



Education Policy Analysis Archives/Archivos
Analíticos de Políticas Educativas
ISSN: 1068-2341
epaa@alperin.ca
Arizona State University
Estados Unidos

Cervini, Rubén

El “efecto escuela” en países de América Latina: Reanalizando los datos del SERCE
Education Policy Analysis Archives/Archivos Analíticos de Políticas Educativas, vol. 20, 2012, pp. 1-25
Arizona State University
Arizona, Estados Unidos

Disponible en: <http://www.redalyc.org/articulo.oa?id=275022797039>

- Cómo citar el artículo
- Número completo
- Más información del artículo
- Página de la revista en redalyc.org

archivos analíticos de políticas educativas

Revista académica evaluada por pares, independiente,
de acceso abierto y multilingüe



Arizona State University

Volumen 20 Número 39

3 de diciembre 2012

ISSN 1068-2341

El “efecto escuela” en países de América Latina: Reanalizando los datos del SERCE

Rubén Cervini

Universidad Nacional de Quilmes
Argentina

Citación: Cervini, R. A. (2012). El “efecto escuela” en países de América Latina: reanalizando los datos del SERCE. *Archivos Analíticos de Políticas Educativas*, 20 (39). Recuperado [data] <http://epaa.asu.edu/ojs/article/view/1086>

Resumen: El Laboratorio Latinoamericano de Evaluación de la Calidad de la Educación (LLECE) de la Oficina Regional de Educación para América Latina y el Caribe de la UNESCO ha dado a conocer recientemente los resultados del análisis de los datos del Segundo Estudio Regional Comparativo y Explicativo (SERCE) realizado en América Latina y el Caribe, respecto de las relaciones entre los aprendizajes en matemática y lectura de sexto grado de la educación primaria y los factores escolares y extraescolares. Para analizar los datos, el LLECE utilizó modelos jerárquicos lineales con dos niveles: alumno y escuela. En la construcción de los índices de nivel socioeconómico y cultural de la familia del alumno, aplicó la técnica “modelo de crédito parcial” (Rasch). Las pruebas de Matemática y Lectura se analizaron separadamente. El estudio presentó las estimaciones los efectos escuela bruto, ajustado y neto resultantes de la aplicación de esa metodología. En este artículo, los datos del SERCE se reanalizan usando modelos multinivel bivariados con tres niveles (país, escuela y alumnos) y aplicando un procedimiento diferente para la construcción de índices de nivel socioeconómico y nivel cultural de la familia del alumno. Los resultados obtenidos divergen notablemente de los informados por el LLECE. Se extraen conclusiones y se discuten las implicaciones políticas.

Palabras clave: efecto escuela; efectividad escolar; Latinoamérica; análisis multinivel; educación básica; educación primaria; antecedentes familiares; logro en matemática; logro en lectura; inequidad educativa; desigualdad educativa; SERCE; 2007.

The "school effect" in some Latin American countries: Reanalyzing SERCE data

Abstract: The Latin American Laboratory for the Evaluation of the Quality of Education (LLECE) at Regional Bureau for Education in Latin America and the Caribbean of UNESCO has recently released the results of the Second Regional Comparative and Explanatory Study (SERCE) on the relationship between some school and extra-school factors and sixth grade primary student learning in Mathematics and Reading. For data analysis, the LLECE team used hierarchical linear models with two levels: student and school. The partial credit model technique (Rasch) was applied for the construction of socioeconomic and cultural status of students' families. Math and reading tests were analyzed separately. The SERCE publication presents the estimates of gross, adjusted and net school-effects resulting from the application of that methodology. In this article, SERCE's data is analyzed using bivariate multilevel models with three levels (country, school, student) and a different procedure for the construction of socioeconomic and cultural status of families. The results obtained differ markedly from those reported by the LLECE. The article draws some conclusions and discusses policy implications.

Keywords: school effectiveness; Latin America; multilevel analysis; primary education; socioeconomic influences; family background; mathematics achievement; reading achievement; educational inequality; SERCE; 2007.

O “efeito escola” em países da América Latina: Re-analisando os dados do SERCE

Resumo: O Laboratório Latino-Americano de Avaliação da Qualidade da Educação (LLECE) do Escritório Regional de Educação para a América Latina e no Caribe da UNESCO lançou recentemente os resultados da análise dos dados do Segundo Estudo Regional Comparativo e Explicativo (SERCE) realizado na América Latina e no Caribe, a respeito da relação entre a aprendizagem em Matemática e Leitura na sexta série do ensino fundamental, e os fatores escolares e extra-escolares. Para a análise dos dados, o LLECE utilizou modelos lineares hierárquicos com dois níveis: estudantes e escola. Na construção dos índices de nível socioeconômico e cultural da família do aluno, aplicou-se a técnica de “modelo de crédito parcial” (Rasch). Os testes de Matemática e Leitura foram analisados separadamente. O estudo apresentou estimativas dos efeito-escola bruto, ajustado e neto resultantes da aplicação dessa metodologia. Neste artigo os dados do SERCE são re-analisados utilizando modelos multinível bivariados com três níveis (aluno, escola e país) e aplicando um procedimento diferente para a construção dos índices de nível socioeconômico e cultural da família do aluno. Os resultados obtidos diferem muito daqueles relatados pelo LLECE. Tiram-se conclusões e discutem-se as implicações políticas.

Palavras-chave: Efeito escola; eficácia escolar; América Latina; análise multinível; ensino básico; ensino primário; desempenho matemática; desempenho leitura; desigualdade educacional; inequidade educativa; SERCE; 2007.

Introducción

Los sistemas nacionales e internacionales de evaluación de la calidad educativa instaurados en Latinoamérica se han propuesto al menos dos objetivos centrales estrechamente interrelacionados: evaluar el grado de equidad educativa en la distribución de los aprendizajes e identificar las características de la institución educativa que tienen un efecto propio y significativo sobre el nivel de aprendizaje. Las conclusiones surgidas del análisis de los datos obtenidos por esos sistemas pueden tener importantes implicaciones para la toma de decisiones de políticas educativas y sociales en general

En una publicación reciente, *Factores asociados al logro cognitivo de los estudiantes de América Latina y el Caribe*, el Laboratorio Latinoamericano de Evaluación de la Calidad de la Educación (LLECE) ha dado a conocer los resultados del análisis de los datos producidos en el marco del Segundo Estudio Regional Comparativo y Explicativo (SERCE) respecto de las relaciones entre los aprendizajes en la educación primaria y los factores escolares y extraescolares. Conforme a tales resultados, la publicación sugiere “algunas recomendaciones concretas de política que tienen una mayor probabilidad de mejorar los aprendizajes de los estudiantes” (Treviño et al., 2010: 126).

Es bien sabido que los hallazgos de cualquier estudio empírico dependen en gran medida de la definición y la construcción de los indicadores considerados, así como de la técnica y la estrategia de análisis, es decir, de las especificaciones de los modelos procesados y analizados. En el análisis de los datos del SERCE, como en cualquier estudio, estos aspectos condicionan las estimaciones de los efectos de los factores extra-escolares sobre el aprendizaje, y por ende, también las referidas a los factores propios de la escuela. Concretamente, dos aspectos metodológicos pueden haber determinado en gran parte los resultados obtenidos tal como son informados en la publicación mencionada: la especificación de los niveles de agregación en los modelos multinivel y el procedimiento seguido para construir los indicadores referidos a las características socioeconómicas del alumno y de la escuela.

El presente trabajo reanaliza los datos del SERCE distribuidos por el LLECE con una estrategia diferente para estos dos aspectos, por considerarla más válida para responder a los objetivos centrales mencionados inicialmente, es decir, medir el grado de inequidad y la magnitud del efecto posible de los factores propiamente escolares. Adicionalmente, el enfoque propuesto permite incluir los datos de México, país que el LLECE no incluyó dada su metodología. El reanálisis está acotado a los datos referidos a los alumnos de sexto grado de la educación primaria.

Antecedentes: técnica de análisis y niveles de agregación

Las numerosas y variadas investigaciones empíricas sobre los factores escolares y extraescolares asociados al aprendizaje escolar medido a través de pruebas estandarizadas han mostrado la relevancia de ciertos aspectos metodológicos por su fuerte incidencia en los resultados finales. Entre tales aspectos se encuentran la validez y la calidad de los indicadores del origen social y del logro previo del alumno, la inclusión de indicadores de “composición” socioeconómica y académica de la escuela y el uso de una técnica de análisis adecuada.

En las últimas décadas, la técnica de análisis estadístico por niveles múltiples o modelos jerárquicos lineales (Aitkin & Longford, 1986; Bryk & Raudenbush, 1992; Goldstein, 1995), está siendo ampliamente aceptada como la más adecuada para el análisis de datos con estructura anidada jerárquicamente, como es el caso de los datos provenientes de sistemas nacionales de evaluación. Cuando se usa esta técnica, la falta de especificación de algunos niveles de anidamiento tiene un fuerte impacto que conduce a la sobreestimación de la importancia relativa de los niveles especificados (Opdenakker & Van Damme, 2000). Además, la omisión de niveles de agregación afecta los errores estándares de los interceptos en los niveles incluidos y puede causar estimaciones inestables de los coeficientes de regresión de variables definidas en los niveles superior o inferior al omitido. Sobre la base de un riguroso análisis, se ha recomendado incluir al menos los niveles inferior y superior al nivel de mayor interés o en estudio (Van den Noortgate, Opdenakker & Onghena, 2005). Si el interés se centra en la escuela, por ejemplo, deberían incluirse al menos un nivel inferior (alumno) y un nivel superior (provincia, estado o país). Estudios realizados en Argentina (Cervini, 2006, 2009) han demostrado, en particular, la marcada disminución del efecto escuela cuando se especifican otros niveles, como el aula y el municipio. Al mismo resultado llega un estudio reciente realizado con una muestra de nueve países de la región (Murillo, 2007).

El análisis del SERCE realizado por el LLECE

El SERCE

El SERCE evaluó alrededor de 200.000 estudiantes de tercero y sexto grados de primaria en 16 países de América Latina y el Caribe y en un estado mexicano (Nuevo León). En sexto grado de primaria se midieron los aprendizajes en lectura, escritura, matemática y ciencias de 95.288 alumnos que asistían a 3065 escuelas. El diseño muestral aseguró la representatividad de los estudiantes de escuelas urbanas públicas, privadas, urbanas y rurales en cada uno de los países participantes.

Las pruebas de Matemática y de Lectura aplicadas en el SERCE (ver descripción más adelante) midieron, según un análisis curricular previo, los aprendizajes de los estudiantes y, al mismo tiempo, una serie de “habilidades para la vida”. Además de las pruebas, se aplicaron cuestionarios al director de la escuela, al docente de los alumnos evaluados, al estudiante y a su familia. Con estos instrumentos el LLECE construyó diferentes indicadores para estudiar relaciones con los resultados alcanzados en las pruebas.

