

# **Comportamiento de poblaciones escolares heterogeneas en las pruebas SERCE 2006 de matemáticas \***

**Gonzalo De Cándido, Manuel Gigena,  
Roberto F. Giuliadori, Héctor R. Gertel**

**Facultad de Ciencias Económicas  
Universidad Nacional de Córdoba - Argentina  
e-mail: hgertel@gmail.com**

## **Resumen**

El análisis comparativo del rendimiento escolar entre países hace un uso extensivo de métodos estadísticos en los que un conjunto de factores explica “en promedio” el puntaje medio obtenido en una evaluación de rendimiento. Estos métodos dejan sin resolver preguntas relativas a la heterogeneidad de las poblaciones bajo estudio y pueden conducir a conclusiones erróneas de política. El presente trabajo plantea contrastar existencia de heterogeneidad: cuando un mismo conjunto de factores se expresa con idéntica fuerza en poblaciones que obtienen un puntaje alejado del promedio en la prueba hay homogeneidad; si, por el contrario, la fuerza del efecto de los factores bajo estudio varía de manera significativa a lo largo de la distribución de dicho puntaje existe heterogeneidad. No confirmar diferencias estadísticas significativas justifica diseñar políticas en base al comportamiento “promedio”. La existencia de diferencias (heterogeneidad) significa que el impacto de los factores determinantes del puntaje calculado en los extremos de la distribución diferirá del obtenido para la región central de la distribución y las políticas deberían considerar acciones de focalización. La regresión por cuantiles es un método estadístico orientado al análisis de la heterogeneidad y se propone aquí para analizar las pruebas SERCE2006 de matemáticas en los países del Mercosur y Chile. El trabajo confirmó: existencia de heterogeneidad en la relación entre variables explicativas y resultados de las pruebas SERCE para valores bajos, medios y altos de los puntajes, en todos los países analizados, y diferencias de comportamiento de las poblaciones entre los cinco países analizados.

**PALABRAS CLAVE:** regresión por cuantiles, desempeño académico, prueba SERCE de matemáticas, escuela primaria, Mercosur, Chile.

**Clasificación JEL:** I21, O54

---

\* Para ser presentado al “IV CONGRESO NACIONAL / III ENCUENTRO INTERNACIONAL de ESTUDIOS COMPARADOS en EDUCACIÓN ¿Hacia dónde va la Educación en la Argentina y en América Latina? Construyendo una nueva agenda. Buenos Aires, 16 y 17 de junio de 2011. El trabajo forma parte del Proyecto PICT 2007 No 803 del Ministerio de Ciencia, Tecnología e Innovación Productiva (AR)

## 1. Introducción

El análisis comparativo de rendimiento académico en pruebas de carácter internacional, como las que administra SERCE o PISA genera creciente interés. Con independencia del método estadístico aplicado para analizar la influencia que un conjunto de factores ejerce sobre los puntajes obtenidos en dichas pruebas, la mayoría de los estudios apunta a encontrar regularidades en conjuntos de co-variables que ayuden a explicar "en promedio" la puntuación media resultante. Los investigadores aplican modelos como el de correlación multivariada, o el de regresión lineal jerárquica con este propósito dando por sentado que los promedios son en adecuadamente representativos de toda la distribución -descartando la existencia de sesgos debido a, por ejemplo, el peso de los valores extremos en la cola de la distribución- y que, por esta razón, los efectos que tienen las covariables sobre la variable dependiente pudieran no ser estables a través de toda la extensión de la distribución de los puntajes, siendo éste un caso típico de heterogeneidad. En las Ciencias Sociales en general, pero en Educación en particular el análisis de la heterogeneidad en las poblaciones bajo estudio, en este caso, poblaciones de estudiantes que se presentan a la prueba SERCE de matemáticas no registra demasiados antecedentes. No atender a la heterogeneidad de las relaciones entre las co-variables y la variable dependiente pudiera conducir a una seria falla de especificación del modelo lineal sencillo. Este último, por ejemplo, no tienen en cuenta varias cuestiones de suma importancia empírica, tales como: (i) si el poder explicativo de las covariables cambia a lo largo de la distribución de los puntajes y si ese cambio es en una dirección predecible, (ii) si la fuerza de las respuestas varía entre países o (iii) si los efectos sobre las notas de los estudiantes varones y mujeres en los extremos de dicha distribución son diferentes.

La técnica de regresión por cuantiles ayuda a explorar precisamente estos interrogantes al estudiar la posible presencia de respuestas heterogéneas a lo largo de la distribución de puntajes y entre países. Este trabajo utiliza valiosa información obtenida de la prueba SERCE de matemáticas en Argentina, Brasil, Chile, Paraguay y Uruguay para investigar la presencia de heterogeneidad en la relación entre el desempeño en matemática de estudiantes y un conjunto de variables que reflejan atributos personales y familiares. El modelo contempla dos variables que capturan el efecto fijo de la gestión escolar. Si existe heterogeneidad sustancial en la relación entre el nivel alcanzado por los estudiantes y sus características familiares e individuales, los expertos y

funcionarios a cargo del diseño de políticas educativas compensatorias se beneficiarían al contar con datos que indican la magnitud de esos efectos, evaluados en diferentes tramos de la distribución de la variable dependiente, no solo en el valor medio. El estudio comparado de respuestas heterogéneas que aquí se presenta tiene potencial para mejorar la identificación de poblaciones en riesgo de fracaso en su proceso de aprendizaje de matemáticas y puede ser extendido con facilidad a otras áreas del conocimiento.

El análisis de regresión por cuantiles ayuda a explorar estas preguntas probando la potencial existencia de respuestas heterogéneas a lo largo de la distribución de calificaciones, entre países. Los datos provienen de SERCE2006, matemáticas, para Argentina, Brasil, Chile, Paraguay y Uruguay, y son utilizados para investigar la heterogeneidad en la relación entre el rendimiento de los estudiantes -en matemáticas- y ciertas covariables que reflejan rasgos personales, atributos de la familia y características de la escuela. En el caso de que exista gran heterogeneidad en la relación entre el rendimiento de los estudiantes y sus atributos personales y familiares, las personas a cargo del diseño de políticas de educación compensatoria se beneficiarían de la investigación, pues el estudio de las respuestas heterogéneas tiene el potencial para focalizar programas de acción sobre los jóvenes más desposeídos.

