas para las clases medias y bajas se mide imperfectamente a través del financiamiento arancelario del sector privado (porcentaje promedio del financiamiento total de los establecimientos que proviene de aranceles y cargos pagados por los padres), obtenido en base a PISA. (6) La segregación es estimada en base a datos PISA y se refiere a la separación entre el 40% de estudiantes de 15 años más pobres del país de acuerdo al índice PISA de riqueza y el 60% restante.

Los resultados hallados están en línea con las predicciones del modelo teórico. En efecto, se encuentra una asociación positiva de la segregación público-privada con el tamaño de la brecha de calidad educativa favorable a escuelas privadas, así como con la medida empleada para capturar parte del costo de las escuelas privadas para las clases medias y bajas, mientras que una mayor tasa de interés se asocia a un menor nivel de segregación socioeconómica en las aulas. Específicamente, por cada 10 puntos PISA de diferencia promedio entre las escuelas privadas y públicas de un país, la segregación medida por el Índice de Disimilitud (en una escala de 0 a 100) es 0.16 puntos mayor, una magnitud del efecto similar a una reducción de 1 punto porcentual en la tasa de interés, que está asociada a un incremento de 0.18 puntos en la segregación. Por su parte, un aumento de 10 puntos porcentuales en el porcentaje del financiamiento de las escuelas privadas del país que proviene de aranceles se asocia a un incremento de 0.26 puntos en el Índice de Disimilitud.

Aunque la magnitud de los efectos estimados, así como el poder predictivo del modelo de efectos fijos (con un R cuadrado de 0.07) pueden parecer bajos, es importante destacar que el valor promedio del indicador de segregación utilizado en la muestra es de 6.6, por lo que un cambio de un desvío estándar en las 3 variables explicativas consideradas se asocia a una reducción de 2.4 puntos en el nivel de segregación, equivalentes a un 36% del valor promedio o 0.3 desvíos estándar. Teniendo en cuenta que las contrapartes empíricas utilizadas para capturar los parámetros del modelo son solo aproximaciones imperfectas (por ejemplo, existen muchas otras variables que afectan los costos de asistir a una escuela privada para las clases medias y bajas que no han sido considerados), la magnitud de los resultados hallados en la aplicación empírica no es para nada despreciable, además de ir en la dirección que sugiere el modelo teórico.

3.3. Robustez de los resultados

Finalmente, en esta subsección se presentan algunas pruebas de robustez de los resultados principales de la aplicación empírica. Específicamente, se evalúa si los resultados principales del modelo de efectos fijos se modifican usando un indicador que capte una dimensión diferente de la segregación, empleando definiciones alternativas de grupos socioeconómicos y controlando por los parámetros principales que captan la distribución de la riqueza contemporánea. En todo caso, se utilizan efectos fijos por año en las especificaciones además de los efectos fijos por país, y se comparan estos resultados con los presentados en la subsección anterior.

La Tabla 2 compara las estimaciones del modelo de efectos fijos de segregación público-privada medida a través del Índice de Disimilitud con las resultantes del empleo de otro indicador muy frecuentemente utilizado en la literatura: el Índice de Aislamiento. A diferencia del Índice de Disimilitud, que capta la dimensión de igualdad del fenómeno de segregación, este índice mide la dimensión de exposición del fenómeno, reflejando el grado de contacto potencial de estudiantes pobres con otros estudiantes pobres. Los resultados de

las últimas tres columnas de la Tabla 2 muestran que, si bien la dirección de los efectos va en la misma línea que en las estimaciones principales, la magnitud de los coeficientes es mucho más cercana a cero, lo cual se explica porque este indicador tiene mucha menor variabilidad que el de Disimilitud (su desvío estándar en la muestra de estimación asciende a 1.9). Sin embargo, se encuentra que un cambio simultáneo en un desvío estándar en las 3 variables explicativas estudiadas se asocia a una mejora de 0.3 desvíos estándar en el nivel de segregación medida por el Índice de Aislamiento, un resultado cuantitativamente equivalente al hallado utilizando el Índice de Disimilitud.

Tabla 2. Robustez del modelo al índice de segregación.

Segregación entre escuelas públicas y privadas (Índice x 100)	Disimilitud			Aislamiento		
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
Brecha de calidad educativa (privada-pública)	0.017** (0.007)	0.017** (0.007)	0.016** (0.007)	0.005** (0.002)	0.004* (0.002)	0.004* (0.002)
Tasa de interés		-0.181*** (0.059)	-0.180*** (0.060)		-0.045** (0.020)	-0.044** (0.020)
Costo de las escuelas privadas para las clases medias y bajas			0.026** (0.012)			0.007* (0.004)
Efectos fijos por país	SI	SI	SI	SI	SI	SI
Efectos fijos por año	SI	SI	SI	SI	SI	SI
Observaciones	402	368	360	402	368	360
R cuadrado	0.022	0.054	0.071	0.017	0.032	0.043
Número de países	92	77	77	92	77	77

Fuente: Elaboración propia en base a microdatos de PISA e Indicadores del Desarrollo Mundial del Banco Mundial.

Notas: (1) *** $p < .01$ ** $p < .05$ * $p < .1$; (2) Errores estándar entre paréntesis; (3) La brecha de calidad educativa se mide como la diferencia de puntaje PISA en lectura entre el sector privado y público de un país. (4) La tasa de interés es la Tasa de interés de los depósitos (%) obtenida de los Indicadores del Desarrollo Mundial del Banco Mundial. (5) El costo de las escuelas privadas para las clases medias y bajas se mide imperfectamente a través del financiamiento arancelario del sector privado (porcentaje promedio del financiamiento total de los establecimientos que proviene de aranceles y cargos pagados por los padres), obtenido en base a PISA. (6) La segregación es estimada en base a datos PISA y se refiere a la separación entre el 40% de estudiantes de 15 años más pobres del país de acuerdo al índice PISA de riqueza y el 60% restante.

La Tabla 3 muestra que los resultados principales son robustos a la definición de grupos. Esto es, independientemente de que se estime la segregación entre el 40% más pobre y el resto ($q=0.4$), o se considere la separación entre el 30% más pobre y el resto ($q=0.3$) o entre el 20% más pobre y el resto ($q=0.2$), los coeficientes estimados en el modelo de efectos fijos no se ven modificados, ni en signo ni en magnitud, a excepción del coeficiente asociado a la tasa de interés, cuya estimación puntual es levemente más baja cuando se utiliza una definición de pobreza más extrema. La segregación entre pobres y no pobres es siempre mayor en promedio cuanto mayor sea la brecha de calidad educativa favorable a las escuelas privadas, mayor su costo de acceso para las clases medias y bajas y menor la tasa de rendimiento del capital.

Tabla 3. Robustez del modelo a la definición de grupos.

Segregación entre escuelas públicas y privadas (Disimilitud x 100)	q = 0.4			q = 0.3			q = 0.2		
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)
Brecha de calidad educativa (privada-pública)	0.017** (0.007)	0.017** (0.007)	0.016** (0.007)	0.016** (0.007)	0.015** (0.007)	0.015** (0.007)	0.012* (0.006)	0.014** (0.007)	0.013** (0.007)
Tasa de interés		-0.181*** (0.059)	-0.180*** (0.060)		-0.134** (0.057)	-0.134** (0.057)		-0.142*** (0.055)	-0.142** (0.055)
Costo de las escuelas privadas para las clases medias y bajas			0.026** (0.012)			0.025** (0.011)			0.023** (0.011)
Efectos fijos por país	SI	SI	SI	SI	SI	SI	SI	SI	SI
Efectos fijos por año	SI	SI	SI	SI	SI	SI	SI	SI	SI
Observaciones	402	368	360	402	368	360	402	368	360
R cuadrado	0.022	0.054	0.071	0.022	0.041	0.059	0.017	0.045	0.061
Número de países	92	77	77	92	77	77	92	77	77

Fuente: Elaboración propia en base a microdatos de PISA e Indicadores del Desarrollo Mundial del Banco Mundial.

Notas: (1) *** p < .01 ** p < .05 * p < .1; (2) Errores estándar entre paréntesis; (3) La brecha de calidad educativa se mide como la diferencia de puntaje PISA en lectura entre el sector privado y público de un país. (4) La tasa de interés es la Tasa de interés de los depósitos (%) obtenida de los Indicadores del Desarrollo Mundial del Banco Mundial. (5) El costo de las escuelas privadas para las clases medias y bajas se mide imperfectamente a través del financiamiento arancelario del sector privado (porcentaje promedio del financiamiento total de los establecimientos que proviene de aranceles y cargos pagados por los padres), obtenido en base a PISA. (6) La segregación es estimada en base a datos PISA y se refiere a la separación entre el q x100% de estudiantes de 15 años más pobres del país de acuerdo al índice PISA de riqueza y el (1-q) x 100% restante.

Finalmente, la Tabla 4 muestra que los resultados hallados son robustos a la inclusión de controles distributivos. Utilizando como controles adicionales en la especificación preferida las dos medidas principales que caracterizan la distribución contemporánea de la riqueza de los alumnos (la media como medida de posición central y el desvío estándar como medida de desigualdad⁷), ninguna de las estimaciones presentadas se ven modificadas, ya sea que se utilice el Índice de Disimilitud o Aislamiento o las diferentes definiciones de grupos. Este resultado es importante porque el modelo teórico sugiere que la distribución inicial de la riqueza también incide en los niveles de segregación observados en cada período. Aunque la distribución inicial desde el punto de vista teórico es una característica fija de los países que estaría siendo controlada mediante los efectos fijos, puede observarse una cierta asociación positiva de la segregación con la desigualdad contemporánea, que podría estar captando la relación de retroalimentación existente entre ambos fenómenos.

⁷ Nótese que muchas medidas tradicionalmente utilizadas para capturar la desigualdad, tales como el Gini, no pueden ser empleadas en este caso porque el índice de riqueza PISA toma valores tanto positivos como negativos.

Tabla 4. Robustez del modelo a la inclusión de controles distributivos.

Segregación entre escuelas públicas y privadas (Índice x 100)	Disimilitud (q = 0.4)		Aislamiento (q = 0.4)		Disimilitud (q = 0.3)		Disimilitud (q = 0.2)	
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
Brecha de calidad educativa (privada-pública)	0.016** (0.007)	0.017** (0.007)	0.004* (0.002)	0.004* (0.002)	0.015** (0.007)	0.015** (0.007)	0.013** (0.007)	0.014** (0.007)
Tasa de interés	-0.180*** (0.060)	-0.178*** (0.060)	-0.044** (0.020)	-0.043** (0.020)	-0.134** (0.057)	-0.131** (0.057)	-0.142** (0.055)	-0.139** (0.055)
Costo de las escuelas privadas para las clases medias y bajas	0.026** (0.012)	0.024** (0.012)	0.007* (0.004)	0.007* (0.004)	0.025** (0.011)	0.023** (0.011)	0.023** (0.011)	0.021* (0.011)
Riqueza promedio		-0.109 (0.856)		-0.212 (0.286)		-0.303 (0.814)		-0.240 (0.788)
Desigualdad de la riqueza		2.795* (1.550)		0.805 (0.518)		3.638** (1.475)		3.030** (1.426)
Efectos fijos por país	SI	SI	SI	SI	SI	SI	SI	SI
Efectos fijos por año	SI	SI	SI	SI	SI	SI	SI	SI
Observaciones	360	360	360	360	360	360	360	360
R cuadrado	0.071	0.082	0.043	0.053	0.059	0.080	0.061	0.076
Número de países	77	77	77	77	77	77	77	77

Fuente: Elaboración propia en base a microdatos de PISA e Indicadores del Desarrollo Mundial del Banco Mundial.

Notas: (1) *** p < .01 ** p < .05 * p < .1; (2) Errores estándar entre paréntesis; (3) La brecha de calidad educativa se mide como la diferencia de puntaje PISA en lectura entre el sector privado y público de un país. (4) La tasa de interés es la Tasa de interés de los depósitos (%) obtenida de los Indicadores del Desarrollo Mundial del Banco Mundial. (5) El costo de las escuelas privadas para las clases medias y bajas se mide imperfectamente a través del financiamiento arancelario del sector privado (porcentaje promedio del financiamiento total de los establecimientos que proviene de aranceles y cargos pagados por los padres), obtenido en base a PISA. (6) La segregación es estimada en base a datos PISA y se refiere a la separación entre el q x100% de estudiantes de 15 años más pobres del país de acuerdo al índice PISA de riqueza y el (1-q) x 100% restante.

4. Discusión final

Este capítulo presentó un modelo dinámico de segregación escolar socioeconómica para ilustrar las principales causas y consecuencias del fenómeno, y contrastó las predicciones del modelo con los datos observados en la prueba PISA para el caso de la segregación entre escuelas públicas y privadas. Los resultados del modelo teórico muestran que, con una distribución inicial de la riqueza suficientemente desigual e individuos que enfrentan restricciones de liquidez, la segregación escolar socioeconómica surge como consecuencia de la brecha de calidad entre las escuelas y el mayor costo de asistir a escuelas de alta calidad para las clases medias y bajas. La tasa de interés o rendimiento del capital también juega un rol importante, ya que, al ser parte del costo de oportunidad de asistir a una escuela de mayor calidad, contribuye a atenuar la segregación de los grupos más pobres en las escuelas de baja calidad. Estas predicciones del modelo referidas a las causas del fenómeno son consistentes con la evidencia resultante de la estimación de un modelo de efectos fijos para la segregación socioeconómica entre escuelas públicas y privadas. Asimismo, el modelo teórico destaca el proceso de auto refuerzo que existe entre la segregación escolar socioeconómica y la distribución del ingreso, que arroja como principal consecuencia de la segregación una sociedad desigual y extremadamente polarizada.

Además de permitir ilustrar simultáneamente las principales causas y consecuencias del fenómeno de segregación y arrojar luz sobre un determinante antes ignorado por la literatura (la tasa de interés), el principal aporte del capítulo es la provisión de un marco

conceptual teórico que permite reinterpretar las causas tradicionalmente argüidas al fenómeno como parte de un análisis costo-beneficio que realizan los individuos al momento de elegir un tipo de escuela. Así, por ejemplo, la segregación residencial es un medio por el cual se encarece el costo de acceder a escuelas de alta calidad para las clases medias y bajas; las características institucionales de los sistemas educativos o políticas educativas son medios con el potencial de incrementar o reducir la brecha de calidad entre escuelas; y las reformas de mercado incrementan la libertad de elección, pero sólo causan una mayor segregación si afectan los costos y beneficios de educarse en los distintos tipos de escuela.

Más allá de los aportes del capítulo, tanto el modelo teórico como la aplicación empírica tienen sus limitaciones, que fundamentan la necesidad de realizar extensiones a futuro. La aplicación empírica solo muestra asociaciones entre medidas imperfectas de los conceptos descritos en el modelo, lo que la hace sujeta a problemas de endogeneidad y errores de medición. El modelo teórico, por su parte, describe las discrepancias de costos y beneficios de manera muy estilizada y no ilustra el proceso generador de estas brechas. Una extensión interesante sería la de complejizar la función de producción educativa, para que asistir a un tipo de escuela no transforme automáticamente a un individuo en un trabajador calificado o no calificado, sino que la productividad que le otorgue sea función también de los compañeros que tenga en la escuela, de manera que la mayor productividad que otorga la asistencia a una escuela de alta calidad sea en parte consecuencia de la composición del alumnado. Esta modificación, si bien no cambiaría las conclusiones del modelo, posiblemente refuerce y acelere la dinámica de convergencia a una sociedad más desigual y polarizada. De manera similar, permitir que las tecnologías de producción de bienes y de educación evolucionen con el tiempo tiene el potencial de proveer una razón adicional por la que la dinámica podría converger a un equilibrio integrado, más allá de las actuales razones basadas en que la brecha de calidad o el costo marginal de asistir a una escuela de alta calidad para un individuo un poco más pobre sean suficientemente bajos.