Algunas observaciones críticas al análisis de factores asociados

La metodología y los resultados del análisis realizado por el LLECE respecto de los factores del aprendizaje han sido divulgados ampliamente en *Factores asociados al logro cognitivo de los estudiantes en América Latina y el Caribe* (*Factores asociados...* de ahora en más). Para el objetivo del presente trabajo, interesan: a) los procedimientos adoptados para construir los índices que miden las características socioeconómicas de alumnos y de escuelas; b) la estrategia de análisis aplicada para conocer sus relaciones con los aprendizajes y c) los resultados obtenidos para la totalidad de la muestra. En este apartado se tratan los dos primeros aspectos, mientras que los resultados informados por el LLECE se analizan conjuntamente con los obtenidos en el presente estudio.

Las mediciones de factores extra-escolares generadas por el LLECE

Con base en las preguntas del cuestionario de familia, el LLECE construyó dos índices de interés para este artículo: el “índice socioeconómico y cultural” (ISEC) y el “índice contexto educativo hogar” (ICEH).

El ISEC se compuso con a) el nivel educativo del padre y b) de la madre; c) los libros en el hogar; d) el idioma materno; e) 21 servicios y bienes en el hogar y f) material de los pisos. Por tanto, fusionó la dimensión económica con la cultural sin usar ningún sistema de ponderación. Por su lado, el ICEH incluyó preguntas que indagan la educación preescolar del estudiante junto con otras referidas a la relación actual de la familia con la escuela (conocimiento y opinión familiar sobre la escuela y los docentes), es decir, combinó indicadores de muy diferentes significados. Para la construcción de ambos índices se utilizó la técnica denominada “modelo de crédito parcial”, una forma particular del modelo Rasch.

Con muy pocas excepciones, para las estimaciones de los “efectos-escuela” ajustados y netos en la muestra total y en cada uno de los países se utilizó el ICEH, debido a que “ofrece una mejor bondad de ajuste al relacionarla con el aprendizaje” (Treviño et al., 2010: 29); estos resultados son expuestos en el Capítulo 1: La influencia de la escuela en el aprendizaje. En cambio, para ajustar los promedios escolares y exponer el grado de inequidad existente en cada uno de los países □ los “perfiles escolares”□, se utilizó el ISEC (Capítulo 2: Desigualdades sociales y aprendizajes). *Factores asociados...* no explica a qué se debe esta divergencia.

Para los fines del presente trabajo, es pertinente realizar algunas observaciones conceptuales y metodológicas respecto de la construcción del ISEC realizada por el LLECE y adoptada como un índice de la posición relativa de una familia o un individuo en una estructura social jerárquica.

El uso del modelo de crédito parcial (MCP). El LLECE estimó todos los índices utilizando el MCP, modelo psicométrico del tipo Rasch útil para analizar ítems con respuestas graduadas en más de dos niveles de respuestas parcialmente correctas, es decir, opciones que representan grados de aproximación a la respuesta correcta. El modelo, entonces, es capaz de evaluar y estimar la probabilidad de producir cualquier respuesta parcialmente correcta sobre la base de ítems de elección múltiple ordenada. Este uso se justificaría porque en el ISEC intervinieron preguntas con diferentes cantidades de opciones de respuesta (e.g., nivel educativo del padre =7; idioma materno = 4; bienes en el hogar = 2), bajo el supuesto de que todas ellas son ordenables.

Todo modelo tipo Rasch supone la existencia de una variable latente (e.g., aprendizaje, habilidad del alumno) que *causa* el comportamiento de los ítems que han sido aplicados para medir justamente esa variable latente. Cualquier modificación externa que la afecte producirá un cambio en el comportamiento de los ítems. A su vez, la alteración de un ítem cualquiera no alterará la variable latente, sino que a lo sumo podrá alterar la precisión de la medición. El uso del modelo Rasch está ampliamente extendido y no existe ningún reparo para su aplicación en el análisis de las pruebas de logro. También está justificado el uso del MCP para el análisis de escalas de actitud (tipo Likert) e inclusive para el análisis de pruebas de logro con ítems de respuestas múltiples ordenadas de acuerdo con las etapas del desarrollo cognitivo, de inspiración piagetiana (Gempp et al., 2006).

Nivel socioeconómico y MCP. El nivel socioeconómico no puede ser considerado la *causa* de los indicadores utilizados para su medición (e.g., bienes en el hogar, nivel educativo, ingresos monetarios, etc.), pues, por el contrario, es el *resultado* del comportamiento de tales indicadores, es decir, resulta de la composición de un conjunto de variables independientes que pueden estar asociadas significativamente entre sí o no estarlo. Ello implica que, si uno de esos indicadores cambia (e.g., mayor cantidad de bienes) o simplemente es extraído, causará un cambio en el nivel socioeconómico, pero no necesariamente en los otros indicadores. Más aún, puede implicar el cambio de la propia definición del nivel socioeconómico. Stenner, Burdick & Stone (2009) proponen denominar a este último tipo de medición “modelos de índice” dado que producen índices (efecto) con base en indicadores, mientras que a los tipos de mediciones obtenidas con Rasch las denominan “modelos de medición”, porque producen mediciones (causa: variable latente), en las que los indicadores de una variable latente son incidentales y por tanto, sustituibles para la definición del *constructo*. En la Figura 1 se representan estos dos modelos.

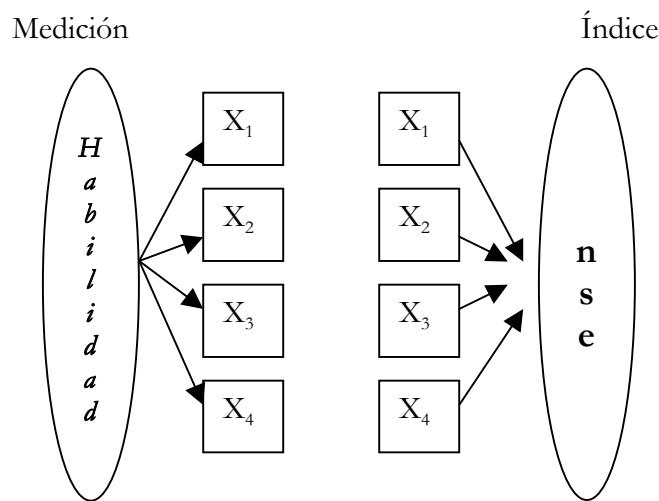


Figura 1. Modelos de causalidad

*La habilidad o desempeño del alumno (variable latente) es la causa de las respuestas a los ítems de una prueba, mientras que el nivel socioeconómico (*nse*) es el resultado o efecto de los indicadores considerados para su medición. El nivel socioeconómico no puede ser entendido como variable latente, pues es el resultado de la composición de indicadores válidos para medir sus diferentes dimensiones.* Stenner, Burdick & Stone (2008) llaman la atención sobre el hecho de que el modelo Rasch no puede distinguir entre ambas situaciones: es el analista quien debe percibir la diferencia conceptual y aplicar la técnica adecuada.

Las dimensiones del nivel socioeconómico. El concepto de nivel socioeconómico es multidimensional. La distinción entre “capital económico” y “capital cultural” es ampliamente aceptada en la ciencia social, no solo conceptualmente, sino también como criterio de operacionalización y de análisis, según lo atestigua una vasta producción de investigaciones empíricas. El LLECE adoptó este enfoque al reconocer al menos tres dimensiones del concepto: la riqueza, el prestigio y el poder. Sin embargo, al construir el ISEC el enfoque fue dejado de lado “asumiendo la relación que existe entre los bienes materiales con los bienes que facilitan el acceso a la cultura” (Treviño et al., 2010: 148). Debe entenderse que se asumió no solo una correlación altamente significativa entre ambos tipos de indicadores, es decir, una superposición total entre capital económico y cultural, sino también un alto grado de co-linealidad con el aprendizaje, una superposición muy alta entre las áreas de la varianza de la habilidad explicadas por cada tipo de indicadores. De acuerdo con estos supuestos, todos los indicadores simples con diferentes significados (económico versus cultural) fueron incluidos simultáneamente en la construcción del ISEC, lo que diluyó su distinción sustantiva.

La intensidad y la forma de la relación capital económico-capital cultural no debería simplemente suponerse, sino demostrarse, analizarse. Esto es particularmente necesario cuando el referente empírico son datos que provienen de países que muy probablemente se diferencian en esa relación. El reconocimiento de esa distinción y de la expuesta en el punto anterior habría aconsejado construir sendos indicadores-resúmenes para ambos capitales y a continuación, si fuere justificado, construir un indicador-síntesis de ambas dimensiones.

Predominio de lo económico. Como consecuencia del procedimiento utilizado, *Factores asociados...* advierte que el significado real del ISEC está fuertemente acotado a las condiciones del hogar, más concretamente, a las condiciones económicas del hogar. Efectivamente, existe un claro desbalance en la cantidad de indicadores económicos y culturales que componen al ISEC. El aspecto económico está compuesto por 23 ítems (22 servicios y bienes y el material de los pisos), mientras que la dimensión cultural está conformada por solo 4 indicadores (educación del padre y de la madre, libros e idioma). Dado que no se informa el uso de un sistema de ponderación, implícitamente se asignó mayor peso a la dimensión económica.

Capacidad explicativa. Más allá de la relevancia metodológica y conceptual de mantener separados los indicadores de diferentes dimensiones de un concepto, análisis de resultados empíricos (Cervini, 2008) han demostrado que esta estrategia resulta en una mayor explicación de las varianzas residuales en todos los niveles. Si bien “la utilización de índices síntesis con base en estos conjuntos de indicadores ofrece el atractivo de disminuir la complejidad del análisis”, antes debería verificarse “cuánta potencia explicativa se pierde al renunciar al uso de todos los indicadores individuales” (Cervini, 2008: 54). Además, debe tenerse en cuenta que este tipo de datos es obtenido a través de cuestionarios auto-aplicados, procedimiento menos costoso pero también de menor confiabilidad. Por ello, es aconsejable obtener varios y diferentes indicadores relativos al origen socioeconómico y cultural del alumno, tratando de maximizar la explicación de la varianza.

Problemas del uso del MCP. El MCP permite tratar ítems polítómicos con opciones que representan grados de aproximación a la respuesta correcta. Por lo tanto, requiere la identificación

de la opción de mayor calidad □ es decir, la respuesta correcta□ y atribuir niveles ordenados de calidad a las otras opciones. Al aplicar esta lógica a los indicadores socioeconómicos recabados por el SERCE, surgen dos problemas. El primero se relaciona con la elección de la respuesta correcta en algunos indicadores. Por ejemplo, ¿cuál es la respuesta correcta *a priori* a la pregunta referida al idioma materno del alumno? El segundo problema se refiere a la interpretación de los resultados cuando se trata de 21 ítems dicotómicos frente a 5 politómicos con diferente cantidad de opciones de respuesta.