El artículo comienza con una revisión de literatura que presenta antecedentes y aspectos técnicos proporcionados por los analistas del equipo de SERCE. A continuación, se expone la importancia de la regresión por cuantiles para este análisis: se discuten las ventajas que tiene esta técnica por sobre aquellas que trabajan sólo en la media, y se presenta su metodología. Luego, se describe la naturaleza de la base de datos de SERCE, que es utilizada en la sección final, donde se presentan y analizan los resultados de las estimaciones de regresión por cuantiles para cada uno de los países seleccionados.

## **2. Revisión de la literature sobre SERCE**

Hay muy pocos estudios que han realizado un análisis comparativo de la calidad educativa en América Latina utilizando la base de datos producida por el Laboratorio Latinoamericano de Evaluación de Calidad de la Educación (LLECE)<sup>1</sup>, que proviene de dos evaluaciones de habilidades de los estudiantes, realizadas en 1998 y 2006. Los

---

<sup>1</sup> La institución está coordinada por la Oficina Regional de la UNESCO para la Educación en América Latina y el Caribe.

trabajos más recientes son los de Duarte et al. (2009, 2010), además de los análisis realizados por el personal técnico de la institución encargada de la evaluación (LLECE 2008). Duarte et al. (2009, 2010), utiliza la base de datos del Segundo Estudio Regional Comparativo y Explicativo (SERCE) con la intención de explorar diferencias en la calidad educativa de los estudiantes de América Latina debidas a diferencias socioeconómicas y a la asistencia a instituciones con diferentes tipos de gestión (pública o privada). La segregación socio-económica en las escuelas en América Latina probablemente tenga un efecto significativo en el rendimiento académico de los estudiantes, profundizando las brechas de aprendizaje debido a los antecedentes familiares. Este hecho sugiere que la composición de la escuela y los efectos de compañeros influyen más en los resultados educativos que el hecho de que la escuela sea de gestión pública o privada. Esta conclusión también está respaldada por investigaciones llevadas a cabo por el personal del LLECE, que ha encontrado que el clima en la escuela juega un rol importante en la explicación de las diferencias en los logros de los estudiantes latinoamericanos.

Conclusiones similares han obtenido Willms y Somers (2001) y Somers, McEwan y Willms (2004) a través del análisis de las diferencias en el rendimiento académico de los estudiantes en la región, utilizando la base de datos del Primer Estudio Internacional Comparativo (PEIC) elaborado por la UNESCO en 1998. La mayor efectividad de las escuelas privadas y las políticas de bonos a gran escala son refutadas en Somers et al. (2004) cuando se controlan las características socioeconómicas de los compañeros.

Volviendo al inicio del estudio sobre el rendimiento académico, los primeros estudios fueron realizados con técnicas multinivel, haciendo hincapié en la importancia de la escuela en la explicación del rendimiento académico de los estudiantes, en contra de la hipótesis inicial de Coleman (1966). En efecto, UNESCO (2008) señala que las diferencias en las escuelas explican entre 40% y 49%<sup>2</sup> de la variación de los resultados escolares al considerar el efecto bruto, y entre 30% y 47% cuando se controlan las diferencias socio-económicas y culturales de los estudiantes (efecto neto). La novedad del presente estudio es que se centra en el impacto de diferentes covariables a lo largo de toda la distribución de logros académicos y no sólo en valores medios, como hacen los análisis por mínimos cuadrados ordinarios (MCO) y multinivel. Para

---

<sup>2</sup> La brecha varía según el grado (3 ° y 6 ° grado) y la materia evaluada (lectura, matemáticas y ciencias).

hacer esto, se recurrió a técnicas de regresión por cuantiles (Koenker y Bassett, 1978; Koenker, 2005; Hao y Naiman, 2007).

### **3. Metodología**

El modelo de regresión lineal clásico supone que la media condicional es representativa de los datos, una cualidad que depende, entre otras cosas, de la presencia de homoscedasticidad –la dispersión de puntos es similar para todo el recorrido de la escala del puntaje en SERCE, la variable dependiente. Sin embargo, cuando esta premisa no se cumple, y se tienen datos que muestran que el grado de dispersión está sistemáticamente asociado con la posición del puntaje en la distribución (heteroscedasticidad), la regresión lineal no puede captar adecuadamente la conexión entre las variables independientes y dependientes. Lo que es peor, muchos de los temas que llaman la atención de los científicos sociales tienen que ver con fenómenos relacionados con valores no centrales, aquéllos ubicados en las colas de la distribución (como compensar a quienes se ubican en la porción de notas más bajas de la distribución o como atender a los alumnos cuyos puntajes se ubican en la porción más alta de la distribución, grupos, ambos, que reclaman acciones pedagógicas diferenciadas con respecto a las aplicadas sobre el grupo “promedio”. Los estudios de desigualdad, diferencia, disparidad y asimetría -en salarios, ingresos, salud, habilidades sociales, etc.- son una parte importante de las investigaciones sociales del presente, y en la mayoría de los casos no pueden ser tratados adecuadamente utilizando modelos usuales que remiten al análisis de la media condicional.

En educación, este problema metodológico se expresa con particular fuerza. A lo largo de la distribución de rendimientos académicos, los investigadores se encuentran todo tipo de estudiantes -desde aquellos con habilidades cognitivas muy bajas, a aquellos que están muy por encima de sus pares - que reciben la influencia de diversas covariables al mismo tiempo. Los análisis que describen tal distribución recurriendo sólo a la media y la desviación estándar (ubicación del punto central y la dispersión, respectivamente), están mal equipados para el tratamiento de la desigualdad, y no son suficientes para explicar adecuadamente la diversidad en los niveles de rendimiento. El estudio de cuantiles, por otra parte, resulta útil para describir la distribución completa de los datos, y la regresión por cuantiles lo hace mediante la estimación del efecto marginal de una covariable (el coeficiente “beta”) sobre el puntaje de los estudiantes en varios puntos de la distribución de rendimientos, no sólo en la media (obteníendose, de esta manera una

familia de coeficientes “beta” para cada covariable, uno representativo del efecto de la covariable sobre el conjunto de notas más bajas, medio-bajo, medio-alto y alto, respectivamente con lo que resulta posible evaluar la necesidad de aplicar tratamientos pedagógicos más focalizados en relación a las variables explicativas de interés, según que la misma afecte en mayor medida al conjunto de estudiantes concentrados en los tramos de notas bajas, medias o altas. Además, permite tanto la identificación de cambios en la distribución en sí misma, como los cambios de localización y de escala<sup>3</sup>.