Aunque la evolución temporal de la distribución de la riqueza y la convergencia hacia una sociedad más desigual y más polarizada depende de un sinnúmero de factores que hacen difícil predecir su dinámica, el modelo presentado en este capítulo busca alertar sobre el potencial que tienen las brechas de calidad educativa en las escuelas, el costo de acceso a escuelas de alta calidad para las clases medias y bajas, y la tasa de interés como factores que afectan la segregación escolar socioeconómica y la distribución futura de la riqueza. Las implicancias de política del modelo sugieren que para reducir la segregación escolar socioeconómica se requiere una brecha de calidad educativa más baja entre escuelas, o un menor costo de acceder a escuelas de alta calidad para las clases medias y bajas, o una mayor tasa de interés. Cuestiones de equidad distributiva o de eficiencia por las imperfecciones en los mercados de capital justificarían una intervención del estado que busque mejorar la provisión de servicios educativos en las escuelas de baja calidad, sean públicas o de otra índole, así como la reducción de los costos de acceder a una educación de calidad para los

niños que nacieron con una riqueza heredada baja y enfrentan restricciones de liquidez que les impiden financiarla. Sin políticas encaminadas hacia estos fines, este capítulo busca alertar sobre la posibilidad de que las diferencias en las calidades y los costos de las escuelas hagan que la sociedad converja hacia un equilibrio de extrema polarización, autoperpetuando la desigualdad.

Referencias

- Arcidiácono, M., Cruces, G., Gasparini, L., Jaume, D., Serio, M. & Vazquez, E. (2014). La segregación escolar público-privado en América Latina. *Serie Políticas Sociales de CEPAL*, 195(1), 1-35.
- Benito, R., Alegre, M. À., & González-Balletbò, I. (2014). School Segregation and Its Effects on Educational Equality and Efficiency in 16 OECD Comprehensive School Systems. *Comparative Education Review*, 58(1), 104–134. <https://doi.org/10.1086/672011>
- Bonal, X., & Bellei, C. (2019). Introduction: The Renaissance of School Segregation in a Context of Globalization. En Bonal, X. & Bellei, C (eds.), *Understanding School Segregation: Patterns, Causes and Consequences of Spatial Inequalities in Education*, 1-26. Londres: Bloomsbury Academic. <http://dx.doi.org/10.5040/9781350033542.ch-001>
- De la Croix, D., & Doepke, M. (2009). To segregate or to integrate: education politics and democracy. *The Review of Economic Studies*, 76(2), 597-628.
- Galor, O., & Zeira, J. (1993). Income distribution and macroeconomics. *The review of economic studies*, 60(1), 35-52.
- Glomm, G., & Ravikumar, B. (1992). Public versus private investment in human capital: endogenous growth and income inequality. *Journal of political economy*, 100(4), 818-834.
- Hughes, J., Campbell, A., Lolliot, S., Hewstone, M. & Gallagher, T. (2013). Inter-group contact at school and social attitudes: evidence from Northern Ireland. *Oxford Review of Education*, 39(6), 761-779. DOI: 10.1080/03054985.2013.857595.
- Mickelson, R. A. (2019). A Synthesis of Social Science Research on the Effects of Ethnic, Racial and Socio-economic Composition of Schools in the United States. En Bonal, X. & Bellei, C. (eds.), *Understanding School Segregation: Patterns, Causes and Consequences of Spatial Inequalities in Education*, 123–152. Londres: Bloomsbury Academic. <http://dx.doi.org/10.5040/9781350033542.ch-007>.
- Murillo, F. J., Belavi, G. & Pinilla, L. (2018). Segregación escolar público-privada en España. *Papers*, 103(3), 307-337. <https://doi.org/10.5565/rev/papers.2392>
- Nechyba, T. J. (2006). Income and peer quality sorting in public and private schools. *Handbook of the Economics of Education*, 2, 1327-1368.
- OECD (2010). PISA 2009 Results: What Students Know and Can Do – Student Performance in Reading, Mathematics and Science. OECD Publishing, Paris.

OECD (2019). PISA 2018 Results (Volume I): What Students Know and Can Do, PISA, OECD Publishing, Paris, <https://doi.org/10.1787/5f07c754-en>.

Schelling, T. C. (1971). Dynamic models of segregation. *Journal of mathematical sociology*, 1(2), 143-186.

Thrupp, M., Lauder, H., & Robinson, T. (2002). School composition and peer effects. *International Journal of Educational Research*, 37 (5), 483-504.

Tropp, L. R. & Prenovost, M. (2008). The Role of Intergroup Contact in Predicting Children's Interethnic Attitudes: Evidence from Meta-Analytic and Field Studies. En Levy, S. R. & Killen, M. (eds.), *Intergroup Attitudes and Relations in Childhood Through Adulthood*, 236–60. New York: Oxford University Press.

Van Houtte, M., & Stevens, P. A. J. (2009). School Ethnic Composition and Students' Integration Outside and Inside Schools in Belgium. *Sociology of Education*, 82(3), 217–239. <https://doi.org/10.1177/003804070908200302>

Capítulo 3

El impacto segregativo de las transferencias monetarias condicionadas y su incidencia en los aprendizajes*

Resumen

Este capítulo estudia el efecto de los programas de transferencias monetarias condicionadas sobre la concentración de alumnos de menor nivel socioeconómico en determinados tipos de escuelas. Utilizando datos de un municipio urbano en el estado de México, el trabajo evalúa si el programa *Oportunidades* (ex Progresá) tuvo un impacto en el tipo de escuelas secundarias en las que se matricularon los beneficiarios. Con ese fin, aplica un diseño de regresión discontinua, comparando las características pretratamiento de las escuelas secundarias a las que asistieron los estudiantes apenas por encima y por debajo del umbral de elegibilidad del programa. El estudio encuentra que *Oportunidades* no indujo a los beneficiarios a asistir a escuelas secundarias con más recursos, con otra orientación o localización, sino más bien a concentrarse en escuelas retentivas, esto es, aquellas que son receptoras de alumnos repitentes, que contienen más a los estudiantes para que no abandonen y donde la aprobación de grados y asignaturas es más alta. Las consecuencias sobre los aprendizajes de esta segregación de beneficiarios y no beneficiarios entre escuelas retentivas y no retentivas que induce el programa son discutidas y analizadas, ya que el efecto promedio nulo de *Oportunidades* sobre los aprendizajes que se encuentra puede descomponerse en un efecto positivo (aunque no significativo) para los beneficiarios en escuelas no retentivas y un efecto fuertemente negativo de aproximadamente 1 desvío estándar entre los beneficiarios que asistieron a escuelas retentivas.

1. Introducción

Durante las últimas décadas, los programas de transferencias monetarias condicionadas (CCT, por sus siglas en inglés) se han extendido ampliamente por todo el mundo en

* Este capítulo se benefició de la invaluable guía y apoyo de Mariana Marchionni y de los útiles comentarios y sugerencias de María Laura Alzúa, Ciro Avitabile, Irene Brambilla, Leonardo Gasparini, Alberto Porto, Guido Porto y Christian Ruzzier. Se agradece a la Secretaría de Educación Pública y la Secretaría de Desarrollo Social de México por proveer amablemente los datos. Los errores que puedan permanecer son responsabilidad exclusiva del autor.

desarrollo.¹ Concebidos como un instrumento para luchar contra la pobreza y romper el círculo vicioso de su transmisión intergeneracional (Fiszbein y Schady, 2009), los CCT consisten en transferencias monetarias destinadas a familias vulnerables y condicionadas a ciertos comportamientos por parte del hogar. La condición principal para que las familias reciban la transferencia monetaria es inscribir a sus hijos en edad escolar en la escuela y/o mantener mínimos niveles de asistencia. Vacunaciones y chequeos médicos durante el embarazo y la primera infancia suelen incluirse también entre las condiciones. La idea principal detrás de estos requisitos educativos y de salud es ayudar a las generaciones más jóvenes a escapar del círculo vicioso de la pobreza mediante una mayor inversión en capital humano (Ibarrarán et al., 2017).

La expansión de los CCT en el mundo ha ido acompañada de muchos estudios rigurosos que demostraron su eficacia, no solo para reducir la pobreza (Fiszbein y Schady, 2009; Stampini y Tornarolli, 2012)² sino también para mejorar algunos resultados educativos como la matrícula, la asistencia y los años de escolaridad (Baird et al., 2014; García y Saavedra, 2017, Molina Millán et al., 2019).³ Sin embargo, la evidencia sobre los efectos de estos programas en el aprendizaje de niños y jóvenes es mucho menos contundente. Los estudios no experimentales han arrojado resultados mixtos,⁴ mientras que la evidencia experimental es más concluyente y tiende a no hallar efectos significativos de los CCT en

¹ Los programas de transferencias monetarias condicionadas están presentes en más de 60 países alrededor del mundo y han tenido un aumento dramático desde su implementación inicial en México en 1997 (Banco Mundial, 2015). Solo en América Latina, atienden a una quinta parte de la población de la región, abarcando 132 millones de personas y 30 millones de hogares (Cecchini y Atuesta, 2017)

² La evidencia proveniente de Nicaragua, Colombia y México muestra que la proporción de hogares que viven por debajo de la línea de pobreza se redujo en 5, 3 y 1 puntos porcentuales, respectivamente (Fiszbein y Schady, 2009, página 108), mientras que las tasas de pobreza en América Latina habrían sido un 13 por ciento más altas en ausencia de los programas de transferencias monetarias condicionadas (Stampini y Tornarolli, 2012).

³ Una revisión de los estudios que evalúan el impacto a corto plazo de las transferencias monetarias condicionadas en la matrícula y la asistencia escolar en los países de América Latina y Asia muestra que estos programas aumentaron la matrícula entre 2 y 31 puntos porcentuales (Fiszbein y Schady 2009, págs. 128-129). Estos efectos sobre la matrícula se traducen en años adicionales de educación para los niños beneficiarios incluso muchos años después de su participación en el programa, ya que la mayoría de los estudios encuentran efectos positivos de los CCT en la escolarización a largo plazo (Molina Millán et al., 2019)

⁴ Si bien algunos estudios no experimentales han encontrado un efecto positivo de los CCT en el aprendizaje (García et al. 2012 y Duque et al. 2018 en Colombia; Barham et al. 2017, 2018 en Nicaragua; Stampini et al. 2018 en Jamaica), otros han mostrado que no hay ningún efecto en los resultados de aprendizaje medidos a través de puntajes en pruebas estandarizadas (Baez y Camacho 2011 en Colombia; Filmer y Schady 2014 en Camboya). Los trabajos de Fernald et. al 2009 y 2010 para México también se encuentran entre las evaluaciones no experimentales que han encontrado impactos positivos de las transferencias monetarias condicionadas sobre el aprendizaje, aunque la validez interna de sus resultados ha sido cuestionada (Atanasio et al. 2010).

el aprendizaje, medidos a través de pruebas estandarizadas.⁵ Esta última evidencia arroja dudas sobre la capacidad de los programas de transferencias monetarias condicionadas de contribuir a una mejora real del capital humano de los más pobres, e invita a estudiar los mecanismos por los cuales los CCT pueden o no ser beneficiosos para el aprendizaje.

Pese a la numerosa cantidad de trabajos que estudian los efectos de los CCT sobre la educación adquirida, son pocas las investigaciones que han focalizado su atención en la incidencia que tienen estos programas sobre las escuelas a las que asisten los beneficiarios, siendo este uno de los mecanismos más importantes que moldean la adquisición del capital humano. La literatura sobre este tema ha postulado que los programas de transferencias monetarias condicionadas podrían aumentar la probabilidad de inscribirse en una escuela de mayor calidad, en tanto una parte de los ingresos transferidos puede utilizarse para cubrir los gastos necesarios para asistir a una mejor escuela (por ejemplo, en el pago de los gastos adicionales de transporte para ir a un establecimiento más alejado de la vivienda (Behrman et al. 2019)), o relajando la restricción presupuestaria para permitir elegir una escuela con otra orientación (Avitabile et al. 2017) o colocando a los beneficiarios en una trayectoria educativa superior (Stampini et al 2018).

Un punto importante para destacar que ha sido ignorado por esta literatura es que, si los CCT inducen un cambio en la asignación de estudiantes entre escuelas, no solo es posible que los beneficiarios no terminen en mejores escuelas, sino que a la vez el programa estaría induciendo una separación de beneficiarios y no beneficiarios entre distintos tipos de establecimientos. Esta segregación inducida por el programa podría tener efectos sobre los aprendizajes, en tanto existe evidencia de que una mayor proporción de beneficiarios en el aula repercute negativamente en el aprendizaje, no solo de los beneficiarios del programa, sino también sobre los estudiantes no beneficiarios a través de efectos derrame (Vasey 2019).⁶ La concentración de estudiantes beneficiarios, que tienen a su vez menor nivel socioeconómico, en determinados tipos de escuelas, podría entonces perjudicar la adquisición de capital humano en las aulas y ser un factor que ayude a explicar los efectos promedio nulos de los CCT en los aprendizajes.

El presente capítulo tiene como objetivo contribuir a llenar parte de ese vacío en la literatura haciendo uso de datos del programa *Oportunidades (ex Progres)* en México. Utilizando información de un municipio urbano en el estado de México para el cual se

⁵ Con la excepción de los hombres beneficiarios en Nicaragua (Barham et al. 2017), la evidencia experimental sugiere que no hay efectos de los CCT en el aprendizaje, como se ha encontrado en México (Behrman et al. 2009a, 2011), Marruecos (Benhassine et al. 2015), Burkina Faso (Akresh et al. 2016), Ecuador (Araujo et al. 2018), Malawi (Baird et al. 2018) y Nicaragua (Barham et al. 2018).

⁶ En la misma dirección, pero a través de evidencia cualitativa, Lavinás et al. (2001) señala que el programa Bolsa Familia en Brasil aumentó la carga de trabajo de los docentes y el comportamiento disruptivo en clase, poniendo el riesgo los beneficios del programa de otros alumnos.

dispone de datos suficientes, se evalúa si el programa tuvo un impacto sobre el tipo de escuelas secundarias en las que se matricularon los beneficiarios. Con ese fin, se aplica un diseño de regresión discontinua (RDD, por sus siglas en inglés), comparando las características pretratamiento de las escuelas secundarias a las que asistieron los estudiantes que se encontraban justo por encima y por debajo del umbral de elegibilidad del programa. Asimismo, se evalúa si el programa tuvo un impacto en los aprendizajes y se discute de qué manera el cambio en la asignación de estudiantes entre escuelas podría incidir sobre los mismos.