En cuanto al ICEH, la mayoría de las observaciones anteriores son aplicables también a él, con un agravante. Este índice se construyó con preguntas destinadas a la familia de significados tan disímiles como las referidas a la asistencia del niño al preescolar, a la participación familiar en actividades de la escuela (“Este año ¿ha participado usted en las siguientes actividades?”) o a la evaluación de la escuela (“A su criterio, la escuela a la que concurre su niño/a es...”; “¿Le gustaría que su niño/a asistiera a otra escuela?”), lo que implica una dudosa validez de contenido. Además, es importante notar que la investigación sobre asistencia a preescolar ha demostrado recurrentemente ser en sí misma un fuerte predictor del desempeño escolar futuro del niño, lo que seguramente se pierde cuando se la “mezcla” con indicadores sobre participación familiar en la escuela, entre otros.

La estrategia de análisis del LLECE

En el SERCE, el LLECE utilizó la técnica conocida como “modelos jerárquicos lineales o multinivel” (Aitkin & Longford, 1986; Bryk & Raudenbush, 1992; Goldstein, 1995) para analizar las relaciones del ISEC y del ICEH con los resultados de las pruebas. Dos aspectos son relevantes al respecto. El primero y quizás más importante se refiere a la cantidad de niveles especificados en los modelos: se incluyeron solo dos niveles (alumno y escuela), dejando de lado el nivel país. Según fuera expuesto anteriormente, esto puede tener fuertes consecuencias sobre las conclusiones relativas a la distribución de responsabilidades entre los diferentes niveles de agregación. El presente trabajo pretende demostrar que el análisis de la base del SERCE con modelos de dos niveles (alumno y escuela) sobreestimó el efecto escuela en el nivel regional y generó una imagen fuertemente distorsionada.

El segundo aspecto se relaciona con la importante reducción de la muestra analizada como consecuencia del tratamiento de los datos. En primer lugar, tanto el ISEC como el ICEH fueron construidos sobre la base del cuestionario de familia y, según las bases divulgadas por el LLECE, la muestra efectivamente levantada a través de este instrumento es de alrededor de 79.000 casos que, comparados con los más de 91.000 cuestionarios del alumno, implican una caída muy importante (más de 13% de la muestra). Esta disminución se distribuyó entre México, país que no aplicó el cuestionario de familia, y el resto de los países participantes.

Por otra parte, el tratamiento separado de los resultados de las pruebas de Matemática y de Lectura (variables dependientes) conllevó también una pérdida considerable en el tamaño de la muestra, dado que una cantidad significativa de alumnos dieron la prueba de Matemática pero no la de Lectura y viceversa.

En resumen, *Factores asociados...* utilizó una técnica inadecuada para la construcción del índice de nivel socioeconómico y abandonó la distinción operacional entre capital económico y capital cultural, inviabilizando el conocimiento de las posibles diferencias de sus relaciones con el aprendizaje. Además, analizó con modelos de solo dos niveles, sin incluir el nivel país, y trabajó con una muestra afectada significativamente por la no-respuesta al cuestionario de familia y por la ausencia de alguna de las pruebas.

En este artículo se propone un camino alternativo para analizar la base del SERCE y para producir resultados más ajustados a la realidad de la cual esos datos provienen: a) se construyen

sendos indicadores de nivel económico y nivel cultural de la familia y de la escuela; b) se distinguen y analizan sus efectos sobre los aprendizajes de matemática y lectura simultáneamente; c) se especifica el nivel país en los modelos multinivel; d) por la definición de los índices propuestos, se incluyen informaciones provenientes del cuestionario del alumno cuando el cuestionario de familia no está disponible, con el objeto de recuperar un número muy apreciable de la muestra y, finalmente, e) se utilizan modelos multinivel bivariados que evitan la pérdida de toda la base de datos cuando una sola prueba -Matemática o Lectura- está disponible. En el siguiente apartado metodológico se detallan cada uno de estos aspectos.

Metodología

Datos

Según el informe de factores asociados del LLECE, la muestra disponible se expandió en cada país hasta 6000 alumnos, de forma que cada uno tuviese el mismo peso en el total. La publicación no informa cuál es la magnitud de la base muestral expandida. El *Reporte técnico SERCE* (Treviño, 2007) indica que en sexto grado participaron 91.333 alumnos en la prueba de Matemática y 90.471 alumnos en la de Lectura, todos ellos pertenecientes a 3133 escuelas, magnitudes que representan 87,8% y 87,0% de participación efectiva. Por otra parte, la base distribuida por el LLECE correspondiente al cuestionario de familia contiene 95.288 registros, al igual que la base del cuestionario del alumno. Sin embargo, cuando el cuestionario de familia se une con la prueba de Matemática y/o con la de Lectura, sólo quedan 79.395 registros, es decir, se produce una pérdida de casi 17% respecto del cuestionario del alumno. Además, hay alrededor de 3000 alumnos que no tienen alguna de las pruebas. Entonces, si se estudian ambas pruebas separadamente, el archivo de cuestionarios de familia se reduciría aproximadamente a 76.000 registros, lo cual significa una pérdida de 20% de la muestra recolectada. En relación con el diseño muestral, este porcentaje sube aproximadamente a 27%. Dado que el ISEC y el ICEH se calcularon exclusivamente con preguntas del cuestionario de familia y que se modelaron ambos aprendizajes por separado, la magnitud aproximada de la muestra en la que se basó el LLECE sería de 76.000 alumnos.

En el presente estudio se consideran informaciones proporcionadas por la familia en primer lugar, y por el alumno, cuando las primeras faltan (*missing*). Una de las mayores implicaciones de esta opción es la posibilidad de incluir a México en el análisis. Además, al utilizar modelos bivariados no se pierde información por la falta de alguna de las pruebas. Cuando se unen las bases de alumnos y familias, se compone un archivo de 93.082 registros, con 13.688 y 1.691 registros faltantes de familias y alumnos, respectivamente. Con la finalidad de obtener estimaciones más estables, se consideran escuelas con 5 o más alumnos. Con estas condiciones, el archivo estudiado contiene 91.974 alumnos-familias.

Variables dependientes

Prueba de matemática. Se identificaron dos dimensiones: los dominios conceptuales y los procesos cognitivos. Los primeros se refieren a los saberes específicos de sexto de primaria: conceptos, propiedades, procedimientos y relaciones entre ellos, así como a los sistemas de representación, las formas de razonamiento y de comunicación, las estrategias de estimación, aproximación, cálculo y las situaciones problemáticas asociadas. Se establecieron 5 dominios: a) numérico; b) geométrico; c) medición; d) estadístico y e) variacional (estudio del cambio). Los procesos cognitivos son las operaciones mentales que el sujeto realiza para establecer relaciones con y entre los objetos, las situaciones y los fenómenos representados. Se agrupan en tres niveles: a)

reconocimiento de objetos y elementos; b) solución de problemas simples y c) solución de problemas complejos.

Prueba de lectura. El dominio considerado fue lo leído y el proceso, la lectura. Lo leído comprendió las características propias del objeto con el que interactuaron los estudiantes para resolver las tareas: el texto, sus partes y sus características; lo leído se subdividió en dos categorías: a) la extensión y b) la clase de texto y el género. El proceso, la lectura, hace referencia al acto de leer y, en consecuencia, a las habilidades cognitivas que pone en juego el estudiante al interactuar con un texto a partir de una diversidad de tareas propuestas en los ítems; la lectura se subdividió en tres categorías: a) procesos generales, b) procesos relativos a textos específicos y c) procesos metalingüísticos.

Para el análisis de los resultados de las pruebas, el LLECE utilizó el modelo Rasch. Las variables-criterio son las puntuaciones totales de las pruebas, incluidas en las bases distribuidas por el LLECE con la denominación “puntaje” (promedio = 500; desviación estándar =100).

Variables independientes

En este trabajo se propone una opción marcadamente diferente de la adoptada por el LLECE para la construcción de los predictores.

Nivel alumno. Se construyen mediciones relativas al capital económico y el capital cultural de la familia con base en los cuestionarios del alumno (QA6) y de la familia (QF6). Para el primero, se crea un índice sumativo (*bien*) de 11 bienes y servicios en el hogar (Sí=1; No=0) incluidos en ambos cuestionarios. Cuando falta el QF6 se recurre al QA6.

Para el capital cultural se utiliza la educación familiar con dos opciones: la suma de la educación de ambos padres (*edu_f*, *edu_a*) y el grado educativo familiar más alto (*max_f*). Las mediciones obtenidas con ambos cuestionarios se estandarizan. Cuando falta QF6 se imputan los valores obtenidos en QA6 (*edu_f*, *max_f*), o viceversa (*edu_a*). El objetivo es identificar y seleccionar el indicador de nivel educativo familiar con mejor bondad de ajuste respecto del resultado en las pruebas.

Nivel escuela. El contexto socioeconómico y cultural de la escuela se mide a través de los promedios de cada uno de los indicadores individuales del alumno en la escuela (composición: *bien_e*; *eduf_e*).

Nivel país. Además del promedio-país de los dos indicadores provenientes de los cuestionarios, se incluyeron PIB *per cápita*, porcentaje de población pobre, gasto en educación en relación con el PIB y coeficiente Gini. La inclusión de estos indicadores tiene por objetivo intentar explicar la posible variación inter-países, es decir, de los promedios nacionales en torno de la media general. En la Tabla A-1 del Anexo A se encuentra información detallada de estos indicadores por país.

A lo largo del análisis, todas las variables fueron centradas en su gran media. Sin embargo y con fines meramente comparativos, el modelo final resultante se reprocesa también con las variables centradas en el promedio del país.

Técnica y estrategia de análisis

Los datos se analizan con modelos multinivel bivariados (Matemática y Lectura), con tres niveles (país, escuela, alumno). Como se ha dicho, esta estrategia se diferencia de la adoptada por el LLECE al menos en dos aspectos: a) se incluye el país como nivel de agregación, lo cual permite una estimación más válida del efecto escuela, y b) se analizan conjuntamente los efectos sobre Matemática y Lectura, minimizando el problema de los valores perdidos en cada prueba.

El análisis estadístico por niveles múltiples es una técnica correlacional adecuada para analizar variaciones en las características de los individuos (e.g., logro del alumno) que son miembros

de un grupo (e.g., escuela) que a su vez, forma parte de otra agregación (e.g., el país). Se trata, entonces y como se ha planteado anteriormente, del análisis de mediciones que forman parte de una estructura anidada jerárquicamente.

