



Facultad de Ciencias Económicas y de Administración
Universidad de la República

**UNIVERSIDAD DE LA REPÚBLICA
FACULTAD DE CIENCIAS ECONÓMICAS Y ADMINISTRACIÓN**

Tesis para optar al Título de Master en Economía

**EL EFECTO CAUSAL DE LA POLÍTICA DE TIEMPO COMPLETO SOBRE LOS
RESULTADOS EDUCATIVOS EN LA ENSEÑANZA MEDIA: ANÁLISIS MEDIANTE
LA APLICACIÓN DE CUATRO MÉTODOS NO EXPERIMENTALES E
IDENTIFICACIÓN DE POSIBLES SESGOS**

MARÍA CECILIA LLAMBÍ

Tutor: Marcelo Perera

Montevideo, Uruguay
2013

PÁGINA DE APROBACIÓN

FACULTAD DE CIENCIAS ECONOMICAS Y ADMINISTRACION

El tribunal docente integrado por los abajo firmantes aprueba la Tesis de Investigación:

EL EFECTO CAUSAL DE LA POLÍTICA DE TIEMPO COMPLETO SOBRE LOS RESULTADOS EDUCATIVOS EN LA ENSEÑANZA MEDIA: ANÁLISIS MEDIANTE LA APLICACIÓN DE CUATRO MÉTODOS NO EXPERIMENTALES E IDENTIFICACIÓN DE POSIBLES SESGOS

Autor

.....

Tutor

.....

Carrera

.....

Puntaje

.....

Tribunal

Profesor.....

Profesor.....

Profesor.....

Fecha:

Resumen

El objetivo de este trabajo es analizar, mediante la revisión y aplicación de distintos métodos de evaluación no experimental, los posibles impactos de la política de escuelas de tiempo completo sobre las competencias evaluadas a los 15 años mediante las pruebas PISA de matemática, lectura y ciencias; e identificar las dificultades y posibles fuentes de sesgo presentes en cada método de estimación. El trabajo procura poner foco en algunas dificultades no despreciables que surgen cuando se utiliza esta información de las bases de PISA para evaluar políticas en el nivel primario y medio.

Se analizan y discuten cuatro métodos frecuentemente utilizados en la evaluación de programas: mínimos cuadrados ordinarios, *matching*, variables instrumentales y funciones de control. Se utiliza como restricción de exclusión la distancia del centro PISA a la ETC más cercana. En el caso de ciencias y matemática, se encontraron indicios de la presencia de factores inobservables correlacionados positivamente con haber asistido a ETC y negativamente con los resultados de dichas pruebas. En el caso de lectura no se encontró evidencia de la existencia de este tipo de sesgo. Al tomar en cuenta el sesgo de selección en inobservables, el impacto de haber asistido a ETC sobre las competencias en matemática y ciencias se vuelve positivo cuando la estimación se realiza por funciones de control, mientras que al realizarse por IV no puede rechazarse la hipótesis de que sea nulo. El tamaño del efecto por funciones de control es de 0.34 desvíos estándar en matemática y 0.64 desvíos estándar en

ciencias. En el caso de lectura no puede rechazarse la hipótesis de que el efecto sobre esta área de aprendizaje sea negativo.

Palabras clave: educación, evaluación de impacto.

Tabla de contenido

Resumen.....	3
I. Introducción	6
II. Marco conceptual	9
III. Evidencia empírica	13
IV. Descripción de la política de Escuelas de Tiempo Completo	22
V. Datos	29
V.1. PISA 2006	29
V.2 Base de distancias de centros PISA a ETC más cercana.....	31
VI. Estrategia empírica	40
VI.1 ¿Cuál es el efecto a estimar?.....	42
VI.2 Mínimos Cuadrados Ordinarios (MCO)	44
VI.2 <i>Matching</i> o emparejamiento	54
VI.3 Variables instrumentales	59
VI.4 Funciones de control	65
VI.5 La relación esperada entre MCO, <i>matching</i> , variables instrumentales y funciones de control.....	69
VII Resultados.....	71
VII.1 Sesgo en observables: MCO y <i>matching</i>	71
VII.1.1 MCO	71
VII.1.2 Matching	77
VII.2 Selección en inobservables: IV y Funciones de control	83
VII.2.1 Variables instrumentales.....	83
VII.2.2 Función de control	90
VII. Conclusiones.....	96
VIII. Bibliografía	104
ANEXO.....	107

I. Introducción

La calidad de los aprendizajes en Uruguay es hoy un tema de agenda pública. Si bien Uruguay se encuentra entre los países latinoamericanos con mejores resultados en las pruebas de aprendizaje evaluadas por PISA¹, aun se sitúa lejos del promedio alcanzado por los países de la OECD. Por otra parte, Uruguay es uno de los países con mayor desigualdad de resultados y con mayor incidencia del nivel socioeconómico del estudiante en el desempeño educativo, entre los países evaluados por PISA (véase OECD, 2010).

En ese marco, una de las políticas insignia del sistema educativo uruguayo en los últimos quince años fue extender el tiempo pedagógico en la educación primaria, a través del modelo de Escuelas de Tiempo Completo (ETC). Las ETC ampliaron el tiempo pedagógico de cuatro a siete horas y media diarias, además de implementar un nuevo modelo pedagógico y aumentar el componente nutricional de los niños asistentes. Inicialmente estas escuelas se focalizaron principalmente en la atención a niños en los contextos socioculturales más desfavorables, si bien también se extendieron a algunas escuelas de contextos favorables.

A través de la extensión del tiempo pedagógico y la implementación del nuevo modelo de atención se procuró promover mejores niveles de aprendizaje y de desarrollo socioemocional de los niños. En el corto plazo, mejores niveles de aprendizaje se

¹ Programme for International Student Assessment.

traducen en menores tasas de repetición escolar y una mayor progresión educativa posterior (es decir, un mayor número de años de educación completados en la educación media o terciaria). En el largo plazo, un aumento del nivel de aprendizaje y una mayor progresión educativa se traduciría también en beneficios económicos a través de mayores ingresos, debido tanto al aumento de años de educación como al aumento de la calidad educativa por año completado.

En este trabajo se procura estimar el efecto causal de haber asistido a una escuela de tiempo completo sobre las competencias en lectura, matemática y ciencias evaluadas a los 15 años de edad; y discutir e identificar las posibles fuentes de sesgo en la estimación de ese efecto a través de la base de datos de PISA. Para ello se analizan y discuten cuatro métodos frecuentemente utilizados en la evaluación de programas: mínimos cuadrados ordinarios, *matching*, variables instrumentales y funciones de control. El análisis de las ventajas y limitaciones de estos métodos aplicados concretamente a la evaluación de una política utilizando la base de PISA procura también aportar a la discusión metodológica, teniendo en cuenta que dicha base de datos es la única disponible que reporta resultados de aprendizajes en el nivel de enseñanza media y constituye una base sobre la cual se realizan habitualmente análisis de efectos de diversas variables sobre los aprendizajes.

El trabajo se estructura de la siguiente forma: El capítulo II describe brevemente el marco conceptual y el efecto esperado de un aumento de la extensión del tiempo de clase en términos de los principales conceptos teóricos. El capítulo III resume la

evidencia empírica sobre los efectos de la extensión del tiempo de clase a nivel internacional, y la relacionada específicamente con las escuelas de tiempo completo en Uruguay. El capítulo IV presenta una descripción de la política de Tiempo Completo y algunas estadísticas descriptivas sobre su implementación, cobertura y resultados globales, a partir de los datos elaborados por ANEP. El capítulo V describe las fuentes de datos utilizadas y expone las principales estadísticas descriptivas. El capítulo VI presenta la estrategia empírica. Se analizan los cuatro métodos de estimación aplicados, en términos de los supuestos generales que requiere cada uno para obtener una estimación insesgada del impacto de la política evaluada, como también en términos concretos referidos al problema que se analiza y a los datos disponibles. El capítulo VII expone los resultados obtenidos y el capítulo VIII concluye. El trabajo incluye además un Anexo que contiene las salidas detalladas de las estimaciones realizadas.

II. Marco conceptual

Uno de los enfoques más utilizados para estudiar los determinantes de los resultados educativos es la Función de Producción Educativa (FPE). Dicho enfoque examina la relación de productividad entre inputs escolares y resultados educativos (en general, resultados de pruebas de aprendizaje) para individuos en edad escolar. Este enfoque provee un marco conceptual que procura guiar la elección de variables y proveer una interpretación coherente de sus efectos.

Se parte del supuesto de que los padres maximizan una función de utilidad intertemporal, en cuyos argumentos se encuentra, además del consumo y el ocio en diferentes momentos del tiempo, los años de educación y la calidad educativa de sus hijos. Las restricciones a este programa de maximización vienen dadas por la función de producción educativa, el efecto esperado de los años de educación y la calidad educativa recibida sobre los ingresos laborales futuros, y la restricción presupuestaria intertemporal (véase Glewwe, Hanushek, Humpage y Ravina, 2011).

Glewwe y Kremer (2006) especifican la forma estructural de la función de producción educativa como sigue:

$$A = a(S, Q, C, H, I) \quad (1)$$

Donde A es el aprendizaje, S es la cantidad de años de educación, Q es un vector de características del centro educativo y de los docentes (inputs que incrementan la

calidad educativa), C es un vector de características del estudiante, incluyendo su habilidad, H son las características del hogar (incluyen la educación de los padres y su valoración de la educación) e I es un vector de inputs escolares bajo el control de los padres (asistencia a clase, compras de libros y materiales, etc.)

Cabe resaltar que A es resultado de un proceso acumulativo de adquisición del conocimiento en el que se combinan insumos pasados y presentes, los cuales reflejan las decisiones realizadas por los hogares, los centros y el sistema educativo. Esta característica ha dado lugar a algunos enfoques de valor agregado de la educación (véase por ejemplo Todd y Wolpin, 2003).

Se supone que los elementos de H y C son exógenos. Si se asume que los hogares pueden elegir entre más de una escuela para sus hijos, entonces Q es endógeno, incluso si es fijo para un centro dado. Por tanto, la elección de los padres para maximizar su función de utilidad es sobre cada posible escuela (Q). Condicional a la elección de Q , eligen S e I sujeto a las restricciones mencionadas. A su vez, S e I pueden expresarse en función de las siguientes variables exógenas:

$$S = f(Q, C, H) \quad (2)$$

$$I = f(Q, C, H) \quad (3)$$

Sustituyendo las expresiones anteriores en (1) se obtiene la siguiente forma reducida²:

$$A = h(Q, C, H) \quad (4)$$

El impacto que interesa en este caso es el de un elemento del factor Q (inputs escolares que incrementan la calidad educativa), que es el tiempo pedagógico (Q_i). La ecuación (1) provee una estimación de la derivada parcial de A con respecto a Q_i , es decir, permite estimar el efecto de un cambio en Q_i sobre A cuando el resto de los elementos permanecen constantes. La ecuación (4) en cambio, provee una estimación de la derivada total de A con respecto a Q_i , porque permite cambios en S y en I en respuesta a cambios en Q_i . Por ejemplo, los padres pueden responder a un aumento de la extensión del tiempo pedagógico reduciendo su tiempo de atención a los deberes escolares (caso de sustitución de inputs familiares por escolares) o, en otro sentido, aumentando la provisión de insumos escolares como libros (caso donde inputs familiares y escolares son complementarios).

El hecho de que las decisiones de los padres pueden contrarrestar o reforzar las políticas a nivel del sistema educativo introduce dificultades al momento de estimar el impacto de los inputs escolares en los aprendizajes, lo que se discute en las secciones siguientes.

² Tal como lo señalan Glewwe et al (2011) la forma reducida contenida en la expresión (4) refleja una relación causal pero no es exactamente una función de producción, dado que refleja preferencias de los padres.

