

## El impacto en el aprendizaje del programa Una Laptop por Niño. La evidencia de Uruguay\*

The Impact on Learning of a One Laptop per Child Program.  
Evidence from Uruguay

*Gioia de Melo, Alina Machado y Alfonso Miranda\*\**

### ABSTRACT

*Background:* In recent years many countries have made substantial investments in One Laptop per Child (OLPC) programs, while others are about to start implementing this type of interventions. This paper contributes to the study of the effect of OLPC programs on students reading and math scores using a quasi-experimental design and data from Uruguay, the first country to implement an OLPC program at a national scale: Plan CEIBAL.

*Methods:* We use a difference-in-difference strategy (DiD) to estimate the impact of Plan CEIBAL on educational achievement. The analysis exploits the fact that the rollover of the program was based on geographic criteria and not on students' school performance. The exact date at which each student received the laptop is available. This gives us the ability to calculate with no error a continuous measure of treatment as the number of days that each student has been exposed to the program by the time of the follow-up date (normalized to years). We control

\* Artículo recibido 7 de abril de 2015 y aceptado el 11 de agosto de 2016. Este proyecto se financió mediante una beca de investigación concedida por el Centro CEIBAL, así como por la Administración Nacional de Educación Pública (ANEP). Este trabajo no habría sido posible sin la cooperación de la División de Investigación, Evaluación y Estadística (DIEE, de la ANEP) y el acceso a los registros administrativos que nos facilitó dicho centro. Queremos expresar nuestro agradecimiento particularmente a Julián Cristia y a un dictaminador anónimo de *El Trimestre Económico* por sus comentarios. También agradecemos la cooperación de los investigadores del Instituto de Economía (Universidad de la República), Rodrigo Arim (decano de la Facultad de Economía, Universidad de la República), Andrés Peri (DIEE, ANEP), Alejandro Retamoso (DIEE, ANEP), Cecilia Marconi (Centro CEIBAL), Gonzalo Graña (Centro CEIBAL), así como los comentarios de Yu Zhu. Los errores remanentes son responsabilidad de los autores. [Traducción del inglés de Fausto José Trejo.]

\*\* Gioia de Melo, Universidad de la República y Centro de Estudios Fiscales (correo electrónico: gioiademelo@iecon.ccee.edu.uy). Alina Machado, Universidad de la República (correo electrónico: alina@iecon.ccee.edu.uy). Alfonso Miranda, CIDE (correo electrónico: alfonso.miranda@cide.edu).

for potential systematic differences in school improvement over time between schools in Montevideo (the capital of Uruguay) and the rest of Uruguay.

*Results:* Our findings suggest that the program did not have an impact on reading and math scores. We also do not find heterogeneous effects across children with different mother's education. When analyzing descriptive data on the frequency of laptop use during class, we observe that every-day use of laptops in class is not widespread across all public schools. Besides, laptops' main use in class is to search for information in the internet rather than for training using drills and exercises. A particularly important feature of the program is that teacher training has been, up to now, optional.

*Conclusions:* Our results suggest that in the first two years of its implementation Plan CEIBAL had no effects on math or reading scores.

*Key words:* technology, education, impact evaluation. *JEL Classification:* I21, I28.

## RESUMEN

*Antecedentes:* En los últimos años muchos países han realizado inversiones sustanciales en los programas Una Laptop por Niño (OLPC, por sus siglas en inglés), en tanto que otros están por implementar este tipo de intervenciones. Este artículo contribuye al estudio del efecto que tienen los programas OLPC en el desempeño de los estudiantes en lectura y matemáticas y, para ello, utiliza un diseño cuasi experimental basado en datos de Uruguay, el primer país en implementar un programa OLPC a escala nacional: el Plan CEIBAL.

*Métodos:* Empleamos una estrategia de diferencias en diferencias (DiD) para estimar el impacto del Plan CEIBAL en el desempeño educativo. El análisis explota especialmente el hecho de que el despliegue del programa se basó en criterios geográficos y no en el rendimiento escolar de los estudiantes. Se cuenta con la fecha exacta en que se le entregó la laptop a cada estudiante de la muestra. Ello nos permite hacer una medición continua y sin margen de error del tratamiento con base en el número de días en que cada estudiante ha estado expuesto al Plan CEIBAL al llegar la fecha de seguimiento (normalizado a años). Se controla por las diferencias sistemáticas que se dan potencialmente a lo largo del tiempo respecto a un mejor aprovechamiento escolar entre las escuelas en la capital, Montevideo, y el resto de Uruguay.

*Resultados:* Nuestros resultados sugieren que el programa no tuvo impacto en las calificaciones en lectura y matemáticas. Tampoco encontramos efectos heterogéneos entre alumnos cuyas madres poseen distintos niveles de educación. Al analizar la evidencia descriptiva sobre la frecuencia de uso de la laptop en clase,

observamos que su uso diario no está generalizado en todas las escuelas públicas. Además, su principal uso en clase consiste en la búsqueda de información en internet y no en la capacitación mediante ejercicios o prácticas de repetición. Una característica particularmente importante del programa es que la capacitación a los docentes ha sido opcional hasta el momento.

*Conclusiones:* Nuestros resultados sugieren que, en los primeros dos años de su implementación, el Plan CEIBAL no tuvo efecto en los puntajes de matemáticas y lectura.

*Palabras clave:* tecnología, educación, evaluación del impacto. *Clasificación JEL:* I21, I28.

## INTRODUCCIÓN

En los últimos años muchos países han realizado inversiones significativas en los programas Una Laptop por Niño (OLPC, por sus siglas en inglés), en tanto que otros países están por implementar este tipo de intervenciones. Tal como dice su nombre, los programas OLPC proporcionan a los estudiantes una laptop diseñada para promover el aprendizaje. Se ha sostenido que el uso de computadoras puede tener una repercusión favorable en los resultados educativos al ajustar el contenido académico a las necesidades de cada estudiante (Hornbeck, 1991; Koedinger *et al.*, 1997, citado por Bulman y Fairlie, 2015; Fullan y Langworthy, 2013). Adicionalmente, las computadoras pueden aumentar la cantidad de instrucción que reciben los estudiantes en la medida en que utilizan programas educativos asistidos por computadoras sin supervisión directa de un maestro (Cuban, 1993; Barrow, Markman y Rouse, 2009, citado por Bulman y Fairlie, 2015). Asimismo, Hornbeck (1991), Cuban (2003) y Fullan y Langworthy (2013) argumentan que, en virtud de su naturaleza interactiva, la instrucción asistida por computadora puede motivar el proceso de aprendizaje de los niños más efectivamente que los métodos tradicionales al auspiciar el aprendizaje autodirigido.<sup>1</sup> En cambio, Belo, Ferreira y Telang

<sup>1</sup> Hornbeck (1991), citado por Cuban (1993: 188), afirma: “La computadora motiva. No se apresura a emitir juicios severos. Informa al estudiante acerca de su éxito o fracaso sin hacerle ver mediante palabras o acciones que es capaz o inepto. Al individualizar el aprendizaje, la computadora permite al educando aprender a su propio ritmo. En la mayoría de los casos, el estudiante dispone de un grado mucho mayor de autonomía que en muchos otros ámbitos donde la guía es el maestro... Gracias a esas cualidades genéricas, el estudiante siente a menudo que es él quien está a cargo del proceso. Este rasgo se halla ausente en la vida de muchos estudiantes, en especial en el caso de aquellos que, debido a limitaciones o discapacidades ambientales, físicas, mentales o lingüísticas, se encuentran en riesgo”.