La técnica descompone la variación total de una variable en sus componentes. En el presente estudio tales componentes son: “inter-alumno” (“intra-escuela”), “inter-escuela” e “inter-país”. A continuación, es posible estimar las asociaciones entre variables en esos diferentes niveles de agregación. El modelo se compone de una parte fija y otra aleatoria. En la primera se encuentran los parámetros que definen una línea promedio para todos los alumnos, la cual representa las relaciones entre el desempeño en las pruebas y los factores considerados, suponiendo que la intensidad de tales correlaciones es constante en todas las unidades de agregación (escuela, país).

En la parte aleatoria se estima la variación de los parámetros en cada nivel de agregación, en particular: a) la variación del puntaje en la prueba alrededor del promedio general del nivel de anidamiento inmediatamente superior y b) la variación de las líneas de regresión en torno a la línea promedio (e.g., las líneas de regresión de las escuelas alrededor de la línea de regresión del país).

Las principales ventajas de esta técnica son las siguientes: a) modela simultáneamente los diferentes niveles de variación, permitiendo saber qué proporción de la variación del desempeño del alumno se debe principalmente a características del propio alumno o su familia, de la escuela y del país; b) permite que el puntaje total de las pruebas y la fuerza de relación o interacción entre los factores varíen libremente en los diferentes niveles de agregación.

Multinivel bivariado. Los resultados en Lectura y Matemática, como se ha planteado, se analizan simultánea y conjuntamente a través de “modelos multinivel bivariados”, denominados así porque contienen dos variables-respuesta para cada unidad de análisis. Cada resultado en las pruebas se trata como parte de un sistema único de ecuaciones a través del cual se pueden estimar, en cada uno de los niveles de anidamiento (alumno, escuela, país), las correlaciones entre ellos y de ellos con cada uno de los factores extra-escolares considerados.

La técnica propuesta supera los problemas propios de otras dos formas de tratamiento, a saber: la combinación de ambos desempeños en un solo índice o el análisis de cada desempeño por separado. Ello porque a) permite estimar directamente en la misma base de datos la forma y la magnitud de la correlación entre los diferentes indicadores de resultados, b) habilita la comparación directa de las diferencias en las relaciones entre los predictores y los desempeños, c) no requiere criterios de ponderación (pesos relativos) de cada uno de los desempeños y, finalmente, d) permite obtener estimaciones eficientes aun cuando haya casos perdidos en Matemática o en Lectura, dado que cuando falta la información de alguna de las dos materias, se le imputa un valor estimado con base en sus covarianzas, lo que posibilita el uso de todos los datos disponibles.

En el modelo bivariado, los puntajes en Matemática y Lectura se consideran el nivel más bajo de la jerarquía (nivel 1), y ambos se encuentran anidados dentro del alumno, considerado el nivel 2. La escuela y el país son considerados nivel 3 y nivel 4, respectivamente. El nivel 1 solo define la estructura bivariada y dentro de él no hay variación. Para definir esta estructura bivariada, se crean dos variables *dummy* que indican cuál de las dos variables-respuesta está presente (z_1 : 1=lectura; 0 = matemática; z_2 : 1 - z_1).

La parte fija del modelo multinivel bivariado, sin ningún predictor (“modelo vacío” o “nulo”), se especifica así:

$$\begin{aligned}\text{resp}_{1jkl} &\sim N(XB, \Omega) \\ \text{resp}_{2jkl} &\sim N(XB, \Omega) \\ \text{resp}_{1jkl} &= \beta_{0jkl} \text{cons.mat}_{ijkl} \\ \text{resp}_{2jkl} &= \beta_{1jkl} \text{cons.lect}_{ijkl}\end{aligned}$$

, donde resp_{1jkl} refiere al desempeño en Matemática del alumno j , en la escuela k del país l ; resp_{2jkl} refiere al desempeño en Lectura, con similar denotación para los tres niveles; cons.mat es una constante = 1 para cada puntaje de Matemática y β_{0jkl} es un parámetro asociado a cons.mat , compuesto por el logro promedio estimado β_0 (parte fija) y por f_{0b} v_{0kl} y μ_{0jkb} son “residuos” en los niveles país, escuela y alumno, respectivamente, o sea, cantidades aleatorias, no correlacionadas, normalmente distribuidas, con media = 0 y cuyas varianzas respectivas (σ^2_{f0} , σ^2_{v0} y $\sigma^2_{\mu0}$) han de estimarse; cons.lect es una constante = 1 para cada puntaje de Lectura y β_{1jkl} es un parámetro asociado a cons.lect compuesto por el logro promedio estimado β_1 (parte fija) y f_{1b} v_{1kl} y μ_{1jkl} son residuos en los niveles país, escuela y alumno, respectivamente, cuyas varianzas respectivas (σ^2_{f1} , σ^2_{v1} y $\sigma^2_{\mu1}$) también han de estimarse.

La parte aleatoria del modelo se especifica ajustando la matriz de covarianza por Matemática y Lectura en los tres niveles. Formalmente:

$$\begin{aligned}\begin{bmatrix} f_{0l} \\ f_{1l} \end{bmatrix} &\sim N(0, \Omega_f) : \Omega_f = \begin{bmatrix} \sigma^2_{f0} & \sigma^2_{f01} \\ \sigma^2_{f01} & \sigma^2_{f1} \end{bmatrix} \\ \begin{bmatrix} v_{0kl} \\ v_{1kl} \end{bmatrix} &\sim N(0, \Omega_v) : \Omega_v = \begin{bmatrix} \sigma^2_{v0} & \sigma^2_{v01} \\ \sigma^2_{v01} & \sigma^2_{v1} \end{bmatrix} \\ \begin{bmatrix} u_{0kl} \\ u_{1kl} \end{bmatrix} &\sim N(0, \Omega_u) : \Omega_u = \begin{bmatrix} \sigma^2_{u0} & \sigma^2_{u01} \\ \sigma^2_{u01} & \sigma^2_{u1} \end{bmatrix}\end{aligned}$$

, donde σ_{f01} , σ_{v01} y σ_{u01} son las covarianzas entre Matemática y Lectura en los niveles país, escuela y alumno, respectivamente. Es decir, se estiman los mismos tres términos aleatorios en los tres niveles superiores: las dos varianzas (Matemática y Lectura) y la covarianza entre ambas pruebas. En el nivel 2 (alumno), las varianzas y la covarianza son las varianzas (residuales) inter-alumno. El significado de cada uno de los parámetros a ser estimado cuando se incluyan predictores en la parte fija del modelo bivariado, será explicado junto con la exposición de los resultados obtenidos.

Resultados¹

Dado que en los modelos bivariados el nivel 1 cumple una función meramente instrumental, de aquí en adelante se denominará nivel 1 al alumno, nivel 2 a la escuela y nivel 3 al país. La secuencia del análisis es la siguiente: a) comienza con la descomposición de las varianzas totales de Matemática y Lectura en los tres niveles (modelo vacío: efecto “bruto”); a) a continuación se

¹ Todos los modelos procesados, con sus estimaciones y errores estándares correspondientes, pueden ser solicitados al autor.

estiman, uno por vez y separadamente, los efectos de cada uno de los predictores individuales del alumno; c) se sigue con el análisis conjunto de esos factores (efecto escuela “ajustado”); d) el paso siguiente consiste en determinar el efecto contextual de la escuela (efecto escuela “neto”), para concluir con e) la exploración del efecto de los indicadores que caracterizan a los países.

Efectos escuela y país brutos

El análisis se inicia con las estimaciones de las medias globales de los desempeños en Matemática y en Lectura y las descomposiciones proporcionales de la varianza del desempeño en ambas pruebas, sin ningún predictor (modelo vacío o nulo). Esta operación permite estimar el efecto escuela bruto (o correlación intra-clase), entendido como la participación relativa de la variación de los rendimientos promedios de las escuelas en la variación total del rendimiento. El mismo concepto se aplica para definir el efecto país bruto, referido a los rendimientos promedios nacionales.

Con el objeto de comparar nuestros resultados con los divulgados por el LLECE, se procesaron modelos con 2 y 3 niveles. Por otra parte, dado que Cuba presenta una situación atípica (*outliers*) respecto del resto de los países, los modelos de 3 niveles se procesaron con y sin Cuba.² Los resultados se exponen en la Tabla 1.

Tabla 1

Descomposición porcentual de la varianza en diferentes modelos multinivel. SERCE

Nivel	Estimaciones del LLECE	Modelo incompleto*	Modelo completo con Cuba*	Sin Cuba en nivel 2*	Sin Cuba*
Matemática					
País	---	---	21,4	12,0	15,6
Escuela	47	47,2	24,4	24,4	22,4
Alumno	53	52,8	54,2	54,2	62,0
Total	100	100	100	---	100
Lectura					
País	---	---	17,8	12,9	14,8
Escuela	43	42,4	24,0	24,0	24,0
Alumno	57	57,6	58,2	58,2	61,2
Total	100	100	100	---	100

Fuente: Bases de datos del SERCE, 2007. (*) Cálculos del autor.

La comparación entre las estimaciones del SERCE y las que se obtienen con los datos cuando se especifican solo dos niveles (modelo incompleto) indica una gran coincidencia, tanto en Matemática como en Lectura, haciendo admisible el análisis comparativo subsiguiente. Con base en estas estimaciones, el informe del LLECE concluyó que “cerca de la mitad de la variación en el aprendizaje [en Lectura] se debe a las diferencias existentes entre las escuelas de

² Para esta estimación, Cuba es extraída de la variación del nivel 3 ajustando por una variable con Cuba = 0 y Otros = 1. Este procedimiento no altera la base de datos.

la región” y que en Matemática, el efecto escuela es aún mayor puesto que “prácticamente la mitad de la variabilidad de los puntajes en Matemática que obtienen los estudiantes de la región se explica por las diferencias de sus establecimientos. En ese sentido los establecimientos de la región poseen un enorme potencial para mejorar el aprendizaje en esta área” (Treviño et al., 2010: 32-6).

Sin embargo, cuando se especifica el nivel país, el perfil cambia radicalmente. El efecto escuela desciende a 24% mientras que la variación de los promedios nacionales en Matemática y en Lectura representa 21,4% y 17,8%, respectivamente. Por otro lado, la variación de los rendimientos intra-escuela (nivel alumno) asciende levemente. Entonces, con la especificación completa del modelo se consigue una visión más ajustada a los datos totales del SERCE.

Los promedios de Cuba, muy superiores a los del resto de los países, plantean un interrogante: ¿Cuánto de la variación inter-países de los promedios nacionales se debe al valor extremo alcanzado por Cuba? Técnicamente se puede proceder de dos formas: a) extraer Cuba del cálculo de la variación en el nivel 3 o b) extraer el país directamente de la base de datos y reprocesar el modelo.