En las regresiones por cuantiles para rendimiento de los estudiantes que aquí se utilizan, los coeficientes  $\beta$  estimados deben ser interpretados, consecuentemente, como el valor de la contribución estimada para cada una de las características individuales condicional al cuantil específico de la distribución de resultados que se desea examinar (los puntajes por debajo del 25%, los “medio-bajo entre 25 y %”, los medio-altos entre 50 y 75%, o los superiores, por encima del 75%, como ejemplo)<sup>4</sup> y por lo tanto no necesariamente resultará igual al que corresponde al valor medio. Dado que el  $\beta$  estimado no tiene por qué ser el mismo, este método tiene el poder para revelar el efecto heterogéneo de las covariables en las distintas partes de la distribución de la variable dependiente. Cabe destacar que los coeficientes estimados para cada línea de regresión cuantil se calculan utilizando todas las observaciones de la muestra de una manera equilibrada y no sólo la fracción de la muestra a la izquierda de cada cuantil.

En este trabajo se utiliza el puntaje estandarizado de la prueba de matemáticas como la variable dependiente (GP math), y un conjunto reducido de variables independientes que captura los atributos de los estudiantes, así como los antecedentes familiares. Los atributos de los estudiantes (indicadores de capital humano) son: repeated **course** y

---

<sup>3</sup> Un cuantil se define como el valor de la observación que supera un determinado porcentaje " $\Phi$ " de las observaciones de la muestra y es inferior a los restantes  $(1 - \Phi)\%$  de los datos. Por ejemplo, después de ordenar una muestra o población en forma ascendente, el cuantil 25° es la observación que supera el 25% de las observaciones de la muestra, y es inferior al 75% restante. Este cuantil también se llama primer cuartil. Cuantiles son aquellos valores de la muestra que dividen al conjunto de datos ordenados en cuatro partes iguales, de modo que cada uno de ellos represente la cuarta parte de la muestra poblacional.

Bassett y Koenker (1978) utilizan esta definición, definen la  $\Phi^o$  regresión por cuantiles de un proceso de regresión lineal  $y_i = \beta x_i + u_i$ , donde  $y_i$  es una muestra aleatoria de la variable dependiente,  $x_i$  una secuencia de vectores de variables independientes, y  $u_i$  el término de error, como la solución a un problema de optimización, en la que se minimiza la suma del valor absoluto de los errores utilizando programación lineal.

<sup>4</sup> En este análisis todos los efectos en la puntuación de los estudiantes son atribuidos a los coeficientes. El uso de técnicas de descomposición que permiten distinguir entre los efectos debidos a coeficientes y características a lo largo de la distribución es objeto de un trabajo de investigación actualmente en elaboración.

attitude toward the subject. Los antecedentes de familia se miden mediante un índice de nivel socioeconómico (INSE)<sup>5</sup> un indicador de posesión de libros sobre la materia. *Género* y *Sector* son utilizadas como variables de control. La definición de estas variables se pueden encontrar en el Apéndice I. El modelo proporciona una visión suficiente de la situación de la educación en la región y permite al mismo tiempo una exposición clara de los beneficios que tiene la regresión por cuantiles respecto a otros métodos en este tipo de estudios.

La Tabla I muestra los estadísticos descriptivos de la variable dependiente y de las covariables utilizadas en el análisis. Se examinó las correlaciones entre estas últimas y se encontró que son moderadas y pequeñas, por lo que las variables seleccionadas son aptas para ser utilizadas en las estimaciones del modelo lineal propuesto.

#### 4. Tabla I. Estadísticos Descriptivos

	Argentina		Brasil		Chile		Paraguay		Uruguay	
	Media	D.E.	Media	D.E.	Media	D.E.	Media	D.E.	Media	D.E.
GP math	513,93	97,81	499,13	92,16	517,53	102,61	469,19	93,26	578,66	110,01
Género (Masc.=1)	0,50	0,50	0,49	0,50	0,51	0,50	0,48	0,50	0,49	0,50
INSE	44,10	12,16	37,12	13,53	42,15	11,84	36,39	13,22	44,66	11,54
Repitió (Sí=1)	0,20	0,40	0,37	0,48	0,15	0,35	0,29	0,45	0,26	0,44
Libro (Sí=1)	0,68	0,47	0,85	0,36	0,89	0,32	0,79	0,41	0,75	0,44
Actitud	67,70	26,12	65,85	22,51	61,78	24,23	7,68	21,33	71,19	25,76
Sector (Priv.=1)	0,26	0,44	0,10	0,30	0,48	0,50	0,22	0,41	0,14	0,35

Fuente: Estimaciones propias utilizando datos de SERCE 2006.

La ecuación de regresión usada para analizar los factores que afectan la calidad de la educación en el j-ésimo cuantil es el siguiente:

$$GPmath_{ij} = \beta_{0j} + \beta_{1j}(gender)_{ij} + \beta_{2j}(SES)_{ij} + \beta_{3j}(rep)_{ij} + \beta_{4j}(book)_{ij} + \beta_{5j}(att)_{ij} + \beta_{6j}(sector)_{ij} + u_{ij}$$

Se utilizan efectos fijos de escuelas para controlar las características no observadas. Antes de calcular regresiones por cuantiles, se puso a prueba la heteroscedasticidad con el procedimiento de White, que llevó a rechazar la hipótesis nula de homogeneidad de varianza y confirmó la existencia de términos de error no independientes -ver los resultados en el Apéndice II.