El principal resultado es que *Oportunidades* no indujo a los beneficiarios a asistir a escuelas secundarias con más recursos, con otra orientación o localización, sino más bien a concentrarse en escuelas retentivas, esto es, aquellas que son receptoras de alumnos repitentes, que contienen más a los estudiantes para que no abandonen y donde la aprobación de grados y asignaturas es más alta. La asignación de alumnos a escuelas inducida por el programa incrementó la segregación de alumnos beneficiarios (de menor nivel socioeconómico) y no beneficiarios entre escuelas retentivas y no retentivas, favoreciendo la concentración de alumnos de menor nivel socioeconómico en escuelas con una mayor capacidad de permitir que los estudiantes con dificultades de avanzar en su trayectoria académica continúen en el sistema educativo. Este impacto segregativo del programa puede ayudar a explicar el efecto promedio nulo de *Oportunidades* sobre los aprendizajes, ya que se encuentra un efecto positivo (aunque no significativo) sobre el aprendizaje para los beneficiarios en escuelas no retentivas y un efecto fuertemente negativo de aproximadamente 1 desvío estándar entre los beneficiarios que asistieron a escuelas retentivas.

El capítulo está organizado de la siguiente manera. La sección 2 provee información de contexto sobre el sistema educativo mexicano y el programa *Oportunidades*. La sección 3 presenta la estrategia de identificación y los datos empleados. La sección 4 evalúa la validez del diseño de la investigación. La sección 5 presenta y discute los resultados de la evaluación de impacto y la sección 6 concluye con una discusión sobre las implicancias de política de los hallazgos.

2. Contexto

2.1. Educación en México

El sistema educativo mexicano comprende tres tipos de educación: básica, media superior y superior. La educación básica es obligatoria y está integrada por tres niveles: preescolar (atiende a niños de 3 a 5 años en 3 grados diferentes), primaria (consta de 6 grados y abarca las edades de 6 a 11 años) y secundaria (compuesta por 3 grados, siendo las edades teóricas de asistencia -si no hay rezago escolar- desde los 12 hasta los 14 años). La educación media

superior comprende el nivel bachillerato y la educación profesional técnica, y típicamente se imparte en tres grados, mientras que el nivel de educación superior es optativo y requiere la aprobación del nivel previo para su inscripción. A pesar de que la obligatoriedad de la educación hasta la media superior se encuentra incorporada en la constitución desde 2012, la cobertura educativa es universal solo en el nivel primario, siendo las tasas netas de cobertura a nivel nacional del 84.3% en la secundaria y de 63.8% en la media superior, con importantes disparidades entre áreas urbanas y rurales (INEE 2019).

La educación secundaria, foco de análisis de este trabajo, se ofrece en distintas modalidades de atención: 1) Secundaria general (52% de la matrícula en 2019-2020), con planes de estudios académicos tradicionales; 2) Secundaria técnica (27%), con planes de formación vocacional que capacitan a los educandos en actividades productivas industriales o agropecuarias; y 3) Telesecundaria (21%), dirigida fundamentalmente a la población rural, haciendo uso de medios electrónicos o televisión para impartir educación a distancia. Asimismo, para aquellos individuos de más de 15 años que por trabajar o sobrepasar la edad requerida no pudieron ingresar a la secundaria, se ofrece la modalidad Secundaria para trabajadores, equivalente a la secundaria general, mientras que en algunas comunidades pequeñas del medio rural se ofrece también la modalidad Secundaria Comunitaria Rural.

En el nivel secundario coexisten escuelas privadas, a las que asisten menos de un 10% de los estudiantes a nivel nacional, y escuelas públicas, que, si bien son gratuitas, no siempre poseen cupos suficientes. El proceso de inscripción en las secundarias públicas se encuentra descentralizado a nivel estatal y es regulado a nivel federal. Cada estado de México lleva adelante su propio proceso de inscripción, por el que los estudiantes llenan una solicitud donde especifican un número pequeño de escuelas de preferencia, rinden un examen, y se asignan los estudiantes a cada escuela teniendo en cuenta sus preferencias. Cuando no existen espacios disponibles en la opción solicitada por saturación de demanda, se tiene en cuenta el desempeño en el examen, la localidad de residencia y la existencia de hermanos mayores inscritos en la escuela para determinar el orden de ingreso a esa opción, lo que hace que no necesariamente la escuela preferida por un estudiante sea aquella en la que efectivamente termine cursando.⁷

⁷ Aunque no se cuenta con información para la educación secundaria en el municipio objeto de análisis de este trabajo (Ecatepec de Morelos), Fabregas (2017) estudia el mecanismo de asignación a escuelas secundarias en la Ciudad de México y encuentra que en 2011, el 80% de los estudiantes obtuvieron una plaza en el establecimiento que listaron primero entre sus preferencias. Es probable que el 80% sea una cota inferior en el caso del municipio objeto de estudio, ya que en la educación media superior la probabilidad de ser asignado a la primera opción listada en este municipio es 5 puntos porcentuales más alta que en la Ciudad de México: 82% vs. 77% (Avitabile et al. 2017).

2.2. El programa *Oportunidades*

Oportunidades, originalmente llamado *Progresar* y más tarde llamado *Prospera*, fue un programa de transferencias monetarias condicionadas nacido en México en 1997. Junto con su homólogo brasileño, el *Programa de Erradicação do Trabalho Infantil*, fue el primer programa de este tipo en el mundo y probablemente el más rigurosamente evaluado, contribuyendo a la expansión de las transferencias monetarias condicionadas a muchos otros países. El programa se inició en áreas rurales, pero se expandió gradualmente a áreas semiurbanas y urbanas desde 2002. *Oportunidades* consistía en una transferencia monetaria bimensual a hogares en situación de pobreza bajo la condición de (1) controles de salud para todos los miembros de la familia; (2) asistencia a la escuela (asistir a más del 85 por ciento de los días escolares) para los niños en edad de asistir a la educación primaria o secundaria; (3) no repitencia (no repetir más de una vez por grado, con suspensión indefinida del programa en caso de repetir el mismo grado dos veces) para niños en edad de asistir a la escuela. El monto de la transferencia tenía un componente fijo (estipendio alimenticio) por valor de alrededor de USD 19 mensuales, más un componente de apoyo escolar que osciló entre USD 11 y USD 85 por mes y niño en edad escolar⁸ y un complemento para comprar útiles escolares al inicio del año escolar de alrededor de USD 22 para primaria y USD 28 para estudiantes de educación secundaria (CEPAL, 2020).⁹

La selección de los beneficiarios de *Oportunidades* estaba basada en un índice de pobreza familiar. Aquellos hogares cuyo puntaje superaba un umbral predeterminado se consideraban elegibles para recibir la transferencia monetaria, que era efectiva siempre que los miembros de la familia cumplieran con las condicionalidades antes mencionadas. Para identificar a los hogares elegibles, los funcionarios del programa recopilaban información sobre el capital humano y los activos del hogar, así como sobre las características de las comunidades, y luego esa información era transmitida a la unidad federal a cargo de calcular el índice de pobreza y determinar la elegibilidad. En las zonas rurales, se realizó un censo y cada hogar fue visitado por funcionarios del programa para determinar sus condiciones socioeconómicas. En las zonas urbanas, se introdujo un elemento de autoselección en el registro de beneficiarios. Inicialmente se realizaron campañas de información para promover el programa y posteriormente se instalaron centros donde se recopiló información de los solicitantes a través de un cuestionario sobre el hogar, cuya veracidad fue posteriormente corroborada durante una visita domiciliaria personal. Este último procedimiento es el que se realizó en el municipio objeto de este trabajo.

⁸ La transferencia aumentaba con cada grado y era mayor para las niñas en la educación secundaria. También tenía un tope de alrededor de USD 180 por hogar.

⁹ La cantidad variaba según el año. Los valores aquí descritos como referencia son los valores promedio del período bajo análisis (2005-2010).

3. Metodología y datos

3.1. Estrategia empírica

Este capítulo busca evaluar el impacto de *Oportunidades* sobre el tipo de escuela secundaria al que asistieron los beneficiarios del programa. Para ello, se concentra en la población de niños que asistía a la escuela primaria al momento en el que el programa llega al municipio que es objeto de estudio de este trabajo y analiza las características previas a esta llegada de las escuelas secundarias en las que luego se matricularon los estudiantes que fueron beneficiarios y no beneficiarios del programa. La estrategia de identificación se basa en un diseño de regresión discontinua, comparando las características de las escuelas secundarias a las que asistieron los estudiantes con índice de pobreza familiar apenas por encima y por debajo del umbral de elegibilidad del programa, en tanto los últimos constituyen un contrafactual válido de las escuelas a las que habrían asistido los primeros en ausencia del programa.

Formalmente, sea T_i un indicador de tratamiento igual a 1 para los estudiantes de primaria que fueron beneficiarios del programa mientras estaban en la escuela primaria ($T_i = 0$ en caso contrario), y sea Y_i el resultado potencial del estudiante de primaria i , que en este contexto representa las características de la escuela secundaria a la que asistió (definidas antes de que el programa llegara a la zona), cada estudiante tiene dos resultados potenciales, $Y_i(1)$ y $Y_i(0)$, que corresponden a los resultados que se observarían siendo beneficiario o no del programa, respectivamente. Aunque $Y_i(1)$ y $Y_i(0)$ no puedan observarse al mismo tiempo, en contextos donde existe una regla de asignación al tratamiento donde los individuos reciben una puntuación X_i (el índice de pobreza en este caso), y el tratamiento se asigna a aquellos cuya puntuación está por encima de un punto de corte x_0 y no a aquellos cuya puntuación está por debajo de ese umbral, es posible recuperar el efecto promedio del tratamiento sobre los resultados en el punto de corte. En tales casos, se puede obtener una estimación consistente de $E[Y_i(1) - Y_i(0) | X_i = x_0]$ básicamente utilizando individuos con puntajes apenas por debajo del umbral como contrafactuales para individuos con puntajes apenas por encima de él (Cattaneo, Idrobo y Titiunik, 2018).

La noción de comparabilidad entre individuos con valores de puntuación muy similares pero en lados opuestos del punto de corte fue formalizada por primera vez por Hahn, Todd y van der Klaauw (2001), quienes demostraron que, bajo el supuesto de continuidad de $E[Y_i(1) | X_i = x_0]$ y $E[Y_i(0) | X_i = x_0]$ en x_0 , entonces $E[Y_i(1) - Y_i(0) | X_i = x_0]$ se puede expresar como

$$\lim_{x \rightarrow x_0^+} E[Y_i | X_i = x] - \lim_{x \rightarrow x_0^-} E[Y_i | X_i = x] \quad (1)$$

donde Y_i son resultados *observados*. Cuando el cumplimiento de la regla de asignación al tratamiento es imperfecto, el tratamiento ya no es una función determinística de la puntuación y en consecuencia la ecuación (1) debe ser reescalada utilizando el cambio en la probabilidad de tratamiento en el punto de corte, tal como describe la ecuación (2).

$$\frac{\lim_{x \rightarrow x_0^+} E[Y_i | X_i = x] - \lim_{x \rightarrow x_0^-} E[Y_i | X_i = x]}{\lim_{x \rightarrow x_0^+} E[T_i | X_i = x] - \lim_{x \rightarrow x_0^-} E[T_i | X_i = x]} \quad (2)$$

En este diseño de regresión discontinua difuso (*fuzzy*), la ecuación (2) identifica el efecto promedio del tratamiento en el punto de corte para el subconjunto de individuos cumplidores (*compliers*)¹⁰, siempre que se cumplan los siguientes dos supuestos: *monotonidad* (es decir, X_i cruzando x_0 no causa al mismo tiempo que algunos individuos acepten el tratamiento y otros lo rechacen) y *excluibilidad* (es decir, el cruce de X_i por x_0 no afecta a Y_i excepto a través de su efecto sobre la recepción del tratamiento).¹¹ Siguiendo la literatura sobre variables instrumentales, (2) a veces se denomina Efecto Promedio Local del Tratamiento (*LATE*, por sus siglas en inglés), con el denominador conocido como el efecto de la primera etapa (Imbens y Lemieux, 2008).

La implementación de un diseño de regresión discontinua difuso requiere estimar y comparar medias en el límite, como sugiere la ecuación (2). Los estimadores polinómicos locales (no paramétricos) se han convertido en la opción estándar para la estimación de estas medias. Por lo general, las funciones de regresión por encima y por debajo del límite se aproximan mediante regresiones polinómicas ponderadas de orden bajo (1 o 2), con ponderaciones calculadas aplicando una función de *kernels* a la distancia del puntaje de cada observación al umbral. Este capítulo adopta el estimador de regresión discontinua con corrección de sesgo de Calonico, Cattaneo y Titiunik (2014), junto a las extensiones de Calonico, Cattaneo, Farrell y Titiunik (2019) para el empleo de errores estándar agrupados-robustos y la inclusión de covariables en algunas estimaciones. Como complemento al enfoque estándar de RDD basado en continuidad, se utiliza un enfoque de aleatorización local como comprobación de la robustez del enfoque estándar, en el que una pequeña ventana alrededor del umbral se selecciona en función del balance de covariables predeterminadas (ver Cattaneo, Frandsen y Titiunik 2015 para más detalles).

¹⁰ Los cumplidores son aquellas personas que toman el tratamiento cuando su puntaje está por encima del umbral y lo rechazan cuando su puntuación está por debajo del mismo.

¹¹ Ver Hahn et al. (2001) e Imbens y Lemieux (2008) para mayor discusión.

3.2. Datos

Los datos utilizados en este estudio corresponden al municipio de Ecatepec de Morelos, ubicado en el Estado de México, en las afueras de la Ciudad de México. El foco en este municipio se debe exclusivamente a la disponibilidad de datos, debido a que es el único municipio para el que se cuenta con información provista por las Secretaría de Desarrollo Social de México sobre los desembolsos del CCT e información que permite identificar a los individuos en la encuesta de elegibilidad del programa. Ecatepec es un municipio urbano grande con casi 1.7 millones de habitantes donde las tasas de matrícula en edades de 6 a 14 años son relativamente altas (casi el 98 por ciento) y, por lo tanto, el alcance de los programas de transferencias monetarias condicionadas para aumentar la inscripción es más limitado. Los indicadores socioeconómicos de este municipio se encuentran por encima de los promedios nacionales y estatales, y levemente por debajo de los de la Ciudad de México (CONEVAL, 2015).

El programa *Oportunidades* llegó al municipio de Ecatepec de Morelos en el segundo semestre de 2004, como parte de la expansión del CCT hacia áreas urbanas del país. La información sobre las características sociodemográficas de los hogares que se utilizó para determinar la elegibilidad del programa proviene de la Encuesta de Características Socioeconómicas de los Hogares (ENCASEH), cuyos datos, al igual que el índice de pobreza construido, el valor del umbral de elegibilidad y el registro bimestral de desembolsos de efectivo realizados entre 2004 y 2010, fueron provistos por la Secretaría de Desarrollo Social de México. A partir de estas fuentes es posible emparejar a los beneficiarios del programa con las escuelas secundarias a las que asistieron. Específicamente, se emparejan los solicitantes de *Oportunidades* en Ecatepec que asistían a la educación primaria en 2004 con la escuela secundaria a la que asistieron utilizando los datos del examen estandarizado ENLACE (un censo) en el tercer grado de secundaria para los años 2007 y 2008 y los grados uno, dos y tres para los años 2009 y 2010.¹² Este emparejamiento provee información sobre los aprendizajes en lengua y matemática de estos alumnos y un identificador de escuela que permite capturar las características previas al tratamiento de cada uno de los establecimientos escolares, al ser vinculados con la información del censo escolar mexicano *Formato 911* para el ciclo escolar 2003-2004.