Extracción de la variación. Cuando se extrae Cuba de la variación en el nivel 3 (países), esta experimenta una disminución muy marcada. Este descenso expresa el efecto de las distancias existentes entre el rendimiento promedio de Cuba y los rendimientos promedio del resto de los países de la región. De los valores estimados (12,0% y 12,9%) se infiere que alrededor de la mitad de la variación en el nivel 3 se debe justamente a tales distancias.

Extracción de los datos. Si se extrae Cuba de la base de datos, se observa que el efecto escuela se mantiene con el mismo valor en Lectura y disminuye levemente en Matemática al tiempo que aumentan las diferencias de rendimiento entre los alumnos dentro de las escuelas; o sea, al extraer Cuba afloran con mayor fuerza las desigualdades de aprendizaje que pueden ser explicadas solo por características personales del alumno, todas ellas extra-escolares, es decir, no dependientes de la acción de la propia escuela.

En resumen, cualquiera sea el procedimiento elegido respecto de Cuba, cuando se especifican los tres niveles, el efecto escuela de la región no sobrepasa 24%, mientras que la varianza inter-país sí experimenta cambios importantes. Con fines de simplicidad, de aquí en adelante se trabaja con el modelo completo que incluye a Cuba sin ninguna restricción

Efecto ajustado

En este paso se investigan los cambios en las estimaciones del modelo vacío cuando se incluyen los indicadores del capital económico y del capital cultural de la familia del alumno. Previamente, sin embargo, es necesario evaluar cuál de los indicadores referidos al nivel educativo de los padres será utilizado. Para ello, se incluye cada uno de los indicadores, uno por vez, y se recalculan los parámetros (Tabla 2).

Los criterios para seleccionar el indicador con la mayor bondad de ajuste son la magnitud del residuo total y el valor del test de máxima verosimilitud. La suma de la educación de ambos padres (*edu_f*) resulta el indicador seleccionado dado que se le asocian el menor residuo total y el menor valor en dicho test. Se observa también que la cantidad de bienes y servicios en el hogar (*bien*) mantiene una asociación significativa con ambos logros.

En *Factores asociados...*, la estimación del efecto escolar ajustado fue realizada con el ICEH en un modelo de solo dos niveles (alumno y escuela). Los resultados obtenidos de esa forma llevaron a concluir que “los efectos escolares brutos y ajustados son similares” y a inferir que “las diferencias en el contexto educativo del hogar entre estudiantes muestran un limitado poder explicativo de las diferencias de aprendizaje” (Treviño et al., 2010: 35).

Tabla 2

Residuos totales y escuela de cada indicador nacional en modelos multinivel bivariados. SERCE

Indicadores	Residuos totales		Residuos escuela		PMV ^a
	Matemática	Lectura	Matemática	Lectura	
modelo vacío	100,0	100,0	24,4	24,0	3691476,7
edu_f	94,7	93,0	21,5	19,3	3689818,8
max_f	95,3	93,5	21,8	19,7	3689941,7
edu_a	97,1	95,2	22,7	20,7	3690675,0
bien	97,0	94,3	22,1	19,7	3690786,1

Fuente: Base de datos del SERCE. ^a PMV: valor de la prueba de máxima verosimilitud.

Esta última afirmación requiere al menos dos aclaraciones. En primer lugar, es importante tener en cuenta que en este paso deben considerarse indicadores del nivel alumno. Por tanto, se esperaría que los mismos fuesen capaces de explicar alguna proporción de la varianza del nivel alumno, es decir, de las diferencias de rendimiento en el interior de las escuelas. A ello parece apuntar el párrafo cuando se refiere a “un limitado poder explicativo de las diferencias de aprendizaje”. Sin embargo, esto se afirma en un contexto donde se discute el efecto escuela y no el efecto en la varianza intra-escuela. De hecho, los valores de las varianzas en el nivel alumno no se informan en ninguna parte.

En segundo lugar, dirimir si los indicadores propios del nivel individual del alumno explican una proporción significativa de la varianza del nivel escuela no es irrelevante. En la técnica de análisis multinivel y dada la naturaleza de los predictores analizados (individuales del alumno), esa situación se verifica cuando existe una acentuada segmentación social de la red de instituciones escolares. Dado que *Factores asociados...* no detectó ningún cambio en el efecto escuela cuando modeló el ICEH (del alumno), la conclusión sería que tal segmentación no existe, al menos en este punto del análisis.

Antes de debatir esta afirmación, conviene revisar brevemente el comportamiento de los indicadores propuestos en este trabajo. Cuando *edu_f* y *bien* se incluyen simultáneamente en la parte fija del modelo, los coeficientes asociados se mantienen significativos, indicando efectos propios y por tanto, una contribución significativa de cada indicador a la explicación de la varianza del rendimiento. Esta conclusión se confirma si se comparan los residuos del nivel escuela dejados por cada predictor (Tabla 2) con los residuos estimados cuando *edu_f* y *bien* actúan conjuntamente (Tabla 3). El caso de Lectura es el más llamativo ya que el residuo del nivel escuela dejado por el predictor más ajustado (*edu_f*) es 19,3% y desciende a 17,2% cuando ese predictor actúa conjuntamente con *bien*.

Despejado este aspecto, puede decirse ahora que, con base en los indicadores propuestos en este estudio, se llega a una conclusión totalmente opuesta a la planteada en *Factores asociados...*. En la Tabla 3 se exponen los residuos de varianza dejados por la acción conjunta de *edu_f* y *bien* en cada uno de los niveles. Para la comparación, se presentan los resultados de los modelos con 2 y 3 niveles.

Al comparar estos resultados con los expuestos en la Tabla 1, se constata que, para ambas configuraciones, la proporción de varianza inter-escuela inexplicada cae significativamente. En el modelo incompleto, el efecto escuela cae de 47,2% a 40,8% en Matemática y de 42,4% a 33,2% en Lectura. En el modelo completo, la caída relativa respecto del modelo vacío es aún mayor: 16% y

28,3% en Matemática y Lectura, respectivamente. Estas alteraciones expresan un alto grado de segmentación socioeconómica institucional, justamente lo que el análisis del LLECE no permite aprehender. En ambos modelos, Lectura aparece como el área más afectada por el origen social del alumno. Entonces, en cualquier caso, los indicadores aquí utilizados son predictores notablemente más ajustados y más válidos para captar la intensidad de la segmentación social del sistema escolar en la región.

Finalmente, los resultados indican efectos también en los niveles alumno y país. En el primero, la disminución es muy leve, justamente por la alta segmentación discutida arriba. En el nivel país, en cambio, el efecto es mayor (más de 2 puntos porcentuales) y llega a representar una disminución relativa de 14% en Lectura. Tales modificaciones deben interpretarse con el mismo razonamiento expuesto para el nivel escuela.

Tabla 3
Estimaciones del efecto escolar ajustado. SERCE

Nivel	Estimaciones del LLECE	Modelo incompleto*	Modelo completo*
Matemática			
País	---	---	19,2
Escuela	47	40,8	20,5
Alumno	ξ?	52,3	53,7
Total	ξ?	93,1	93,4
Lectura			
País	---	---	15,3
Escuela	43	33,2	17,2
Alumno	ξ?	56,9	57,5
Total	ξ?	90,1	90,0

Fuente: Base de datos del SERCE, 2007. (*) Cálculos del autor.

Efecto escolar neto

En *Factores asociados...*, se entiende por “efecto escolar neto” al “efecto escolar después de descontar el peso de las variables socioculturales tanto a nivel del estudiante como el de escuela” y su estimación indica “el potencial que tienen las escuelas para mejorar el aprendizaje, después de tomar en consideración el peso del contexto” (Treviño et al., 2010: 31). Como en el modelo se incluyeron los indicadores del alumno individual conjuntamente con su agregación en el nivel escuela (composición), las estimaciones expresaron adecuadamente la intensidad del efecto contextual.

En la mencionada publicación se observó que los efectos escolares netos en Lectura son ostensiblemente menores que los brutos y los ajustados, con una diferencia de 10 puntos porcentuales y que el potencial de la escuela para promover el aprendizaje disminuye al tomar en cuenta las características socioculturales de los estudiantes y de sus escuelas. En Matemática se observó prácticamente el mismo comportamiento. Solo en este punto del análisis *Factores asociados...* aborda el tema de la “segmentación institucional”: los hallazgos mencionados se explicarían por la existencia de “altos niveles de segregación en los sistemas educativos de la región, que agrupan a

estudiantes de condiciones socioculturales similares en las mismas escuelas” (Treviño et al., 2010: 35).

Parece oportuno realizar una breve digresión para volver al significado del concepto de segregación (o segmentación) en el marco de la técnica de análisis que se utiliza en este estudio. Que una variable de composición en el nivel escuela explique una proporción significativa de la varianza en ese nivel no significa necesariamente que haya segmentación. Para lo primero, solo se requiere que el indicador de composición varíe entre las escuelas. Con esta condición, se puede detectar una correlación significativa sin que exista una alta frecuencia de escuelas con intensa concentración de alumnos muy similares respecto de la variable individual con base en la cual se define y calcula la composición. Entonces, la segmentación no se detecta a través del efecto de las variables de composición o grupales. Por el contrario, la segmentación se detecta solo cuando variables definidas en el nivel del alumno individual explican una proporción significativa de la variación en el nivel de agregación superior, es decir, en los rendimientos promedio de las escuelas. Esto es justamente lo que el LLECE no detectó, dado que informa la inexistencia de diferencias entre sus estimaciones de efectos escolares brutos y ajustados, resultado debido muy posiblemente a los indicadores utilizados.

Hecha esta aclaración, presentamos y comentamos las estimaciones del efecto escuela neto con base en los datos e indicadores que se proponen en este trabajo. En la Tabla 4 se presentan los resultados obtenidos cuando se incorporan las dos mediciones de composición \square bien_e y eduf_e \square en el modelo anterior.

Efectivamente, si se atiende a los resultados obtenidos con el modelo de dos niveles del LLECE, se verifica un descenso de 10 y 12 puntos en la variación de los rendimientos promedio de las escuelas en Matemática y Lectura, respectivamente; ello representa un descenso relativo de 21% en Matemática y de 28% en Lectura. Cuando estos valores se comparan con los descensos relativos alcanzados a través del uso de los indicadores propuestos en este trabajo, se constatan marcadas diferencias. En efecto, los descensos relativos de los residuos de Matemática y Lectura en el nivel escuela son 34% y 45%, correspondientemente. Tales discrepancias solo pueden ser atribuidas a las diferencias en las definiciones y metodologías empleadas para generar los indicadores relativos al origen social del alumno y por ende, la composición del alumnado de la escuela.

Pero la imagen se torna aún más distinta en el modelo de tres niveles. El efecto escuela neto de Matemática se estima en 10,6% frente a 37% informado en *Factores asociados...*; en Lectura, esos porcentajes son 16% y 31%, respectivamente. Por otro lado, las variaciones inter-país experimentan también un descenso significativo, situándose en 15,2% en Matemática y 12,8% en Lectura. O sea, la textura socioeconómica de las escuelas también está asociada a la variación en el nivel 3 de agregación: los países.