Con respecto al tema específico del tiempo de clase, en principio se espera un efecto positivo, dado que, en primer lugar, constituye un incremento de un input específico que incide sobre el aprendizaje (los estudiantes destinan más tiempo con sus maestros a tareas escolares). Adicionalmente, el mayor nivel de aprendizaje en los niveles educativos iniciales puede redundar en mejores resultados académicos a medida que los niños avanzan en la trayectoria educativa. En un contexto de acumulación de capital humano, una mayor inversión inicial reduce los costos de inversiones futuras (véase por ejemplo Carneiro y Heckman, 2003), por lo que un mayor stock inicial de capital humano tiene la potencialidad de influenciar los resultados académicos más adelante. En forma más específica, una falla de aprendizaje de las competencias básicas puede inhibir el aprendizaje subsecuente y hacer que el *catching up* posterior sea muy costoso (véase Heckman, 2008). En particular, si el proceso de aprendizaje es secuencial, un mejor aprendizaje de los conceptos básicos al inicio es probable que reduzca las dificultades de los aprendizajes posteriores. En ese caso se esperaría que un incremento del tiempo de clases tenga efectos positivos que persistan en el tiempo.

No obstante, que más tiempo de clase redunde en mejores resultados educativos depende del destino que se le de al tiempo extra de clase, y en qué hubieran destinado el tiempo los alumnos si ello no hubiera ocurrido. En particular, también depende de las decisiones intra hogar de asignación de inputs escolares bajo control de los padres, que pueden cambiar ante cambios en la política de extensión horaria. En la sección siguiente se revisa brevemente alguna evidencia empírica sobre los efectos de la extensión del tiempo de clase en distintos contextos.

III. Evidencia empírica

En términos empíricos la evidencia internacional respecto al efecto de la extensión del tiempo de clase sobre los aprendizajes no es concluyente, si bien en general muestra resultados positivos. Algunos estudios se enfocan en la duración del año lectivo sobre los resultados académicos, encontrando evidencias mixtas. Por ejemplo, Lee y Barro (1997) realizan una comparación internacional de tipo *cross country* y encuentran un efecto positivo pero reducido de la extensión del tiempo de clase en el año sobre los resultados en Matemática y Ciencias, pero negativo en Lengua. No obstante, encuentran que una reducción del tiempo de clase en el año tendría un efecto negativo sobre la repetición escolar. Este último resultado también es encontrado por Pischke (2003), utilizando datos de sucesivas cohortes expuestas a distintas duraciones del año lectivo en Alemania.

Otro tipo de estudios investigan los efectos de un incremento del tiempo de clase sobre los resultados educativos utilizando básicamente datos de corte transversal a nivel de estudiantes y explotando la variación en los tiempos de clase dedicados a distintas materias o áreas del aprendizaje. Por ejemplo, Brown y Saks (1986) examinan el efecto del tiempo de instrucción sobre los resultados educativos en Estados Unidos, utilizando datos a nivel de estudiantes y tiempos de clase dedicados a distintas materias. Encuentran efectos positivos del tiempo de clases sobre los resultados en lectura y matemática, pero que varían con las características del docente y con los resultados iniciales del estudiante. A su vez, Link y Mulligan (1986), en base a datos de corte

transversal para Estados Unidos, encuentran efectos positivos pero pequeños de la extensión del tiempo de clase en matemática y lengua, y que el tiempo de clase está sujeto a rendimientos decrecientes. Más recientemente Coates (2003), en base a datos *cross section* de resultados de aprendizajes de estudiantes de tercer grado en Illinois evalúa el efecto de distintos tiempos de clase por materia evaluada (lengua, matemática, ciencias y estudios sociales). Encuentra efectos positivos y significativos del tiempo de clase sobre los resultados y algunas complementariedades en los tiempos de clase entre las áreas evaluadas (por ejemplo, mayor tiempo de clase en matemática también mejoraría los resultados en lectura).

Debe notarse, de todas maneras, que este tipo de estudios tiene varias limitaciones. Por ejemplo, las comparaciones *cross country* ignoran el hecho de que los efectos del tiempo de clases dependen en gran medida de las características del sistema educativo existente, de la implementación de la política (cuáles tareas se realizan efectivamente en el tiempo extra) y de los beneficiarios (qué hubieran hecho si no hubieran estado expuestos al tiempo extra de clases). Por otra parte, los estudios que utilizan microdatos frecuentemente ignoran posibles fuentes de endogeneidad de la variable de interés (por ejemplo, más tiempo de clase dedicado a un área en una escuela puede estar correlacionado con variables inobservables de los alumnos asistentes a esa escuela).

Más específicamente relacionado con el tema de este trabajo, otro conjunto de estudios han evaluado la extensión del tiempo de clase considerando específicamente el pasaje

a tiempo completo en relación a tiempo parcial, en particular en el ámbito de la educación preescolar. Walston y West (2004) comparan los resultados en matemática y lectura de alumnos en preescolar (jardinera) a tiempo completo y a tiempo parcial en la misma escuela, encontrando resultados positivos y significativos para los estudiantes en tiempo completo. Sin embargo, la probable autoselección de estudiantes entre tiempo completo y tiempo parcial en características inobservables hace difícil en este caso atribuir toda la diferencia a la política de tiempo completo.

DeCicca (2007) intenta paliar este problema utilizando datos longitudinales y estimadores de diferencias en diferencias para estimar el efecto de la extensión del preescolar a tiempo completo en Estados Unidos sobre los resultados en matemática y lectura medidos al final de la jardinera y al final del primer año de primaria. En este caso se encuentra que la expansión a tiempo completo en el preescolar tiene efectos significativos sobre los resultados de corto plazo (al final del preescolar), pero el impacto decrece fuertemente en el transcurso de un año adicional (al final del primer año) lo cual introduce dudas acerca de su costo efectividad, considerando los efectos más allá del impacto inmediato.

Por otra parte, Cannon et al. (2011) se enfocan en un subgrupo poblacional dado por los estudiantes de habla no inglesa en Los Ángeles, y examinan el impacto de la extensión del preescolar sobre sus resultados académicos, repetición y fluidez en inglés en los primeros años de primaria, explotando la variación de la implementación del tiempo completo en la enseñanza preescolar y utilizando estimadores de

diferencias en diferencias. Los autores no encuentran impactos significativos en la mayoría de los resultados académicos analizados hasta segundo grado, si bien encuentran un impacto positivo de reducción de las tasas de repetición. También encuentran que el impacto varía según características del estudiante y de la escuela.

A nivel de la región latinoamericana, Valenzuela (2005) analiza el impacto de la extensión del horario de clase en Chile aplicado desde 1997, que significó un 30% de incremento del tiempo de clase para los alumnos de entre tercer año de educación primaria y cuarto año de educación secundaria, explotando la expansión secuencial del programa en las escuelas.³ Encuentra un efecto positivo y robusto de dicha política, si bien el efecto encontrado es pequeño. También encuentra un efecto mayor en lengua que en matemática, y en estudiantes de centros privados subsidiados que en estudiantes asistentes a centros públicos.

Bellei (2009) realiza una evaluación de impacto del programa de tiempo completo en Chile sobre los resultados académicos en el nivel de secundaria utilizando la variación exógena de la expansión del programa y la metodología de diferencias en diferencias. Al igual que Valenzuela (2005), encuentra efectos positivos y significativos aunque pequeños, y un impacto mayor en lengua que en matemática. Asimismo, encuentra un impacto mayor en estudiantes en centros rurales, en centros públicos y en estudiantes con mejores desempeños previos.

³ La reforma implicó que los alumnos pasaran a tener unas 1.140 horas anuales de clase, lo que significó un 35% más que el promedio de la OCDE.

Finalmente, en la revisión de la literatura sobre recursos y resultados educativos desde 1990 hasta 2010 realizada por Glewwe et al. (2011), los resultados de los efectos de las horas de clase sobre los resultados educativos son relativamente no ambiguos y en la dirección esperada: seis de las ocho estimaciones reportan resultados positivos, y cuatro de ellas significativamente positivos. Cuando los autores restringen el análisis a los 43 estudios de “alta calidad” en términos de los métodos econométricos utilizados, encuentran que las cuatro estimaciones analizadas (de dos estudios que cumplen con los requisitos de alta calidad) reportan resultados significativamente positivos.

Para el caso de Uruguay, a partir de la implementación de forma más extendida del modelo ETC se han generado varios trabajos que analizan su incidencia sobre el desempeño educativo de los estudiantes. A nivel de las evaluaciones nacionales de aprendizajes que realiza la ANEP, en general se ha encontrado un mejor desempeño de los alumnos en ETC respecto a sus pares en escuelas de similar contexto sociocultural (véase por ejemplo ANEP, 2000). También se ha encontrado una valoración positiva del modelo ETC por parte de docentes y padres, fundamentalmente expresada a través de un juicio favorable en cuanto al impacto del modelo sobre el desarrollo cognitivo y social de los niños (véase Equipos Mori, 2001). En términos de repetición escolar, las ETC presentan tasas de repetición algo más bajas a la media de las escuelas, si bien atienden a una población proveniente de contextos más desfavorables. No obstante, el Informe de ANEP (2007:a) encuentra una relación negativa entre asistir a una ETC durante la mayor parte de la Primaria, y el nivel de competencias científicas adquiridas a las 15 años, utilizando una estimación a través

de un modelo de regresión multi nivel o modelo jerárquico lineal (HLM) sobre los datos de las pruebas PISA 2006.

Los resultados basados en las evaluaciones nacionales de aprendizajes de ANEP y el informe de ANEP (2007:a), procuran identificar el efecto de asistir a ETC incluyendo un extenso set de variables de control en las estimaciones. No obstante, una preocupación general en la literatura existente sobre evaluación de impacto es el problema de la identificación, que surge del hecho de que la asignación de estudiantes y escuelas al modelo ETC no es aleatoria.

El sesgo de selección en variables inobservables de escuelas y niños al modelo ETC hace difícil atribuir las diferencias en el desempeño educativo a las diferencias entre asistir o no a una escuela con extensión del tiempo pedagógico. En particular, afecta la consistencia de los estimadores obtenidos a través de regresiones de mínimos cuadrados ordinarios (MCO) o modelos jerárquicos (HLM).

Dos estudios han procurado identificar el efecto ETC sobre el desempeño educativo a través de técnicas de evaluación de impacto que procuran controlar el sesgo por variables inobservables de asistencia a una ETC. Cerdan Infantes y Vermeesch (2007) utilizan un pool de bases de datos de pruebas nacionales de aprendizajes para evaluar el efecto de ETC sobre el desempeño escolar a nivel de sexto año de Primaria, utilizando técnicas de diferencias en diferencias y *propensity score matching*, en base a una muestra de escuelas que observan en 1996 (antes de convertirse a tiempo

completo) y 2002. Encuentran un impacto significativo de las ETC sobre el aprendizaje en lengua y matemática, en particular en escuelas de contextos más desfavorables. Estiman una mejora de 0.26 desvíos estándar del puntaje de Lengua y de 0.38 de Matemática, para niños que realizan los seis años de Primaria en este tipo de escuelas.

Por otra parte, Perera y Llambí (2009) estiman el efecto ETC sobre las competencias evaluadas a los 15 años usando la información de PISA 2006. Los autores procuran corregir dos tipos de sesgo. Por un lado, el sesgo por no observación de estudiantes desertores en las pruebas PISA, lo que podría causar sesgo en la estimación del efecto ETC, si se presume que uno de los resultados de dicha política es la menor repetición en Primaria y consecuentemente, la menor deserción en Secundaria. Por otro lado, utilizan variables instrumentales y el método de función de control para procurar corregir los posibles sesgos en la estimación del efecto de ETC debido a la endogeneidad de dicha variable. Los instrumentos utilizados, que se encuentra que están altamente correlacionados con asistir a ETC son: variable indicadora de que la ocupación de la madre es de baja calificación, variable indicadora de que la madre del alumno está ocupada y *dummies* regionales. Encuentran que la magnitud y la significación del efecto ETC es sensible al método utilizado para tratar el sesgo provocado por la endogeneidad de esta variable, pero no obstante se constata un cambio de signo en el coeficiente respecto a las estimaciones que no tratan este problema (que encuentran un coeficiente negativo). Si bien este estudio avanza en la discusión de los efectos de ETC, es discutible la idoneidad de los instrumentos

utilizados, en particular el requisito indispensable de no estar correlacionado con la variable de resultado.