(2014) han propuesto un modelo de acuerdo con el cual el lapso de tiempo transcurrido frente a una computadora bien puede ser improductivo. El presente trabajo se propone contribuir al estudio del efecto que tienen los programas OLPC en los resultados obtenidos por los estudiantes en lectura y matemáticas; para ello, utiliza un diseño cuasi experimental basado en datos de Uruguay, que es el primer país en implementar un programa OLPC a escala nacional (el Plan CEIBAL)<sup>2</sup> y que al día de hoy es uno de los programas más grandes del mundo con cerca de un millón de equipos distribuidos.<sup>3</sup>

Si bien la literatura sobre las repercusiones del empleo de computadoras en el progreso educativo es relativamente abundante, sus hallazgos siguen siendo dispares. Fairlie y Robinson (2013) concluyen que el uso de las computadoras en el hogar no tiene efecto alguno en los resultados que obtienen los niños, mientras que Vigdor y Ladd (2010), así como Malamud y Pop-Eleches (2011), reportan un efecto negativo. De modo similar, Angrist y Lavy (2002) estudian el impacto de las computadoras en la escuela y encuentran un efecto negativo, mientras que Machin, McNally y Silva (2007) hallan lo contrario.

Banerjee *et al.* (2007) se concentran en el impacto de un software específico en matemáticas y hallan que los efectos son positivos. Desafortunadamente, se trata de efectos de escasa duración, que se esfuman un año después de que ha tenido lugar el tratamiento. Carrillo, Onofa y Ponce (2010), al evaluar un proyecto que proporciona instrucción asistida por computadora en matemáticas y lectura, encuentran que hay efectos positivos en matemáticas pero no existe efecto en lectura. Mediante un experimento de control aleatorio, Mo *et al.* (2013) examinan el impacto de una intervención en 13 escuelas para migrantes en Pekín. La intervención involucró la distribución de laptops con un software de enseñanza remedial instalado más una sesión de capacitación en el uso de computadoras. A los maestros no se les dio capacitación sobre cómo usar una computadora a fin de mejorar el proceso de enseñanza y aprendizaje. Los autores reportaron un efecto positivo en matemáticas (si bien sólo resultó significativo a 10%), pero no en lectura.

<sup>2</sup> Conectividad Educativa de Informática Básica para el Aprendizaje en Línea.

<sup>3</sup> Los estudiantes y maestros de las escuelas públicas de primaria (así como, en fecha más reciente, los de secundaria) recibieron una laptop y tuvieron acceso a internet. Para octubre de 2013 el Plan CEIBAL había repartido, en efecto, un millón de laptops. Esta cifra rebasa al número de beneficiarios debido a que, al entrar a la secundaria, las XO son reemplazadas por laptops más potentes.

Hasta ahora, la evidencia en el campo de la evaluación de impacto de los programas OLPC proviene sólo de un estudio implementado en Perú. Cristia *et al.* (2012) reportan resultados basados en un experimento de control aleatorio de gran escala en 319 escuelas públicas en comunidades pequeñas y pobres de Perú. La mayoría de las escuelas tratadas no tenía acceso a internet y la distribución de laptops no estuvo acompañada con sesiones de entrenamiento para mostrar a los maestros cómo usar las computadoras en mejorar la enseñanza y el aprendizaje. Escuelas control y tratamiento fueron seguidas por 15 meses. Los autores no registraron efecto en matemáticas o en lectura, aun cuando sí se detectó un impacto estadísticamente significativo en habilidades cognitivas, medido por la prueba de matrices progresivas de Raven.<sup>4</sup>

A diferencia del estudio de Cristia *et al.* (2012), nuestro estudio no se propone evaluar el impacto del programa OLPC en el marco de escuelas rurales ubicadas en comunidades desfavorecidas. En contraste, nuestro trabajo se enfoca en analizar una muestra representativa de las escuelas de Uruguay, ya sea urbanas o rurales. Utilizamos una estrategia de diferencias en diferencias (DiD) para calcular el impacto del Plan CEIBAL sobre el logro académico. El análisis explota el hecho de que el plan de despliegue del programa obedeció a un criterio geográfico y no al rendimiento escolar de los estudiantes. Además, se tiene información de la fecha exacta en que cada estudiante recibió su laptop, lo cual nos permitió obtener una medida continua de tratamiento con base en el número de días que cada estudiante estuvo expuesto al Plan CEIBAL al llegar la fecha de seguimiento (normalizada a años). Se controla por diferencias sistemáticas en la trayectoria de aprendizaje a lo largo del tiempo entre escuelas en la capital, Montevideo, y el resto de Uruguay. Asimismo, dado que al interior de cada escuela existe variación en la fecha de entrega, podemos controlar —con modelos de efectos fijos individuales— por posible heterogeneidad entre centros educativos en su trayectoria de aprendizaje a lo largo del tiempo en ausencia del programa (es decir, permitimos que cada centro educativo siga una trayectoria de aprendizaje diferente en función de características inobservables a nivel escuela que varían en el tiempo).

Nuestras principales estimaciones se basan en un panel de estudiantes

<sup>4</sup> Existe un estudio subsecuente, desarrollado en Nepal y no disponible hasta la fecha en la red (Sharma, 2012), en el que, utilizando un estimador DiD, se aplicó un diseño cuasi experimental; de acuerdo con sus resultados, el efecto en la lectura fue negativo, mientras que no hubo ningún efecto en matemáticas.

que fueron entrevistados por vez primera en octubre de 2006, cuando cursaban tercero de primaria, y que fueron entrevistados de nuevo en octubre de 2009, cuando casi todos cursaban sexto año (esto es, el último año de primaria). Para finales de este año, todos los estudiantes de primaria tenían en las manos sus laptops. Pero mientras que algunos habían participado en el programa durante casi dos años, otros tenían menos de un mes de haber iniciado. Esta variación en la intensidad de tratamiento es lo que nos permite identificar el efecto causal del Plan CEIBAL en los resultados obtenidos por los niños, neto de características individuales observadas y no observadas, y controlando por potenciales diferencias en la trayectoria de aprendizaje entre regiones y escuelas a lo largo del tiempo.

Nuestros hallazgos indican que el programa no tuvo impacto en los puntajes de lectura o matemáticas. Estos resultados se mantienen si la variación de tratamiento intraescuela es desechada y el impacto del programa se estima analizando un panel de escuelas que solamente explota la variación de tratamiento entre escuelas, permitiendo únicamente heterogeneidad en la trayectoria de aprendizaje entre escuelas en Montevideo y escuelas en el resto de Uruguay en ausencia del programa. El estudio provee una pista de por qué no hallamos efecto sobre los puntajes de lectura y matemáticas, ya que tenemos información sobre el uso de las laptops en clase y encontramos que los maestros solicitan a sus alumnos que usen la laptop principalmente para hacer búsquedas de información en internet. También, hasta ahora la capacitación en el uso de la laptop ha sido opcional en contrapunto de Fullanm Watson y Anderson (2013) que argumentan que el reto es entrenar al maestro para lograr el uso permanente de la laptop y su incorporación en las prácticas pedagógicas.

Este trabajo está organizado del siguiente modo: la sección I describe el programa y el conjunto de datos analizados; la sección II aborda la estrategia de identificación; la sección III presenta los resultados, y finalmente se presentan las conclusiones.

## I. ANTECEDENTES Y CONJUNTO DE DATOS POR ANALIZAR

### 1. *El programa OLPC en Uruguay: el Plan CEIBAL*

El objetivo central del Plan CEIBAL es promover la inclusión digital entre los niños uruguayos. Se propone igualmente elevar el nivel de aprendizaje tan-

to en la escuela como en el hogar.<sup>5</sup> Provee a los estudiantes y maestros de las escuelas públicas de primaria (y, en fecha más reciente, a los de secundaria) de una laptop y de acceso a internet.<sup>6</sup> Los estudiantes a quienes se les dio una laptop (XO) mientras cursaban la primaria son instados a intercambiarla por laptops de tecnología más avanzada durante la secundaria.<sup>7</sup> Para octubre de 2013, el Plan CEIBAL había repartido un millón de laptops —cada una con un costo de alrededor de 180 dólares—, y el número de estudiantes beneficiados por esta medida se estima en aproximadamente unos 625 000.<sup>8</sup> La cantidad de laptops distribuidas rebasa el número de beneficia-rios debido precisamente al intercambio por computadoras portátiles más sofisticadas de los que hemos hablado.