Las características pretratamiento de las escuelas secundarias a las que asistieron los alumnos y que permite explorar el *Formato 911* son numerosas. Para ordenar la discusión, se agrupan las distintas variables de resultado en 4 dominios que reflejan grupos clave de constructos representados por las preguntas centrales de investigación de este estudio (Schochet 2008): 1) *Retentividad*: porcentaje de aprobación y abandono al final del ciclo

¹² Lamentablemente, la prueba ENLACE no se aplicó en el primer y segundo grado de secundario en 2007 y 2008 y no se cuenta con información sobre los puntajes de cada individuo en las pruebas ENLACE posteriores a 2010.

escolar sobre el total de alumnos inscriptos, porcentaje de aprobación sobre el total de alumnos en existencia al final del ciclo (cursantes), cantidad promedio de asignaturas reprobadas sobre el total de inscriptos, cursantes y cursantes reprobados, edad promedio de los nuevos ingresos a la escuela secundaria y porcentaje de repetidores inscriptos al inicio del ciclo; 2) *Distancia*: asistencia a secundaria en otro municipio y distancia geodésica (km) entre la escuela secundaria y el centro de la ciudad;¹³ 3) *Recursos*: gasto promedio a nivel escuela de los estudiantes (\$MX por año) en útiles, uniformes, cuotas, inscripción, colegiatura, transporte y total; proporción de docentes calificados (educación normal superior o licenciatura completa y/o posgrado), con posgrado (completo o incompleto), en carrera magisterial, y proporción de nivel A en carrera magisterial; 4) *Orientación*: asistencia a la modalidad secundaria general, técnica, telesecundaria o secundaria para trabajadores. Todas estas características serán evaluadas en este estudio, primero individualmente y luego de manera conjunta mediante pruebas de hipótesis múltiples.

3.3. Descripción de la población y la muestra

La población de interés incluye a todos los postulantes a *Oportunidades* que asistían a la educación primaria (grados 1 a 6) cuando el programa llegó a Ecatepec. Según la base de datos ENCASEH, había 12.533 solicitantes que asistían a escuelas primarias en 2004. El 69 por ciento de estos estudiantes pertenecían a hogares que se consideraron elegibles para la transferencia monetaria condicional, ya que su índice de pobreza era mayor que el valor de corte. El registro de desembolsos en efectivo indica que el 75 por ciento de este grupo de estudiantes elegibles recibió un apoyo monetario: la mitad de ellos recibió la primera transferencia en el primer año, el 30 por ciento en 2005, el 12 por ciento en 2006 y el 8 por ciento final en 2007. Además, ningún hogar con un índice de pobreza por debajo del umbral recibió la transferencia monetaria condicionada.

Como se describió anteriormente, los solicitantes en educación primaria en el año 2004 fueron emparejados con la escuela secundaria a la que asistieron utilizando los exámenes ENLACE que se tomaron en ese nivel en el período con datos disponibles (2007-2010).¹⁴ Para ello, se requiere un número de 16 dígitos que identifica de manera única a cada estudiante de México, la denominada Clave Única de Registro de Población (CURP), que combina información sobre el nombre del estudiante, apellido, estado de nacimiento, fecha

¹³ Desafortunadamente, no se dispone de información sobre la localización de la vivienda en la que habita el alumno.

¹⁴ Es importante notar que existen heterogeneidades en la probabilidad de ser emparejados para los estudiantes que asisten a diferentes grados. Mientras que un estudiante de sexto grado de primaria en 2004 puede ser emparejado en tercer grado de secundaria en 2007 o en cualquier año posterior en caso de haber repetido, un estudiante de primer grado de primaria en 2004 solo puede ser emparejado en primer grado de secundaria en 2010. Estas heterogeneidades se tendrán en cuenta en las especificaciones que utilizan controles, pero no harán ninguna diferencia en las estimaciones relevantes.

de nacimiento y un número de 2 dígitos generado al azar con el que desafortunadamente no se cuenta en este estudio. En su lugar, se tuvo que utilizar un CURP de 14 dígitos, que difiere del identificador único en los 2 dígitos aleatorios. Después de eliminar a los estudiantes cuyo identificador de 14 dígitos se puede emparejar con 2 o más CURPs, un total de 6177 solicitantes de *Oportunidades* en las escuelas primarias en 2004 pudieron emparejarse con la escuela secundaria a la que asistieron. La siguiente sección muestra que la tasa de emparejamiento no difiere en torno al umbral de elegibilidad, lo cual es clave para que la estrategia de identificación sea válida. Por último, dado que no existen datos de retentividad a nivel escuela para otros 250 estudiantes, la muestra final queda conformada por 5927 estudiantes cuyas principales características se muestran en la Tabla 1.

4. Validez del diseño

4.1. No manipulación

La validez del diseño de regresión discontinua descansa en parte en que sea imposible o improbable la manipulación exacta del puntaje en el que se basa la asignación de tratamiento alrededor del punto de corte. Aunque la imprecisión de este control es algo que no se puede probar y, a menudo, no es más que una conjetura, tiene claras predicciones observables (Lee y Lemieux, 2009). Si los individuos pudieran manipular con precisión el índice de pobreza, la regla de asignación al tratamiento fuera de conocimiento público y el tratamiento fuera deseable (o indeseable), deberíamos observar algún tipo de aglomeración de individuos alrededor del umbral y, por lo tanto, un salto en la densidad del puntaje de pobreza en el valor de corte. En el programa *Oportunidades*, la regla de asignación al tratamiento no era de conocimiento público, ya que el valor de corte exacto solo lo conocía la unidad federal encargada de calcular el índice de pobreza y determinar la elegibilidad. Por lo tanto, la densidad del índice de pobreza debería ser continua en un vecindario alrededor del punto de corte.

El Gráfico 1 muestra que este es el caso en la muestra utilizada. Las estimaciones de densidad a cada lado del umbral están muy próximas entre sí y los intervalos de confianza se superponen. La Tabla 2 muestra la prueba formal de Cattaneo, Jansson y Ma (2019), donde la hipótesis nula es que no existe “manipulación”, expresada como la existencia de continuidad en las funciones de densidad en el punto de corte. Esta implementación se basa en un estimador de polinomio local que no requiere datos preagrupados y proporciona mejoras de tamaño y potencia en relación a los enfoques tradicionales como la prueba de McCrary (2008). Tanto la versión convencional de la prueba de discontinuidad como la

robusta con corrección de sesgo no permiten rechazar la hipótesis de no manipulación, lo que respalda la validez del diseño de regresión discontinua en este caso.¹⁵

4.2. Balance de covariables predeterminadas

Una de las pruebas más importantes para evaluar la validez del diseño de regresión discontinua implica examinar si, cerca del punto de corte, las unidades a la derecha del umbral son similares a las de la izquierda en términos de sus características observables. Formalmente, si se encuentra que X_i cruzando x_0 tiene un efecto sobre una covariable que impacta a Y_i , entonces el supuesto de *excluidibilidad* no se mantendría y el diseño de regresión discontinua no sería válido. Cuando los RDD son interpretados como un experimento local, es natural requerir que las unidades justo por encima del umbral sean, en promedio, idénticas a aquellas unidades apenas por debajo de él en todas sus características observables previas al tratamiento, excepto por el hecho de que las primeras están desproporcionadamente expuestas al tratamiento. La presencia de diferencias significativas en las covariables predeterminadas entre estos dos grupos pondría en duda la validez del diseño.

La Tabla 3 muestra los p-valores de la estimación de regresión discontinua de cruzar el punto de corte en un conjunto de covariables predeterminadas potencialmente importantes, utilizando el mismo ancho de banda que se eligió como óptimo al analizar el resultado principal de interés. Con el fin de una mejor exposición e interpretación, también se agregó un valor promedio de cada característica para el grupo de control, utilizando las observaciones en la ventana óptima a la izquierda del umbral de elegibilidad según el enfoque de aleatorización local en Cattaneo, Frandsen y Titiunik (2015). Los valores promedio para el grupo de tratamiento correspondiente se obtienen luego como el promedio para el grupo de control más la estimación de regresión discontinua cuyo valor p se muestra en la última columna de la tabla. Como se muestra en la Tabla 3, la evidencia sugiere la ausencia de desbalance de covariables y apoya la validez del diseño de regresión discontinua.

4.3. Ausencia de selección muestral

Más allá de los ejercicios de validación habituales descritos anteriormente, existe una prueba adicional que es crucial realizar en esta aplicación en particular. Las dos subsecciones anteriores mostraron que la muestra de estimación está balanceada en sus características observables alrededor del punto de corte y que hay aproximadamente el mismo número de observaciones en ese vecindario por encima y por debajo del umbral. Sin

¹⁵ La hipótesis nula de no manipulación tampoco se rechaza con la prueba tradicional de McCrary (resultados disponibles a pedido).

embargo, podría ser que el proceso imperfecto de emparejamiento de estudiantes con escuelas descrito anteriormente resulte en una tasa de emparejamiento diferencial alrededor de la discontinuidad. Este sería el caso si, por ejemplo, *Oportunidades* tuviera un efecto en las tasas de asistencia a la educación secundaria en el municipio de Ecatepec. En ese caso, se encontraría que la probabilidad de tomar la prueba ENLACE en secundaria (y por lo tanto, ser emparejado) es mayor para los estudiantes que fueron tratados y, por lo tanto, los individuos con puntajes apenas por debajo del punto de corte no serían contrafactuales apropiados para los individuos con puntajes apenas por encima de él.

La Tabla 4 muestra las estimaciones de regresión discontinua difusas del efecto de recibir el programa sobre la probabilidad de rendir la prueba ENLACE de secundaria para la población de estudiantes de primaria cuya familia solicitó *Oportunidades* cuando el programa llegó a Ecatepec. Tanto la especificación con y sin controles muestra que no hay un efecto local de ser beneficiario de *Oportunidades* en las tasas de asistencia a la secundaria, aproximada por la tasa de emparejamiento. Este resultado es robusto al uso de diferentes submuestras de estudiantes de primaria con diferentes edades. Además, es consistente con la evidencia de otras zonas urbanas de México que concluyen que la falta de efecto sobre la asistencia puede deberse a los niveles relativamente altos de acceso a la educación (Martínez, 2012). En términos de la validez del diseño de regresión discontinua utilizado en este capítulo, permite comparar las características de las escuelas a las que asistieron los solicitantes por encima y por debajo del umbral sabiendo que no hay evidencia para sospechar que las observaciones en esos vecindarios sean diferentes debido a un mecanismo de selección de muestra.

5. Resultados

5.1. Efectos de *Oportunidades* sobre el tipo de escuela secundaria al que se asiste

Esta sección compara las características de las escuelas secundarias a las que asistieron los beneficiarios del programa con las escuelas del grupo de control, siempre alrededor del umbral de elegibilidad. Si bien los grupos de control y de tratamiento tienen aproximadamente el mismo tamaño, las mismas características individuales previas al tratamiento y la misma probabilidad de ser encontrados en la escuela secundaria unos años después de la intervención, las características previas al tratamiento de las escuelas secundarias en las que se matricularon unos y otros son diferentes en una dimensión relevante: la retentividad, entendida como la capacidad de una escuela de permitir que estudiantes con dificultades de avanzar en su trayectoria académica continúen en el sistema educativo.

La Tabla 5 muestra que la tasa de aprobación previa a la implementación del programa en las escuelas secundarias en las que se matricularon los beneficiarios de *Oportunidades* era

aproximadamente 4 puntos porcentuales más alta que en las escuelas a las que asistió el grupo de control, ya sea que se la compute en base a la población de inscriptos al inicio del ciclo escolar (columnas 1 y 2) o a la de los alumnos que permanecieron hasta el final de dicho ciclo (columnas 3 y 4). Estas escuelas secundarias también evidenciaban mayor eficacia para retener alumnos y evitar que abandonen durante el ciclo lectivo, en tanto el porcentaje de alumnos que dejaban la escuela durante el ciclo escolar era entre 1.3 y 1.4 puntos porcentuales más baja en los establecimientos a los que asistieron los beneficiarios del programa (columnas 5 y 6). La mayor aprobación en estas escuelas también se verifica en el margen intensivo, dado que la cantidad promedio de materias reprobadas era también más baja. La Tabla 6 muestra que la cantidad de materias reprobadas por el total de inscriptos (columnas 1 y 2), cursantes (columnas 3 y 4) y cursantes reprobados (columnas 5 y 6) era significativamente inferior: en una escala de 1 a 6, la cantidad de asignaturas desaprobadas por parte de los alumnos en las escuelas de los beneficiarios era 0.4 asignaturas menor a la de los alumnos reprobados en las escuelas en las que se matricularon los estudiantes del grupo control.

La mayor aprobación y el menor abandono pretratamiento en las escuelas a las que asistieron los beneficiarios de *Oportunidades* podría ser el resultado de atender, antes de la llegada del programa, a una población de mejores alumnos. Sin embargo, la evidencia presentada en la Tabla 7 sugiere que esto no fue así. La edad promedio de los nuevos ingresantes a esas escuelas era aproximadamente 2 meses mayor (columnas 1 y 2),¹⁶ lo que revela que en general atendían alumnos con una mayor sobreedad. Este hecho se ve confirmado al comparar, siempre alrededor del umbral de elegibilidad, el porcentaje pretratamiento de repitentes inscriptos que tenían las escuelas en las que se matricularon los beneficiarios y los no beneficiarios (columnas 3 y 4): las escuelas a las que asistieron los beneficiarios tenían en promedio 2 puntos porcentuales más de repitentes entre su matrícula. En conjunto, la evidencia presentada sugiere entonces que *Oportunidades* indujo a los beneficiarios a asistir a escuelas más retentivas, en donde posiblemente la aprobación era más fácil.

Como se explicó previamente, los datos disponibles permiten evaluar si el programa indujo la inscripción en escuelas diferentes en otras dimensiones además de la retentividad, como por ejemplo, la distancia a la que se encuentran las escuelas. Una hipótesis frecuentemente planteada en la literatura es que la transferencia monetaria de un CCT puede, al relajar la restricción presupuestaria de los beneficiarios del programa, permitirles acceder a escuelas ubicadas más lejos. Aunque no se dispone de datos sobre la ubicación de los postulantes a *Oportunidades*, la Tabla 8 muestra que el programa no indujo una matriculación en escuelas en otros municipios o ubicadas a mayor distancia del centro de Ecatepec, ya que

¹⁶ $0.166 \text{ años} \times 12 \text{ meses/año} = 1.99 \text{ meses}$, una magnitud equivalente a la que resulta de que 1 de cada 6 estudiantes nuevos inscriptos sea 1 año mayor.

estas características pretratamiento de las escuelas no fueron diferentes alrededor del umbral.