<sup>5</sup> Este índice fue construido siguiendo Herrero, Palacios y Ruiz (2005). Existe un índice de estatus socioeconómico y cultural elaborado por el equipo a cargo de SERCE y que fue utilizado por Duarte (2009, 2010), pero no ha sido publicado con el resto de los datos.

Se utilizó el paquete `quantreg` de R para ejecutar regresiones por cuantiles independientes con los pesos muestrales, ya la muestra de SERCE es compleja, no es auto-ponderada. Además, la significación estadística de las diferencias entre los coeficientes de cuantiles se puso a prueba (análisis post-estimación), y los resultados se presentan en el Apéndice III.

El modelo anterior es utilizado en este trabajo con puntajes de los alumnos de sexto grado para analizar los factores que afectan el aprendizaje de matemáticas en los cuatro países que forman el Mercosur (Argentina, Brasil, Paraguay y Uruguay) más Chile - cuya inclusión ha sido validado por las relaciones de largo plazo, vecindad y similitudes estructurales con los otros cuatro- y comprobar si estos efectos varían significativamente a lo largo de la distribución de las puntuaciones. También se examina la medida en que tales impactos difieren entre países.

## **5. Fuente de datos**

La información que usamos en este trabajo proviene de SERCE, que evaluó las habilidades de los estudiantes de América Latina y el Caribe en 2006. Como se informó anteriormente, el estudio fue coordinado por el LLECE, y su objetivo era producir información confiable sobre el estado de la educación en la región, la cual podría más tarde ser utilizada en el diseño de política, así como en iniciativas para reducir las desigualdades entre los sistemas educativos de la región y sus resultados.

Dieciséis países y el estado mexicano de Nuevo León participaron en SERCE. Los estudiantes de 3 ° y 6 ° grado fueron evaluados en lectura, escritura, habilidades matemáticas y ciencias naturales, a través de pruebas estandarizadas que habían sido diseñadas para capturar los elementos curriculares típicos que se encuentran a lo largo de la región. También se utilizaron cuestionarios complementarios para abordar los factores asociados: El cuestionario de estudiantes atiende a los antecedentes familiares y socioeconómicos, la dinámica del aula y la percepción por parte del estudiante de la escuela, sus compañeros y maestros. El cuestionario de familia recoge datos sobre las características socio-demográficas de la familia, la disponibilidad de recursos materiales y servicios en el hogar, la participación de los padres y el apoyo en el proceso de escolarización de los niños, entre otros. El cuestionario de maestros está dirigido a proporcionar información sobre la dinámica de la enseñanza, los detalles del salón de clases y las características de los profesores. Del cuestionario principal leemos las



habilidades personales y profesionales de los alumnos, así como los detalles de la gestión escolar. Y por último, de la forma de registro escolar se reúnen datos sobre las características de cada institución educativa y de su población estudiantil.

Se evaluaron las habilidades y se recolectó la información básica de aproximadamente 5.000 estudiantes de cada grado en cada país, lo que equivaldría a unos 140 a 370 aulas por grado y a 200 escuelas. En conjunto, esto equivale a 200 mil estudiantes distribuidos en 8.500 aulas de 3.000 escuelas, para todo el conjunto de países participantes.

El diseño de muestreo fue de una sola etapa, a pesar de que incluye estratos (definido teniendo en cuenta si la escuela es urbana o rural y de tamaño pequeño, mediano o grande) y grupos (las escuelas, como si fuesen unidades de muestreo probabilístico). Se realizó una selección aleatoria de las escuelas dentro de cada estrato y todos los alumnos matriculados de 3° y 6° grado fueron evaluados. Con este diseño, la probabilidad de selección es igual entre todos los estudiantes dentro de un estrato y diferente para los estudiantes de estratos distintos.

El modelo de Rasch de la teoría de respuesta al ítem se utilizó para la escala de los puntajes brutos de los estudiantes en cada prueba. Esta escala se hizo de tal manera que la distribución a posteriori de las competencias tiene una media de 500 y una desviación estándar de 100.

Con la excepción de Paraguay, los países objeto de examen también participaron en varias oleadas de los estudios PISA. Mientras la utilización de este último podría ser considerado preferible debido a su aceptación más amplia, a su buena reputación y a que SERCE mide el desempeño en los primeros grados, un estudiante de América Latina puede encontrar las pruebas internacionales de la OCDE como punto de referencia muy difícil, que lleva a resultados y comparaciones poco fiables (Hanushek y Woessmann, 2009). Por otra parte, existen diferencias significativas en la deserción escolar en los países de América Latina, que se profundiza en la escuela secundaria y hacen que el análisis de los alumnos de sexto grado sea más representativo de las competencias de la población subyacente que si uno examinara a los estudiantes más avanzados. El uso de pruebas para las habilidades cognitivas diseñadas específicamente para América Latina aparece en este contexto como una opción inteligente.

## **6. Resultados**

Los resultados de las estimaciones se presentan en la Tabla II de la página siguiente. Los coeficientes de regresión fueron obtenidos por MCO y regresión por cuantiles (RQ) incluyen pesos muestrales. Los tests de White aplicados a los resultados de MCO confirmaron la existencia de heterocedasticidad. La hipótesis nula de homogeneidad fue firmemente rechazada en Argentina, Brasil y Uruguay, y a un nivel de 10% de confianza en Paraguay y Chile.

Se estimó el modelo propuesto, para los cuantiles (percentiles 25, 50 y 75) a través de regresiones por cuantiles, y se calcularon tests de Wald de igualdad de coeficientes en distintas partes de la distribución de la variable dependiente – ver Apéndice IV. Los coeficientes de MCO tienen en general el signo esperado – ver Apéndice I -, igual que los estimados para la mediana (q50). Asimismo, la mayoría de los coeficientes son estadísticamente significativos a un nivel de 5%.

La interpretación económica del intercepto estimado no es directa en modelos como el que usamos aquí, pero el análisis de las estimaciones de RQ vis-à-vis las de MCO echa luz sobre dos temas importantes, el problema de la robustez de las estimaciones de MCO y los cambios de posición (location shifts) de la distribución de la variable dependiente. Los interceptos obtenidos por MCO son similares a los obtenidos en el q50 en los casos de Brasil, Chile y Uruguay, pero los subestiman en Argentina y Paraguay. Esto sugiere la presencia de outliers hacia la cola inferior de la distribución de estos últimos dos países, o una cantidad relativamente mayor de estudiantes con notas muy bajas.