El acceso a internet, que es de tipo inalámbrico, cubre no sólo las escuelas sino también otras áreas como las plazas públicas. Los estudiantes a menudo entran a la red ya sea mediante el Wi-Fi de su centro escolar o el internet gratuito que está disponible en los lugares públicos (como ya explicamos, son libres de llevarse el equipo). El software instalado en las computadoras contiene programas estandarizados para escribir, hacer cálculos, correr programación gráfica de gestión ambiental (Tortugarte, Etoys, Scratch, Pippy), navegar por la web (Navegar), dibujar y diseñar (Tuxpaint, Pintar), estudiar geografía (Geo gebra/Dr. Geo, Conozco Uruguay), tomar fotografías y hacer videos, producir y editar sonidos musicales (Tam tam mini, Sara), aprender inglés (English for fun), participar en juegos (Laberinto) y abrir libros.

La iniciativa fue lanzada en una provincia que fungió de programa piloto en 2007.<sup>9</sup> Durante el primer semestre de 2008 se distribuyeron laptops predominantemente en las escuelas de las provincias occidentales y en el segundo semestre de ese año el turno les correspondió a las orientales; en 2009 quedaron cubiertas Montevideo y Canelones (provincia en las inmediaciones de Montevideo). Para octubre del mismo año, se les había obsequiado una laptop a todos los estudiantes y maestros de las escuelas públicas de

<sup>5</sup> Decretos presidenciales del 18 de abril de 2007 y del 15 de diciembre de 2008.

<sup>6</sup> En Uruguay la educación pública está muy expandida. Aproximadamente el 80% de los niños del nivel de primaria acude a escuelas públicas.

<sup>7</sup> La XO es una clase de laptop empleada por los programas OLPC.

<sup>8</sup> El número de personas socorridas excluye a los estudiantes de nivel preescolar. Éstos también pueden usar una laptop en el aula, pero se les prohíbe que la lleven a casa.

<sup>9</sup> Florida, la primera provincia en recibir laptops hacia finales de 2007, fue seleccionada por su cercanía con Montevideo.

primaria (UNESCO, 2011: 34). El gobierno decidió comenzar por repartir laptops en las provincias y terminar en la capital a fin de efectuar un viraje en las políticas centralistas que siempre ha auspiciado (Balaguer, 2010).

Debe advertirse que CEIBAL es una institución que rinde cuentas directamente al presidente. En calidad de tal, no forma parte de la Administración Nacional de Educación Pública (ANEP), la autoridad central responsable de la educación en Uruguay. Aun cuando en virtud de este rasgo distintivo se aceleró la implementación del programa, esto también conllevó dificultades para establecer una coordinación entre los maestros con la fluidez que hubiera sido deseable. Ya desde el comienzo, los cursos que se ofrecían a los maestros (con clases tanto presenciales como en línea) eran sólo opcionales. La capacitación tenía carácter obligatorio únicamente en el caso de los inspectores y los maestros que, fungiendo de consultores externos, asistían a los centros educativos en la fase de incorporación de las laptops al proceso de enseñanza (se les conocía como “maestros dinamizadores”).<sup>10</sup> El Plan CEIBAL no involucró formalmente la asistencia parental sino hasta 2012. A partir de entonces, algunas de las escuelas a las que se asignó un “maestro de apoyo CEIBAL” organizaron talleres para los parientes de los alumnos y la gente de su vecindario, los cuales manifestaran interés en aprender a utilizar las laptops. Por cierto, hasta la fecha dichos talleres no se han hecho realidad sino en muy pocas escuelas.

El conjunto de datos que examinamos incluye una encuesta que fue aplicada a estudiantes, familiares de éstos, maestros y directivos de los centros escolares respecto al Plan CEIBAL y que se llevó a cabo en octubre de 2009. Según los resultados obtenidos, para ese año 87% de los directivos de escuelas tenía acceso a internet, pero, debido a problemas de la conectividad, no todos los alumnos de diversos grados se podían enlazar a la red simultáneamente. De hecho, a decir de 83% de los directivos escolares, menos de la mitad de los alumnos se podía conectar a la vez. Hay que añadir que el juicio de estas autoridades sobre las repercusiones de CEIBAL era extremadamente positivo en todos los aspectos, en particular en lo referente a la motivación que mostraban los estudiantes para trabajar en clase y aprender (véase el cuadro A1). En cuanto a los maestros, 59% de ellos respondió que usaban una computadora a diario. Por su parte, 65% de los estudiantes

<sup>10</sup> A partir de 2012, la ANEP creó el papel de “maestro de apoyo CEIBAL (MAC)” y le asignó a cada maestro una escuela para que la respaldara en lo concerniente a las tecnologías de la información y comunicación. Los cursos de preparación para asumir este papel tenían obligatoriedad.



contestó que en su casa había una computadora de escritorio o portátil (sin contar la obsequiada por el Plan CEIBAL), mientras que 47% podía acceder a internet ya sea por medio de la banda ancha o del módem inalámbrico de la escuela. Casi todos los padres observaron que los estudiantes empleaban la laptop de CEIBAL en casa, mientras que 80% de ellos señaló que también usaban otro ordenador (véase el cuadro A2).

## 2. Datos

Utilizamos un panel de estudiantes evaluados en 2006 y 2009. En ambas olas se incluyeron pruebas estandarizadas de matemáticas y lectura junto con cuestionarios dirigidos a los estudiantes y sus familias, así como a los maestros y directores de los centros escolares. La primera ola corresponde a la evaluación del Segundo Estudio Regional Comparativo y Explicativo (SERCE) diseñada por la UNESCO e implementada en octubre de 2006. Para entonces los alumnos analizados en este trabajo cursaban tercer año.<sup>11</sup>

La segunda ola refiere a la V Evaluación Nacional de Aprendizajes que llevó a cabo la ANEP en octubre de 2009. Ambos estudios son representativos a escala nacional. Entre las escuelas que integraban la muestra, la ANEP incluyó aquellas que habían participado en la evaluación SERCE con el objeto de construir un panel. De los 6 222 estudiantes de escuelas públicas que habían participado en la evaluación SERCE, 2 645 participaron también en la Evaluación Nacional de Aprendizajes de 2009. Para esa fecha, la mayoría de los estudiantes cursaban el último año de primaria. Los estudiantes evaluados en tercer grado en 2006 que se encontraban rezagados en 2009 (en otras palabras, habían repetido uno o más grados) también participaron de la evaluación 2009.

Al realizar la evaluación de 2009 contábamos con el número de identificación y el nombre completo de los estudiantes, lo cual nos permitió vincular a 92% de los estudiantes de escuelas públicas que habían sido examinados en 2006 y 2009 con los registros administrativos del Plan CEIBAL. A partir de estos registros obtuvimos la fecha exacta en que cada alumno recibió su laptop.

El cuadro 1 muestra la distribución de observaciones por ubicación geo-

<sup>11</sup> La evaluación SERCE fue llevada a cabo en 16 países latinoamericanos y un estado mexicano, esta evaluación se aplicó a estudiantes de tercero y sexto de primaria. Nos enfocamos en los alumnos de tercer grado, porque estos estudiantes fueron evaluados nuevamente cuando cursaban sexto grado.