En el único aspecto en que estas últimas estimaciones son coincidentes con las del LLECE es en la detección de un mayor efecto escuela en Matemática comparado con el de Lectura, lo que avala la conocida hipótesis de que ello “es debido a que los estudiantes obtienen sus conocimientos de Ciencias y Matemática principalmente en la escuela, mientras que las familias pueden ejercer una influencia mayor en el desarrollo del lenguaje y la lectura” (Treviño et al., 2010: 41).

Comparabilidad entre países. Podría hipotetizarse que los resultados obtenidos serían muy diferentes si los predictores hubiesen sido definidos en relación con la situación del país donde fueron medidos. Para despejar esta duda, todos los predictores fueron centrados en relación con el promedio del país correspondiente (ver Tabla 4). Se constata que no hay prácticamente diferencias con el modelo anterior en relación con las estimaciones para el nivel escuela. En el nivel país no se observa prácticamente ninguna diferencia con la estimación en el modelo vacío, debido simplemente a la forma de calcular el nuevo indicador.

Tabla 4
Estimaciones del efecto escolar neto. SERCE

Nivel	Estimaciones del LLECE	Modelos multinivel bivariados*		
		Incompleto	Completo con gran media	Completo con media país
		Matemática		
País	---	---	15,2	21,0
Escuela	37	31,0	16,0	16,5
Alumno	ξ?	52,3	53,7	53,7
Total	ξ?	83,3	84,9	91,2
Lectura				
País	---	---	12,8	17,2
Escuela	31	23,2	10,6	11,0
Alumno	ξ?	56,9	57,5	57,5
Total	ξ?	80,1	80,9	85,7

Fuente: Base de datos del SERCE, 2007. (*) Cálculos del autor.

Las desigualdades entre países

Se está en condiciones ahora de modelar la varianza en el nivel país. Se trata de explorar la asociación de los rendimientos promedio nacionales con indicadores de ese mismo nivel. El primer paso consiste en evaluar esa posible relación con cada uno de los indicadores, uno por vez. En la Tabla 5 se exponen los resultados de esos nuevos cálculos. Sobre la base del valor del test de máxima verosimilitud de cada uno de los modelos, es posible identificar cuáles de los indicadores mantienen una correlación significativa con esos promedios. Los resultados indican que el gasto social en educación expresado como porcentaje del PIB y el coeficiente Gini son dos predictores altamente significativos, aunque el primero es el que consigue explicar la mayor cantidad de varianza en el nivel. Respecto de Matemática, el gasto en educación reduce la varianza-país de 15,2% a 7,4%, es decir, explica más de la mitad de las diferencias de los rendimientos promedio en Matemática entre los países. En Lectura, la reducción es aproximadamente de 35%.

En un segundo paso se explora la posibilidad de que ambos indicadores mantengan un efecto propio aun cuando actúen conjuntamente, aumentando la explicación de la varianza residual. Sin embargo, ninguno de los modelos posibles arrojó resultados positivos. Por lo tanto, el modelo más poderoso y parsimonioso se consigue con el gasto social en educación en relación con el PIB de cada país.

Tabla 5

Valor de la prueba de la razón de verosimilitud y residuos en el nivel país para cada indicador nacional. SERCE

Indicadores nacionales	Valor PRV ^a	Residuos país	
		Matemática	Lectura
Valores de referencia	3688498,2	15,2	12,8
Bienes promedio en el país	3688497,7	---	---
Educación familiar promedio en el país	3688493,1	---	---
PIB <i>per capita</i>	3688496,1	---	---
% población pobre	3688492,7*	11,0	10,3
Gasto en educación / PIB	3688485,9***	7,4	8,4
Coeficiente Gini	3688484,3***	8,2	10,2

Fuente: Base de datos del SERCE. ^aPrueba de máxima verosimilitud. (*) Prob = 0,019; (***) Prob = ≤ 0,001.

Con base en todos los análisis realizados anteriormente, el modelo con el mejor ajuste se expresa formalmente en la Ecuación 1. Los valores estimados de los coeficientes β 's se encuentran en la Ecuación B -1 del Anexo B.

$$\begin{aligned}
 \text{resp}_{ijkl} &\sim N(XB, \Omega) \\
 \text{resp}_{jkl} &\sim N(XB, \Omega) \\
 \text{resp}_{ijkl} &= \beta_0 \text{cons.mat}_{ijkl} + \beta_2 (\text{edu_f-gm}) \cdot \text{mat}_{ijkl} + \beta_4 (\text{bien-gm}) \cdot \text{mat}_{ijkl} + \\
 &\quad \beta_6 (\text{eduf_e-gm}) \cdot \text{mat}_{ijkl} + \beta_8 (\text{bien_e-gm}) \cdot \text{mat}_{ijkl} + \beta_{10} (\text{Edu_pbi-gm}) \cdot \text{mat}_{ijkl} \\
 \beta_{0jkl} &= \beta_0 + f_{0l} + v_{0kl} + u_{0jkl} \\
 \text{resp}_{jkl} &= \beta_1 \text{cons.leng}_{jkl} + \beta_3 (\text{edu_f-gm}) \cdot \text{leng}_{jkl} + \beta_5 (\text{bien-gm}) \cdot \text{leng}_{jkl} + \\
 &\quad \beta_7 (\text{eduf_e-gm}) \cdot \text{leng}_{jkl} + \beta_9 (\text{bien_e-gm}) \cdot \text{leng}_{jkl} + \beta_{11} (\text{Edu_pbi-gm}) \cdot \text{leng}_{jkl} \\
 \beta_{1jkl} &= \beta_1 + f_{1l} + v_{1kl} + u_{1jkl}
 \end{aligned}$$

Ecuación 1. Modelo multinivel bivariado final

Finalmente, cabe preguntarse cuánto de la variación residual inter-país se debe al “caso Cuba”. Para ello, se recalcula el modelo, extrayendo Cuba de la variación en el nivel país. Los residuos país descienden a 7,1% y 7,4% de la variación inicial total de Matemática y Lectura, respectivamente. Ambos cambios son estadísticamente significativos, aunque en Lectura el valor extremo de Cuba explica mayor proporción de la variación inter-país. De cualquier forma, en ambas asignaturas resta una variación inter-país cuya explicación debe buscarse en otros indicadores no considerados en este trabajo.

Conclusiones

El Segundo Estudio Regional Comparativo y Explicativo (SERCE) se propuso conocer el grado de incidencia que tienen los factores extra-escolares y los escolares sobre el nivel y la distribución de los aprendizajes en América Latina y el Caribe. Como en todo estudio de este tipo, se requiere primero, mensurar el efecto de los factores extra-escolares, es decir, determinar la proporción de la varianza dejada sin explicar por tales factores y, a partir de allí, determinar cuánta de esa variación es explicada por los factores propiamente escolares. Se desprende, entonces, que la amplitud del campo posible de acción de las características propias del sistema educativo actual dependerá de la magnitud del efecto de los factores extra-escolares. Ambos aspectos de la realidad del sistema educativo latinoamericano están, entonces, estrechamente relacionados entre sí.

El Laboratorio Latinoamericano de Evaluación de la Calidad de la Educación (LLECE) estimó que, una vez controlados los factores extra-escolares, 37% y 31% de la varianza total de los rendimientos en Matemática y en Lectura, respectivamente, se debían al agrupamiento de los alumnos en las escuelas, es decir, a características propias de las instituciones escolares de los países intervenientes en el estudio (efecto escolar neto). Estas estimaciones lo llevaron a afirmar que “prácticamente la mitad de la variabilidad de los puntajes en Matemática que obtienen los estudiantes de la región se explica por las diferencias de sus establecimientos” y que “los establecimientos de la región poseen un enorme potencial para mejorar el aprendizaje en esta área” (Treviño et al., 2010: 36). Si bien el estudio reconoce el importante peso de los factores extra-escolares, no deja de enfatizar que los aprendizajes dependen en buena medida de la escuela y sus factores.

De acuerdo con sus resultados, el LLECE esbozó recomendaciones para mejorar los aprendizajes de los estudiantes aunque advirtió que la eficacia de la política educativa depende de que se la acompañe con “políticas sociales que atenúen el peso que las desigualdades socioeconómicas ejercen sobre el aprendizaje” (p. 121). Finalmente, con base en los cuestionarios del docente y del director, identificó y dimensionó diversos factores escolares que tendrían un efecto propio sobre el aprendizaje de los alumnos aun después de controlar el efecto de los factores extra-escolares.

La extensa producción de investigaciones en esta área ha mostrado que algunas decisiones metodológicas, tales como la forma de construir los indicadores, la técnica y la estrategia de análisis y la conformación de la base de datos tienen un peso muy importante en los resultados finales al que todo estudio arriba. En el presente trabajo se han reanalizado los datos del SERCE adoptando criterios metodológicos diferentes de los del LLECE. Se han utilizado procedimientos distintos para construir los indicadores del origen social del alumno y de la composición socioeconómica de la escuela y se han definido modelos multinivel bivariados incluyendo el país como un tercer nivel. Además, se han aprovechado las informaciones provenientes del cuestionario del alumno cuando el de familia estaba perdido. Los resultados obtenidos por el LLECE en el análisis de los datos del SERCE se han contrapuesto con los que surgen al aplicar estos criterios metodológicos diferentes.

Estos cambios arrojaron una imagen muy diferente de la expuesta por el LLECE. Una vez controlados los factores extra-escolares, las diferencias entre los promedios de rendimiento de las escuelas en Matemática y Lectura representan 16,0% y 10,6%, respectivamente, es decir, adquieren una importancia relativa muy inferior a la estimada por el LLECE. Por otro lado, las diferencias entre los promedios nacionales resultaron altamente significativas: 15,2% en Matemática y 12,8% en Lectura, lo que no había sido considerado por el LLECE.

Debe tenerse presente que en este análisis no se ha incluido el nivel aula, cuya especificación podría reducir aún más a la estimación del efecto escuela. En otro estudio reciente sobre 9 países latinoamericanos, el efecto escuela neto fue estimado en 10,7% para Matemática y 8,45% para Lengua, con base en modelos multinivel que incluyeron país y aula como niveles (Murillo, 2007: Cuadro 3.3). En Argentina (Cervini, 2009), el efecto-escuela neto respecto de los resultados de una prueba de Matemática de sexto grado de primaria fue estimado en 6,4% a través de un modelo multinivel con cuatro niveles de agregación (estado, municipio, escuela y aula). En ambos casos, el efecto aula neto fue superior al residuo del nivel escuela.