En definitiva, a nivel teórico el signo esperado del efecto de un aumento del tiempo de clase sobre los aprendizajes es, en principio, incierto, y depende de en qué se destina el tiempo adicional y cómo cambia la asignación de inputs educativos de las familias ante este cambio. En términos empíricos en general los resultados indican una relación positiva entre tiempo de clases y resultados académicos. No obstante, el tamaño del efecto puede variar significativamente dependiendo de las características de las escuelas, los profesores o los estudiantes (Brown y Salks, 1986; Valenzuela, 2005; Bellei, 2009; Cannon et al., 2011); de área del conocimiento sobre la que se extiende el tiempo de clase y sus complementariedades con el área evaluada (Coates, 2003); del resultado educativo analizado (aprendizajes; repetición; véase por ejemplo Cannon et al., 2011; Lee y Barro, 1997); y del momento en el cual se evalúan los impactos (sobre los resultados inmediatos o de corto plazo o sobre resultados posteriores o de mediano o largo plazo; véase De Cicca, 2007; o Cannon et al., 2011).

En suma, los resultados ponen en evidencia un punto importante que es que un efecto, en principio esperablemente positivo de la extensión del tiempo de clases sobre los resultados educativos, no es generalizable a todos los contextos donde se implementa la política. Lo que, en términos teóricos está contenido en la cuestión de que la FPE refleja preferencias, que las decisiones de los padres pueden contrarrestar o reforzar una política educativa, y que el tipo de decisión puede depender de las características

de los niños y sus familias, lo que introduce heterogeneidades en los impactos esperados. También queda en evidencia que los efectos de la extensión del tiempo de clase pueden no ser constantes en el tiempo, aspecto que se liga a la forma de acumulación del capital humano.

En el caso del estudio para Uruguay que analiza impactos sobre los resultados educativos en el nivel de educación primaria (Cerdan Infantes y Vermeesch, 2007), se constata que el efecto es más alto para estudiantes de contextos más desfavorables. No obstante, el estudio para Uruguay de Perera y Llambí (2009) que aborda el impacto de la extensión horaria sobre las competencias posteriores, evaluadas durante la educación media (en el marco del proceso acumulativo que caracteriza a la función de producción educativa) no encuentra un efecto positivo robusto. Sin embargo, es posible que el efecto pueda diferenciarse por contexto de origen del estudiante (siguiendo los resultados de Cerdan Infantes y Vermeesch, 2007) o que existan efectos sobre las trayectorias escolares, aunque no sobre el aprendizaje en sí mismo. También es posible que la identificación de los efectos adolezca de los problemas metodológicos habituales (que se señalan en el apartado VI) y sobre los cuales este estudio procura avanzar.

IV. Descripción de la política de Escuelas de Tiempo Completo

El programa de Escuelas de Tiempo Completo amplió el tiempo pedagógico de cuatro a siete horas y media diarias, además de implementar un nuevo modelo pedagógico. Los maestros pasaron de estar 20 horas a 40 horas semanales en el centro, y se agregaron diversos docentes de talleres (plástica, música, educación física y/o inglés). El programa incluyó un componente de formación de maestros en el nuevo modelo pedagógico. Las ETC ampliaron también el componente nutricional de los niños, incluyendo para todos tres comidas diarias. Inicialmente estas escuelas se focalizaron principalmente en la atención a niños en los contextos socioculturales más desfavorables, si bien luego también se extendieron a algunas escuelas de contextos favorables. La paulatina ampliación de la cobertura de niños en ETC supuso además una fuerte inversión en infraestructura y equipamiento adicional.

La implementación de cada subcomponente de la política varió entre las escuelas. En particular, la combinación de los distintos talleres fue implementada en forma bastante disímil (algunas escuelas implementaron inglés y otras no; la carga horaria de actividades expresivas como música y plástica varía considerablemente entre escuelas; etc.) No obstante, todas comparten la extensión del tiempo de clase, las tres comidas diarias, y prácticamente todas el fortalecimiento de la infraestructura edilicia y el programa general de capacitación a maestros. De todas maneras el hecho de que algunos subcomponentes del programa varíen entre escuelas es relevante a los

efectos de intentar evaluar su impacto, dado que en los hechos constituyen variaciones en la implementación que pueden afectar los resultados finales.

En términos de costos, se estima que las ETC tienen un costo directo recurrente aproximadamente 76% superior al de una escuela común (Llambí, 2012), asociado en su mayoría al incremento de remuneraciones vinculadas a la extensión horaria de todos los maestros y las horas adicionales de profesores de taller y/o de inglés. Otro componente de incremento de costos es el mayor gasto en alimentación, tanto porque se extiende la cantidad de comidas diarias como porque todos los niños pasan a tener alimentación en la escuela. Finalmente, también existen mayores gastos generales, materiales y personal de servicio, debido a la extensión horaria.⁴ La extensión del modelo ETC también supone expandir considerablemente la infraestructura edilicia, dado que la situación predominante de funcionamiento de las escuelas de medio tiempo es la utilización de edificios en doble turno. La expansión del horario de clases implica una relocalización de niños de alguno de los turnos en otros edificios, lo cual se traduce en un fuerte requerimiento de inversión en infraestructura. En definitiva, el programa de Tiempo Completo supone un fuerte incremento de la inversión en educación en la edad de asistir a primaria, lo cual debería ser considerado en un análisis costo-beneficio del programa.

⁴ Llambí (2012) estima a 2011 un costo directo por alumno de 2400 dólares anuales a valores de ese año; en tanto que el costo por alumno de la escuela común se estimó en unos 1400 dólares anuales.

Si bien con anterioridad a 1999 ya existían escuelas con extensión horaria de tiempo completo, el “modelo” ETC que incluyó una nueva propuesta pedagógica (además de la extensión horaria y del componente nutricional) fue implementado a partir de 1999, tanto en las escuelas ya existentes de horario completo, como en las que se convirtieron al plan a partir de ese año. El cuadro siguiente muestra la cadencia de la incorporación año a año de escuelas y niños a la política de Tiempo Completo.

Cuadro 1. Número de escuelas de tiempo completo y matrícula, por año.

Año	Número de ETC	Matrícula Primaria ETC	Matrícula Primaria Pública	% ETC s/ Matrícula Primaria Pública	Matrícula Primaria Total	% ETC s/ Matrícula Primaria Total
1998	59	sd	295935	---	349452	---
1999	71	sd	297630	---	349647	---
2000	77	sd	301182	---	351525	---
2001	90	sd	304452	---	349549	---
2002	93	17589	307756	5.7%	353826	5.0%
2003	96	18494	311141	5.9%	354843	5.2%
2004	102	20326	311350	6.5%	355568	5.7%
2005	104	20844	309286	6.7%	354777	5.9%
2006	109	21994	306030	7.2%	353528	6.2%
2007	111	21834	300143	7.3%	348579	6.3%
2008	120	23924	292542	8.2%	342498	7.0%
2009	130	25748	286092	9.0%	336865	7.6%
2010	135	25660	279445	9.2%	330548	7.8%
2011	159	28778	273440	10.5%	325509	8.8%

Fuente: ANEP, MECAEP y Observatorio de la Educación

Puede observarse que la política de tiempo completo fue extendiéndose gradualmente, pasando de unas 59 escuelas antes de la implementación del nuevo modelo pedagógico (en 1998) hasta unas 159 escuelas en 2011, con una cobertura de casi 29

mil niños en primaria.⁵⁵ No obstante, continúa siendo una política dirigida a un porcentaje relativamente bajo de la población asistente a primaria: a 2011 los niños en primaria en la modalidad Tiempo Completo representaron el 10.5% de la matrícula pública de primaria, y 8.8% del total de asistentes a educación primaria.

Con respecto a la focalización de las ETC, si bien se pretendió llegar primordialmente a los contextos más desfavorables, en la práctica las ETC fueron instalándose también en escuelas de otros contextos. El cuadro siguiente ilustra la distribución de las escuelas y la matrícula ETC en 2012, según la clasificación sociocultural de las escuelas realizada por ANEP. Dicho organismo clasifica a las escuelas públicas según un índice de contexto sociocultural, que asigna puntajes a los establecimientos considerando tres dimensiones: el nivel educativo, el nivel socioeconómico y el nivel de integración social de los hogares de los alumnos de la escuela (véase ANEP, 2007:b). A partir de ese indicador, las escuelas se distribuyen en quintiles del índice de contexto sociocultural, denominados Requerimientos. El requerimiento 1 se compone del 20% de escuelas de peor puntaje en cuanto al índice de contexto sociocultural, en tanto el requerimiento 5 se compone del 20% de escuelas de mejor contexto.

⁵⁵ La matrícula total de ETC es algo mayor, ya que incluye a niños de 4 y 5 años de preescolar. No obstante, dicha información no se encuentra desagregada en los datos divulgados en el Observatorio de la Educación de ANEP.

Cuadro 2. Cantidad de escuelas y alumnos matriculados, según clasificación de requerimiento de ANEP. Año 2012

	ETC		% ETC según requerimiento		Total Escuelas Urbanas Públicas		% ETC en Total Urbanas Públicas	
	Escuelas	Matrícula (1)	Escuelas	Matrícula (1)	Escuelas	Matrícula (1)	Escuelas	Matrícula (1)
Req 1	38	8138	23%	22%	186	60186	20%	14%
Req 2	51	11920	30%	32%	189	60772	27%	20%
Req 3	40	8581	24%	23%	188	54146	21%	16%
Req 4	23	4963	14%	13%	185	57635	12%	9%
Req 5	16	4090	10%	11%	184	66892	9%	6%
Total	168	37692	100%	100%	932	299631	18%	13%

(1) Incluye niños de 4 y 5 años

Req 1 corresponde al 20% de escuelas de peor contexto sociocultural; Req 5 se compone del 20% de escuelas de mejor contexto.

Fuente: Llambí 2012, en base a datos proporcionados por el CEIP, ANEP

Puede observarse que, a 2012, un 53% de las escuelas de tiempo completo se ubica en los dos quintiles de contexto sociocultural más desfavorable (escuelas de requerimiento 1 y 2), si bien la mayoría relativa se ubica en el segundo quintil (30% de las escuelas). A su vez, un porcentaje significativo de las escuelas corresponden a los dos quintiles superiores de contexto sociocultural (24% en los requerimientos 4 y 5; y 10% en el requerimiento de contexto más favorable). A su vez, del total de escuelas clasificadas como de requerimiento 1 un 20% corresponden a ETC en 2012; dicho porcentaje es similar entre las escuelas de requerimiento 3, y aumenta a 27% en el caso de escuelas de requerimiento 2. En definitiva, las ETC se encuentran algo más concentradas en los primeros tres quintiles de contexto sociocultural más desfavorable, y en particular en el segundo quintil, si bien tienen una representación significativa en el resto de los contextos.

En términos de resultados, los datos del Monitor Educativo de Primaria (ANEP) muestran que las ETC presentan tasas de repetición algo inferiores a la media de las escuelas, si bien las mismas están ubicadas mayoritariamente en los tramos de requerimiento 1 y 2, donde los índices de repetición son más altos. A 2011, la tasa media de repetición de primero a sexto año se situó en 6.1%, mientras que la misma cifra fue de 5.7% en ETC (véase cuadro 3).

Cuadro 3. Tasa de repetición de 1ero a 6to de primaria, según requerimiento.