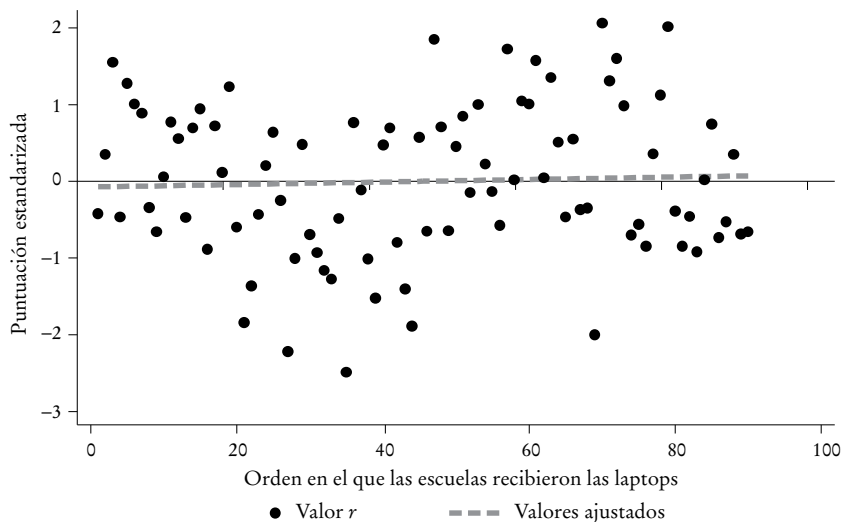
CUADRO 1. *Porcentaje de estudiantes según la fecha de recepción de la laptop y la ubicación geográfica<sup>a</sup>*

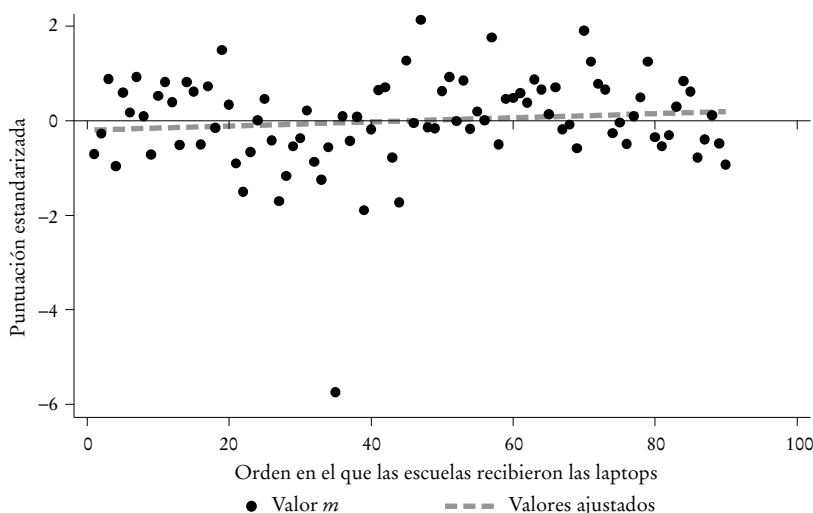
(Porcentaje)

	<i>El resto del país</i>			<i>Montevideo</i>		
	2007	2008	2009	2007	2008	2009
Enero		0.35				
Febrero						
Marzo			0.04			
Abril		3.73	9.91		0.04	
Mayo		7.94	5.03			
Junio		9.03	0.18			7.52
Julio		2.85				11.21
Agosto		0.00	0.11		4.29	13.15
Septiembre		3.20	0.11		0.04	8.05
Octubre		4.18	0.04			0.14
Noviembre		4.89				
Diciembre	3.90	0.11				
Total	3.90	36.27	15.40		4.36	40.07

<sup>a</sup> La fecha de entrega incluye el día, el mes y el año. Para los fines de este cuadro, se asientan las observaciones por mes y año.

GRÁFICA 1. *Puntuación promedio en lectura*  
(2006)



GRÁFICA 2. *Puntuación promedio en matemáticas (2006)*

gráfica y año y mes de recepción de la laptop. Con la finalidad de evaluar si la entrega de las laptops fue exógena, graficamos el desempeño promedio en lectura y matemáticas en 2006 (previo a la implementación del Plan CEIBAL) con la fecha en que la mayoría de los niños de cada escuela recibió su laptop. Las gráficas 1 y 2 muestran el desempeño promedio en lectura y matemáticas, respectivamente: El eje de las abscisas representa las escuelas ordenadas según la fecha en la que sus estudiantes recibieron la laptop de CEIBAL. Asimismo, la gráfica A1 presenta las tasas de repetición de las escuelas, según la fecha en que la mayoría de sus alumnos recibió la laptop. El análisis gráfico sugiere que el criterio para el despliegue del programa no está correlacionado con los resultados educativos previos.

La logística de la entrega de CEIBAL operaba de modo tal, que en cada escuela las entregas de computadoras se realizaban un día específico, sin embargo, existe cierta variación intraescuela debido a los alumnos ausentes el día de la entrega. En la muestra, la variación intraescuela da cuenta de poco más de 2% de la variación total. A fin de verificar si el hecho de haber recibido la laptop a destiempo se correlaciona con características individuales observables, calculamos un modelo probit con efectos fijos y errores anidados a nivel de escuela (véase el cuadro 2). Ninguna variable resulta estadísticamente significativa.

CUADRO 2. *Probabilidad de recibir la laptop más tarde que el resto de los estudiantes en la escuela<sup>a</sup>*

Puntaje estandarizado en lectura	-0.1050 (0.076)
Puntaje estandarizado en matemáticas	-0.0761 (0.097)
Sexo masculino	-0.0181 (0.083)
Escolaridad de la madre: no acabó la primaria	0.2256 (0.199)
Escolaridad de la madre: secundaria	0.1445 (0.225)
Escolaridad de la madre: preparatoria o formación universitaria	0.1310 (0.240)
No se dispone de información sobre la educación de la madre	0.2754 (0.231)
Número de personas que viven en casa	-0.0043 (0.028)
No se dispone de información sobre el número de personas que viven en casa	-0.0121 (0.229)
Trabajo realizado por el estudiante	0.2125 (0.154)
No se dispone de información sobre el trabajo realizado por el estudiante	0.0341 (0.154)
Efectos fijos de escuela	Sí
Observaciones	1 888

<sup>a</sup> Se reportan errores estándar anidados a nivel escuela.

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

El cuadro 3 presenta los descriptivos para los estudiantes que participaron en ambas evaluaciones (lectura y matemáticas), y que poseemos información sobre la fecha de recepción de la laptop. Los resultados de matemáticas y lectura están estandarizados con media cero y desviación estándar 1.

Cuadro 3. *Estadística descriptiva*<sup>a</sup>

Definición	Octubre de 2006			Octubre de 2009		
	Obs.	Media	Desviación estándar	Obs.	Media	Desviación estándar
Puntaje estandarizado en lectura	2 057	0.00	1.00	2 057	0.00	1.00
Puntaje estandarizado en matemáticas	2 080	0.00	1.00	2 080	0.00	1.00
Número de días en que un estudiante ha estado expuesto al programa al llegar la fecha de la prueba de lectura (normalizado a años)	2 057	0.00	0.00	2 057	0.71	0.51
Número de días en que un estudiante ha estado expuesto al programa al llegar la fecha de la prueba de matemáticas (normalizado a años)	2 080	0.00	0.00	2 080	0.72	0.51
Sexo masculino; 0, de otra índole	2 080	0.52	0.50	2 080	0.52	0.50
Educación de la madre: no acabó la primaria	2 080	0.11	0.31	2 080	0.08	0.28
Nivel educativo máximo completado por la madre: primaria; 0 en otro caso	2 080	0.43	0.50	2 080	0.42	0.49
Nivel educativo máximo completado por la madre: secundaria (nueve años de escolaridad); 0 en otro caso	2 080	0.21	0.41	2 080	0.25	0.43
Nivel educativo máximo completado por la madre: preparatoria o formación universitaria; 0 en otro caso	2 080	0.13	0.33	2 080	0.14	0.35
No se dispone de información sobre la educación de la madre; 0 en otro caso	2 080	0.12	0.32	2 080	0.11	0.32
Número de personas que viven en el hogar; 0 si no se tiene información	2 080	4.07	2.92	2 080	4.59	2.39
No se dispone de información sobre el número de personas que viven en el hogar; 0 en otro caso	2 080	0.24	0.43	2 080	0.10	0.30
Número de escuelas primarias que participaron en la evaluación	90			90		

<sup>a</sup> Las estimaciones también incluyen las siguientes variables: año de nacimiento, número de libros en el hogar, número de habitaciones, acceso a agua potable, teléfono, televisión por cable, reproductor de DVD, horno de microondas, lavadora, internet y computadora. Se incluye información sobre si el alumno trabaja y es remunerado, así como sobre el tipo de hogar. Para los casos donde no hay información sobre el número de personas que viven en el hogar, la variable “personas” ha sido recodificada a 0.