Un intercepto que es monotonamente creciente en los percentiles, como es el caso de los cinco países analizados, revela que la distribución condicional de la variable dependiente no está fija, sino que se desplaza hacia arriba conforme aumentan las notas. Sin embargo, este efecto fijo podría estar enmascarando el impacto de variables omitidas que den lugar a un desplazamiento similar.

En cuanto a la variable género, efectos diferenciales importantes y estadísticamente significativos se revelan entre los estudiantes de ambos sexos, con estimaciones de MCO que toman valores similares en Argentina, Brasil y Chile. Esto indica que, ceteris paribus, la nota esperada promedio de un estudiante varón con características promedio es más alta que la de una estudiante. La situación es distinta en Paraguay y en Uruguay, donde los efectos además de ser moderados (en el primero son incluso negativos) no son

significativos. Estos resultados serían consistentes con el hecho de que en ambos países se llevaron a cabo políticas educativas destinadas a reducir diferencias de género, aunque su efectividad debería ser explorada en mayor detalle.

Las estimaciones obtenidas por RQ informan sobre un escenario más complejo, con diferencias de género que son relativamente menos importantes en el extremo inferior de la distribución de notas en todos los países menos Paraguay, pero que aumentan cuanto mayores sean las notas consideradas, y el patrón con el que se da este cambio también varía entre países. Esto es evidente en el Gráfico I, que presenta a la vez estimaciones de MCO y el proceso completo de RQ (la línea horizontal fija y la que quebrada, respectivamente, ambas completas). Mientras que en Argentina las estimaciones de RQ muestran una clara tendencia ascendente – y la diferencia entre los coeficientes de los cuartiles superior e inferior es estadísticamente significativa-, en Brasil se mantienen estables en un primer tramo para luego crecer considerablemente a partir del percentil 75. La Tabla II y el Gráfico I sugieren que lo opuesto sucede en Chile, donde se verifica un efecto diferencial negativo que reduce las notas de los estudiantes varones que se ubican en el extremo inferior de la distribución. La tendencia que siguen los coeficientes estimados en los países tomados en la muestra parece indicar que si se aplicaran políticas focalizadas para reducir desigualdades de género, estas deberían dirigirse a los estudiantes del extremo superior de la distribución, donde los efectos diferenciales se presentan con más intensidad.