	2002	2003	2004	2005	2006	2007	2008	2009	2010	2011
Total Nacional	10.3	9.1	8.6	8.1	7.9	7.7	6.2	6.3	6.2	6.1
Req 1 Urbano	16.6	14.5	12.8	12.3	11.3	11.3	9.4	9.7	9.9	9.6
Req 2 Urbano	13.5	11.7	11.4	10	10.2	9.6	7.6	7.7	7.4	7.3
Req 3 Urbano	10.0	9.0	8.2	8.1	8.3	8.1	6.3	6.2	6.2	5.8
Req 4 Urbano	7.9	7.2	7.1	6.5	6.4	6.3	5.2	5.5	5.2	5.2
Req 5 Urbano	5.1	4.6	4.3	4.3	4.2	4	3	3.5	3.2	3.5
Tiempo Completo	7.3	6.3	6.1	5.7	5.9	5.8	4.4	5.5	5.5	5.7

Fuente: ANEP, Monitor Educativo de Primaria

También puede observarse que la brecha de repetición entre la media nacional y la de las ETC fue disminuyendo a lo largo de los últimos 10 años, a medida que se fue extendiendo la política. Si bien parte de la reducción de la repetición a nivel de los indicadores nacionales es en parte resultado de la expansión de ETC (que exhiben menores tasas de repetición), también se derivó de una reducción generalizada y sistemática de la repetición en otras modalidades de escuelas. En particular, la repetición se redujo a casi la mitad en las escuelas urbanas comunes y en las escuelas Aprender, las cuales corresponden a las clasificadas anteriormente como de contexto sociocultural crítico y están ubicadas en los requerimientos de contexto sociocultural más desfavorable (véase cuadro 4).

Cuadro 4. Tasa de repetición de 1ero a 6to de primaria, según tipo de escuela.

	2002	2003	2004	2005	2006	2007	2008	2009	2010	2011
Total Nacional	10.3	9.1	8.6	8.1	7.9	7.7	6.2	6.3	6.2	6.1
Urbana Común	10.0	8.8	8.5	7.9	7.5	7.0	5.3	5.6	5.4	5.2
Aprender	17.2	15.6	13.6	12.4	11.9	11.3	9.1	9.0	8.8	8.9
Práctica	6.0	5.6	5.8	6.0	6.0	5.3	4.1	4.1	3.8	3.7
Tiempo Completo	7.3	6.3	6.1	5.7	5.9	5.8	4.4	5.5	5.5	5.7
Rural	8.5	7.3	7.3	6.6	6.7	6.5	5.4	4.9	5.0	4.7

Fuente: ANEP, Monitor Educativo de Primaria

En definitiva, de los datos de los registros de ANEP surge que las ETC logran menores tasas de repetición, considerando que atienden a una población ubicada mayormente en los primeros tres quintiles de contexto sociocultural más desfavorable. No obstante, en términos de evolución, otras escuelas que partían en 2002 de niveles sustancialmente más altos de repetición han mejorado sus registros, disminuyendo considerablemente la brecha con el programa ETC.⁶ Si la menor repetición se asociara a mejores niveles de aprendizaje, es posible que las brechas de aprendizaje entre las ETC y otras escuelas (documentadas en algunos estudios citados anteriormente) hayan tendido a disminuir en los últimos años, lo que podría tener efectos en el impacto diferencial del programa ETC sobre las trayectorias posteriores a primaria.

⁶ No son claras las causas de la disminución drástica de las tasas de repetición en primaria en los últimos diez años. En principio, podrían reflejar impactos positivos de la expansión del preescolar (véase Berlinski et al. 2006); la extensión del Programa Maestros Comunitarios desde 2005 (véase Llambí et al., 2010); o también la reducción del tamaño de clases, debido a la caída demográfica ocurrida en esos años, entre otros posibles factores.

v. Datos

En este apartado se describen brevemente las bases de datos utilizadas para evaluar el impacto de ETC sobre las competencias adquiridas a los 15 años y la identificación de las posibles fuentes de sesgo en la estimación de dicho efecto.

V.1. PISA 2006

Se utiliza la base de datos de PISA (*Programme for International Student Assessment*) del año 2006. PISA es un programa de evaluación de competencias de estudiantes a los 15 años de edad, sobre una muestra representativa de la población asistente a la educación media, que se aplica en países de la OECD y también en otros países del resto del mundo (57 países en total, en 2006). PISA provee información sobre resultados en pruebas de Matemática, Lectura y Ciencias, grado que cursa el estudiante, si repitió algún año escolar, así como también abundante información sobre características del estudiante y su familia, características del centro y características institucionales. En 2006 se incluyó además una pregunta sobre a qué tipo de escuela asistió el estudiante la mayor parte de la primaria, donde una de las opciones es la escuela de tiempo completo.

En términos de la evaluación académica PISA procura evaluar cada área, no basándose en el currículum (que varía entre países), sino en términos de conocimientos y habilidades requeridas para la vida adulta (OECD, 2000).

Adicionalmente a los *tests* en las áreas evaluadas, los estudiantes y los directores de los centros educativos responden cuestionarios, de donde surge la información de *background* de los estudiantes y sus familias, recursos de los centros educativos y características de los profesores, así como también el set up organizacional. Combinando todos los sets de información, se construye una base de datos que contiene, para 2006, información de 4.839 estudiantes donde se combina la información de los *tests* de matemática, lectura y ciencias con las características personales y familiares del estudiante y las del centro al que asiste.

Además de las preguntas originales de los cuestionarios a los directores de los centros y a los estudiantes, la base de PISA incluye índices derivados de las preguntas originales que resumen las respuestas de los estudiantes y de los directores a un set de preguntas. Estos índices están diseñados sobre la base de consideraciones teóricas e investigaciones empíricas previas, mediante técnicas estadísticas de análisis factorial (OCDE, 2003). La ventaja de utilizar estos índices radica en que han sido contruidos con rigor y su validez ha sido testada a través de varios estudios a nivel internacional (OCDE, 2003).

En particular, se utiliza el índice de estatus económico, social y cultural, elaborado en base a las siguientes variables: el índice de status ocupacional; el nivel educativo más alto alcanzado por los padres, convertido a años de educación; el índice PISA de riqueza familiar; el índice PISA de recursos educacionales del hogar; y el índice PISA de recursos culturales en el hogar.

En relación con los factores escolares, algunos ejemplos de índices que procuran captar características de los recursos del centro son el de calidad de los recursos educativos⁷, el ratio estudiantes por profesor o el porcentaje de profesores con título docente o grado universitario. También se dispone de índices que captan aspectos institucionales y de gobernanza. Por ejemplo, a los efectos de capturar el grado de autonomía de los centros se construyen dos índices: el índice de autonomía de recursos, que se construye en base al número de decisiones relativas a los recursos escolares que son responsabilidad del propio centro; y el índice de autonomía curricular, elaborado de acuerdo al número de decisiones sobre currículum y evaluación que son responsabilidad del centro.

V.2 Base de distancias de centros PISA a ETC más cercana

Una de las estrategias de estimación que se utiliza y se detalla en el apartado siguiente es la de variables instrumentales. La variable que se utiliza como instrumento es la distancia entre el centro educativo actual (centro de educación media) y la escuela de tiempo completo más cercana, disponible al momento en que el estudiante cursaba educación primaria. El instrumento se obtuvo a partir de una base de datos de distancias elaborada por CINVE, la cual fue construida de la siguiente forma. Si bien no se dispuso de la dirección de residencia de cada estudiante evaluado en PISA, sí fue posible identificar a los centros educativos evaluados en la base de PISA 2006,

⁷ Derivado de un conjunto de ítems que relevan la percepción de los directores de los centros sobre los factores que dificultan el desarrollo de la actividad educativa. Valores positivos del índice indican mejor calidad de los recursos educativos.

únicamente a los efectos de obtener este vector de distancias. Así, se obtuvieron dos bases de datos: una con la localización geográfica (dirección) de cada centro de educación media de Montevideo y del Interior del país evaluado en PISA 2006 (en adelante, centro PISA); y otra con los datos de localización de las escuelas de tiempo completo y el año de conversión al programa. A partir de ambas fuentes de información, se identificó para cada centro PISA cuál era la escuela de tiempo completo más cercana para cada año comprendido entre 1999 y 2003 (lapso de tiempo en el que la mayor parte de los estudiantes evaluados en PISA 2006 realizaron sus estudios de primaria). En base a dicha información se calculó la distancia (en metros) de cada centro PISA a la escuela de tiempo completo identificada como más cercana en cada uno de los años del período considerado. Las distancias se obtuvieron utilizando un software de geo-referenciación de datos.

El vector de variables de distancias fue adicionado a la base de datos de PISA, asignando a cada estudiante de cada centro educativo los correspondientes vectores de distancias del centro a la ETC más cercana para cada año entre 1999 y 2003.

Finalmente, se asignó a cada estudiante el vector de distancia de alguno de los años considerados, en función del grado que estuviera cursando al momento de ser evaluado por PISA. La regla utilizada fue asignar el vector de distancias a las ETC disponibles en el año en que el estudiante estuviera cursando la mitad (tercer año) de los estudios de primaria.⁸ De todas maneras, en la gran mayoría de los casos la

⁸ Por ejemplo, a los estudiantes de primer año de educación media se les asignó el vector de distancias correspondientes al año 2003; a los de segundo año, el de 2002; y así sucesivamente.

escuela de tiempo completo más cercana al centro PISA (y por consiguiente, la distancia del centro a la misma) no cambia en el período considerado (1999-2003). En el caso del Interior, el 84% de los centros tiene en todo el período una misma ETC clasificada como “más cercana”. En el caso de Montevideo dicho porcentaje es de 69%.

V.3 Estadísticas descriptivas

Como fue expuesto anteriormente, el programa de tiempo completo se ubicó predominantemente en escuelas de los tres primeros quintiles de contexto sociocultural más desfavorable, lo que implica que los estudiantes que asisten o asistieron a ETC y el resto de los estudiantes tendrán en principio distintas características. El cuadro 5 presenta estadísticos descriptivos para un set de variables contenidas en la base de datos de PISA 2006, según si el estudiante asistió a una ETC la mayor parte de la educación primaria. Las variables incluyen resultados de las pruebas evaluadas, características del estudiante y de su familia y hogar, características de los centros a los que asisten en educación media al momento de ser evaluados por PISA y de sus docentes, incluyendo las mediciones a través de los índices elaborados por PISA. La columna 7 presenta los estadísticos t para el contraste de medias entre los asistentes a ETC y los no asistentes.

Cuadro 5. Estadísticas descriptivas. PISA Uruguay, 2006.

Descripción de la variable	Estudiantes que asistieron a ETC			Estudiantes que no asistieron a ETC			Prueba de igualdad de medias	
	Obs	Media	Desv. Estándar (BRR)	Obs	Media	Desv. Estándar (BRR)	t-stat	P> t
Resultado en Lectura	375	362.68	9.17	4311	419.98	3.21	6.28	0.000
Resultado en Matemática	375	378.09	5.54	4311	433.70	2.47	9.74	0.000
Resultado en Ciencias	375	381.62	5.02	4311	434.88	2.61	10.97	0.000
Estudiante es hombre	375	0.54	0.04	4311	0.48	0.01	-1.7	0.092
Estudiante reside en Montevideo	375	0.24	0.03	4311	0.38	0.02	5.31	0.000
Estudiante reside en Artigas	375	0.02	0.01	4311	0.02	0.01	-0.62	0.537
Estudiante reside en Canelones	375	0.15	0.03	4311	0.15	0.02	0.1	0.920
Estudiante reside en Cerro Largo	375	0.02	0.01	4311	0.02	0.01	-0.5	0.622
Estudiante reside en Colonia	375	0.02	0.01	4311	0.03	0.01	1.91	0.060
Estudiante reside en Durazno	375	0.00	0.00	4311	0.01	0.00	1.14	0.256
Estudiante reside en Flores	375	0.01	0.00	4311	0.01	0.00	0.88	0.382
Estudiante reside en Florida	375	0.07	0.03	4311	0.05	0.02	-1.12	0.266
Estudiante reside en Lavalleja	375	0.07	0.04	4311	0.02	0.01	-1.26	0.213
Estudiante reside en Maldonado	375	0.06	0.02	4311	0.05	0.01	-0.61	0.543
Estudiante reside en Paysandú	375	0.03	0.01	4311	0.02	0.00	-1.4	0.166
Estudiante reside en Río Negro	375	0.01	0.01	4311	0.01	0.01	0.23	0.819
Estudiante reside en Rivera	375	0.07	0.03	4311	0.03	0.01	-1.74	0.085
Estudiante reside en Rocha	375	0.03	0.03	4311	0.02	0.01	-0.74	0.462
Estudiante reside en Salto	375	0.09	0.03	4311	0.07	0.02	-1.26	0.210
Estudiante reside en San José	375	0.02	0.01	4311	0.04	0.01	1.61	0.112
Estudiante reside en Soriano	375	0.03	0.01	4311	0.02	0.01	-0.53	0.598
Estudiante reside en Tacuarembó	375	0.04	0.02	4311	0.04	0.01	0.04	0.965
Estudiante reside en Treinta y Tres	375	0.02	0.01	4311	0.01	0.00	-0.69	0.490

Cuadro 5 (cont.)