## II. METODOLOGÍA

La estrategia de identificación explota el hecho de que observamos la fecha de recepción de las laptops para prácticamente todos los individuos del panel. La variable de tratamiento es el número de días de exposición al programa al momento de realizar la evaluación, reflejando la intensidad de tratamiento. A fin de facilitar la interpretación, normalizamos esta variable a años de exposición. Comenzamos por estimar el siguiente modelo:

$$Y_{ist} = X_{ist}\boldsymbol{\gamma} + \beta T_{ist} + \delta_t + c_i + u_{ist} \quad (1)$$

donde  $Y_{ist}$  representa el puntaje del individuo  $i$  en la escuela  $s$  en la ola  $t$ ;  $i = 1, \dots, N$ ,  $s = 1, \dots, 90$ , y  $t = 2006, 2009$ .  $T_{ist}$  es la variable de tratamiento que refleja el número de días (en términos de años) en que el estudiante ha contado con la laptop al momento  $t$ .  $X_{ist}$  son características individuales que varían en el tiempo,  $\delta_t$  es una variable indicadora del año 2009,  $c_i$  son efectos fijos a nivel individual y  $u_{ist}$  es el término de error idiosincrático. En todos los modelos hemos considerado que las variables explicativas son exógenas. En otras palabras, damos por sentado que se cumple la condición  $E(u_{ist} | X_{is}, T_{ist}, \delta_t, c_i) = 0$ . De igual forma, en cada modelo reportamos errores estándar robustos (esto es, utilizamos el estimador White-Huber-Eiker para la matriz de covarianzas) anidados a nivel de escuela. El modelo está ajustado por efectos fijos. Trabajamos con un panel de estudiantes balanceado en virtud de que disponemos de dos olas y estamos implementando un estimador de efectos fijos.

En la ecuación (1) se supone que las escuelas siguen una tendencia común, tal como ocurre en el modelo estándar de diferencias en diferencias. Sin embargo, dado que existe cierta variación al interior de las escuelas en cuanto a las fechas de entrega, fue posible aislar tendencias escolares al momento de estimar el impacto de CEIBAL. De este modo, es posible controlar por variaciones a nivel de escuela que de otra forma hubieran sido interpretadas como un efecto del tratamiento (es decir, admitimos la posibilidad de que cada centro siga una trayectoria de aprendizaje distinta debido a factores no observados a nivel escuela). Dicha estrategia nos permite controlar por cambios específicos que afecten de forma dispar las escuelas —por ejemplo, cambios en el estilo de administración escolar que ocurran en el tiempo— y que, de otra manera, serían interpretados como efectos del Plan CEIBAL.

El modelo,

$$Y_{ist} = X_{ist}\boldsymbol{\gamma} + \beta T_{ist} + \delta_t + \pi_s \times \delta_t + c_i + u_{ist} \quad (2)$$

permite controlar por cambios en las escuelas en relación con el periodo base al incluir interacciones entre las escuelas y el tiempo (Wooldridge, 2002: 267). La ecuación (2) también se estima con efectos fijos individuales.

De todos modos, la variación a nivel intraescolar en las fechas de entrega de las laptops no es demasiado grande. Puesto que hay evidencia de que existen distintas tendencias en el tiempo entre Montevideo y el resto de Uruguay (véase el cuadro 5), quisiéramos controlar por el efecto de las mismas en ausencia del programa OLPC. Para lograr dicho objetivo estimamos el siguiente modelo:

$$Y_{ist} = X_{ist}\boldsymbol{\gamma} + \beta T_{ist} + \delta_t + \text{Montevideo} \times \delta_t + c_i + u_{ist} \quad (3)$$

Montevideo es una variable indicadora de las escuelas localizadas en la capital. Al incluir los términos de interacción entre Montevideo y el año 2009, la ecuación (3) nos permite controlar por la heterogeneidad inobservable variante en el tiempo entre regiones, respecto al momento base. Al igual que los anteriores, este modelo se calcula con efectos fijos individuales. Los errores estándar robustos están anidados a nivel de escuela.

Por último, implementamos un chequeo de robustez mediante un estimador que no explota la variación del tratamiento intraescuelas. A saber, agregamos los datos a nivel de centros educativos a fin de conformar un panel balanceado de escuelas para los años 2006 y 2009. El modelo estimado es:

$$Y_{st} = X_{st}\boldsymbol{\gamma} + \beta T_{st} + \delta_t + \text{Montevideo} \times \delta_t + c_s + u_{st} \quad (4)$$

el cual se ajusta con efectos fijos a nivel de escuela. Se presentan errores estándar anidados a nivel de escuela.

### III. RESULTADOS

El cuadro 4 reporta los resultados que se derivan de estimar un modelo de efectos fijos a nivel individual —véase la ecuación (1) en la sección II—, que incluye regresores que varían en el tiempo. Los errores estándar están anidados a nivel de escuela. Las variables que cambian en el tiempo inclu-

CUADRO 4. Efectos fijos a nivel individual (2006–2009)<sup>a</sup>

Todas las provincias							Excluyendo a Montevideo
Variable dependiente: puntuación en lectura							
Tratamiento (días de exposición, normalizado a años)	0.0428 (0.051)	0.0350 (0.051)	0.0320 (0.050)	0.0319 (0.051)	0.0337 (0.049)	0.0313 (0.050)	0.059 (0.083)
Observaciones	4 114	4 114	4 114	4 114	4 114	4 114	2 338
Número de estudiantes	2 057	2 057	2 057	2 057	2 057	2 057	1 169
Variable dependiente: puntuación en matemáticas							
Tratamiento (días de exposición, normalizado a años)	0.1632*** (0.053)	0.1619*** (0.053)	0.1613*** (0.053)	0.1604*** (0.054)	0.1632*** (0.054)	0.1623*** (0.055)	0.1543 (0.104)
Observaciones	4 160	4 160	4 160	4 160	4 160	4 160	2 338
Número de estudiantes	2 080	2 080	2 080	2 080	2 080	2 080	1 169
<i>Dummies de tiempo</i>							
Número de personas que viven en el hogar (variación en el tiempo)	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí
Número de habitaciones que hay en casa (variación en el tiempo)	No	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí
Agua potable en el hogar (variación en el tiempo)	No	No	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí
Bienes duraderos en casa (variación en el tiempo)	No	No	No	Sí	Sí	Sí	Sí
Trabaja (variación en el tiempo)	No	No	No	No	No	No	Sí

<sup>a</sup> Se reportan errores estándar anidados a nivel escuela.

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



yen el número de personas que viven en hogar, el número de habitaciones que tiene la casa, el acceso a agua potable, los bienes duraderos (teléfono, televisión de cable, DVD, horno de microondas, lavadora de ropa y lavadora de trastes) y una *dummy* que indica si el niño trabaja. De acuerdo con este modelo, pareciera que el Plan CEIBAL tiene un efecto significativo y positivo en matemáticas: tras un año de su aplicación, las puntuaciones en matemáticas aumentan en 0.16 desviaciones estándar. Ahora bien, si tomamos en consideración únicamente las observaciones de las provincias (esto es, excluyendo Montevideo), si bien la magnitud del coeficiente es similar, el efecto ya no resulta significativo. Adviértase que la variación en el tiempo de exposición al Plan CEIBAL se mantiene aun tras excluir a Montevideo: se da un máximo de exposición de casi dos años y un mínimo de virtualmente unos cuantos días cuando la segunda prueba tiene lugar en octubre de 2009 (véase el cuadro 1).