Respecto de las nuevas estimaciones resultantes de la aplicación de algunos criterios metodológicos diferentes de los utilizados por el LLECE, parece oportuno realizar algunas aclaraciones e inferir ciertas consecuencias relativas al tratamiento de los datos del SERCE:

1. Si se desea obtener una representación ajustada a la realidad de América Latina con la totalidad de los datos del SERCE, es ineludible modelizar el nivel país. No hacerlo genera un cuadro distorsionado debido a la sobreestimación del nivel escuela.

2. Los indicadores relativos al origen social del alumno y a la composición socioeconómica de la escuela utilizados en el presente trabajo han demostrado tener una capacidad predictiva y un ajuste a los datos muy superior a los construidos por el LLECE, pues su capacidad de reducir la varianza intra-escuela e inter-escuela es notablemente mayor. Además, la interpretación de su contenido es más directa y menos incierta y ambigua.

3. El resultado anterior convalida el uso de las informaciones provenientes del cuestionario del alumno cuando falta el de familia; ello ha permitido incluir a México en el análisis.

4. En el presente trabajo, el efecto escuela neto ha sido estimado con solo dos indicadores de control (capitales económico y cultural). Otras mediciones disponibles, como trabajo infantil, asistencia al preescolar y repetencia escolar, también tienen efecto propio y, por tanto, su inclusión habría provocado, muy probablemente, una disminución adicional del efecto escuela neto. Entonces, sería incorrecto interpretar el residuo estimado para el nivel escuela como explicable totalmente por factores propiamente escolares.

5. Como consecuencia de los puntos anteriores, la evaluación del efecto propio de los factores escolares realizada por el LLECE para el conjunto de los países latinoamericanos debería ser revista. La mayor bondad de ajuste de los indicadores socioeconómicos podría incidir en las conclusiones relativas a esos factores. Además, no debería descartarse que algunos de tales indicadores varíen en el nivel país y por tanto, aporten a la explicación de la varianza en ese nivel y no en el nivel escuela.

6. Del presente trabajo nada puede inferirse con certeza respecto a cada país en particular. De todas formas, los hallazgos fuertemente discordantes con los informados por el SERCE hacen suponer que también allí se encontrarán diferencias importantes. Esta tarea queda pendiente y será cubierta por un próximo trabajo.

Uno de los hallazgos de mayor implicación política es la acentuación del efecto de los factores extra-escolares sobre el aprendizaje, lo que torna más preocupante la siguiente conclusión del LLECE: “después de considerar las disparidades en las condiciones socioculturales de los estudiantes, las escuelas ven reducida su capacidad de promover los aprendizajes” (Treviño et al., 2010: 131).

La segunda constatación empírica con fuerte contenido político se ubica en el nivel de las diferencias entre los promedios nacionales de rendimiento. De los indicadores utilizados para detectar alguna explicación de esas diferencias, el gasto en educación y el grado de desigualdad en los ingresos (Gini) resultaron los predictores más poderosos. Es decir, no son las diferencias económicas estructurales, medidas a través del PBI *per capita*, las que demuestran esa cualidad.

Políticas gubernamentales tendientes a disminuir los niveles de desigualdad social y a aumentar los gastos en educación en los países con mayor rezago en sus resultados serían eficaces para disminuir las diferencias nacionales en los logros de aprendizaje.

Finalmente, es pertinente una aclaración acerca de la interpretación global de los hallazgos. Ellos se refieren a la realidad del conjunto de los sistemas educativos de los países intervenientes, es decir, son parámetros que describen cómo funcionan *actualmente* esos sistemas. Profundas transformaciones macro-sociales o educativas podrían producir cambios en los parámetros anteriormente estimados. Por ejemplo, la introducción de cambios en la organización o en la cultura de la institución escolar, así como en sus prácticas educativas, podrían producir mayor heterogeneidad en el nivel escuela y aumentar la importancia relativa de la escuela en la explicación de las diferencias en los aprendizajes. La extensión de prácticas pedagógicas inclusivas y más adecuadas a las necesidades de los amplios contingentes de alumnos con carencias socioeconómicas se expresaría en un descenso en la fuerza predictiva de esas carencias y en un aumento de la importancia relativa de la escuela como factor de distribución de aprendizajes.

El ideal democrático propugna que no debería haber diferencias entre las escuelas respecto al nivel y a la distribución de los aprendizajes, y si las hubiere, no deberían explicarse por ninguno de los principios de estratificación social operantes en la sociedad o por diferencias en el acceso a insumos escolares que condicionan los aprendizajes. Los datos analizados reflejan una realidad bastante lejana de ese ideal.

Referencias

- Aitkin, M. & Longford, N. (1986). Statistical modelling issues in school effectiveness. *Journal of the Royal Statistical Society, Series A*, 149, 1-42.
- Bryk, A. & Raudenbush, S. (1992). *Hierarchical linear models for social and behavioral research: Applications and data analysis methods*. Newbury Park, CA: Sage Publications.
- Cervini, R. (2006). Los efectos de la escuela y del aula sobre el logro en Matemática y en Lengua de la educación secundaria. Un modelo multinivel. *Perfiles Educativos*, vol. XXVIII(12); 68-97. Recuperado el 10 de julio de 2011 de:
<http://redalyc.uaemex.mx/redalyc/src/inicio/ArtPdfRed.jsp?iCve=13201204>
- Cervini, R. y Dari, N. (2008). Algunos problemas metodológicos en los estudios de eficacia escolar: una ilustración empírica. En: H. Valdés (Ed). *Eficacia escolar y factores asociados en América Latina y el Caribe* (pp. 49-59). Santiago: OREALC/UNESCO Santiago.
- Cervini, R. (2009). Class, school, municipal and state effects on mathematic achievement in Argentina: A multilevel analysis. *School Effectiveness and School Improvement*, 20(2); 319-340.
- Gempf, R., Denegri, M., Caprile, C., Cortés, L., Quesada, M. & Sepúlveda, J. (2006). Medición de la alfabetización económica en niños: oportunidades diagnósticas con el modelo de crédito parcial. *Psykhe*, 15(1). Recuperado el 14 de septiembre de 2011 de:
http://www.scielo.cl/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0718
- Goldstein, H. (1995). *Multilevel Statistical Models*. Londres: Edward Arnold.
- Murillo, J. (2007). (Coord.). *Investigación iberoamericana sobre eficacia escolar*. Bogotá: Nomos Editores.
- Opdenakker, M. & Van Damme, J. (2000). The importance of identifying in multilevel analysis: An illustration of the effects of ignoring the top or intermediate levels in school effectiveness research. *School Effectiveness and School Improvement*, 11(1); 103-130.
- SERCE (2007). Bases de datos del SERCE. Recuperado el 8 de junio de 2011 de:
<http://www.inee.edu.mx/index.php/bases-de-datos/bases-de-datos-serce>

- Stenner, A., Burdick, D. & Stone, M. (2009). Indexing vs. measuring. *Rasch Measurement Transactions*, 22(4), 1176-7. Recuperado el 10 de julio de 2011 de:
<http://www.rasch.org/rmt/rmt224b.htm>
- Stenner, A. J., Burdick, D. S. & Stone, M. H. (2008). Formative and reflective models: Can a Rasch analysis tell the difference? *Rasch Measurement Transactions*, 22(1); 1152-1153. Recuperado el 10 de julio de 2011 de: www.rasch.org/rmt/rmt221.pdf
- Treviño, E. (Ed.) (2007). *Reporte técnico SERCE*. Santiago: OREALC/UNESCO Santiago.
- Treviño, E.; Valdés, H.; Castro, M. Costilla, R.; Pardo, C. y Donoso Rivas, F. (2010). *Factores asociados al logro cognitivo de los estudiantes de América Latina y el Caribe*. Santiago: OREALC/UNESCO Santiago.
- Van den Noortgate, W., Opdenakker, M. & Onghena, P. (2005). The effects of ignoring a level in multilevel analysis. *School Effectiveness and School Improvement*, 16(3); 281-303.

Anexo A

Tabla A-1
Indicadores nacionales

País	PIB pc	%pobreza	Gasto educ / PIB	Gini
Argentina	6779	21	4935	0.519
Brasil	7206	30	4660	0.590
Colombia	4613	46	3110	0.580
Costa Rica	5867	19	5260	0.484
Chile	9652	14	3275	0.522
Cuba	5149	14	1390	0.456
Ecuador	3400	43	2580	0.540
El Salvador	3339	48	3140	0.478
Nuevo León*	9408	35	3870	0.506
Guatemala	2577	55	2985	0.585
México	9408	35	3870	0.506
Nicaragua	1034	62	4915	0.532
Panamá	5954	29	3970	0.524
Paraguay	2083	61	4015	0.548
Perú	3858	39	2770	0.500
Rep. Dominicana	4289	46	2045	0.556
Uruguay	7503	18	3520	0.456

Fuente: CEPAL – CEPALSTAT <http://websie.eclac.cl/sisgen/ConsultaIntegrada.asp>

Comisión Económica para América Latina y el Caribe. División de Desarrollo Social. Base de datos sobre gasto social. División de Estadística y Proyecciones Económicas. Unidad de Estadísticas Sociales, sobre la base de tabulaciones especiales de las encuestas de hogares de los respectivos países

Nota:

PIB pc: Producto Interno Bruto *per capita*.

%pobreza: Porcentaje de la población total por debajo de la línea de pobreza-2007

El Salvador: 2009; Nicaragua y Colombia: 2005; Argentina y Guatemala: 2006;
México: 2008; Argentina y Uruguay: área urbana.

Gasto educ/PIB: Gasto público social en educación como porcentaje del producto interno bruto.

Gini: Coeficiente Gini; Cuba = menor valor (Uruguay)

* A Nuevo León se le asignan los valores de México.