Descripción de la variable	Estudiantes que asistieron a ETC			Estudiantes que no asistieron a ETC			Prueba de igualdad de medias	
	Obs	Media	Desv. Estándar (BRR)	Obs	Media	Desv. Estándar (BRR)	t-stat	P> t
Años promedio de educación de los padres	375	11.06	0.25	4275	12.58	0.10	5.84	0.000
Status ocupacional de los padres	354	37.87	1.02	4170	44.83	0.42	6.89	0.000
Índice de bienes del hogar	375	-1.20	0.08	4305	-0.72	0.03	5.96	0.000
Índice de estatus económico social y cultural del hogar	375	-1.01	0.08	4303	-0.45	0.03	7.15	0.000
Estudiante cursa o cursó CB Sec. Plan 86	361	0.16	0.03	4168	0.22	0.01	2.71	0.008
Estudiante cursa o cursó CB Sec. Plan 96	361	0.61	0.03	4168	0.48	0.02	-3.93	0.000
Estudiante cursa o cursó CB en ET	361	0.16	0.03	4168	0.11	0.01	-2.36	0.021
Estudiante cursa o cursó CB en centro privado	361	0.06	0.01	4168	0.18	0.01	7.44	0.000
Estudiante cursa primer año	375	0.10	0.02	4311	0.07	0.01	-1.84	0.069
Estudiante cursa segundo año	375	0.18	0.02	4311	0.09	0.01	-3.80	0.000
Estudiante cursa tercer año	375	0.24	0.03	4311	0.17	0.01	-2.36	0.021
Estudiante cursa cuarto año	375	0.42	0.04	4311	0.61	0.02	4.74	0.000
Estudiante cursa quinto año	375	0.05	0.02	4311	0.07	0.01	0.96	0.341
Estudiante repitió en primaria	375	0.32	0.03	4311	0.17	0.01	-4.66	0.000
Estudiante repitió en CB	375	0.32	0.03	4311	0.19	0.01	-4.43	0.000
Estudiante repitió en Bachillerato	375	0.04	0.01	4311	0.02	0.00	-1.60	0.114
Ratio estudiantes por profesor	373	15.93	0.60	4290	15.85	0.30	-0.16	0.872
Tamaño del centro educativo	373	389.12	19.70	4290	439.63	11.75	2.69	0.009
Índice de calidad de los recursos educativos	370	-0.90	0.11	4184	-0.69	0.07	2.55	0.013
Índice de responsabilidad en la asignación de recursos	373	-1.00	0.01	4290	-0.88	0.02	6.49	0.000
Índice de responsabilidad en curriculum y evaluación	373	-1.21	0.02	4290	-1.09	0.02	4.81	0.000

Cuadro 5 (cont.)

Descripción de la variable	Estudiantes que asistieron a ETC			Estudiantes que no asistieron a ETC			Prueba de igualdad de medias	
	Obs	Media	Desv. Estándar (BRR)	Obs	Media	Desv. Estándar (BRR)	t-stat	P> t
Índice de escasez del personal docente (esc. negativa)	370	0.36	0.08	4141	0.17	0.05	-2.77	0.007
Proporción de docentes titulados	375	0.58	0.02	4311	0.60	0.01	1.32	0.192
Proporción de docentes con título universitario	375	0.09	0.01	4311	0.09	0.00	0.01	0.992
Proporción de repetidores en primaria en el centro	375	0.30	0.03	4311	0.17	0.01	-5.69	0.000
Proporción de repetidores en ed. media en el centro	375	0.33	0.03	4311	0.21	0.01	-4.73	0.000
Nivel sociocultural promedio del centro	375	-0.90	0.05	4311	-0.46	0.03	10.12	0.000

Fuente: Elaborado en base a PISA Uruguay, 2006.

Los dos grupos difieren notablemente en varias dimensiones. En primer lugar, los resultados de las pruebas de lectura, matemática y ciencias son sustancialmente más bajos para los asistentes a ETC en relación a los no asistentes. En segundo lugar, los estudiantes que asistieron a ETC exhiben peores indicadores de *background* familiar y del hogar en relación a los no asistentes, incluyendo menor educación promedio de los padres; peores índices de status ocupacional y peor situación en cuanto a posesiones del hogar, incluyendo recursos económicos, culturales y educativos. El índice de contexto económico, social y cultural, que resume las características anteriormente mencionadas muestra un valor significativamente más bajo para los asistentes a ETC en comparación a los no asistentes.

En tercer lugar, existen diferencias significativas en relación a la trayectoria educativa y el avance de los estudios. Los estudiantes asistentes a ETC tienden a estar más rezagados en la trayectoria de educación media, ubicándose proporcionalmente más en segundo y tercer año, mientras que los no asistentes se ubican mayormente en cuarto año. Relacionado con este punto, se observa que la incidencia de la repetición es mayor entre los asistentes a ETC que en el resto de los estudiantes.

Con respecto a las características de los centros educativos de educación media a los que asisten, los asistentes a ETC tienden a matricularse más en centros de enseñanza técnica y en centros de ciclo básico donde se dictaba el Plan 96, mientras que los no asistentes se encuentran en mayor medida en centros de secundaria donde se dictaba el Ciclo Básico plan 86 y en centros privados. Asimismo, los no asistentes a ETC

tienden a insertarse en centros de mayor tamaño, característica correlacionada con que una mayor proporción de ellos reside en Montevideo. Los centros de educación media donde se insertan los no asistentes a ETC tienen mejores indicadores de calidad de los recursos educativos y menores problemas escasez relativa de docentes, y también exhiben mayores grados de autonomía sobre el currículum y la evaluación y sobre la asignación de recursos, aspecto ligado en parte a que una mayor parte de estos centros son privados. En tanto, no se observan diferencias significativas en el ratio de estudiantes por profesor ni en la proporción de docentes titulados o con título universitario.

Finalmente, cabe destacar que los centros de educación media a los que asisten los distintos grupos de estudiantes se diferencian notablemente en cuanto al contexto socioeconómico y cultural promedio de los alumnos que atienden, así como también en cuanto al porcentaje de alumnos repetidores que asisten a dichos centros: los centros a los que concurren los asistentes a ETC exhiben peores indicadores en ambos aspectos. Ello se liga a que la segmentación socioeconómica observada en las escuelas persiste en el nivel de educación media (véase Da Rocha et.al, 2011).

El cuadro siguiente muestra los estadísticos descriptivos de la variable de distancia del centro PISA a la escuela de tiempo completo más cercana, al adicionarse a la base de PISA. Puede observarse que para el primer 25% de los estudiantes que asistieron a ETC, la distancia del centro PISA a la ETC más cercana es de hasta unas 8 cuadras, aproximadamente; mientras que para el primer 25% de los no asistentes dicha

distancia alcanza hasta unas 13 cuabras. Hasta el percentil 90, el valor de la variable de distancia es menor para los asistentes a ETC que para el resto de los estudiantes, si bien se observan algunos valores extremos al final de la distribución de la distancia para los asistentes a ETC.

La distribución de la variable exhibe un sesgo y una kurtosis muy lejana a una distribución normal, por lo que se trabajó con la variable transformada en logaritmos. Los contrastes sobre la covarianza de esta variable instrumento con la variable de asistencia a tiempo completo se presentan más adelante, en la sección VII.

Cuadro 6. Estadísticas descriptivas de la distancia del centro PISA a la ETC más cercana. PISA 2006.

	Estudiantes que asistieron a ETC	Estudiantes que no asistieron a ETC
Percentiles		
1%	13	13
5%	179	450
10%	366	727
25%	834	1290
50%	2076	2350
75%	3293	3765
90%	13126	15983
95%	56747	24977
99%	86100	70454
Obs	375	4311
Mean	6788	6210
Std. Dev.	16363.9	12472.7
Skewness	3.818	4.061
Kurtosis	17.21	21.16

Fuente: PISA Uruguay 2006 y base de distancias de CINVE.

VI. Estrategia empírica

La estimación del efecto de haber asistido a una escuela de tiempo completo sobre las competencias en lectura, matemática y ciencias evaluadas por PISA a los 15 años de edad se realiza a través de cuatro métodos frecuentemente utilizados en la evaluación de programas: mínimos cuadrados ordinarios, *matching*, variables instrumentales y funciones de control. Se analizan comparativamente, tanto desde el punto de vista metodológico como en la aplicación concreta a la evaluación de ETC utilizando la información de PISA y evaluando la sensibilidad de los resultados. A partir del contraste de la magnitud y el signo de las diferentes estimaciones se intenta inferir qué tipo de selección se encuentra por detrás de los datos observados.

Se parte de una especificación lineal de la función de producción educativa en su forma reducida (ecuación (4) del apartado II), donde se especifican los sets Q, C y H y se adiciona específicamente la variable de interés (ETC: el estudiante asistió a una ETC la mayor parte de la primaria) y un término de error u , que captura variables inobservables, errores de medida de las variables de resultado y de inputs, o relaciones no lineales no capturadas por la forma lineal de especificación.

$$A_{ij} = \alpha + C_{ij}\beta_1 + H_{ij}\beta_2 + Q_j\beta_3 + ETC_{ij}\theta + u_{ij} \quad (5)$$

El parámetro θ de la ecuación (5) corresponde a la forma reducida (ecuación 4 del apartado anterior), por lo cual mide el efecto total ETC sobre los resultados: tanto el efecto directo como el indirecto a través de los años completados. El parámetro de la

ecuación (5) también incorpora los efectos indirectos a través de posibles cambios en los insumos educativos que son decisión de los hogares (por ejemplo, el tiempo dedicado a apoyar el estudio de los hijos, etc.)

A efectos de facilitar la exposición, de aquí en más se denomina X a la matriz de características observables del estudiante, del hogar y de los centros educativos. Por lo tanto la ecuación de interés se reduce a la siguiente expresión:

$$A_{ij} = X_{ij}\beta + ETC_{ij}\theta + u_{ij} \quad (5')$$

Finalmente, el impacto de ETC podría ser heterogéneo entre individuos. De hecho, Cerdan Infantes y Veermesch (2007) encuentran un efecto diferencial en escuelas de contexto sociocultural más desfavorable. Para analizar si existen efectos diferenciales a nivel de los aprendizajes adquiridos en la educación media se introducen interacciones de la variable de interés con las características que se presumen que se asocian a impactos diferenciales. Ello permite identificar *heterogeneidad en observables*. La ecuación a estimar en ese caso será la siguiente:

$$A_{ij} = X_{ij}\beta + ETC_{ij}\theta + ETC_{ij}X_{ij}\psi + u_{ij} \quad (5'')$$

Cabe notar que se consideran tres variables de resultado, correspondientes a los puntajes de las pruebas de aprendizaje en lectura, matemática y ciencias, respectivamente.