El cuadro 4 no controla por la heterogeneidad potencial que haya en la tasa de avance en el rendimiento estudiantil logrado a lo largo del tiempo por las escuelas en ausencia del programa OLPC.

A fin de evaluar si preexisten diferencias entre las regiones, empleamos datos suministrados por las autoridades educativas (la ANEP) sobre la antigüedad de los maestros (el porcentaje de maestros con menos de cinco años de antigüedad) en todas las escuelas públicas de Uruguay. Para estimar el efecto de las tendencias diferenciales por región sobre la antigüedad de los docentes a nivel de escuela incluimos dos variables *dummy*: Montevideo X (interactuado) 2006 y Montevideo en 2007, al igual que *dummies* de tiempo y efectos fijos a nivel de escuela. Se reportan errores estándar robustos anidados a nivel de escuela. Se observa una evolución diferencial de la antigüedad docente en Montevideo y en el resto del país durante 2007, la cual fue significativa a 1% (véase el cuadro 5). Esto sugiere que no deberíamos estimar la ecuación (1) sin controlar por las trayectorias divergentes que sigan las distintas regiones. De lo contrario, el tratamiento se confundiría con las diferencias preexistentes en las trayectorias de aprendizaje.

Para enfrentarnos a esta cuestión, estimamos a continuación el modelo de efectos fijos a nivel individuo, incluyendo los *dummies* de tiempo-escuela —ecuación (2) en la sección II, cuadro 6—. De acuerdo con esta especificación, el efecto que habría tenido el Plan en matemáticas deja de ser significativo. Es posible incluir *dummies* de tiempo-escuela gracias a que existe una variación de 2% en el tratamiento al interior de las escuelas. De todos

CUADRO 5. Verificación de la importancia de los cambios regionales que ocurren a lo largo del tiempo en la antigüedad docente, con base en los efectos fijos a nivel de escuela<sup>a</sup>

Variable dependiente: antigüedad (porcentaje de maestros con menos de cinco años de experiencia)	2005-2006-2007
Montevideo* año 2006	-1.252 (1.287)
Montevideo* año 2007	-4.999*** (1.427)
Observaciones	6 551
Número de escuelas	2 340
Dummies de tiempo	Sí
Efectos fijos a nivel escuela escuela	Sí

FUENTE: cálculos por nuestra cuenta utilizando el Monitor Educativo (ANEP).

<sup>a</sup> Los errores estándar están anidados a nivel de escuela.

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

modos, dado que la variación no es muy grande y, por ende, los errores estándar se incrementan de modo significativo, en la última columna del cuadro 6 sustituimos las *dummies* de tiempo-escuela por una *dummy* de tiempo-Montevideo —ecuación (3) en la sección II—. Bajo esta especificación, que es nuestra preferida, el efecto del tratamiento en matemáticas no es significativo. Bajo esta especificación, los errores estándar son comparables a los de Cristia *et al.* (2012) para matemáticas.

A continuación, descartamos la variación en el tratamiento al interior de las escuelas con el objeto de estimar el impacto del programa con datos a nivel de la escuela —ecuación (4) en la sección II, cuadro 7—. Una vez que nos concentramos sólo en la variación del tratamiento a nivel escuelas y permitimos la presencia de heterogeneidad en las trayectorias de aprendizaje que se perfilan en Montevideo y en el resto de Uruguay en ausencia del programa OLPC (esto es, al incluir un *dummy* de tiempo-Montevideo), no observamos un impacto significativo en lectura o en matemáticas. De igual manera, si estimamos el modelo excluyendo a Montevideo (y por tanto sin incluir una *dummy* de tiempo-Montevideo), tampoco vemos que exista un efecto significativo en matemáticas, y la magnitud del coeficiente desciende sustancialmente.

Finalmente, indagamos si se dan efectos heterogéneos entre los niños cuyas madres tienen diferente nivel educativo, según la principal especificación

CUADRO 6. *Efectos fijos a nivel individual incluyendo dummies de tiempo-escuela o dummy tiempo-Montevideo (2006-2009)<sup>a</sup>*

<i>Variable dependiente</i> <i>puntuaciones en lectura</i>							
Tratamiento (días de exposición, normalizado a años)	-0.0544 (0.408)	-0.0142 (0.402)	0.0104 (0.389)	0.0029 (0.387)	-0.0008 (0.395)	-0.0027 (0.388)	-0.0664 (0.110)
Observaciones	4 114	4 114	4 114	4 114	4 114	4 114	4 114
Número de estudiantes	2 057	2 057	2 057	2 057	2 057	2 057	2 057
<i>Variable dependiente:</i> <i>puntuaciones en matemáticas</i>							
Tratamiento (días de exposición, normalizado a años)	-0.1658 (0.283)	-0.1561 (0.289)	-0.1582 (0.279)	-0.1620 (0.281)	-0.1513 (0.280)	-0.1601 (0.282)	0.0394 (0.096)
Observaciones	4 160	4 160	4 160	4 160	4 160	4 160	4 160
Número de estudiantes	2 080	2 080	2 080	2 080	2 080	2 080	2 080
<i>Dummies de tiempo</i>	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí
<i>Dummies tiempo-escuela</i> (es una interacción de las dos variables)	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	No
<i>Dummy tiempo-Montevideo</i>	No	No	No	No	No	No	Sí
Número de personas que viven en casa (variación en el tiempo)	No	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí
Número de habitaciones que hay en casa (variación en el tiempo)	No	No	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí
Agua potable en el hogar (variación en el tiempo)	No	No	No	Sí	Sí	Sí	Sí
Bienes durables en el hogar (variación en el tiempo)	No	No	No	No	Sí	Sí	Sí
Trabajo (variación en el tiempo)	No	No	No	No	No	Sí	Sí

<sup>a</sup> Se reportan errores estándar anidados a nivel escuela.

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

CUADRO 7. *Análisis concentrado exclusivamente en la variación entre las escuelas*

	<i>Todas las provincias</i>		<i>Excluyendo a Montevideo</i>
<i>Variable dependiente: puntuaciones en lectura</i>			
Tratamiento (días de exposición, normalizado a años)	0.0879 (0.058)	−0.0124 (0.103)	0.0496 (0.118)
Observaciones	180	180	120
Número de escuelas	90	90	60
<i>Variable dependiente: puntuaciones en matemáticas</i>			
Tratamiento (días de exposición, normalizado a años)	0.1344* (0.069)	−0.0604 (0.116)	−0.0174 (0.146)
Observaciones	180	180	120
Número de escuelas	90	90	60
<i>Dummies</i> de tiempo	Sí	Sí	Sí
<i>Dummy</i> de tiempo en Montevideo	No	Sí	No
Número de personas que viven en casa (variación en el tiempo)	Sí	Sí	Sí
Número de habitaciones que hay en casa (variación en el tiempo)	Sí	Sí	Sí
Agua potable en el hogar (variación en el tiempo)	Sí	Sí	Sí
Variables de los bienes duraderos en casa (variación en el tiempo)	Sí	Sí	Sí
Trabajo (variación en el tiempo)	Sí	Sí	Sí

<sup>a</sup> Se reportan errores estándar anidados a nivel escuela.

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

del cuadro 6 (incluyendo una *dummy* tiempo-Montevideo), y encontramos que no se observan efectos significativos en lectura ni en matemáticas (véase el cuadro 8).