De manera similar, la Tabla 9 permite descartar las hipótesis de que *Oportunidades* indujo la asignación de estudiantes hacia escuelas secundarias más costosas o con un mayor recurso docente, las que podrían ser variables proxy de la calidad educativa de los establecimientos, en tanto capturan en cierta forma los recursos con los que cuenta la escuela. El panel (a) de la Tabla 9 muestra que el gasto pretratamiento promedio a nivel escuela de los estudiantes en útiles, uniformes, cuotas, inscripción, colegiatura, transporte y total no es estadísticamente diferente entre el grupo de tratamiento y el grupo control. De manera similar, el panel (b) muestra que las escuelas de ambos grupos tampoco diferían significativamente en el recurso docente, al no permitir rechazar la hipótesis de que la proporción de docentes calificados, con posgrado, en carrera magisterial, y de nivel A entre estos últimos, era la misma entre beneficiarios y no beneficiarios alrededor del umbral.

Una última dimensión que permiten explorar los datos disponibles es si *Oportunidades* provocó un cambio en la orientación o modalidad de la escuela secundaria en la que normalmente los estudiantes de primaria se inscriben al concluir este nivel. Existe evidencia previa de que este programa habría incrementado la matriculación en la modalidad Telesecundaria (Berhman et al. 2019), la cual se ha argumentado implica una ganancia de aprendizaje en comparación a la secundaria tradicional (Borghesan y Vasey, 2020). Sin embargo, la Tabla 10 muestra que, al menos para Ecatepec de Morelos, no se encuentra evidencia de que el programa haya inducido un cambio en la orientación de la escuela secundaria a la que se asiste.

Finalmente, debido a que se ha evaluado el impacto de *Oportunidades* en numerosas variables de resultado diferentes, se lidia con la evaluación de hipótesis múltiples agrupando las variables de resultado en dominios (Schochet 2008) y luego examinando el impacto sobre un índice estandarizado agregado dentro de cada dominio (Bruhn y McKenzie 2019). Siguiendo a Katz et al. (2007) se crean estas medidas como un promedio de las variables utilizadas para capturar cada uno de los dominios, previa estandarización de cada una de ellas para que tengan media 0 y desvío estándar 1. La Tabla 11(a) muestra, además de un valor de referencia para el grupo de control y tratamiento, los p-valores de las estimaciones de regresión discontinua difusa sobre los índices estandarizados de retentividad, distancia, recursos y orientación, junto con los p-valores ajustados por pruebas de hipótesis múltiples de acuerdo a las metodologías de Bonferroni (1936), Holm (1979), Benjamini y Hochberg (1995) (BH) y los *sharpened q-values* de Benjamini, Krieger y Yekutieli (2006) (BKJ). En todos los casos, se confirma el hallazgo de que *Oportunidades* no indujo a los beneficiarios a asistir a escuelas secundarias con más recursos, con otra orientación o localización, sino más bien a concentrarse en escuelas más retentivas. Específicamente, de acuerdo con el índice estandarizado, los beneficiarios se matricularon

en escuelas secundarias medio desvío estándar más retentivas que el grupo de control. Estos resultados son robustos al uso del enfoque RDD de aleatorización local, como muestra el panel (b) de la Tabla 11, aunque con esta metodología la retentividad de las escuelas secundarias a las que asistieron los beneficiarios es un desvío estándar mayor.

5.2. La segregación y su relación con los aprendizajes

Los mecanismos a través de los cuales los CCT podrían mejorar los aprendizajes son numerosos. La mayor matrícula, asistencia y logro de años escolares que en algunos contextos han inducido los CCT podría traducirse en un mayor aprendizaje si la calidad de la oferta educativa es adecuada (Stampini et al., 2018). De igual manera, se ha planteado que los CCT tienen el potencial de aumentar las aspiraciones educativas de los beneficiarios y sus padres (Chiapa et al. 2012), mejorar la nutrición y la seguridad alimentaria (Maluccio et al. 2009, Ruiz-Arranz et al. 2006), incrementar la salud de los niños a través de servicios preventivos (Levy y Ohls 2007, 2010), proveer un ambiente de mayor estímulo cognitivo en el hogar (Votruba-Drzal 2003) o inducir mejores prácticas parentales al aliviar el estrés de la privación material (Gershoff et al. 2007), siendo todos ellos canales válidos a través de los cuales los CCT podrían a su vez mejorar los aprendizajes.

Como se mencionó anteriormente, los programas de transferencias monetarias condicionadas podrían también mejorar los aprendizajes si aumentan la probabilidad de inscribirse en una escuela de mayor calidad, en tanto una parte de los ingresos transferidos puede utilizarse para cubrir los gastos necesarios para asistir a una mejor escuela (por ejemplo, en el pago de los gastos adicionales de transporte para ir a un establecimiento más alejado de la vivienda (Behrman et al. 2019)), relajando la restricción presupuestaria para permitir elegir una escuela con otra orientación (Avitabile et al. 2017) o mejorando el desempeño de los beneficiarios en los exámenes utilizados para asignar estudiantes a escuelas (Stampini et al 2018). La evidencia presentada en la subsección anterior relativa a la distancia, orientación y recursos de las escuelas secundarias a las que asistieron los beneficiarios sugiere que este no parece haber sido el caso de *Oportunidades* en el área y nivel educativo que es objeto de estudio de este trabajo.

En vista de los magros resultados que en general muestran los CCT sobre los aprendizajes, es sorprendente que la literatura no haya estudiado suficientemente los canales por los que los CCT podrían tener un efecto negativo en los aprendizajes que compense los mecanismos virtuosos que se presumen sobre ellos. En efecto, se ha argumentado que los CCT podrían afectar negativamente el aprendizaje al aumentar el tamaño de las clases (Garcia y Hill 2010) o cambiar la composición de las mismas (Lavinás et al. 2001, Vasey 2019), pero el canal de la elección de escuela como un mecanismo no necesariamente virtuoso no ha sido enfatizado lo suficiente. La presunción típica de que, en caso de inducir

un cambio en la elección de la escuela, este sería beneficioso para el aprendizaje, es probablemente resultado de un excesivo énfasis sobre el efecto precio e ingreso de la transferencia, ignorando que existen otras condicionalidades subyacentes en los CCT, como los requisitos de no repetencia incluidos en algunos de estos programas, que podrían inducir comportamientos estratégicos de los beneficiarios y alentarlos, por ejemplo, a inscribirse en escuelas en las que la aprobación es más fácil para evitar perder la transferencia. En vista de los hallazgos sobre la retentividad en la subsección anterior, esta es sin dudas una posibilidad en el contexto del programa *Oportunidades*.

La Tabla 12 muestra los resultados de aplicar la misma estrategia de identificación de este capítulo para evaluar si el programa *Oportunidades* tuvo efectos sobre los aprendizajes en las áreas de lengua y matemática, medidos por el puntaje estandarizado (con media 500 y desvío 100) en la prueba ENLACE de secundaria. Al igual que la gran mayoría de la evidencia experimental sobre este tema, no se encuentran efectos significativos de *Oportunidades* sobre los aprendizajes, ni en el área de lengua ni en la de matemática. Como se mencionó previamente, este resultado arroja dudas sobre la capacidad de los programas de transferencias monetarias condicionadas de contribuir a una mejora real del capital humano de los más pobres, e invita a reflexionar sobre los mecanismos por los cuales los CCT pueden o no ser beneficiosos para el aprendizaje.

Sin embargo, un punto importante, sino el principal, de este capítulo, consiste en destacar que la discusión que normalmente tiene lugar sobre los canales por los que los CCT podrían afectar los aprendizajes ignora el efecto segregativo que tiene cualquier programa que induzca un cambio en la asignación de alumnos entre escuelas. Este canal es importante debido a la influencia de los efectos de pares en el proceso de aprendizaje y a los efectos de la composición del aula sobre la dinámica de clase y el desempeño de los docentes. En el caso de *Oportunidades* aquí analizado, el programa indujo una asignación de beneficiarios hacia escuelas más retentivas. Si se definen como escuelas fuertemente retentivas a los establecimientos que tienen un porcentaje de repetidores superior al promedio y una tasa de reprobación y abandono inferior al promedio, la Tabla 13 muestra que *Oportunidades* aumentó 14 puntos porcentuales la asignación a estas escuelas (columnas 1 y 2), mientras que si se emplea una definición un poco más laxa, requiriendo que la reprobación y el abandono solo estén en los primeros tres cuartiles, se encuentra que el porcentaje de beneficiarios que se matricularon en escuelas retentivas fue 17 puntos porcentuales mayor al grupo de control (columnas 3 y 4). Esto implica un incremento en la segregación de beneficiarios y no beneficiarios entre escuelas retentivas y no retentivas de 0.14 o 0.17, medida por el Índice de Disimilitud,¹⁷ un aumento considerablemente grande para los valores habitualmente reportados en la literatura de segregación escolar.

¹⁷ En el contexto de la segregación de beneficiarios y no beneficiarios entre escuelas retentivas y no retentivas, este índice, comprendido entre 0 y 1, mide el promedio de las diferencias absolutas en las

El impacto segregativo de *Oportunidades* encontrado en este capítulo constituye un canal que podría perjudicar el proceso de aprendizaje a través de los efectos de pares resultantes de la concentración de beneficiarios en escuelas retentivas. De hecho, existe evidencia de que un aumento en la proporción de beneficiarios de *Oportunidades* en una escuela tiene un efecto negativo y significativo en los puntajes en lengua y matemática (Vasey, 2019). Aunque en principio un menor abandono y una mayor tasa de aprobación en las escuelas a las que asisten los beneficiarios del programa podría interpretarse como algo positivo, que ayuda a contener a estos alumnos en la escuela, este capítulo invita a considerar también los potenciales efectos de esta separación sobre los aprendizajes. A los efectos de pares resultantes de la concentración de alumnos beneficiarios (de menor nivel socioeconómico) en estas escuelas, se suma el hecho de que estas escuelas retentivas tienen un recurso docente más bajo. La Tabla 14 ilustra este punto, además de mostrar que estas escuelas están más cerca del centro y son en general secundarias generales.

Finalmente, se estima el efecto de *Oportunidades* en los aprendizajes con la misma estrategia de identificación empleada anteriormente, pero separando la muestra de estudiantes en dos grupos: quienes asistieron a escuelas retentivas y el resto. La Tabla 15 muestra los resultados de este ejercicio y permite apreciar que el efecto promedio no significativo de *Oportunidades* en los aprendizajes encontrado previamente se compone de un efecto positivo (aunque no significativo) para los beneficiarios en escuelas no retentivas (panel (a)) y un efecto fuertemente negativo de aproximadamente 1 desvío estándar para los beneficiarios que asistieron a escuelas retentivas (panel (b)). El hecho de que los beneficiarios de *Oportunidades* que se inscribieron en escuelas retentivas obtengan un rendimiento tan bajo en comparación a sus pares no beneficiarios de similar nivel socioeconómico en estas escuelas podría indicar que la matriculación de beneficiarios en estas escuelas inducida por el programa no fue provechosa para su aprendizaje, o bien que el programa indujo una asignación de los beneficiarios de menor rendimiento previo hacia esas escuelas, que, como se vio antes, eran en general receptoras de alumnos con rezago. En cualquiera de los dos casos, la evidencia presentada invita a prestar atención a los procesos que tienen lugar en las escuelas donde se concentran los beneficiarios como forma de mejorar los aprendizajes de los alumnos.

6. Conclusión

En este capítulo se evaluaron los efectos del programa *Oportunidades* sobre la concentración de alumnos de menor nivel socioeconómico en determinados tipos de escuelas. Para ello, se aplicó un diseño de regresión discontinua (RDD), comparando las

proporciones de beneficiarios y no beneficiarios en cada tipo de escuela, e independientemente de la distribución inicial pretratamiento, una proporción 14 (17) puntos porcentuales mayor de beneficiarios respecto a no beneficiarios en escuelas retentivas se traduce en un índice 0.14 (0.17) puntos mayor.

características previas al programa de las escuelas secundarias a las que asistieron los estudiantes que se encontraban justo por encima y por debajo del umbral de elegibilidad en un municipio urbano de México. Se encontró que *Oportunidades* no indujo a los beneficiarios a asistir a escuelas secundarias con más recursos, con otra orientación o localización, sino más bien a concentrarse en escuelas retentivas, esto es, aquellas que son receptoras de alumnos repitentes, que contienen más a los estudiantes para que no abandonen y donde la aprobación de grados y asignaturas es más alta. Esta asignación de alumnos a escuelas incrementó la segregación de alumnos beneficiarios (de menor nivel socioeconómico) y no beneficiarios entre escuelas retentivas y no retentivas entre 0.14 y 0.17 de acuerdo con el Índice de Disimilitud. Es probable que este impacto segregativo de *Oportunidades* haya repercutido negativamente en los aprendizajes, al concentrar beneficiarios en escuelas con una mayor proporción de beneficiarios y un menor recurso docente. Consistente con ello, se encuentra que el efecto promedio nulo del programa sobre los aprendizajes puede descomponerse en un efecto positivo (aunque no significativo) para los beneficiarios en escuelas no retentivas y un efecto fuertemente negativo de aproximadamente 1 desvío estándar entre los beneficiarios que asistieron a escuelas retentivas.

Los CCT tienen ya más de 20 años desde su primera aplicación en países en desarrollo, y aunque han demostrado ser efectivos para mejorar algunos resultados educativos, su efecto sobre los aprendizajes ha sido más bien limitado. Este capítulo alertó sobre los efectos que pueden tener estos programas sobre la asignación de estudiantes a escuelas y su incidencia sobre los aprendizajes vía la separación de beneficiarios y no beneficiarios entre distintos tipos de establecimientos. La concentración de beneficiarios en determinados tipos de escuelas brinda, no obstante, la oportunidad de complementar la transferencia monetaria de estos programas con políticas educativas dirigidas hacia los procesos pedagógicos que tienen lugar en estos establecimientos. La transferencia por sí sola no parece ser suficiente para mejorar los aprendizajes, lo que vuelve necesaria la aplicación de políticas dirigidas especialmente a las escuelas donde se concentran estos alumnos y otorgar el apoyo que los docentes y directivos de estas escuelas requieren para atenderlos adecuadamente. En este sentido, la aplicación de políticas más integrales, que mejoren la calidad de la educación pública recibida por los grupos más vulnerables es, probablemente, el camino más seguro para obtener las mejoras de aprendizaje que, durante tanto tiempo, se le han negado a la población que más las necesita.

Referencias

Akresh, R., De Walque, D., & Kazianga, H. (2016). Evidence from a randomized evaluation of the household welfare impacts of conditional and unconditional cash transfers given to mothers or fathers. The World Bank.

Amarante, V., Manacorda, M., Vigorito, A., & Zerpa, M. (2011). Social assistance and labor market outcomes: Evidence from the Uruguayan PANES. Washington, DC: Inter-American Development Bank.

Araujo, M. C., M. Bosch, & N. Schady (2018). Can Cash Transfers Help Households Escape an Inter-Generational Poverty Trap? In *The Economics of Poverty Traps*, edited by C. Barrett, M. R. Carter and J. P. Chavas, 35782. Chicago: University of Chicago Press.

Attanasio, O., C. Meghir, & A. Santiago (2005). Education Choices in Mexico: Using a Structural Model and a Randomized Experiment to Evaluate PROGRESA. Working Paper EWP05/01, Institute for Fiscal Studies, London.