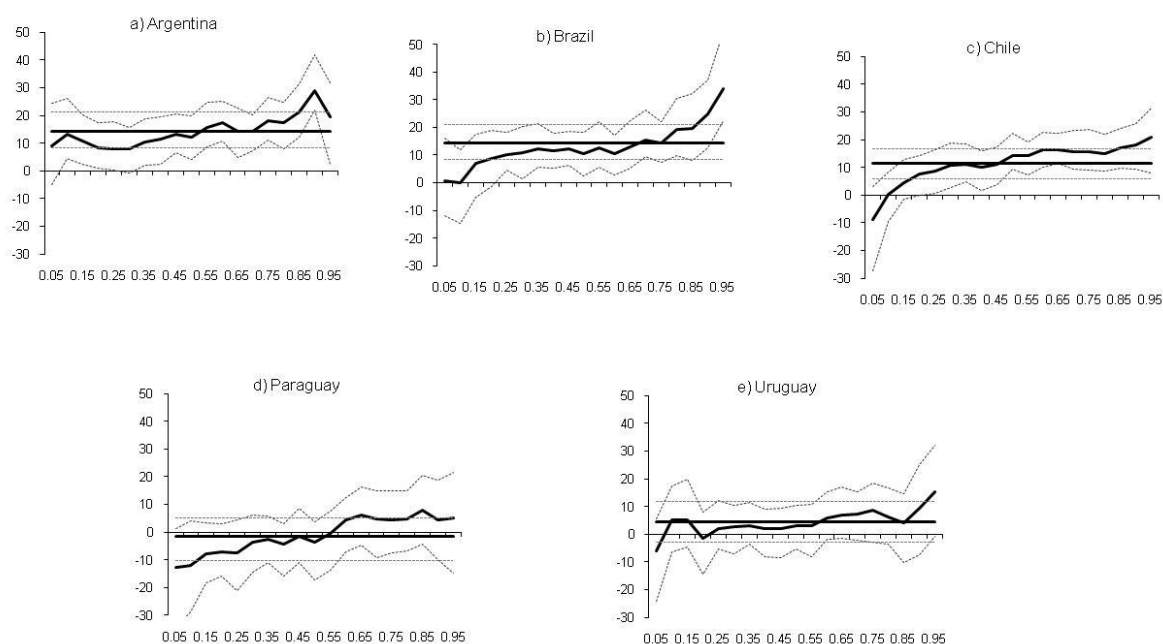
**Tabla II. Estimaciones por MCO y RQ**

	Argentina				Brasil				Chile				Paraguay				Uruguay			
	OLS	q25	q50	q75	OLS	q25	q50	q75	OLS	q25	q50	q75	OLS	q25	q50	q75	OLS	q25	q50	q75
Intercepto	420.616 (0.00)	385.001 (0.00)	439.882 (0.00)	455.695 (0.00)	436.853 (0.00)	392.546 (0.00)	434.849 (0.00)	489.781 (0.00)	386.779 (0.00)	354.115 (0.00)	386.831 (0.00)	432.584 (0.00)	414.586 (0.00)	366.894 (0.00)	432.904 (0.00)	455.340 (0.00)	458.488 (0.00)	407.762 (0.00)	463.032 (0.00)	503.944 (0.00)
Género (masc.=1)	14.291 (0.00)	7.797 (0.05)	12.172 (0.00)	18.212 (0.00)	14.322 (0.00)	10.262 (0.01)	10.612 (0.01)	14.426 (0.00)	11.365 (0.00)	8.798 (0.01)	14.175 (0.00)	15.571 (0.00)	-1.630 (0.66)	-7.333 (0.19)	-3.581 (0.45)	4.570 (0.40)	4.590 (0.11)	1.981 (0.65)	2.971 (0.46)	8.770 (0.06)
INSE	1.546 (0.00)	1.268 (0.00)	1.294 (0.00)	1.915 (0.00)	1.638 (0.00)	1.676 (0.00)	1.745 (0.00)	1.634 (0.00)	2.022 (0.00)	1.982 (0.00)	2.123 (0.00)	2.185 (0.00)	1.242 (0.00)	1.225 (0.00)	0.976 (0.00)	1.284 (0.00)	1.880 (0.00)	1.681 (0.00)	1.833 (0.00)	1.952 (0.00)
Repite (sí=1)	-44.639 (0.00)	-41.035 (0.00)	-51.303 (0.00)	-37.556 (0.00)	-44.488 (0.00)	-41.782 (0.00)	-40.293 (0.00)	-49.236 (0.00)	-42.306 (0.00)	-36.128 (0.00)	-40.684 (0.00)	-43.465 (0.00)	-15.464 (0.00)	-19.776 (0.00)	-22.690 (0.00)	-13.938 (0.04)	-61.582 (0.00)	-52.727 (0.00)	-58.117 (0.00)	-62.849 (0.00)
Libros (sí=1)	12.790 (0.00)	11.585 (0.01)	9.472 (0.01)	13.770 (0.00)	7.176 (0.09)	6.832 (0.22)	8.388 (0.16)	3.080 (0.56)	12.294 (0.00)	6.129 (0.19)	13.453 (0.00)	13.866 (0.01)	5.218 (0.24)	3.100 (0.64)	-4.089 (0.42)	6.278 (0.28)	4.248 (0.25)	5.775 (0.26)	2.760 (0.57)	7.029 (0.29)
Actitud	0.304 (0.00)	0.222 (0.00)	0.226 (0.00)	0.348 (0.00)	0.254 (0.00)	0.152 (0.09)	0.193 (0.02)	0.293 (0.00)	0.513 (0.00)	0.379 (0.00)	0.475 (0.00)	0.540 (0.00)	0.181 (0.03)	0.136 (0.27)	0.165 (0.13)	0.321 (0.01)	0.738 (0.00)	0.721 (0.00)	0.678 (0.00)	0.765 (0.00)
Sector(privado=1)	48.470 (0.00)	43.752 (0.00)	51.179 (0.00)	48.639 (0.00)	51.695 (0.00)	42.616 (0.00)	48.486 (0.00)	52.359 (0.00)	33.883 (0.00)	28.265 (0.00)	31.337 (0.00)	28.165 (0.00)	25.745 (0.00)	25.145 (0.00)	26.772 (0.00)	26.375 (0.00)	44.455 (0.00)	44.969 (0.00)	42.224 (0.00)	52.249 (0.00)
R2 y pseudo-R2	0.172	0.076	0.088	0.116	0.238	0.106	0.126	0.153	0.175	0.084	0.112	0.126	0.076	0.046	0.042	0.039	0.217	0.108	0.122	0.129
n	3,793	3,793	3,793	3,793	3,139	3,139	3,139	3,139	4,739	4,739	4,739	4,739	2,524	2,524	2,524	2,524	4,426	4,426	4,426	4,426
F	131.1				162.8				167.7				34.5				203.5			
N	6,595	6,595	6,595	6,595	5,422	5,422	5,422	5,422	6,912	6,912	6,912	6,912	4,777	4,777	4,777	4,777	6,377	6,377	6,377	6,377

Notas: p-valores entre paréntesis; N es el tamaño muestral original, n es la cantidad de observaciones incluidas en la regresión(tras eliminar missings)

Fuente: Estimaciones propias utilizando datos de SERCE 2006.

## Gráfico I. Estimaciones de MCO y RQ para la variable Género



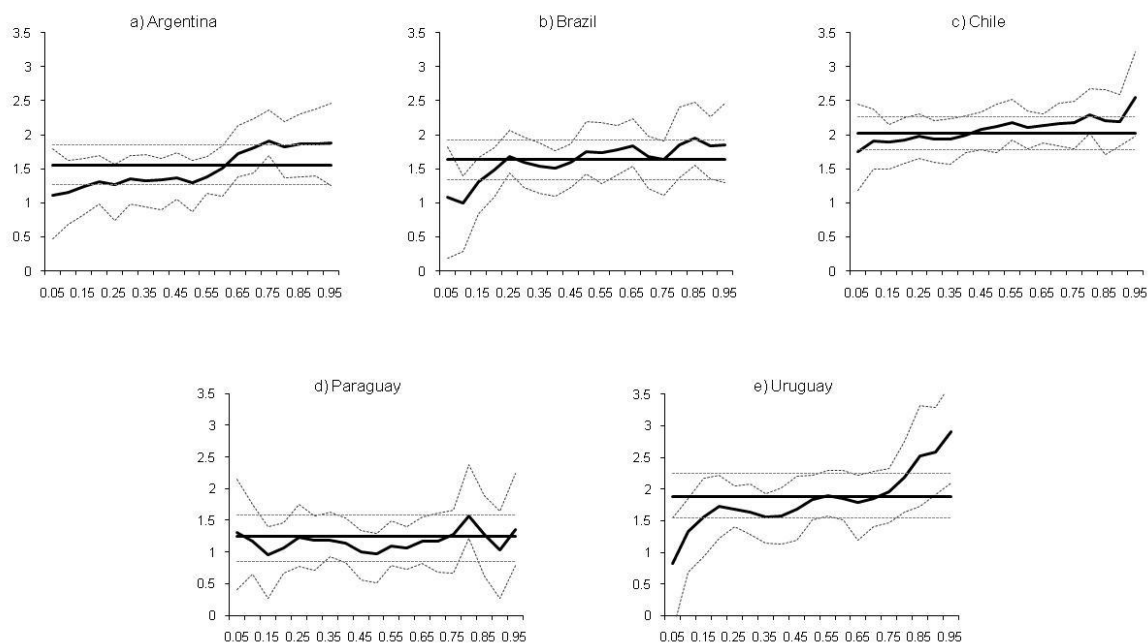
Fuente: elaboración propia usando datos de SERCE 2006.