Los cuadros A3 y A4 intentan proporcionar algunas pistas acerca de las razones por las que el Plan CEIBAL no parece haber causado un impacto en lectura o en matemáticas. En primer término, la utilización de las laptops en el aula no está diseminada a lo largo de todas las escuelas públicas (véase el cuadro A3). En segundo, según lo sugiere el cuadro A4, lo cierto es que la mayor parte del tiempo los estudiantes emplean su ordenador para buscar información en internet (68% de ellos respondió que en el salón de

CUADRO 8. *Efectos heterogéneos debido a la educación de la madre*<sup>a</sup>

	<i>Lectura</i>	<i>Matemáticas</i>
Tratamiento (por años)	-0.0618 (0.113)	-0.0335 (0.139)
Tratamiento (por años) * Educación de la madre: primaria	-0.0069 (0.093)	0.1256 (0.104)
Tratamiento (por años) * Educación de la madre: secundaria	-0.0096 (0.110)	0.0205 (0.099)
Tratamiento (por años) * Educación de la madre: preparatoria o formación universitaria	0.1727 (0.126)	-0.0188 (0.114)
Tratamiento (por años) * No se dispone de información sobre la educación de la madre	-0.2640 (0.173)	0.1609 (0.161)
Observaciones	4 114	4 160
Individuos	2 057	2 080
<i>Dummies</i> de tiempo	Sí	Sí
<i>Dummy</i> de tiempo-Montevideo	Sí	Sí
Número de habitaciones que hay en el hogar (variación en el tiempo)	Sí	Sí
Agua potable en el hogar (variación en el tiempo)	Sí	Sí
Bienes duraderos en el hogar (variación en el tiempo)	Sí	Sí
Trabaja (variación en el tiempo)	Sí	Sí

<sup>a</sup> Los errores estándar están anidados a nivel de escuela.

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

clases lo más frecuente es usar la laptop para hacer tales pesquisas) en vez de resolver ejercicios o llevar a cabo prácticas de repetición.<sup>12</sup> El hecho de que las laptops sean usadas en clase principalmente para bajar información del internet sugiere que no deberíamos esperar impactos en lectura y matemáticas.

## CONCLUSIONES

El presente estudio usa una estrategia de diferencias en diferencias (DiD) para estimar el impacto de Plan CEIBAL (un programa OLPC implementado

<sup>12</sup> Por otro lado, el hecho de que un número nada desdeñable de alumnos haya admitido que el destino principal que les dan a las laptops en el aula es el de entablar juegos no debería interpretarse necesariamente como prueba de que éstas representan un distractor de la enseñanza, ya que algunos de los juegos instalados en ellas han sido desarrollados con propósitos educativos.

en Uruguay a escala nacional) en el desempeño en pruebas de lectura y matemáticas. Tenemos información precisa sobre la fecha en que cada estudiante recibió su laptop. El estudio detecta diferencias sistemáticas en la evolución de los insumos para la educación en diferentes regiones de Uruguay a lo largo del tiempo. Por esa razón, aquí estimamos el efecto del programa OLPC neto de diferencias en variables inobservables que hacen que estudiantes en escuelas de Montevideo y estudiantes en escuelas del resto de Uruguay sigan potencialmente diferentes trayectorias de aprendizaje a lo largo del tiempo en ausencia del programa. Dado que existe variación en la fecha de entrega de la laptop dentro de cada escuela, ajustamos también una especificación que permite a cada escuela tener una trayectoria de aprendizaje (curva de aprendizaje o *learning growth curve*) diferente a lo largo del tiempo. Dicha curva de aprendizaje es función de características de la escuela que son inobservables y que cambian lo largo del tiempo.

Nuestros hallazgos sugieren que el programa no tuvo impacto en la puntuación alcanzada en lectura y matemáticas. Estos resultados son similares a los reportados en la literatura sobre el efecto del uso de las computadoras en el aprendizaje, donde se encuentra que no existe efecto o que hay un efecto negativo (Angrist y Lavy, 2002; Vigdor y Ladd, 2010; Malamud y Pop-Eleches, 2011; Cristia *et al.*, 2012 y Fairlie y Robinson, 2013). Un rasgo importante del programa es que, hasta ahora, la capacitación del maestro ha sido opcional. Más aún, el análisis descriptivo de los datos revela que el uso de las laptops en clase no es generalizado en escuelas públicas. Además, el principal uso de las laptops en clase es la búsqueda de información en internet más que el entrenamiento a base de ejercicios y prácticas de repetición o drills. Ello sugiere por qué no habría de esperarse un efecto en habilidades como lectura y matemáticas.

Tanto Luckin *et al.* (2012) como Fullan y Langworthy (2013) hacen hincapié en que la tecnología no puede impactar el aprendizaje a menos que transforme el proceso enseñanza-aprendizaje. Para lograrlo, la tecnología tiene que dejar de ser concebida como una herramienta para reunir información y ser vista como un instrumento que cambia radicalmente la enseñanza y el proceso de aprendizaje. En este contexto, el papel del maestro deja de ser el de transmitir conocimiento para ahora estimular actitudes de aprendizaje, apoyar el aprendizaje entre pares, y ayudar a que los niños transformen información en conocimiento (Luckin *et al.*, 2012; Fullan y Langworthy, 2013). Fullan y Langworthy (2013) sugieren que la tecnolo-

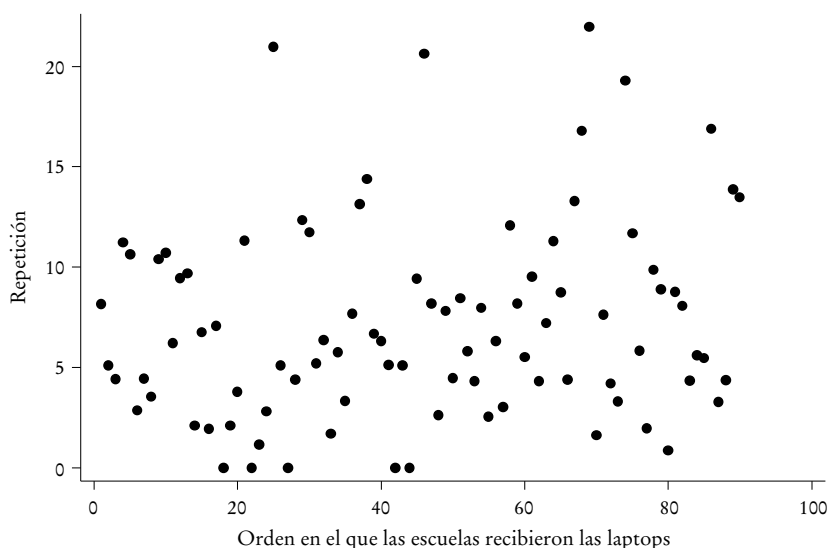
gía afecta el aprendizaje sólo cuando se usa como herramienta para estimular la motivación intrínseca y crear compromiso con la mejora continua del proceso enseñanza-aprendizaje, así como cuando se usa para mejorar la comunicación y el trabajo colectivo entre maestro y estudiantes. De acuerdo con estos autores, la tecnología juega un papel importante en estimular el aprendizaje autodirigido porque permite al estudiante construir conocimiento y significado al realizar búsquedas e investigaciones usando el internet como fuente de información. La tecnología puede asimismo brindar retroalimentación instantánea y mejorar la comunicación entre maestros y alumnos, llevando potencialmente la experiencia de aprender fuera del aula de clases. Sin embargo, a pesar de las ventajas y promesas que el aprendizaje asistido por computadora hace potencialmente disponibles, Fullan y Langworthy (2013) nos recuerdan que al final el proceso enseñanza-aprendizaje es intrínsecamente humano. Como tal, la tecnología sólo puede rendir fruto cuando tanto estudiantes como maestros interactúan con la máquina de forma continua e imaginativa para transformar el proceso enseñanza-aprendizaje con el objetivo de mejorar la comprensión y el desarrollo de habilidades.

El Plan CEIBAL ha integrado esta visión en los últimos años, incorporando muchos programas que ayudan a los maestros a utilizar la laptop en clase. Los estudiantes analizados en el presente estudio recibieron sus laptops cuando el Plan CEIBAL apenas había comenzado y, por consiguiente, durante su paso por la primaria no se beneficiaron de los cambios realizados a últimas fechas en la implementación del programa. En investigación futura sería particularmente interesante evaluar el impacto de los cambios en Plan CEIBAL sobre el aprendizaje y sobre otras variables de respuesta importantes.