Attanasio, O., C. Meghir, & N. Schady (2010). Mexico's Conditional Cash Transfer Programme: Comment. *Lancet* 375 (9719), 980.

Avitabile, C., Bobba, M., & Pariguana, M. (2017). High School Track Choice and Liquidity Constraints: Evidence from Urban Mexico. IZA Discussion Papers. No. 10506.

Baez, J. E., & Camacho, A. (2011). Assessing the long-term effects of conditional cash transfers on human capital: evidence from Colombia. The World Bank.

Baird, S., Ferreira, F. H., Özler, B., & Woolcock, M. (2014). Conditional, unconditional and everything in between: a systematic review of the effects of cash transfer programmes on schooling outcomes. *Journal of Development Effectiveness*, 6(1), 1-43.

Baird, S., McIntosh, C. & Özler, B. (2018). When the Money Runs Out: Do Cash Transfers Have Sustained Effects? Mimeo, George Washington University.

Barham, T., K. Macours, & J. A. Maluccio (2017). Are Conditional Cash Transfers Fulfilling their Promise? Schooling, Learning and Earnings After 10 Years. CEPR Discussion Paper No. 11937, Centre for Economic Policy Research, Paris, France.

Barham, T., Macours, K. & Maluccio, J.A. (2018). Experimental Evidence of Exposure to a Conditional Cash Transfer During Early Teenage Years: Young Womens Fertility and Labor Market Outcomes. CEPR Discussion Paper, No. 13165, Centre for Economic Policy Research, Paris, France.

- Behrman, J. R., Parker, S.W. & Todd, P. E. (2009a). Medium-Term Impacts of the Oportunidades Conditional Cash Transfer Program on Rural Youth in Mexico. In *Poverty, Inequality, and Policy in Latin America*, edited by S. Klasen and F. Nowak-Lehmann, 21970. Cambridge, MA: MIT Press.
- Behrman, J. R., Parker, S.W., & Todd, P. E. (2009b). Schooling Impacts of Conditional Cash Transfers on Young Children: Evidence from Mexico. *Economic Development and Cultural Change*, 57(3), 439-477.
- Behrman, J. R., Parker, S. W., & Todd, P. E. (2011). Do conditional cash transfers for schooling generate lasting benefits? A five-year followup of PROGRESA/Oportunidades. *Journal of Human Resources*, 46(1), 93-122.
- Behrman, J., W Parker, S., & Todd, P. E. (2019). Impacts of PROSPERA on Enrollment, School Trajectories, and Learning. World Bank Policy Research Working Paper 9000.
- Benhassine, N., Devoto, F., Duflo, E., Dupas, P., & Pouliquen, V. (2015). Turning a shove into a nudge? A “labeled cash transfer” for education. *American Economic Journal: Economic Policy*, 7(3), 86-125.
- Benjamini, Y., & Hochberg, Y. (1995). Controlling the false discovery rate: a practical and powerful approach to multiple testing. *Journal of the Royal statistical society: series B (Methodological)*, 57(1), 289-300.
- Benjamini, Y., Krieger, A. M., & Yekutieli, D. (2006). Adaptive linear step-up procedures that control the false discovery rate. *Biometrika*, 93(3), 491-507.
- Bérgolo, M., Dean, A., Perazzo, I., & Vigorito, A. (2014), Evaluación de impacto de Asignaciones Familiares-Plan de Equidad, Instituto de Economía, Facultad de Ciencias Económicas y de Administración, Universidad de la República, Montevideo, Uruguay.
- Bonferroni, C. E. (1936). Teoria statistica delle classi e calcolo delle probabilità, Pubblicazioni del R Istituto Superiore di Scienze Economiche e Commerciali di Firenze.
- Borghesan, E., & Vasey, G. (2020). The Marginal Returns of Distance Education: Evidence from Mexico’s Telesecondaries.
- Bosch, M., & Manacorda, M. (2012). Social Policies and Labor Market Outcomes in Latin America and the Caribbean: A Review of the Existing Evidence. Occasional paper No. 32. Center for Economic Performance.

Bourguignon, F., Ferreira, F. H. G., & Leite., P. G. (2003). Conditional Cash Transfers, Schooling, and Child Labor: Micro- Simulating Brazil's Bolsa Escola Program. *World Bank Economic Review*, 17 (2), 229-254.

Bruhn, M., & McKenzie, D. (2019). Can grants to consortia spur innovation and science-industry collaboration? Regression-discontinuity evidence from Poland. *The World Bank Economic Review*, 33(3), 690-716.

Calonico, S., Cattaneo, M. D., Farrell, & M. H., Titiunik, R. (2019). Regression discontinuity designs using covariates. *Review of Economics and Statistics*, 101(3), 442-451.

Calonico, S., Cattaneo, M. D., & Titiunik, R. (2014). Robust nonparametric confidence intervals for regression discontinuity designs. *Econometrica*, 82(6), 2295-2326.

Cattaneo, M. D., Frandsen, B. R., & Titiunik, R. (2015). Randomization inference in the regression discontinuity design: An application to party advantages in the US Senate. *Journal of Causal Inference*, 3(1), 1-24.

Cattaneo, M. D., Idrobo, N., & Titiunik, R. (2018). A practical introduction to regression discontinuity designs. Cambridge Elements: Quantitative and Computational Methods for Social Science-Cambridge University Press I.

Cattaneo, M. D., Jansson, M., & Ma, X. (2019). Simple local polynomial density estimators. *Journal of the American Statistical Association*, 115 (531), 1449-1455.

Cecchini, S., & Atuesta, B. (2017). Conditional cash transfer programmes in Latin America and the Caribbean: Coverage and investment trends (No. 224). Naciones Unidas, Comisión Económica para América Latina y el Caribe (CEPAL).

Chiapa, C., Garrido, J. L., & Prina, S. (2012). The effect of social programs and exposure to professionals on the educational aspirations of the poor. *Economics of Education Review*, 31(1), 778-798.

CONEVAL (2015). Índice de rezago social 2000-2015.

de Brauw, A., & Hoddinott, J. (2008). Must Conditional Cash Transfer Programs Be Conditioned to Be Effective? The Impact of Conditioning Transfers on School Enrollment in Mexico. Discussion Paper 757, International Food Policy Research Institute, Washington, DC.

Dubois, P., De Janvry, A., & Sadoulet, E. (2012). Effects on school enrollment and performance of a conditional cash transfer program in Mexico. *Journal of Labor Economics*, 30(3), 555-589.

Duque, V., Rosales-Rueda, M., & Sanchez, F. (2018). How Do Early-Life Shocks Interact with Subsequent Human-Capital Investments? Evidence from Administrative Data. Mimeo, University of Michigan.

ECLAC (2014). The employment situation in Latin America and the Caribbean: Conditional transfer programmes and the labour market.

ECLAC (2020). Base de datos de programas de protección social no contributiva en América Latina y el Caribe. Available in <https://dds.cepal.org/bpsnc/programa?id=22>.

Fabregas, R. (2017). A better school but a worse position? The effects of marginal middle school admissions in Mexico City. In Harvard University Working paper.

Fernald, L. C., Gertler, P. J., & Neufeld, L. M. (2009). 10-year Effect of Oportunidades Mexico's Conditional Cash Transfer Programme, on Child Growth, Cognition, Language, and Behaviour: a Longitudinal Follow-up Study. *Lancet* 374 (9706), 1997-2005.

Fernald, L. C., Gertler, P. J., & Neufeld, L. M. (2010). Authors Reply. *Lancet* 375 (9719), 981.

Filmer, D., & Schady, N. (2009). Who Benefits? Scholarships, School Enrollment and Work of Recipients and Their Siblings. Unpublished manuscript, World Bank, Washington, DC.

Filmer, D., & Schady, N. (2014). The medium-term effects of scholarships in a low-income country. *Journal of Human Resources*, 49(3), 663-694.

Fiszbein, A., & Schady, N. R. (2009). Conditional cash transfers: reducing present and future poverty. The World Bank.

García, A., Romero, O. L., Attanasio, O., & Pellerano, L. (2012). Impactos de Largo Plazo del Programa Familias en Acción en Municipios de Menos de 100 mil Habitantes en los Aspectos Claves del Desarrollo del Capital Humano. Technical report, Union Temporal Econometria S.A.

Garcia, S., & Hill, J. (2010). Impact of conditional cash transfers on children's school achievement: Evidence from Colombia. *Journal of Development Effectiveness*, 2(1), 117-137

- Garcia, S., & Saavedra, J. E. (2017). Educational impacts and cost-effectiveness of conditional cash transfer programs in developing countries: A meta-analysis. *Review of Educational Research, 87*(5), 921-965.
- Garganta, S., & Gasparini, L. (2015). The impact of a social program on labor informality: The case of AUH in Argentina. *Journal of Development Economics, 115*, 99-110.
- Gershoff, E. T., Aber, J. L., Raver, C. C., & Lennon, M. C. (2007). Income is not enough: incorporating material hardship into models of income associations with parenting and child development. *Child Development, 78*(1), 70–95.
- Hahn, J., Todd, P., & Van der Klaauw, W. (2001). Identification and Estimation of Treatment Effects with a Regression-Discontinuity Design. *Econometrica, 69*(1), 201-209.
- Holm, S. (1979). A Simple Sequentially Rejective Multiple Test Procedure. *Scandinavian Journal of Statistics, 6*, 65-70.
- Ibarrarán, P., Medellín, N., Regalia, F., Stampini, M., Parodi, S., Tejerina, L., & Vásquez, M. (2017). How conditional cash transfers work. Inter-American Development Bank, Washington.
- Imbens, G. & Lemieux, T. (2008). Regression discontinuity designs: A guide to practice. *Journal of Econometrics, 142*, 615-635.
- INEE (2019). La educación obligatoria en México. Informe 2019. México: INEE.
- Katz, L., Kling, J., & Liebman, J. (2007). “Experimental Analysis of Neighborhood Effects.” *Econometrica, 75* (1), 83–119.
- Lavinas, L., Barbosa, M. L., & Tourinho, O. (2001). Assessing local minimum income programmes in Brazil. International Labor Office, Geneva, June.
- Lee, D. & Lemieux, T. (2009). Regression discontinuity designs in economics. *Journal of Economic Literature, 48*(2), 281-355.
- Levy, D., & Ohls, J. (2007). Evaluation of Jamaica’s PATH program: Final report. Washington, DC: Mathematica Policy Research Inc..
- Levy, D., & Ohls, J. (2010). Evaluation of Jamaica’s PATH conditional cash transfer programme. *Journal of Development Effectiveness, 2*(4), 421–441.

- Maluccio, J. A., Hoddinott, J., Behrman, J. R., Martorell, R., Quisumbing, A. R., & Stein, A. D. (2009). The impact of improving nutrition during early childhood on education among Guatemalan adults. *The Economic Journal*, 119(537), 734–763.
- Martínez, O. A. (2012). Efectos de las becas educativas del programa Oportunidades sobre la asistencia escolar. El caso de la zona urbana del noreste de México. *Revista Desarrollo y Sociedad*, 69, 99-131.
- McCrary, J. (2008). Manipulation of the running variable in the regression discontinuity design: A density test. *Journal of Econometrics*, 142, 698-714.
- Millán, T. M., Barham, T., Macours, K., Maluccio, J. A., & Stampini, M. (2019). Long-term impacts of conditional cash transfers: review of the evidence. *The World Bank Research Observer*, 34(1), 119-159.
- Miller, C., Miller, R., Verma, N., Dechausay, N., Yang, E., Rudd, T., & Honig, S. (2016). Effects of a Modified Conditional Cash Transfer Program in Two American Cities. New York City: MDRC.
- Riccio, J., Dechausay, N., Miller, C., Nuez, S., Verma, N., & Yang, E. (2013). Conditional Cash Transfers in New York City: The Continuing Story of the Opportunity NYC-Family Rewards Demonstration. MDRC.
- Ruiz-Arranz, M., Davis, B., Handa, S., Stampini, M., & Winters, P. (2006). Program conditionality and food security: The impact of PROGRESA and PROCAMPO transfers in rural Mexico. *Revista Economía*, 7(2), 249–278.
- Schady, N., & Araujo, M.C (2008). Cash Transfers, Conditions, and School Enrollment in Ecuador. *Economía*, 8 (2), 43-77.
- Schochet, P. Z. (2008). Guidelines for Multiple Testing in Impact Evaluations of Educational Interventions. Final Report. Mathematica Policy Research, Inc.
- Stampini, M., Martinez-Cordova, S., Insfran, S., & Harris, D. (2018). Do conditional cash transfers lead to better secondary schools? Evidence from Jamaica's PATH. *World Development*, 101, 104-118.
- Stampini, M., & Tornarolli, L. (2012). The growth of conditional cash transfers in Latin America and the Caribbean: did they go too far? (No. 49). IZA Policy Paper.

Todd, P. E., & Wolpin, K. I. (2006a). Assessing the Impact of a School Subsidy Program in Mexico: Using a Social Experiment to Validate a Dynamic Behavioral Model of Child Schooling and Fertility. *American Economic Review*, 96 (5), 1384-1417.

Vasey, G. (2019). School Spillovers on Student Achievement from Mexico's Prospera CCT Program.

Votruba-Drzal, E. (2003). Income changes and cognitive stimulation in young children's home learning environments. *Journal of Marriage and Family*, 65(2), 341–355.

World Bank (2015). *The State of Social Safety Nets*. Washington, D.C.

Tablas

Tabla 1. Estadísticas descriptivas de la población y de la muestra utilizada.

<i>Variable</i>	<i>Promedio poblacional</i>	<i>Promedio muestral</i>
Sexo (1=hombre)	0.51	0.50
Edad	9.3	9.0
Indígena (1 = habla lengua indígena)	0.004	0.005
Máximos años de educación de los padres	7.1	7.4
Padres empleados (1 = al menos un padre está empleado)	0.87	0.89
Padres informales (1 = al menos un padre tiene un trabajo informal)	0.70	0.69
Ingreso per cápita del hogar	664	662
Elegible (1 = índice de pobreza > umbral de corte)	0.69	0.68
Tratado (1 = recibió la transferencia monetaria en 2004)	0.27	0.27
Número de observaciones	12533	5927

Fuente: Elaboración propia en base a datos de ENCASEH 2004 y Registro bimensual de desembolsos 2004-2010 de Oportunidades para el municipio de Ecatepec de Morelos.

Tabla 2. Test de manipulación (Cattaneo, Jansson y Ma 2019).

<i>Método</i>	<i>T</i>	<i>P> T </i>
Convencional	-0.49	0.62
Robusto	-1.08	0.28

Fuente: Elaboración propia en base a datos de ENCASEH 2004 y registro de beneficiarios de Oportunidades para el municipio de Ecatepec de Morelos.

Nota: La tabla muestra los tests de manipulación basados en la discontinuidad de la densidad construidos utilizando los estimadores polinómicos de densidad en Cattaneo, Jansson y Ma (2019). Específicamente, una aproximación cuadrática local fue utilizada para construir los estimadores puntuales de densidad ($p = 2$), con una aproximación cúbica local para construir los estimadores puntuales de densidad con corrección de sesgo ($q = 3$). Anchos de banda óptimos seleccionados con un modelo sin restricciones utilizando la mediana de 3 procedimientos de selección de ancho de banda: Error Cuadrático Medio de cada densidad por separado (dos anchos de banda diferentes), Error Cuadrático Medio de diferencia de densidades (un ancho de banda común) y Error Cuadrático Medio de suma de densidades (un ancho de banda común). La función del *kernel*s utilizada para construir el estimador polinómico local es la triangular y el método de varianza para calcular el estimador de la matriz de varianzas y covarianzas fue el jackknife. El método convencional se refiere a la prueba de Wald convencional sin corrección de sesgo, mientras que el método robusto reporta el estadístico robusto con corrección de sesgo recomendado por Cattaneo, Jansson y Ma (2019).