Los coeficientes estimados para la variable Sector asumen valores positivos en todos los países (tanto en MCO como en RQ) indicando que los estudiantes de escuelas privadas obtienen un mejor desempeño que aquellos que cursan en establecimientos de gestión estatal, aún después de controlar por el nivel socioeconómico (INSE) de los estudiantes. El efecto es aproximadamente la mitad del desvío estándar internacional (fijado en 100 puntos) en Argentina, Brasil y Uruguay, y es llamativamente menor en Chile y Paraguay. Esto podría señalar un sistema con escuelas públicas y privadas menos diferenciadas en los últimos dos países, y se ve reforzado en Chile, donde la proporción de estudiantes en escuelas privadas es del 50% (mientras que en los otros países es cercana al 17%). Las estimaciones de RQ no revelan ninguna tendencia, como si no existieran efectos diferenciales en distintos tramos de la distribución, especialmente en Paraguay. Este país también se separa del resto en relación a los efectos negativos asociados con repetir el grado. La reducción esperada promedio en la nota de un estudiante que recursa el grado es aproximadamente un tercio de la que se registra en los otros países (capturada por el coeficiente de la variable Repitió, de signo negativo). El impacto negativo en los estudiantes más afectados por este efecto, al centro de la distribución, es aún moderado en relación a lo que se observa en los otros países.

Mientras que, como se señaló antes, el tipo de gestión de la escuela juega un rol importante determinando la nota promedio esperada de los estudiantes, este factor es

segundo en intensidad, luego del nivel socioeconómico, que aparece como el determinante más importante de las habilidades cognitivas de los estudiantes. Sin embargo, el efecto no es homogéneo en toda la región, con efectos de MCO que van desde los 45 puntos en Paraguay a los 85 en Chile (donde este efecto es aproximadamente el doble que el de Gestión). El nivel socioeconómico del estudiante es claramente la variable con más peso entre las que se incluyen en este análisis. Sin embargo, la posibilidad de mejorar el desempeño de los estudiantes por medio de mejoras en el status de los estudiantes parece bastante reducida. En los países considerados, un aumento del INSE promedio del orden de un desvío estándar (un aumento del 25%, o aproximadamente 12 puntos en la escala del INSE), eleva la nota esperada promedio sólo en 3%.

**Gráfico II. Estimaciones de MCO y RQ para la variable INSE**



*Fuente: elaboración propia usando datos de SERCE 2006.*

La pendiente positiva observada en las estimaciones de RQ –ver Tabla II y Gráfico II<sup>6</sup>– implica no sólo que la intensidad de este efecto es mayor cuanto mayores sean las notas de los estudiantes (indicando que los jóvenes más capaces son también los más afectados por el INSE) sino también que MCO provee una descripción pobre de lo que

<sup>6</sup> Gráficos por cuantiles de las variables no incluidas aquí pueden solicitarse a los autores.

sucede en los extremos de la distribución, subestimando el efecto del INSE en los estudiantes de nivel bajo y subestimando el de aquellos que rinden mejor.

Adicionalmente, mientras que los coeficientes estimados para INSE cambian en la misma dirección en todos los países analizados, lo hacen con más énfasis en Uruguay que en los otros cuatro, revelando un impacto más heterogéneo del nivel socioeconómico en la performance de los estudiantes.

## 6. Conclusiones

Un modelo lineal parsimonioso fue empleado para analizar los determinantes de la calidad de la educación de nivel primario en cinco países de América Latina, y fue estimado por MCO y RQ. El contexto en el que la metodología de RQ es preferible fue descrito y se presentaron también algunas de sus ventajas, oponiendo sus resultados contra los de MCO, lo que pone en evidencia las restricciones de esta última técnica. Por ejemplo, se presentó de qué manera la RQ permite superar el problema de estimadores de MCO que no proveen una buena representación de las posiciones centrales en presencia de outliers o distribuciones no simétricas. Se presentó también que cuando existen efectos diferenciales que llevan a las variables dependientes a afectar con desigual intensidad a la dependiente en distintos tramos de su distribución, como se observa con la variable *género* en la sección anterior, estos efectos escapan al análisis de MCO, ocultando posibles beneficios de políticas focalizadas.

La metodología permitió evaluar que el impacto que el conjunto de variables tiene sobre los estudiantes de la cola superior y la inferior no son similares. Aún más, se expuso que QR permite medir el grado en que estos efectos difieren entre países. Por ejemplo, al analizar INSE, MCO indica que los cambios marginales en el nivel medio de este índice impactan de igual forma en Chile y en Uruguay, mientras que un análisis más detallado por cuantiles revela que esto sólo es cierto en el centro de la distribución, y que las diferencias se magnifican en sus colas. Esta breve enumeración parece suficiente no sólo para apoyar algunas de las ventajas que la RQ presenta en la investigación de fenómenos sociales, sino también que MCO resulta un método insuficiente para enfrentar información y escenarios “bien comportados”, que escapan a los supuestos usuales de heterocedasticidad y normalidad.