VI.1 ¿Cuál es el efecto a estimar?

El interés es estimar el ATT (impacto promedio del programa sobre los tratados, *Average Treatment effect on the Treated*) de la política de ETC, sobre las competencias adquiridas a los 15 años. El ATT corresponde a la diferencia entre el valor esperado de la variable de resultado (por ejemplo, el resultado de la prueba de matemática de PISA) en el grupo de los tratados (los que fueron a ETC la mayor parte de la primaria) y el que hubieran obtenido los tratados de no haber asistido a ETC.

$$\tau_{ATT} = E(\tau|ETC = 1) = E[A(1)|ETC = 1] - E[A(0)|ETC = 1] \quad (6)$$

Donde $A(1)$ es la variable de resultado si el individuo es tratado (asistió a ETC) y $A(0)$ es la variable de resultado si el individuo no es tratado (no asistió a ETC). Obviamente, el último término refiere a una situación contrafactual, no observable. Una opción simple es utilizar como situación contrafactual (o grupo de control) al conjunto de individuos que no participaron de la política (no asistieron a ETC) y computar la diferencia simple entre el resultado obtenido en las pruebas de aprendizaje entre individuos que asistieron y que no asistieron a ETC. Esta diferencia de las medias condicionales puede escribirse en términos del ATT y el potencial sesgo que surge de realizar esta comparación simple:

$$E[A(1)|ETC = 1] - E[A(0)|ETC = 0] = \tau_{ATT} + \text{sesgo} \quad (7)$$

El punto crucial es que la muestra de individuos que eligió asistir a ETC no es aleatoria, sino que sufre de sesgo de selección por varios posibles factores que se discuten más adelante. Si esto es ignorado, la comparación simple entre individuos que asistieron y no asistieron a ETC estará afectada por este sesgo.

Heckman, Ichimura, Smith y Todd (1998) descomponen este término de sesgo en tres componentes: a) el sesgo debido a la ausencia de suficiente solapamiento en las distribuciones de las variables observables (X) en los dos grupos de comparación; b) el sesgo debido a una errónea ponderación de las variables observables dentro del soporte común o solapamiento, si la distribución empírica de las variables observables no es la misma entre tratados y no tratados, incluso dentro del soporte común; y c) el sesgo de selección en variables inobservables. Las primeras dos fuentes de sesgo se originan en diferencias en la distribución de las características observables (X) entre tratados y no tratados, mientras que la tercera fuente refiere al sesgo econométrico que surge de la existencia de variables inobservables que afectan simultáneamente la participación en el programa y los resultados.

Dentro de los métodos no experimentales que buscan identificar el ATT, se encuentran aquellos que procuran controlar por la correlación entre los factores individuales y la participación en la política evaluada por la vía de una variable instrumental o restricción de exclusión; y aquellos que intentan considerar a todos los factores observables que pueden causar simultáneamente la participación y los resultados para luego hacer un *matching* en estas variables. La implementación de cada método y sus propiedades

difieren de acuerdo a si existe selección en inobservables; y si el modelo subyacente es uno de respuestas homogéneas o heterogéneas a la política.

Como ya fue mencionado, en el presente análisis se aplican cuatro métodos de estimación no experimentales que buscan estimar el parámetro de interés (ATT) bajo distintas condiciones: Mínimos Cuadrados Ordinarios (MCO), *matching*, funciones de control y variables instrumentales. La función de control permite evaluar la importancia del sesgo de selección debido a variables inobservables que afectan simultáneamente la participación en ETC y los resultados en las pruebas de aprendizaje. Por otra parte, la comparación de la regresión MCO y la técnica de *matching* permite vislumbrar posibles problemas de especificación de la forma funcional, así como también la presencia de efectos heterogéneos, (coeficientes de respuesta diferentes a la política de tiempo completo de acuerdo a algunas características observables de los individuos). Se analiza la existencia de heterogeneidad del efecto en observables en la aplicación MCO y de funciones de control y se compara con el estimador de *matching*. Finalmente, el método de variables instrumentales permite obtener un estimador consistente en presencia de selección en inobservables, si bien el efecto estimado es local, como se detalla más adelante.

VI.2 Mínimos Cuadrados Ordinarios (MCO)

Volviendo a las especificaciones de las ecuaciones (5') y (5''), existen varias fuentes potenciales de sesgo en una regresión de los resultados de las pruebas de aprendizaje

sobre la asistencia a ETC para estimar el ATT (véase Blundell, Dearden y Sianesi, 2004):

a. Sesgo debido a observables

La especificación estándar MCO generalmente controla linealmente por el set de variables observables X , lo que puede inducir a dos potenciales fuentes de sesgo en observables: a) especificación errónea de la influencia de las X , independientemente de la variable de tratamiento. Por ejemplo, si el verdadero modelo contiene términos cuadráticos o de mayor orden de las X , o si contiene interacciones entre las X ; y b) impactos heterogéneos. Si el efecto de ETC varía de acuerdo a alguna característica contenida en X y ello no es incluido en la regresión, el estimador MCO de θ no recupera el ATT. Estos aspectos de errónea especificación están ligados a las dos primeras fuentes de sesgo señaladas por Heckman, Ichimura Smith y Todd (1998).

La aproximación MCO de la función sobre las X en la región donde no se solapan las densidades entre tratados y no tratados se basa enteramente en la forma funcional elegida. Debido a ello, la identificación del contrafactual a través de MCO para los individuos tratados que se encuentran fuera de la región de solapamiento depende crucialmente de que la forma funcional especificada sea la “correcta” (véase Blundell, Dearden y Sianesi, 2004; e Imbens y Wooldridge, 2008).

b. Sesgo debido a inobservables

El efecto causal de haber asistido a ETC sobre los resultados evaluados en PISA puede ser consistentemente estimado por MCO sobre una función correctamente especificada solamente si el término de error u_{ij} está incorrelacionado con la variable de participación en ETC (supuesto de independencia condicional).

Hay una serie de factores (*confounding factors*) que hacen difícil que la condición de exogeneidad (incorrelación de la variable de interés con el error) se cumpla. Dada la fuente de datos utilizada, pueden identificarse dos potenciales fuentes de sesgo: i) el sesgo de selección de niños y de escuelas en el programa ETC; e ii) el sesgo de selección muestral ocasionado por la no observación de los estudiantes que abandonaron los estudios a los 15 años, no evaluados en la prueba PISA.

i) Sesgo de selección de niños y escuelas en ETC

Dejando momentáneamente de lado el tema de la no observación de alumnos que abandonaron los estudios a los 15 años, algunos de los factores que pueden ocasionar que se viole el supuesto de independencia condicional para el caso de una variable de interés dentro de una función de producción educativa son (Glewwe et al, 2011):

a) Variables omitidas

El conjunto de información sobre los inputs educativos es siempre incompleta, y tampoco se dispone en general de información sobre la habilidad. Si las variables

omitidas estuvieran correlacionadas con la variable de interés, la estimación de efecto tendrá un sesgo proporcional a la importancia del factor omitido y su correlación con la variable de interés. El factor de variables omitidas puede ser un potencial problema para estimar consistentemente el efecto ETC, en particular en lo que refiere a las características de los inputs o factores escolares que reciben los estudiantes a lo largo de la trayectoria por la educación media. Dado que este trabajo procura identificar si existen efectos *persistentes* de asistir a ETC sobre los resultados en la educación media, importa el efecto de los inputs educativos recibidos durante este nivel. Si existen inputs *diferenciales* entre asistentes y no asistentes a ETC y ello no es incluido en la regresión, no se cumple el supuesto de independencia condicional, y el efecto de ETC sobre los resultados en educación media estaría sesgado. La dirección del sesgo depende del signo del efecto de la variable omitida sobre el resultado educativo, y de la correlación de la variable de interés (haber asistido a ETC) con la variable omitida. Por ejemplo, se observan diferencias significativas en algunos recursos educativos de los centros a los que concurren asistentes y no asistentes a ETC, así como también diferencias significativas en cuanto al nivel socioeconómico promedio de los estudiantes en el centro. Si dichas características (de los recursos y de los pares) tienen efectos sobre los resultados y no se incluyen en la regresión, el efecto de haber asistido a ETC estará presumiblemente sesgado a la baja.⁹

⁹ Dado que la calidad de los recursos y el nivel socioeconómico promedio de los centros está correlacionado positivamente con los resultados educativos obtenidos por los estudiantes, y negativamente con haber asistido a ETC.

b) Sesgo de selección de niños en escuelas.

La decisión de los padres sobre el centro educativo al que asiste al hijo está afectada por las características del centro y de los inputs escolares, lo que se conoce como sesgo de selección de niños en escuelas. Efectivamente, la introducción de escuelas de tiempo completo puede haber afectado la elección de algunos padres sobre el centro educativo donde enviar a sus hijos, en un signo que depende de la valoración del programa que realizan los padres y su capacidad de agencia. En tal caso, la selección de niños en estas escuelas no será aleatoria, sino que estará correlacionada con características inobservables de los padres.

c) Políticas educativas endógenas

El set de inputs escolares puede estar correlacionado con características (observables e inobservables) de los centros educativos. Por ejemplo, podría existir una política que destinara más recursos a escuelas con problemas, o en sentido contrario, que se asignen más recursos a escuelas con más capacidad de gestionarlos. En ambos casos, la estimación de los efectos de los inputs escolares sobre los aprendizajes estaría sesgada. En el caso del programa de Tiempo Completo, el mismo no fue asignado aleatoriamente en escuelas, sino que tuvo un propósito específico de atender a las escuelas de contextos más desfavorables. Aun así, no hubo una regla de decisión explícita para incorporar a escuelas al programa, observándose que también fue introducido en escuelas de los contextos más favorables. Este hecho indicaría que la asignación de escuelas al programa Tiempo Completo estuvo influido por una serie de

factores inobservables que podrían estar correlacionados con los resultados educativos.

d) Errores de medida.

La imperfecta medición de variables de resultado y covariables (lo cual es habitual en funciones de producción educativa) pueda sesgar las estimaciones de los efectos.

En definitiva, existen al menos las siguientes fuentes de endogeneidad que dificultan la correcta identificación del parámetro de interés: el posible sesgo de selección de niños que asistieron a tiempo completo, el posible sesgo de selección de escuelas en tiempo completo y el posible sesgo en la elección de los centros de educación media a los que asisten los estudiantes luego de finalizada la educación primaria. Ello hace que sea probable que la asistencia a Tiempo Completo esté correlacionada con características observables e inobservables que afectan los resultados educativos, y por lo tanto, su omisión en la regresión estimada resulta en una estimación sesgada del efecto del programa ETC.

ii) Sesgo de no observación de estudiantes desertores

Una potencial limitación de los datos de PISA es el problema ocasionado por la no observación de los estudiantes que abandonaron el sistema educativo entre los 15 y 16 años (al momento de realizar las pruebas PISA), lo que causa una selección muestral no aleatoria. Este aspecto es particularmente relevante en Uruguay dadas las elevadas

tasas de deserción durante el pasaje por la enseñanza media. En 2006, el 19,6% de los jóvenes entre 15 y 16 años no asistían al sistema educativo (véase Perera y Llambí, 2009). Si dicha selección muestral está correlacionada con asistir a una ETC, el efecto estimado de esta variable puede estar sesgado.

Perera y Llambí (2009) y también Méndez y Zerpa (2010) recurren al modelo de dos etapas propuesto por Heckman (1979) para intentar corregir este problema. No obstante, se deben utilizar dos conjuntos de bases distintas para la estimación de cada ecuación (la primera y la segunda etapa). En definitiva, utilizan para la estimación de la primera etapa a las Encuestas Continuas de Hogares, que permiten disponer de una muestra de jóvenes de 15 años asistentes y no asistentes al sistema educativo. Luego estiman la segunda ecuación (la FPE) en la base de PISA, computando el inverso del ratio de Mills a partir de las variables en dicha base de datos.