Tabla 3. Balance de las covariables.

<i>Variable</i>	<i>Promedio Control</i>	<i>Promedio Tratamiento</i>	<i>P-valor</i>
Sexo (1=hombre)	0.58	0.61	0.39
Edad	9.1	9.0	0.55
Indígena (1 = habla lengua indígena)	0.00	0.01	0.22
Máximos años de educación de los padres	8.1	7.7	0.80
Padres empleados (1 = al menos un padre está empleado)	0.93	0.96	0.93
Padres informales (1 = al menos un padre tiene un trabajo informal)	0.65	0.63	0.61
Ingreso per cápita del hogar	561	623	0.49
Número de observaciones utilizadas	963	1031	

Fuente: Elaboración propia en base a datos de ENCASEH 2004 para el municipio de Ecatepec de Morelos.

Nota: los valores para el "Promedio control" se obtienen como el promedio de los valores para la ventana óptima a la izquierda del umbral de elegibilidad de acuerdo al enfoque de aleatorización local de Cattaneo, Frandsen y Titiunik (2015). Los valores del "Promedio tratamiento" se obtienen sumándole al "Promedio control" el efecto de estimador de regresión discontinua de Calonico et. al. (2014), obtenido usando un estimador local lineal ($p=1$) con un estimador de corrección de sesgo local cuadrático ($q=2$) y el ancho de banda óptimo de la regresión principal (0.46). El p-valor y el número de observaciones reportado es el de este estimador.

Tabla 4. Efecto de Oportunidades sobre la probabilidad de rendir la prueba ENLACE en secundaria.

	<i>1 = rindió la prueba ENLACE de secundaria</i>				
	<i>Todas las edades</i>	<i>Edad [6,7]</i>	<i>Edad [8,9]</i>	<i>Edad [10,11]</i>	
Tratamiento (1=recibió CCT)	-0.0371 (0.0645)	-0.0197 (0.0658)	-0.208 (0.169)	0.140 (0.126)	0.0898 (0.147)
Controles	NO	SI	SI	SI	SI
Observaciones	12,533	12,533	2,795	4,137	3,780
Ancho de banda del polinomio local (h)	0.443	0.419	0.421	0.496	0.555
Sesgo Ancho de banda (b)	0.740	0.704	0.677	0.763	0.893

Fuente: Elaboración propia en base a pruebas ENLACE y datos de ENCASEH 2004 y Registro bimensual de desembolsos 2004-2010 de Oportunidades para el municipio de Ecatepec de Morelos.

Notas: (1) Errores estándar agrupados (clustered) por valores del índice de pobreza entre paréntesis. Estimación en base al método del vecino cercano usando 3 emparejamientos por observación. (2) *** $p<0.01$, ** $p<0.05$, * $p<0.1$. (3) Estimadores de regresión discontinua robustos con corrección de sesgo de Calonico et al. (2014), obtenidos usando un estimador local lineal ($p=1$) con un estimador de corrección de sesgo local cuadrático ($q=2$) y selección del ancho de banda óptimo usando un kernel triangular y selección óptima por Error Cuadrático Medio con el mismo ancho de banda a ambos lados del punto de corte. (4) Controles: Edad y máximo nivel educativo de los padres.

Tabla 5. Efecto de Oportunidades sobre las tasas de aprobación y abandono pretratamiento de las escuelas secundarias en las que se matricularon los estudiantes.

	<i>Característica pretratamiento de la escuela secundaria:</i>					
	<i>Aprobación (% de inscriptos)</i>		<i>Aprobación (% de cursantes)</i>		<i>Abandono (% de inscriptos)</i>	
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
Tratamiento (1=recibió CCT)	0.0548*** (0.0209)	0.0428** (0.0178)	0.0455** (0.0227)	0.0406** (0.0202)	-0.0140** (0.00611)	-0.0129** (0.00597)
Controles	NO	SI	NO	SI	NO	SI
Observaciones	5,927	5,927	5,927	5,927	5,927	5,927
Ancho de banda del polinomio local (h)	0.464	0.611	0.416	0.509	0.456	0.443
Sesgo Ancho de banda (b)	0.843	1.041	0.732	0.853	0.719	0.681

Fuente: Elaboración propia en base a pruebas ENLACE, Formato 911 y datos de ENCASEH 2004 y Registro bimensual de desembolsos 2004-2010 de Oportunidades para el municipio de Ecatepec de Morelos.

Notas: (1) Errores estándar agrupados (clustered) por valores del índice de pobreza entre paréntesis. Estimación en base al método del vecino cercano usando 3 emparejamientos por observación. (2) *** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1. (3) Estimadores de regresión discontinua robustos con corrección de sesgo de Calonico et al. (2014), obtenidos usando un estimador local lineal (p=1) con un estimador de corrección de sesgo local cuadrático (q=2) y selección del ancho de banda óptimo usando un kernel triangular y selección óptima por Error Cuadrático Medio con el mismo ancho de banda a ambos lados del punto de corte. (4) Controles: dummies de año y grado de aplicación de la prueba ENLACE, edad y máximo nivel educativo de los padres.

Tabla 6. Efecto de Oportunidades sobre la cantidad de asignaturas reprobadas pretratamiento de las escuelas secundarias en las que se matricularon los estudiantes.

	<i>Cantidad promedio de asignaturas reprobadas en la escuela secundaria</i>					
	<i>Inscriptos</i>		<i>Cursantes</i>		<i>Cursantes reprobados</i>	
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
Tratamiento (1=recibió CCT)	-0.198*** (0.0610)	-0.200*** (0.0635)	-0.131** (0.0579)	-0.0993** (0.0504)	-0.393** (0.164)	-0.390** (0.160)
Controles	NO	SI	NO	SI	NO	SI
Observaciones	5,927	5,927	5,927	5,927	5,503	5,503
Ancho de banda del polinomio local (h)	0.508	0.442	0.454	0.589	0.422	0.405
Sesgo Ancho de banda (b)	0.926	0.799	0.777	0.936	0.711	0.693

Fuente: Elaboración propia en base a pruebas ENLACE, Formato 911 y datos de ENCASEH 2004 y Registro bimensual de desembolsos 2004-2010 de Oportunidades para el municipio de Ecatepec de Morelos.

Notas: (1) Errores estándar agrupados (clustered) por valores del índice de pobreza entre paréntesis. Estimación en base al método del vecino cercano usando 3 emparejamientos por observación. (2) *** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1. (3) Estimadores de regresión discontinua robustos con corrección de sesgo de Calonico et al. (2014), obtenidos usando un estimador local lineal (p=1) con un estimador de corrección de sesgo local cuadrático (q=2) y selección del ancho de banda óptimo usando un kernel triangular y selección óptima por Error Cuadrático Medio con el mismo ancho de banda a ambos lados del punto de corte. (4) Controles: dummies de año y grado de aplicación de la prueba ENLACE, edad y máximo nivel educativo de los padres. (5) La cantidad de asignaturas reprobadas se obtiene en base a la pregunta del cuestionario de final de curso sobre la cantidad de alumnos que reprobaron 1,2,3,4,5 o 6 o más asignaturas. Se considera que un alumno aprobado reprobó 0 materias, y que un alumno que no se encuentra en existencia al final del curso reprobó 6 o más asignaturas. Se trunca la variable en 6 debido a que el cuestionario no especifica la cantidad cuando se han desaprobado 6 o más asignaturas.

Tabla 7. Efecto de *Oportunidades* sobre la edad promedio de los nuevos ingresos y el porcentaje de repetidores inscriptos pretratamiento de las escuelas secundarias en las que se matricularon los estudiantes.

	<i>Característica pretratamiento de la escuela secundaria:</i>			
	<i>Edad promedio nuevos ingresos</i>		<i>Porcentaje de repetidores inscriptos</i>	
	(1)	(2)	(3)	(4)
Tratamiento (1=recibió CCT)	0.163** (0.0695)	0.166** (0.0687)	0.0212*** (0.00750)	0.0237*** (0.00785)
Controles	NO	SI	NO	SI
Observaciones	5,674	5,674	5,674	5,674
Ancho de banda del polinomio local (h)	0.296	0.280	0.380	0.328
Sesgo Ancho de banda (b)	0.531	0.508	0.731	0.663

Fuente: Elaboración propia en base a pruebas ENLACE, Formato 911 y datos de ENCASEH 2004 y Registro bimensual de desembolsos 2004-2010 de *Oportunidades* para el municipio de Ecatepec de Morelos.

Notas: (1) Errores estándar agrupados (clustered) por valores del índice de pobreza entre paréntesis. Estimación en base al método del vecino cercano usando 3 emparejamientos por observación. (2) *** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1. (3) Estimadores de regresión discontinua robustos con corrección de sesgo de Calonico et al. (2014), obtenidos usando un estimador local lineal (p=1) con un estimador de corrección de sesgo local cuadrático (q=2) y selección del ancho de banda óptimo usando un kernel triangular y selección óptima por Error Cuadrático Medio con el mismo ancho de banda a ambos lados del punto de corte. (4) Controles: dummies de año y grado de aplicación de la prueba ENLACE, edad y máximo nivel educativo de los padres.

Tabla 8. Efecto de *Oportunidades* sobre la localización de las escuelas secundarias en las que se matricularon los estudiantes.

	<i>1 = Asiste a secundaria en otro municipio</i>		<i>Distancia geodésica (km) entre la escuela secundaria y el centro de la ciudad</i>	
	(1)	(2)	(3)	(4)
	Tratamiento (1=recibió CCT)	0.0231 (0.0764)	0.0199 (0.0755)	-4.525 (10.48)
Controles	NO	SI	NO	SI
Observaciones	5,674	5,674	5,926	5,926
Ancho de banda del polinomio local (h)	0.486	0.469	0.341	0.335
Sesgo Ancho de banda (b)	0.763	0.736	0.713	0.706

Fuente: Elaboración propia en base a pruebas ENLACE, Formato 911 y datos de ENCASEH 2004 y Registro bimensual de desembolsos 2004-2010 de *Oportunidades* para el municipio de Ecatepec de Morelos.

Notas: (1) Errores estándar agrupados (clustered) por valores del índice de pobreza entre paréntesis. Estimación en base al método del vecino cercano usando 3 emparejamientos por observación. (2) *** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1. (3) Estimadores de regresión discontinua robustos con corrección de sesgo de Calonico et al. (2014), obtenidos usando un estimador local lineal (p=1) con un estimador de corrección de sesgo local cuadrático (q=2) y selección del ancho de banda óptimo usando un kernel triangular y selección óptima por Error Cuadrático Medio con el mismo ancho de banda a ambos lados del punto de corte. (4) Controles: dummies de año y grado de aplicación de la prueba ENLACE, edad y máximo nivel educativo de los padres.

Tabla 9. Efecto de Oportunidades sobre el costo y el recurso docente pretratamiento de las escuelas secundarias en las que se matricularon los estudiantes.

(a) Costo pretratamiento

	Gasto pretratamiento promedio a nivel escuela de los estudiantes (\$MX por año) en:						
	Útiles	Uniformes	Cuotas	Inscripción	Colegiatura	Transporte	Total
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)
Tratamiento (1=recibió CCT)	182.8 (166.8)	-76.30 (136.5)	-118.9 (151.6)	-3.312 (2.372)	20.25 (39.39)	-0.697 (1.218)	9.397 (361.1)
Controles	SI	SI	SI	SI	SI	SI	SI
Observaciones	5,674	5,674	5,674	5,674	5,674	5,674	5,674
Ancho de banda del polinomio local (h)	0.529	0.489	0.477	0.186	0.414	0.231	0.471
Sesgo Ancho de banda (b)	0.845	0.807	0.738	0.561	0.694	0.708	0.775

(b) Recurso docente pretratamiento

	Proporción de docentes en la escuela secundaria:							
	Calificados		Con posgrado		En carrera		De nivel A en carrera	
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
Tratamiento (1=recibió CCT)	-0.0106 (0.0405)	-0.0202 (0.0393)	0.00505 (0.0111)	0.00191 (0.0108)	-0.000741 (0.0504)	-0.0104 (0.0545)	0.0558 (0.0449)	0.0631 (0.0456)
Controles	NO	SI	NO	SI	NO	SI	NO	SI
Observaciones	5,660	5,660	5,682	5,682	5,662	5,662	4,828	4,828
Ancho de banda del polinomio local (h)	0.510	0.510	0.692	0.658	0.746	0.643	0.537	0.514
Sesgo Ancho de banda (b)	0.798	0.815	1.083	1.056	1.143	0.983	0.942	0.896

Fuente: Elaboración propia en base a pruebas ENLACE, Formato 911 y datos de ENCASEH 2004 y Registro bimensual de desembolsos 2004-2010 de Oportunidades para el municipio de Ecatepec de Morelos.

Notas: (1) Errores estándar agrupados (clustered) por valores del índice de pobreza entre paréntesis. Estimación en base al método del vecino cercano usando 3 emparejamientos por observación. (2) *** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1. (3) Estimadores de regresión discontinua robustos con corrección de sesgo de Calonico et al. (2014), obtenidos usando un estimador local lineal (p=1) con un estimador de corrección de sesgo local cuadrático (q=2) y selección del ancho de banda óptimo usando un kernel triangular y selección óptima por Error Cuadrático Medio con el mismo ancho de banda a ambos lados del punto de corte. (4) Controles: dummies de año y grado de aplicación de la prueba ENLACE, edad y máximo nivel educativo de los padres. (5) Docente calificado: educación normal superior o licenciatura completa y/o posgrado

Tabla 10. Efecto de Oportunidades sobre la orientación/modalidad de las escuelas secundarias en las que se matricularon los estudiantes.

	Orientación/modalidad de la escuela secundaria:							
	Secundaria general		Secundaria técnica		Telesecundaria		Sec. para trabajadores	
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
Tratamiento (1=recibió CCT)	0.0587 (0.117)	0.0327 (0.110)	-0.0366 (0.0914)	-0.0102 (0.0881)	0.0669 (0.0648)	0.0551 (0.0622)	-0.00515 (0.00603)	-0.00568 (0.00588)
Controles	NO	SI	NO	SI	NO	SI	NO	SI
Observaciones	5,685	5,685	5,685	5,685	5,685	5,685	5,685	5,685
Ancho de banda del polinomio local (h)	0.452	0.470	0.682	0.703	0.467	0.462	0.621	0.634
Sesgo Ancho de banda (b)	0.778	0.791	1.076	1.080	0.683	0.678	0.826	0.830

Fuente: Elaboración propia en base a pruebas ENLACE, Formato 911 y datos de ENCASEH 2004 y Registro bimensual de desembolsos 2004-2010 de Oportunidades para el municipio de Ecatepec de Morelos.