Es preciso realizar una clarificación no menor. El hecho de que encontremos que el uso de computadoras no tiene efectos significativos sobre el logro escolar no implica que juzguemos fútil el empleo de computadoras para el aprendizaje en la escuela. Sin duda puede darse el caso de que el uso de computadoras contribuya a estimular el desarrollo de habilidades cognitivas distintas a las que se miden en los exámenes de matemáticas y lectura. Por ejemplo, basándose en la prueba de matrices progresivas de Raven, otros estudios han encontrado que pueden generar un impacto positivo en algunas habilidades cognitivas (Malamud y Pop-Eleches, 2011; Cristia *et al.*, 2012).

# APÉNDICE

GRÁFICA A1. *Tasas de repetición de la línea de base en relación con el orden de despliegue del Plan CEIBAL (2006)*



CUADRO A1. *En su opinión, ¿qué impacto tuvo el Plan CEIBAL en su escuela?*  
*Pregunta planteada al director de la escuela*

(Porcentaje)

	Positivo	Negativo	No influenció	No lo sé
Asistencia	31.3		68.4	0.3
Motivación de los estudiantes para trabajar en clase	86.0		13.0	1.0
Motivación de los estudiantes para hacer la tarea	72.4		18.1	9.5
Organización del trabajo en clase	60.5	14.1	20.3	5.1
Comportamiento	63.3		36.1	0.5
Autoestima de los estudiantes	84.3		5.9	9.8
Aprendizaje	85.8		11.5	2.7
Motivación de los maestros para trabajar en clase	77.1		20.5	2.5
Involucramiento de los padres en la escuela	53.6		46.2	0.2

FUENTE: V Evaluación Nacional de Aprendizajes, ANEP 2009, ponderada.



CUADRO A3. *Frecuencia de uso de la laptop en clase (octubre de 2009)*

(Porcentaje)

	<i>En tus clases de lectura, ¿qué tan a menudo usas la laptop?</i>	<i>En tus clases de matemáticas, ¿qué tan a menudo usas la laptop?</i>
Diario o casi diario	37.6	26.0
De una a tres veces por semana	38.0	25.4
Menos de una vez por semana	24.3	48.6

FUENTE: V Evaluación Nacional de Aprendizajes, ANEP 2009, ponderada.

CUADRO A4. *Uso principal de la laptop en clase y en casa (octubre de 2009)*

(Porcentaje)

	<i>Escuela</i>	<i>Casa</i>
Búsqueda de información en internet	67.5	40.1
Escritura de un texto	13.1	5.0
Hoja de cálculo	0.2	0.0
Calculadora	0.8	0.2
Envío de correos electrónicos	1.3	1.9
Juego	11.5	38.6
Chateo	2.7	8.6
Otro	2.9	5.6

FUENTE: V Evaluación Nacional de Aprendizajes, ANEP 2009, ponderada.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Angrist, J., y V. Lavy (2002), "New Evidence on Classroom Computers and Pupil Learning", *The Economic Journal*, vol. 112, núm. 482, pp. 735-765.
- Balaguer, R. (ed.) (2010), *Plan CEIBAL. Los ojos del mundo en el primer modelo OLPC a escala nacional*, Pearson, Montevideo.
- Banerjee, A., S. Cole, E. Duflo y L. Linden (2007), "Remedying Education: Evidence from Two Randomized Experiments in India", *The Quarterly Journal of Economics*, vol. 122, núm. 3, pp. 1 235-1 264.
- Barrow, L., L. Markman y C. Rouse (2009), "Technology's Edge: The Educational benefits of Computer Aided Instruction", *American Economic Journal: Economic Policy*, vol. 1, núm. 1, pp. 52-74.
- Belo, R., P. Ferreira y R. Telang (2014), "Broadband in School: Impacto n Student Performance", *Management Science*, vol. 60, núm. 2, pp. 265-282.
- Bulman, G., y R. Fairlie (2015), "Technology and Education: Computers, Software and the Internet", documento de discusión de IZA núm. 9 432, IZA, Bonn.

- Carrillo, P., M. Onofa y J. Ponce (2010), "Information Technology and Student Achievement: Evidence from a Randomized Experiment in Ecuador", serie de documentos de trabajo del Banco Interamericano de Desarrollo, núm. 223, Banco Interamericano de Desarrollo, Washington D. C.
- Cristia J. P., P. Ibarrarán, S. Cueto, A. Santiago y E. Severín (2012), "Technology and Child Development: Evidence from the One Laptop per Child Program", documento de trabajo de IZA núm. 6401, IZA, Bonn.
- Cuban, L. (1993), "Computers Meet Classroom: Classroom Wins", *Teachers College Record*, vol. 95, núm. 2, pp. 185-210.
- (2003), *Oversold and Underused: Computers in the Classroom*, Harvard University Press, Nueva York.
- Cyranek, G. (2011), *Plan CEIBAL in Uruguay. From Pedagogical Reality to an ICT Road Map for the Future*, Oficina de la UNESCO Montevideo, Montevideo.
- Fairlie, R., D. Beltran y K. Das (2010), "Home Computer and Educational Outcomes: Evidence from the NLSY97 and CPS", *Economic Inquiry*, vol. 48, núm. 3, pp. 771-792.
- , y J. Robinson (2013), "Experimental Evidence on the Effects of Home Computers on Academic Achievement among Schoolchildren", documento de trabajo del NBER núm. 19060, NBER, Cambridge, Massachusetts.
- Fernando, M., A. Machado, I. Perazzo y A. Vernengo (2011), "Aprendiendo con la XO: el impacto del Plan CEIBAL en el aprendizaje", series de documentos de trabajo del Instituto de Economía núm. DT 3/11, Facultad de Ciencias Económicas y de Administración, Universidad de la República, Uruguay.
- Fullan, M., y M. Langworthy (2013), *Towards a New End: New Pedagogies for Deep Learning*, Collaborative Enterprises, Toronto.
- , N. Watson y S. Anderson (2013), "CEIBAL: los próximos pasos", informe final presentado en Toronto el día 30 de enero.
- Hornbeck, D. (1991), "Technology and Students at Risk of School Failure", en A. Sheekey (ed.), *Education Policy and Telecommunication Technologies*, Departamento de Educación de los Estados Unidos, Oficina de Investigación y Mejora Educativa, Washington D. C.
- Koedinger, K., J. Anderson, W. Hadley y M. Mark (1997), "Intelligent Tutoring Goes to School in the Big City", *International Journal of Artificial Intelligence in Education*, vol. 8, pp. 30-43.
- Luckin, R., B. Bligh, A. Manches, S. Ainsworth, C. Crook y R. Noos (2012), *Decoding Learning the Proff, Promise and Potential of Digital Education*, Nesta, Londres.
- Machin, S., S. McNally y O. Silva (2007), "New Technology in Schools; Is There a Pay-off?", *The Economic Journal*, vol. 117, núm. 522, pp. 1145-1167.
- Malamud, O., y C. Pop-Eleches (2011), "Home Computer Use and the Development of Human Capital", *The Quarterly Journal of Economics*, vol. 126, núm. 2, pp. 987-1027.

- Mo, D., J. Swinnen, L. Zhang, Y. Hongmei, Q. Qu, M. Boswell y S. Rozelle (2013), "Can One-to-One Computer Narrow the Digital Divide and the Educational Gap in China? The Case of Beijing Migrant Schools", *World Development*, vol. 46, núm. C, pp. 14-29.
- Mundlak, Y. (1978), "On the Pooling of Time Series and Cross Section Data", *Econometrica*, vol. 46, núm. 1, pp. 69-85.
- Sharma, U. (2012), "Can Computers Increase Human Capital in Developing Countries? An Evaluation of Nepal's One Laptop per Child Program", texto mimeografiado.
- Vigdor, J., y H. Ladd (2010), "Scaling the Digital Divide: Home Computer Technology and Student Achievement", documento de trabajo del NBER núm. 16 078, NBER, Cambridge, Massachusetts.
- Wooldridge, J. (2002), *Econometric Analysis of Cross Section and Panel Data*, MIT Press, Londres.