La utilización de dos conjuntos de información independientes no es el procedimiento estándar de estimación de este tipo de modelos. Ello exige como condición que el conjunto de variables explicativas de la ecuación de selección esté conformado por variables que sean observadas en ambas bases de datos (ECH y PISA). En la práctica, si bien existen variables incluidas en ambas bases de datos, en general las mismas están diferentemente medidas, lo que causa que la distribución en ambas muestras puede diferir.¹⁰ Por otra parte, también es difícil encontrar una restricción de exclusión válida y creíble. Los autores citados utilizan a la repetición en primaria y dummies

¹⁰ Por ejemplo, la variable de educación de los padres presenta una distribución bastante diferente en ambas muestras.

regionales como instrumentos para explicar la decisión de asistencia. No obstante, es discutible que dichas variables no estén correlacionadas con los inobservables que afectan a los aprendizajes, en particular la primera.¹¹ En definitiva, el intento de corrección del sesgo de selección muestral enfrenta estos dos problemas: encontrar instrumentos válidos y emplear bases de datos diferentes en cada etapa de la estimación, lo que puede introducir nuevos “ruidos”. Debido a ello, en este trabajo no se realiza el intento de corrección por dicho sesgo.

No obstante, debe tenerse en cuenta que existe selectividad (presumiblemente no aleatoria) en la asistencia a educación media a los 15 años, y que es posible que dicha selectividad se correlacione con la asistencia a una ETC, lo que provocaría un sesgo en la estimación del impacto de la variable de interés. Este aspecto se discute a continuación.

iii) ¿Qué tipo de sesgo en inobservables sugieren primariamente los datos?

Anteriormente se discutieron las posibles fuentes de selección en inobservables. En este apartado se exponen algunos indicios que podrían dar cuenta de selección muestral correlacionada con asistir a ETC, y/o selección de niños en ETC, en base a los datos de PISA y los provenientes de los registros administrativos oficiales.

En primer lugar, puede observarse que el porcentaje de alumnos asistentes a ETC en la muestra de estudiantes evaluados por PISA es bastante superior al porcentaje de

¹¹ Haber repetido en primaria puede estar asociada a dificultades de aprendizaje, que presumiblemente puedan continuar afectando los resultados alcanzados más adelante.

matriculados en ETC sobre el total de matriculados en enseñanza primaria, en todo el período anterior a 2006. De acuerdo a la base de PISA 2006, los asistentes a ETC representaron el 9,1% del total de estudiantes de 15 años asistentes a la educación media. En el mismo año, la matrícula de ETC representó el 6,2% de estudiantes de primaria. Si se consideran años anteriores, que son los relevantes porque corresponden al período cuando cursó la primaria la cohorte evaluada por PISA 2006, los porcentajes son incluso inferiores (5,4% en el promedio 2002-2005). Ello podría sugerir que la permanencia en el sistema educativo a los 15 años es mayor entre los asistentes a ETC en relación a los no asistentes.

Por otra parte, si bien de acuerdo a los registros administrativos la tasa de repetición en ETC es similar o inferior (dependiendo del año considerado) a la tasa promedio de los asistentes a escuelas públicas, los datos de PISA evidencian que los asistentes a ETC presentan tasas de repetición sustancialmente mayores a la media de asistentes a escuelas públicas. Efectivamente, el 32% de los estudiantes que asistieron a ETC declara haber repetido algún año en primaria. El mismo porcentaje entre los no asistentes a ETC se ubica en 17% (véase cuadro 1). Si se restringe la comparación únicamente entre asistentes a escuelas públicas urbanas la diferencia es igualmente significativa: 32% versus 20% en ETC y escuelas de tiempo parcial, respectivamente.

Una posible explicación a estas discrepancias entre los datos de PISA y los datos de los registros administrativos es que exista una mayor tasa de abandono de los estudios medios entre estudiantes repetidores *que no asistieron* a ETC. Si el hecho de

abandonar los estudios estuviera negativamente correlacionado con los aprendizajes, ello podría sesgar a la baja la estimación del impacto de ETC sobre las competencias a los 15 años. No obstante, el tamaño de la selectividad debería ser muy alto para que solamente este factor por sí solo explique estas discrepancias.

Otra posibilidad (que puede ser adicional a la primera) es que existiera un sesgo de selección de niños con más experiencias de repetición *previas* a entrar en ETC. Recuérdese que la identificación en PISA de los estudiantes que asistieron a ETC refiere a aquellos que asistieron *la mayor parte* de primaria. En general, cuando una escuela pasa al programa de Tiempo Completo, todos sus alumnos pasan al programa, independientemente del grado que les corresponde cursar. Es posible que algunos alumnos hayan pasado a tiempo completo luego de cursar los primeros grados en un régimen de tiempo parcial. Considérese además que entre 1998 y 2004 el número de escuelas de tiempo completo prácticamente se duplicó, por lo que este tipo de situaciones puede ser no despreciable en la muestra analizada.

Si las ETC tienden a instalarse en escuelas de contextos más desfavorables y con mayores índices de repetición, es posible que los alumnos asistentes a ETC observados en PISA presenten tasas de repetición mayores a las que los registros administrativos muestran (dado que estos últimos computan la repetición en ETC solo cuando la escuela pasa a ese régimen). Lamentablemente los registros no permiten identificar si la repetición en primaria ocurrió antes o después de que el alumno entrara en ETC, por lo que en realidad no es posible asociarla ni a una condición previa ni a un

efecto causal de ETC. Pero si la entrada de escuelas a ETC estuviera asociada a contextos de mayores problemas de aprendizajes *previos* ello podría sesgar a la baja el impacto estimado de la política.

En definitiva, la sobre representación de alumnos asistentes a ETC en la muestra de PISA, unido a la diferencia en la tasa media de repetición observada entre asistentes y no asistentes a ETC (sustancialmente mayor a la que se derivaría de los registros administrativos) parecen evidenciar problemas de sesgo de selección muestral y/o sesgo de selección en inobservables que podrían sesgar a la baja la estimación del impacto de ETC sobre los aprendizajes en la educación media.

En suma, la discusión en la práctica de las propiedades del estimador MCO y el sesgo que puede incurrir depende de la riqueza de las variables de control que pueden incluirse en la regresión de modo de capturar los factores omitidos que inciden simultáneamente sobre la variable de interés y sobre el resultado. El método de *matching* trata el tema del *sesgo en observables* procurando controlar en forma directa y *flexible* por las variables que pueden causar dicho sesgo.

VI.2 Matching o emparejamiento

El método de *matching* constituye una aproximación no paramétrica al problema de la identificación del impacto de una política sobre un resultado (véase Heckman, Ichimura y Todd (1998); Caliendo y Kopeinig (2005); Bernal y Peña (2011)). El método procura

recuperar *ex post* un contrafactual, eligiendo un grupo de comparación dentro de los individuos no tratados de modo tal que el grupo seleccionado sea lo más parecido posible al grupo de tratamiento en las características observables. El supuesto explícito es que todas las diferencias relevantes entre tratados y no tratados que inciden en el resultado están capturadas en las variables observables, siendo el hecho de haber sido tratado (en este caso, de haber asistido a ETC) la única diferencia entre los dos grupos.

Si el supuesto de selección en observables se cumple, el resultado promedio de los individuos emparejados no tratados es una correcta aproximación al contrafactual, es decir, al resultado promedio que hubieran alcanzado los individuos que asistieron a ETC de no haberlo hecho.

El aspecto central en el método de *matching* es la correcta elección de las variables sobre las cuales se realiza el emparejamiento: deben seleccionarse variables que afecten *simultáneamente* la participación en la política (haber asistido a una ETC) y el resultado (los resultados de las pruebas de aprendizaje a los 15 años).

El método de *matching* se basa en el supuesto fundamental de independencia condicional entre los resultados antes del tratamiento y la variable de interés (ETC), dado un set apropiado de características observables X . Formalmente:

$$Y(0), Y(1) \perp ETC | X, \quad \forall X$$

Este supuesto asegura que condicional en un set de variables observables el resultado potencial es independiente del tratamiento, condición necesaria para estimar el ATT. Este supuesto de independencia condicional implica que la participación en ETC no está determinada por variables no observadas que también determinan los resultados potenciales.

Un requerimiento adicional a la independencia condicional es la condición de soporte común o de solapamiento (C). Esta condición deja fuera la posibilidad de que la participación en ETC sea perfectamente predecible dado X . Dicho de otra manera, asegura que individuos con las mismas características X tienen una probabilidad positiva tanto de asistir a ETC como de no asistir.

$$0 < P(ETC = 1 | X) < 1 \forall X \in C$$

Si existieran regiones donde el soporte de X no se solapa entre individuos que asistieron a ETC y que no asistieron, el *matching* se realiza sobre la región de soporte común C ; y el efecto estimado refiere a aquellos individuos dentro del soporte común y no para toda la muestra.

Bajo estos supuestos, se forma un subconjunto de observaciones comparables de la muestra original y es posible obtener un estimador del ATT (dentro del soporte común) como la diferencia de las medias de los resultados sobre el soporte común, *ponderadas apropiadamente por la distribución de las características X en el grupo de los tratados*.

Cuando la cantidad de características X a considerar es amplia, puede ser muy difícil emparejar las observaciones. Rosenbaum y Rubin (1983) muestran que si el resultado potencial es independiente de la participación en el programa condicional en las características X , también lo será condicional a un *balancing score* $b(X)$. Una posibilidad es usar un *propensity score*, es decir la probabilidad de participar en el programa dadas las variables observables X . En este caso, el *propensity score* es

$$P(ETC = 1 | X) = P(X)$$

El *propensity score* generalmente se estima paramétricamente mediante una especificación Probit o Logit. El método resultante es el *Propensity Score Matching* (PSM), que es una aproximación semi-paramétrica. Para identificar el efecto causal este método no impone ninguna restricción en cuanto a la forma funcional sobre cómo varía el resultado en respuesta a variaciones en las características X .

Formalmente, el estimador de PSM a aplicar es el siguiente:

$$\tau_{ATT}^{PSM} = E_{P(X)|ETC=1} \{E[Y(1)|ETC = 1, P(X)] - E[Y(0)|ETC = 0, P(X)]\}$$

Existen varios procedimientos de *matching*, todos consistentes bajo el supuesto de independencia condicional y la condición de soporte común; sin embargo pueden surgir diferencias en la muestra, dado que los procedimientos difieren en la manera como se encuentra al grupo de control y en la forma como estos individuos emparejados son ponderados a la hora de hacer la comparación. Es decir, si bien asintóticamente los resultados de los distintos métodos de *matching* son similares, en muestra pequeñas

pueden ser diferentes y en general en la elección del método está presente el *trade off* entre sesgo (calidad del matching) y eficiencia (cantidad). En definitiva, todos los métodos de emparejamiento pueden entenderse como una asignación de pesos para promediar las observaciones del grupo de control, de tal manera que el grupo de control sea igual al grupo de tratamiento en las características relevantes (véase Bernal y Peña, 2011).

En este trabajo se construye el estimador PSM utilizando los siguientes métodos de emparejamiento: a) el (conjunto de) vecino(s) más cercano(s); b) el emparejamiento de distancia máxima (limita la distancia aceptada entre los tratados y los controles emparejados); y c) el emparejamiento por *kernel* (se empareja a cada individuo del grupo de tratamiento con un promedio ponderado de potencialmente todos los individuos del grupo de control, donde el peso otorgado a cada individuo no tratado es proporcional a la distancia con el individuo tratado a emparejar). El ponderador de cada observación del grupo de control (j) emparejado con cada observación de tratamiento (i) en este caso es:

$$w_{ij}^{kernel} = \frac{G\left(\frac{P_j(X) - P_i(X)}{h}\right)}{\sum_{k=1, k \in ETC=0}^K G\left(\frac{P_k(X) - P_i(X)}{h}\right)}$$

Donde $G(.)$ es una función de *kernel*, h es el ancho de banda y K es el número de observaciones en el grupo de control.