## Bibliografía

- Buchinsky, Moshe (1962). "Changes in the U.S. Wage Structure 1963-1987: Application of Quantile Regression." *Econometrica* 62(2), pp. 405-58.
- Buchinsky, Moshe (1998). "The Dynamics of Changes in the Female Wage Distribution in the USA: A Quantile Regression Approach." *Econometrica* 13(1), pp. 1-30.
- Duarte, J., Bos, M. S. y M. Moreno (2009). "Inequidad en los Aprendizajes Escolares en Latinoamérica - Análisis multinivel del SERCE según la condición socioeconómica de los estudiantes", BID, División de Educación, Nota Técnica N° 4.
- Duarte, J., Bos, M. S. y M. Moreno (2010), "¿Enseñan mejor las escuelas privadas en América Latina?" - Estudio comparativo usando los resultados del SERCE, BID, División de Educación, Nota Técnica N° 5.
- "Equality of Educational Opportunity (Coleman) Study (Eeos), 1966," Inter-university Consortium for Political and Social Research (ICPSR) [distributor].
- Hanushek, Eric and Ludger Woessmann (2009). "Schooling, Cognitive Skills, and the Latin American Growth Puzzle", NBER Working Papers 15066, National Bureau of Economic Research, Cambridge, June 2009.
- Hao, Lingxin and Daniel Haiman (2007). *Quantile regression*. Quantitative applications in the social sciences; 149. Sage Publications.
- Herrero V., P. Palacios P. and F. Ruíz Díaz (2005) "Un índice de nivel socio-económico de los hogares para aplicar a un modelo explicativo del rendimiento escolar". XXXIII Coloquio de la Sociedad Argentina de Estadística. Villa Giardino. Córdoba. Argentina.
- Koenker, Roger and Gilbert Bassett (1978). "Regression Quantiles." *Econometrica*, 46(1) 33-50.
- Koenker, Roger and Gilbert Bassett (1982). "An Empirical Quantile Function for Linear Models with iid Errors." *Journal of the American Statistical Association* 77(378), pp. 407-15.
- Koenker, Roger and Kevin Hallock (2001). Quantile regression. *Journal of Economic Perspectives* - Volume 15, Number 4 -Fall 2001- Pages 143-156.
- Koenker, Roger (2005). *Quantile Regression*. Econometric Society monographs; no. 38. Cambridge University Press.
- Machado, José A. F. and Roger Koenker (1999). "Goodness of Fit and Related Inference Processes for Quantile Regression." *American Statistical Association* 94(448), pp. 1296-310.
- Somers, M., P. McEwan and D. Willms (2004), How effective are private schools in Latin America? *Comparative Education Review*, Vol. 48, No. 1, pp 48-69.
- UNESCO (2008), Los aprendizajes de los estudiantes de América Latina y el Caribe - Primer reporte de los resultados del Segundo Estudio Regional Comparativo y Explicativo, Laboratorio Latinoamericano de Evaluación de la Calidad de la Educación (LLECE).
- Willms, J. D. and M. A. Somers (2001), "Family, Classroom, and School Effect of Children's Educational Outcomes in Latin American". *School Effectiveness and School Improvement*, Vol. 12, No. 4, pp 409-445.



## Apéndice I. Descripción de variables

VARIABLE	REFERENCIA	SIGNO ESPERADO	VALORES	DEFINICIÓN
Standardized math test score	GP math		0-1000+	Dependent variable. The scores obtained in the math test of SERCE 2006 (SCORE variable). The variable is centered at 500 points and has a standard deviation of 100.
<i>Student attributes</i>				
Repeated course	Repeat	(-)	Dummy	0 was assigned to the students who never repeated a grade and 1 that repeated at least one year.
Attitude toward the subject	Attitude	(+)	0-100 (9 levels)	An index was built from questions regarding what the student thinks of math (questions N° 33_1/_2/_4/_5). Higher values represent a better attitude and positive statements toward the subject, and it was calculated as the quotient between the sum of the amount of points given to each answer and the quantity of questions answered (up to four). The rank was then fitted to the 0-100 range.
<i>Family background</i>				
SES <sup>(1)</sup>	SES	(+)	0-100 (continuous)	The socioeconomic status index was designed including three variables: "Parents' education", "Possession of nine goods at home", and "Home overcrowding level".
Math books for classroom use	Books	(+)	Dummy	The variable takes the value of 1 if the student has math books for classroom use, either as sole owner or to be shared, and 0 if he/she does not.
<i>Control variables</i>				
Gender (male=1)	Gender	(+)	Dummy	0 was assigned to females and 1 to males.
Sector (private=1)	Sector	(+)	Dummy	Allows to distinguish between public and private schools. Variables from school registration form were used (FE_Item_1A/_1B). For schools describing themselves as being both public and private, information on funding source (from school registration form) and institutional responsibilities (principal's questionnaire, question 15_1 to 15_12) was used to assign the school to either public or private.

<sup>(1)</sup> Information on the methodology and construction of this index can be found in Herrero, Palacios and Ruiz (2005).

## Apéndice II. Tests de Heterocedasticidad

### White's test for $H_0$ : homoskedasticity against $H_a$ : unrestricted heteroskedasticity

Argentina	Brazil	Chile
chi2(23) = 102.14	chi2(23) = 74.99	chi2(23) = 32.50
Prob > chi2 = 0.0000	Prob > chi2 = 0.0000	Prob > chi2 = 0.0902
Paraguay	Uruguay	
chi2(23) = 33.05	chi2(23) = 38.94	
Prob > chi2 = 0.0802	Prob > chi2 = 0.0201	

Fuente: estimaciones propias usando SERCE 2006.

### Apéndice III. Tests de igualdad de coeficientes

#### Resultados de los tests de igualdad de coeficientes

Variable	Argentina			Brasil			Chile			Paraguay			Uruguay		
	q25 - q50	q50 - q75	q25 - q75	q25 - q50	q50 - q75	q25 - q75	q25 - q50	q50 - q75	q25 - q75	q25 - q50	q50 - q75	q25 - q75	q25 - q50	q50 - q75	q25 - q75
Género (masc.=1)	0.21	0.08	0.02	0.92	0.30	0.38	0.08	0.63	0.08	0.43	0.08	0.06	0.80	0.15	0.19
INSE	0.87	0.00	0.00	0.67	0.48	0.84	0.32	0.64	0.26	0.19	0.11	0.81	0.43	0.54	0.29
Repitió (sí=1)	0.04	0.00	0.57	0.73	0.04	0.16	0.33	0.53	0.17	0.62	0.13	0.46	0.25	0.32	0.11
Libros (sí=1)	0.56	0.21	0.64	0.77	0.31	0.55	0.09	0.93	0.17	0.19	0.04	0.66	0.52	0.44	0.86
Actitud	0.94	0.05	0.13	0.60	0.19	0.15	0.12	0.26	0.04	0.79	0.15	0.20	0.56	0.24	0.65
Sector (privado=1)	0.07	0.52	0.34	0.31	0.49	0.20	0.34	0.30	0.98	0.78	0.94	0.87	0.64	0.11	0.37

Fuente: estimaciones propias usando SERCE 2006.