Notas: (1) Errores estándar agrupados (clustered) por valores del índice de pobreza entre paréntesis. Estimación en base al método del vecino cercano usando 3 emparejamientos por observación. (2) *** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1. (3) Estimadores de regresión discontinua robustos con corrección de sesgo de Calonico et al. (2014), obtenidos usando un estimador local lineal (p=1) con un estimador de corrección de sesgo local cuadrático (q=2) y selección del ancho de banda óptimo usando un kernel triangular y selección óptima por

Error Cuadrático Medio con el mismo ancho de banda a ambos lados del punto de corte. (4) Controles: dummies de año y grado de aplicación de la prueba ENLACE, edad y máximo nivel educativo de los padres.

Tabla 11. Características de las escuelas secundarias a las que asistieron los grupos de control y tratamiento.

(a) Pruebas de hipótesis múltiples con enfoque de continuidad

Característica de la escuela	Promedio Control	Promedio Tratamiento	P-valor	P-valor ajustado			
				Bonferroni	Holm	BH	BKJ
Dominio: Retentividad (índice estandarizado)	-0.27	0.24	0.000	0.001	0.001	0.001	0.001
Dominio: Distancia (índice estandarizado)	0.03	0.00	0.846	1.000	1.000	0.846	1.000
Dominio: Recursos (índice estandarizado)	0.12	0.08	0.781	1.000	1.000	0.846	1.000
Dominio: Orientación académica (índice estandarizado)	-0.33	-0.26	0.689	1.000	1.000	0.846	1.000
Número de observaciones utilizadas	785	728	1513	1513	1513	1513	1513

(b) Pruebas de hipótesis múltiples con enfoque de aleatorización local

Característica de la escuela	Promedio Control	Promedio Tratamiento	P-valor	P-valor ajustado			
				Bonferroni	Holm	BH	BKJ
Dominio: Retentividad (índice estandarizado)	-0.27	0.77	0.006	0.025	0.025	0.025	0.025
Dominio: Distancia (índice estandarizado)	0.03	-0.25	0.345	1.000	1.000	0.481	0.565
Dominio: Recursos (índice estandarizado)	0.12	-0.13	0.481	1.000	1.000	0.481	0.565
Dominio: Orientación académica (índice estandarizado)	-0.33	0.11	0.455	1.000	1.000	0.481	0.565
Número de observaciones utilizadas	40	22	62	62	62	62	62

Fuente: Elaboración propia en base a pruebas ENLACE, Formato 911 y datos de ENCASEH 2004 y Registro bimensual de desembolsos 2004-2010 de Oportunidades para el municipio de Ecatepec de Morelos.

Notas: (1) Los valores "Promedio Control" son obtenidos como el valor promedio para la ventana óptima a la izquierda del umbral de elegibilidad de acuerdo al enfoque de aleatorización local de Cattaneo, Frandsen and Titiunik (2015). (2) En el panel (a), los valores "Promedio Tratamiento" se obtienen sumándole al "Promedio Control" el efecto del estimador de regresión discontinua robusto de corrección de sesgo en Calonico et al. (2014), obtenido usando un estimador local lineal ($p = 1$) con un estimador local de sesgo cuadrático ($q = 2$) y sin controles. Los p-valores y el número de observaciones reportados corresponden al de este estimador. (3) En el panel (b), los valores "Promedio Tratamiento" se obtienen sumándole al "Promedio Control" el estimador de regresión discontinua difuso estimado como un test de diferencia de medias utilizando las observaciones en una ventana balanceada alrededor del umbral de elegibilidad de acuerdo a las covariables de la Tabla 3 y el procedimiento de selección de Cattaneo et al. (2015). Los p-valores y el número de observaciones reportados corresponden al de este estimador. (4) Los índices estandarizados de dominio son un promedio simple de los valores estandarizados con media 0 y desvío estandar 1 de las siguientes variables pretratamiento: aprobación (% de inscriptos), abandono (% de inscriptos) (escala cambiada), aprobación (% de cursantes), cantidad promedio de asignaturas reprobadas para inscriptos, cursantes y cursantes reprobados (escala cambiada), edad promedio de nuevos ingresos y porcentaje de repetidores inscriptos para el dominio "Retentividad"; distancia geodésica (km) entre la escuela secundaria y el centro de la ciudad y el indicador de asistencia a una escuela en otro municipio para el dominio "Distancia"; gasto promedio a nivel escuela de los estudiantes (\$MX por año) en útiles, uniformes, cuotas, inscripción, colegiatura y transporte, proporción de docentes calificados, con posgrado, en carrera magisterial y con nivel A entre los docentes en carrera en la escuela para el dominio "Recursos"; indicador de asistencia a escuela con orientación/modalidad secundaria general, secundaria para trabajadores o telesecundaria para el dominio "Orientación académica". En el caso de las variables empleadas para el índice de retentividad, se realizó un cambio de escala precediendo la variable de un signo negativo cuando un mayor valor de la variable no indicaba mayor retentividad. (5) Los p-valores ajustados corresponden a las metodologías de ajuste por evaluación de hipótesis múltiples de Bonferroni (1936), Holm (1979), Benjamini y Hochberg (1995) (BH) y los sharpened q-valores de Benjamini, Krieger y Yekutieli (2006) (BKJ).

Tabla 12. Efecto de *Oportunidades* sobre los aprendizajes.

	Puntaje estandarizado en primer prueba ENLACE de secundaria			
	Lenguaje		Matemática	
	(1)	(2)	(3)	(4)
Tratamiento (1=recibió CCT)	-7.508 (17.57)	-1.093 (15.87)	-20.34 (16.66)	-19.39 (15.11)
Controles	NO	SI	NO	SI
Observaciones	5,926	5,926	5,926	5,926
Ancho de banda del polinomio local (h)	0.437	0.388	0.540	0.576
Sesgo Ancho de banda (b)	0.697	0.676	0.829	0.894

Fuente: Elaboración propia en base a pruebas ENLACE, Formato 911 y datos de ENCASEH 2004 y Registro bimensual de desembolsos 2004-2010 de Oportunidades para el municipio de Ecatepec de Morelos.

Notas: (1) Errores estándar agrupados (clustered) por valores del índice de pobreza entre paréntesis. Estimación en base al método del vecino cercano usando 3 emparejamientos por observación. (2) *** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1. (3) Estimadores de regresión discontinua robustos con corrección de sesgo de Calonico et al. (2014), obtenidos usando un estimador local lineal (p=1) con un estimador de corrección de sesgo local cuadrático (q=2) y selección del ancho de banda óptimo usando un kernel triangular y selección óptima por Error Cuadrático Medio con el mismo ancho de banda a ambos lados del punto de corte. (4) Controles: dummies de año y grado de aplicación de la prueba ENLACE, edad y máximo nivel educativo de los padres. (5) En los casos en los que se dispone de más de un puntaje ENLACE para un estudiante, se toma como referencia el puntaje correspondiente al primer año y grado de secundaria del que se tiene registro del estudiante.

Tabla 13. Efecto de *Oportunidades* sobre la probabilidad de elegir una escuela retentiva.

	Característica pretratamiento de la escuela secundaria:			
	1 = Escuela fuertemente retentiva		1 = Escuela retentiva	
	(1)	(2)	(3)	(4)
Tratamiento (1=recibió CCT)	0.143** (0.0600)	0.144** (0.0588)	0.167* (0.0862)	0.173** (0.0842)
Controles	NO	SI	NO	SI
Observaciones	5,674	5,674	5,674	5,674
Ancho de banda del polinomio local (h)	0.414	0.409	0.430	0.429
Sesgo Ancho de banda (b)	0.632	0.629	0.643	0.646

Fuente: Elaboración propia en base a pruebas ENLACE, Formato 911 y datos de ENCASEH 2004 y Registro bimensual de desembolsos 2004-2010 de Oportunidades para el municipio de Ecatepec de Morelos.

Notas: (1) Errores estándar agrupados (clustered) por valores del índice de pobreza entre paréntesis. Estimación en base al método del vecino cercano usando 3 emparejamientos por observación. (2) *** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1. (3) Estimadores de regresión discontinua robustos con corrección de sesgo de Calonico et al. (2014), obtenidos usando un estimador local lineal (p=1) con un estimador de corrección de sesgo local cuadrático (q=2) y selección del ancho de banda óptimo usando un kernel triangular y selección óptima por Error Cuadrático Medio con el mismo ancho de banda a ambos lados del punto de corte. (4) Controles: dummies de año y grado de aplicación de la prueba ENLACE, edad y máximo nivel educativo de los padres. (5) Escuela fuertemente retentiva: porcentaje de repetidores inscriptos pretratamiento superior al promedio y tasa de reprobación y abandono pretratamiento inferior al promedio; Escuela retentiva: porcentaje de repetidores inscriptos pretratamiento superior al promedio y tasa de reprobación y abandono pretratamiento en los primeros tres cuartiles de la distribución.

Tabla 14. Características promedio de las escuelas secundarias retentivas y no retentivas a las que asistieron los grupos de tratamiento y control.

<i>Característica de la escuela</i>	<i>Escuelas no retentivas</i>	<i>Escuelas retentivas</i>	<i>P-valor</i>
Secundaria en otro municipio	0.58	0.51	0.061
Distancia geodésica (Km) de la escuela al centro de Ecatepec	95.6	43.1	0.006
Gasto promedio anual de los alumnos (\$MX) en total	1525	1448	0.697
Proporción de docentes calificados	0.59	0.55	0.064
Proporción de docentes con estudios de posgrado	0.06	0.04	0.001
Proporción de docentes y directivos en carrera magisterial	0.34	0.23	0.000
Proporción de docentes y directivos en carrera magisterial con nivel A	0.71	0.64	0.002
1 = Secundaria general	0.56	0.74	0.000
1 = Secundaria Técnica Industrial (agropecuaria)	0.29	0.20	0.024
1 = Secundaria para trabajadores	0.01	0.00	0.390
1 = Telesecundaria 1	0.14	0.06	0.004
Número de observaciones utilizadas	1033	170	

Fuente: Elaboración propia en base a Formato 911 del ciclo escolar 2003-2004 para el municipio de Ecatepec de Morelos.

Notas: (1) Observaciones a nivel escuela. (2) Escuela retentiva: porcentaje de repetidores inscriptos pretratamiento superior al promedio y tasa de reprobación y abandono pretratamiento en los primeros tres cuantiles de la distribución. (3)

Tabla 15. Efecto de *Oportunidades* sobre los aprendizajes en escuelas no retentivas y retentivas.

(a) Estudiantes en escuelas no retentivas

	<i>Puntaje estandarizado en primer prueba ENLACE de secundaria</i>			
	<i>Lenguaje</i>		<i>Matemática</i>	
Tratamiento (1=recibió CCT)	31.89 (28.77)	26.75 (24.58)	9.324 (26.62)	5.690 (24.76)
Controles	NO	SI	NO	SI
Observaciones	4,800	4,800	4,800	4,800
Ancho de banda del polinomio local (h)	0.296	0.287	0.402	0.394
Sesgo Ancho de banda (b)	0.544	0.536	0.682	0.684

(b) Estudiantes en escuelas retentivas

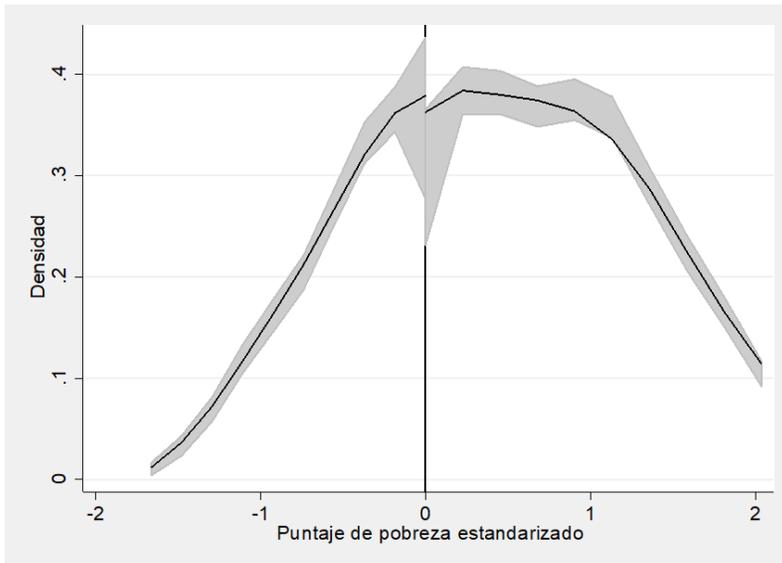
	<i>Puntaje estandarizado en primer prueba ENLACE de secundaria</i>			
	<i>Lenguaje</i>		<i>Matemática</i>	
Tratamiento (1=recibió CCT)	-92.94** (37.73)	-91.64** (38.99)	-116.6** (47.37)	-112.0** (45.58)
Controles	NO	SI	NO	SI
Observaciones	873	873	873	873
Ancho de banda del polinomio local (h)	0.316	0.289	0.302	0.289
Sesgo Ancho de banda (b)	0.585	0.519	0.577	0.534

Fuente: Elaboración propia en base a pruebas ENLACE, Formato 911 y datos de ENCASEH 2004 y Registro bimensual de desembolsos 2004-2010 de *Oportunidades* para el municipio de Ecatepec de Morelos.

Notas: (1) Errores estándar agrupados (clustered) por valores del índice de pobreza entre paréntesis. Estimación en base al método del vecino cercano usando 3 emparejamientos por observación. (2) *** $p < 0.01$, ** $p < 0.05$, * $p < 0.1$. (3) Estimadores de regresión discontinua robustos con corrección de sesgo de Calonico et al. (2014), obtenidos usando un estimador local lineal ($p=1$) con un estimador de corrección de sesgo local cuadrático ($q=2$) y selección del ancho de banda óptimo usando un kernel triangular y selección óptima por Error Cuadrático Medio con el mismo ancho de banda a ambos lados del punto de corte. (4) Controles: dummies de año y grado de aplicación de la prueba ENLACE, edad y máximo nivel educativo de los padres. (5) En los casos en los que se dispone de más de un puntaje ENLACE para un estudiante, se toma como referencia el puntaje correspondiente al primer año y grado de secundaria del que se tiene registro del estudiante.

Gráficos

Gráfico 1. Test de manipulación (Cattaneo, Jansson y Ma 2019).



Fuente: Elaboración propia en base a datos de ENCASEH 2004 para el municipio de Ecatepec de Morelos.

Notas: Los intervalos de confianza y las estimaciones de puntos de densidad se construyeron utilizando los estimadores polinómicos de densidad en Cattaneo, Jansson y Ma (2019). Específicamente, una aproximación cuadrática local fue utilizada para construir los estimadores puntuales de densidad ($p = 2$), con una aproximación cúbica local para construir los estimadores puntuales de densidad con corrección de sesgo ($q = 3$). Anchos de banda óptimos seleccionados con un modelo sin restricciones utilizando la mediana de 3 procedimientos de selección de ancho de banda: MSE de cada densidad por separado (dos anchos de banda diferentes), MSE de diferencia de densidades (un ancho de banda común) y MSE de suma de densidades (un ancho de banda común). La función del *kernel*s utilizada para construir el estimador polinómico local es la triangular y el método de varianza para calcular el estimador de la matriz de varianzas y covarianzas fue el *jackknife*.