Anexo B

Ecuación B-1

Estimaciones del modelo multinivel bivariado final

$$\text{resp}_{ijkl} \sim N(XB, \Omega)$$

$$\text{resp}_{jkl} \sim N(XB, \Omega)$$

$$\text{resp}_{ijkl} = \beta_{0jkl}\text{cons.mate}_{ijkl} + 0.096(0.004)(\text{edu_f-gm}).\text{mate}_{ijkl} + 0.161(0.019)(\text{bien-gm}).\text{mate}_{ijkl} + \\ 0.300(0.031)(\text{eduf_e-gm}).\text{mate}_{ijkl} + 0.492(0.108)(\text{bien_e-gm}).\text{mate}_{ijkl} + 12.147(2.911)(\text{Edu_pbi-gm}).\text{mate}_{ijkl}$$

$$\beta_{0jkl} = 507.634(7.419) + f_{0l} + v_{0kl} + u_{0jkl}$$

$$\text{resp}_{jkl} = \beta_{1jkl}\text{cons.lect}_{jkl} + 0.109(0.004)(\text{edu_f-gm}).\text{lect}_{jkl} + 0.182(0.019)(\text{bien-gm}).\text{lect}_{jkl} + \\ 0.308(0.025)(\text{eduf_e-gm}).\text{lect}_{jkl} + 0.828(0.088)(\text{bien_e-gm}).\text{lect}_{jkl} + 8.666(2.939)(\text{Edu_pbi-gm}).\text{lect}_{jkl}$$

$$\beta_{1jkl} = 508.159(7.499) + f_{1l} + v_{1kl} + u_{1jkl}$$

$$\begin{bmatrix} f_{0l} \\ f_{1l} \end{bmatrix} \sim N(0, \Omega_f) : \Omega_f = \begin{bmatrix} 916.704(322.818) & \\ & 765.546(298.453) \end{bmatrix} \quad 943.714(328.935)$$

$$\begin{bmatrix} v_{0kl} \\ v_{1kl} \end{bmatrix} \sim N(0, \Omega_v) : \Omega_v = \begin{bmatrix} 1981.202(66.897) & \\ & 1250.524(47.523) \end{bmatrix} \quad 1181.922(42.664)$$

$$\begin{bmatrix} u_{0jkl} \\ u_{1jkl} \end{bmatrix} \sim N(0, \Omega_u) : \Omega_u = \begin{bmatrix} 6654.181(31.928) & \\ & 3039.701(24.679) \end{bmatrix} \quad 6439.092(30.988)$$

$-2 * \log likelihood(IGLS Deviance) = 2052342.653$ (177642 of 183948 cases in use)

Sobre el Autor

Rubén Alberto Cervini
Universidad Nacional de Quilmes

Correo electrónico: racervini@fibertel.com.ar

Rubén Cervini es profesor titular en el Departamento de Ciencias Sociales de la Universidad Nacional de Quilmes y Consultor de la Dirección Nacional de Información y Evaluación de la Calidad, Ministerio de Educación de la Nación, Argentina. Línea de investigación: Factores escolares y extra-escolares del aprendizaje escolar.

archivos analíticos de políticas educativas

Volumen 20 Número 39

3 de diciembre 2012

ISSN 1068-2341



SOME RIGHTS RESERVED Los/as lectores/as pueden copiar, mostrar, y distribuir este artículo, siempre y cuando se de crédito y atribución al autor/es y a Archivos Analíticos de Políticas Educativas, se distribuya con propósitos no-comerciales, no se altere o transforme el trabajo original. Más detalles de la licencia de Creative Commons se encuentran en <http://creativecommons.org/licenses/by-nc-sa/3.0> Cualquier otro uso debe ser aprobado en conjunto por el autor/es, o AAPE/EPAA. AAPE/EPAA es publicada por el *Mary Lou Fulton Teachers College, Arizona State University*. Los artículos que aparecen en AAPE son indexados en CIRC (Clasificación Integrada de Revistas Científicas, España) DIALNET (España), [Directory of Open Access Journals](#), EBSCO Education Research Complete, , ERIC, Education Full Text (H.W. Wilson), QUALIS A2 (Brasil), SCImago Journal Rank; SCOPUS, SOCOLAR (China)

Contribuya con comentarios y sugerencias en <http://epaa.info/wordpress/>

Por errores y sugerencias contacte a Fischman@asu.edu.

archivos analíticos de políticas educativas
consejo editorial

Editor: **Gustavo E. Fischman** (Arizona State University)

Editores. Asociados **Alejandro Canales** (UNAM) y **Jesús Romero Morante** (Universidad de Cantabria)

Armando Alcántara Santuario Instituto de Investigaciones sobre la Universidad y la Educación, UNAM México

Claudio Almonacid Universidad Metropolitana de Ciencias de la Educación, Chile

Pilar Arnaiz Sánchez Universidad de Murcia, España

Xavier Besalú Costa Universitat de Girona, España

Jose Joaquín Brunner Universidad Diego Portales, Chile

Damián Canales Sánchez Instituto Nacional para la Evaluación de la Educación, México

María Caridad García Universidad Católica del Norte, Chile

Raimundo Cuesta Fernández IES Fray Luis de León, España

Marco Antonio Delgado Fuentes Universidad Iberoamericana, México

Inés Dussel FLACSO, Argentina

Rafael Feito Alonso Universidad Complutense de Madrid. España

Pedro Flores Crespo Universidad Iberoamericana, México

Verónica García Martínez Universidad Juárez Autónoma de Tabasco, México

Francisco F. García Pérez Universidad de Sevilla, España

Edna Luna Serrano Universidad Autónoma de Baja California, México

Alma Maldonado Departamento de Investigaciones Educativas, Centro de Investigación y de Estudios Avanzados, México

Alejandro Márquez Jiménez Instituto de Investigaciones sobre la Universidad y la Educación, UNAM México

José Felipe Martínez Fernández University of California Los Angeles, USA

Fanni Muñoz Pontificia Universidad Católica de Perú

Imanol Ordorika Instituto de Investigaciones Económicas – UNAM, México

Maria Cristina Parra Sandoval Universidad de Zulia, Venezuela

Miguel A. Pereyra Universidad de Granada, España

Monica Pini Universidad Nacional de San Martín, Argentina

Paula Razquin UNESCO, Francia

Ignacio Rivas Flores Universidad de Málaga, España

Daniel Schugurensky Universidad de Toronto-Ontario Institute of Studies in Education, Canadá

Orlando Pulido Chaves Universidad Pedagógica Nacional, Colombia

José Gregorio Rodríguez Universidad Nacional de Colombia

Miriam Rodríguez Vargas Universidad Autónoma de Tamaulipas, México

Mario Rueda Beltrán Instituto de Investigaciones sobre la Universidad y la Educación, UNAM México

José Luis San Fabián Maroto Universidad de Oviedo, España

Yengny Marisol Silva Laya Universidad Iberoamericana, México

Aida Terrón Bañuelos Universidad de Oviedo, España

Jurjo Torres Santomé Universidad de la Coruña, España

Antoni Verger Planells University of Amsterdam, Holanda

Mario Yapu Universidad Para la Investigación Estratégica, Bolivia

arquivos analíticos de políticas educativas
conselho editorial

Editor: **Gustavo E. Fischman** (Arizona State University)

Editores Associados: **Rosa Maria Bueno Fisher e Luis A. Gandin**
(Universidade Federal do Rio Grande do Sul)

Dalila Andrade de Oliveira Universidade Federal de
Minas Gerais, Brasil

Paulo Carrano Universidade Federal Fluminense, Brasil

Alicia Maria Catalano de Bonamino Pontifícia
Universidade Católica-Rio, Brasil

Fabiana de Amorim Marcello Universidade Luterana
do Brasil, Canoas, Brasil

Alexandre Fernandez Vaz Universidade Federal de
Santa Catarina, Brasil

Gaudêncio Frigotto Universidade do Estado do Rio de
Janeiro, Brasil

Alfredo M Gomes Universidade Federal de
Pernambuco, Brasil

Petronilha Beatriz Gonçalves e Silva Universidade
Federal de São Carlos, Brasil

Nadja Herman Pontifícia Universidade Católica –Rio
Grande do Sul, Brasil

José Machado País Instituto de Ciências Sociais da
Universidade de Lisboa, Portugal

Wenceslao Machado de Oliveira Jr. Universidade
Estadual de Campinas, Brasil

Jefferson Mainardes Universidade Estadual de Ponta
Grossa, Brasil

Luciano Mendes de Faria Filho Universidade Federal
de Minas Gerais, Brasil

Lia Raquel Moreira Oliveira Universidade do Minho,
Portugal

Belmira Oliveira Bueno Universidade de São Paulo,
Brasil

António Teodoro Universidade Lusófona, Portugal

Pia L. Wong California State University Sacramento,
U.S.A

Sandra Regina Sales Universidade Federal Rural do Rio
de Janeiro, Brasil

Elba Siqueira Sá Barreto Fundação Carlos Chagas,
Brasil

Manuela Terrasêca Universidade do Porto, Portugal

Robert Verhine Universidade Federal da Bahia, Brasil

Antônio A. S. Zuin Universidade Federal de São Carlos,
Brasil

education policy analysis archives
editorial board

Editor **Gustavo E. Fischman** (Arizona State University)

Associate Editors: **David R. Garcia & Jeanne M. Powers** (Arizona State University)

Jessica Allen University of Colorado, Boulder

Gary Anderson New York University

Michael W. Apple University of Wisconsin, Madison

Angela Arzubiaga Arizona State University

David C. Berliner Arizona State University

Robert Bickel Marshall University

Henry Braun Boston College

Eric Camburn University of Wisconsin, Madison

Wendy C. Chi* University of Colorado, Boulder

Casey Cobb University of Connecticut

Arnold Danzig Arizona State University

Antonia Darder University of Illinois, Urbana-Champaign

Linda Darling-Hammond Stanford University

Chad d'Entremont Strategies for Children

John Diamond Harvard University

Tara Donahue Learning Point Associates

Sherman Dorn University of South Florida

Christopher Joseph Frey Bowling Green State University

Melissa Lynn Freeman* Adams State College

Amy Garrett Dikkers University of Minnesota

Gene V Glass Arizona State University

Ronald Glass University of California, Santa Cruz

Harvey Goldstein Bristol University

Jacob P. K. Gross Indiana University

Eric M. Haas WestEd

Kimberly Joy Howard* University of Southern California

Aimee Howley Ohio University

Craig Howley Ohio University

Steve Klees University of Maryland

Jaekyung Lee SUNY Buffalo

Christopher Lubienski University of Illinois, Urbana-Champaign

Sarah Lubienski University of Illinois, Urbana-Champaign

Samuel R. Lucas University of California, Berkeley

Maria Martinez-Coslo University of Texas, Arlington

William Mathis University of Colorado, Boulder

Tristan McCowan Institute of Education, London

Heinrich Mintrop University of California, Berkeley

Michele S. Moses University of Colorado, Boulder

Julianne Moss University of Melbourne

Sharon Nichols University of Texas, San Antonio

Noga O'Connor University of Iowa

João Paraskveva University of Massachusetts, Dartmouth

Laurence Parker University of Illinois, Urbana-Champaign

Susan L. Robertson Bristol University

John Rogers University of California, Los Angeles

A. G. Rud Purdue University

Felicia C. Sanders The Pennsylvania State University

Janelle Scott University of California, Berkeley

Kimberly Scott Arizona State University

Dorothy Shipps Baruch College/CUNY

Maria Teresa Tattó Michigan State University

Larisa Warhol University of Connecticut

Cally Waite Social Science Research Council

John Weathers University of Colorado, Colorado Springs

Kevin Welner University of Colorado, Boulder

Ed Wiley University of Colorado, Boulder

Terrence G. Wiley Arizona State University

John Willinsky Stanford University

Kyo Yamashiro University of California, Los Angeles

* Members of the New Scholars Board