De las potenciales fuentes de sesgo señaladas en el apartado anterior, el método de *matching* corrige el sesgo en observables, tanto el proveniente de la ausencia de suficiente solapamiento en las distribuciones de las características (X) en los dos grupos de comparación (restringiendo la comparación al soporte común), como el sesgo debido a una errónea ponderación de las variables observables, mediante la reponderación de las mismas. En este sentido constituye un método preferible al MCO con variables de control (véase Bernal y Peña, 2011; Blundell Dearden y Sianesi, 2004).

Sin embargo, tanto el procedimiento de *matching* como el de MCO dependen del supuesto fundamental de selección en *observables*. Por otra parte, si la proporción de individuos eliminados al imponer el soporte común es alta, es posible que el impacto estimado por *matching* no represente al efecto promedio sobre los tratados. No obstante, esto puede verse como el costo por no recurrir a la especificación de una forma funcional que permitiría extrapolar fuera del soporte común, y que es lo que introduce una fuerte presión sobre la correcta forma funcional en una estimación por MCO.

VI.3 Variables instrumentales

Una alternativa que procura corregir por el sesgo debido a inobservables es el uso de variables instrumentales (IV) (véase Imbens y Angrist, 1994; Heckman, 1997; y Angrist y Krueger, 2001). El método se basa en la utilización de una variable (instrumento) que esté correlacionada con la variable de interés (haber asistido a una

ETC) y no esté correlacionada con los inobservables de la ecuación de resultado (el error (u) en la ecuación 5''); es decir, que no sea un determinante de la variable de resultado sino sólo a través de su influencia sobre la variable de interés (ETC). Si se cuenta con un instrumento de estas características, es posible obtener un estimador consistente del ATT, en el caso de que los efectos sean homogéneos.¹²

En definitiva, se trata de encontrar una parte de la variación en la asistencia a ETC que no esté correlacionada con los inobservables que determinan los resultados y estimar el efecto de haber asistido a ETC utilizando sólo esa parte de la variación que sí se puede considerar exógena. Una buena variable instrumental provee esa fuente de variación exógena de la asistencia a ETC.

La variable instrumental debe cumplir dos condiciones:

a) *relevancia*: el instrumento (Z) debe tener poder de predicción de la probabilidad de haber asistido a ETC:

$$Cov(ETC_i, Z_i) \neq 0$$

b) *validez*: El término del error no debe estar correlacionado con la variable instrumental Z (restricción de exclusión):

$$Cov(Z_i, u_i) = 0$$

¹² También si los efectos son heterogéneos en observables, pero se requerirán tantos instrumentos como variables endógenas.

Sin embargo, esta última condición no puede ser contrastada, por lo que en la práctica la elección de instrumentos se apoya en la intuición y la argumentación.¹³

En este caso, la variable instrumental debe explicar la probabilidad de haber asistido a una ETC, y no debe estar relacionada con la motivación o valoración de los padres respecto a la educación de sus hijos. Tampoco debe afectar el resultado educativo de los niños directamente, sino sólo a través de su influencia sobre la asistencia a ETC.

En este trabajo se utiliza como instrumento la *distancia* a la escuela de tiempo completo más cercana, disponible al momento en que el estudiante cursaba la primaria. Este tipo de variables geográficas suelen ser utilizadas como instrumentos válidos, debido a que constituyen elementos exógenos al resultado final, pero afectan a la variable de interés (véase por ejemplo Card, 1993). En particular, la distancia a la escuela de tiempo completo más cercana afecta la decisión (o posibilidad) de asistir a una escuela de estas características, pero, condicional al vector de características relevantes X , no debería afectar el resultado final en términos de aprendizaje, excepto a través de la propia elección de asistir o no a una ETC.

Un aspecto importante del método de variables instrumentales es que el efecto del programa evaluado se identifica a partir de un *subconjunto* de individuos: aquel que *cambia su decisión de participar* (de asistir a ETC) debido a la cercanía de una ETC (o disponibilidad de ETC en su barrio o localidad). Más específicamente, dada la

¹³ Sólo en el caso que se disponga de más de un instrumento para una variable endógena puede realizarse la prueba de sobreidentificación de Sargan, que testea la validez de los instrumentos.

instalación de una ETC en un cierto barrio o localidad, podrían identificarse cuatro subconjuntos de individuos: los que nunca asisten a ETC, independientemente de la cercanía de la escuela; los que siempre asisten, independientemente de la cercanía; y los que son inducidos por la distancia a cambiar su decisión de asistir, tanto en el sentido esperable (los *cooperativos*), como en el sentido contrario al esperable (los *desafiantes*).¹⁴

El grupo de los cooperativos es el grupo de interés, y en este caso lo constituyen aquellos que asisten a ETC si tienen disponible una escuela cerca, pero que no habrían asistido si la distancia a la escuela hubiera sido mayor. El método de variables instrumentales estima el efecto promedio del programa *a partir de los individuos cooperativos*: el grupo que cambia su decisión de asistir a ETC en respuesta a un elemento exógeno, dado por el instrumento. Debido a ello, el efecto estimado es un efecto local (*LATE: local average treatment effects*) y no promedio (véase Imbens y Angrist, 1994). Es decir, con el método de variables instrumentales se no se recupera el ATT, excepto bajo el supuesto que los efectos fueran homogéneos.

Finalmente, para que sea posible identificar el efecto del programa evaluado, es necesario que se cumpla el supuesto de monotonicidad: el estatus de tratamiento (asistir a una ETC) debe ser una función monótona de la variable instrumental (la distancia a la escuela). Esto implica, por ejemplo, que si una familia decide no enviar a

¹⁴ Esta denominación tiene origen en los experimentos aleatorios controlados donde la asignación al tratamiento (instrumento) difiere del tratamiento efectivo. Los cooperativos son quienes participan en un determinado grupo (control o tratamiento) porque así fueron asignados y los desafiantes son los que propenden a participar en el grupo contrario al que fueron asignados.

su hijo a ETC estando cerca de la escuela, tampoco lo haría si estuviera lejos. En otras palabras, el supuesto de monotonicidad implica que no exista el grupo de los desafiantes (los que no van a ETC estando cerca, pero irían si estuviera lejos), lo que en este caso, parece un supuesto razonable.¹⁵

El principal desafío del método es encontrar una variable instrumental apropiada y creíble. Si bien los instrumentos que explotan la disponibilidad o facilidad de acceso a un programa (como la distancia al mismo) son frecuentemente utilizados también son objeto de algunas críticas, debido a que es difícil justificar enteramente la restricción de exclusión que necesariamente deben cumplir y que es inverificable.

Asimismo, dado que estiman un efecto local, asociado al conjunto de individuos que cambia su decisión debido al instrumento, si los efectos no son homogéneos el efecto estimado por variables instrumentales puede variar según el instrumento utilizado (dado que cada uno se asociará a distintos grupos de *cooperativos*). Además, el grupo de los cooperativos no se puede identificar, por lo que el efecto local no puede asignarse a un dominio específico conocido.¹⁶

En este caso, debe notarse que la distancia del centro PISA a la ETC más cercana sería un instrumento aceptable si los estudiantes asisten a centros de educación media cercanos a sus hogares de residencia, y si no ocurren traslados de zonas entre el

¹⁵ El grupo de los desafiantes introduce variación en sentido contrario al instrumento, lo que impediría la identificación del efecto.

¹⁶ Ello constituye una diferencia con un estimador de regresión discontinua que también identifica un efecto local, pero es conocido el dominio sobre el cual se estima el efecto.

momento en que el estudiante cursó la primaria y el momento en que es evaluado por PISA. Respecto al segundo aspecto, se procuró controlar por la movilidad de zona excluyendo del análisis a aquellos estudiantes que cursaron la primaria en una zona distinta a su actual zona de residencia.¹⁷ El primer aspecto no es verificable, pero de no ocurrir afectaría la relevancia del instrumento, lo cual se testea mediante los *tests* habituales que se exponen en la sección VII.2.1.

Finalmente, debe notarse que la distancia de un centro PISA a la ETC más cercana no sería un buen instrumento si la instalación de ETC estuviera *sistemáticamente* ligada a factores inobservables de las *escuelas* que presumiblemente afecten los resultados de aprendizaje (por ejemplo, si la instalación de ETC estuviera ligada sistemáticamente a escuelas con directores más proactivos; o contrariamente, a escuelas con menor capacidad de gestión de los recursos). En tal caso, si bien la distancia corregiría el sesgo de selección *de niños* en las escuelas, no corregiría un posible sesgo de endogeneidad de la propia política educativa.

Tampoco este método corrige por el sesgo de selección muestral ocasionado por la no observación de alumnos que abandonaron los estudios, dado que el instrumento utilizado procura corregir únicamente el posible sesgo de selección en ETC, pero no el de selección en la educación media.

¹⁷ Para ello se utilizó la pregunta al estudiante: *¿en qué departamento del país cursaste la mayor parte de primaria?*

El estimador de variables instrumentales puede obtenerse por el método de mínimos cuadrados en dos etapas (MCO2E). En la primera etapa se estima una regresión MCO de la variable de tratamiento (ETC) sobre la variable instrumental (distancia del centro PISA a la ETC más cercana) y todas las variables observables exógenas, X . En base a los estimadores de esta regresión se predice la asistencia a ETC. En la segunda etapa se estima la ecuación (5'') por MCO pero se sustituye ETC por su valor predicho en la primera etapa. De este modo, al condicionar en las variables X , en la segunda etapa se utiliza la variación del ETC que es causada por el instrumento para identificar el efecto de la política.

Dado que la variable de interés es binaria (asistió o no asistió a ETC durante la primaria), se estima en la primera etapa un modelo *probit* del indicador de asistencia a ETC sobre la variable de distancia y un set de variables X . En base a ello, se estima la probabilidad predicha de asistencia a ETC, que estará siempre entre 0 y 1. La predicción se utiliza entonces como instrumento de la decisión de asistir a ETC.¹⁸

VI.4 Funciones de control

El objetivo de la aproximación de funciones de control es estimar el efecto controlando directamente por la correlación del error en la ecuación de resultado con la variable de interés. Para ello, se requiere modelar explícitamente la ecuación de participación. En este caso, la ecuación de participación relevante es la decisión de asistencia a una ETC.

¹⁸ Se denomina metodología de variables instrumentales no lineal. Véase Bernal y Peña (2011).

Se considera un modelo de decisión de participación del tipo:

$$ETC_i = \begin{cases} 1 & \text{si } \delta Z_i + v_i \geq 0 \\ 0 & \text{si } \delta Z_i + v_i < 0 \end{cases}$$

Retomando la ecuación de interés (5'), el sesgo de selección en inobservables implica que:

$$E(u_i, v_i) \neq 0$$

Lo que ocasiona que:

$$E(u_i | ETC_i) \neq 0$$

Es decir, no se cumpla el supuesto de independencia condicional.

El supuesto fundamental en que se basa el método de funciones de control es que si se pudiera controlar explícitamente por los factores no observables que determinan la participación y que también determinan la variable de resultado, entonces se cumpliría que:

$$u_i \perp ETC_i, Z_i | v_i$$

Es decir, controlando por los factores no observables en la ecuación de participación, la variable de tratamiento y Z serían independientes de u y una estimación MCO produciría estimadores consistentes del impacto promedio sobre los tratados.

Al igual que en el método de variables instrumentales, para identificar el modelo debe existir una restricción de exclusión, es decir, al menos una variable que explique la decisión de participación y no afecte directamente la variable de resultado. No

obstante, en este caso el modelo puede ser identificado igualmente cuando Z es un subconjunto de X , (dado que se explota la estructura no lineal en la primera etapa). Sin embargo, en términos empíricos la identificación basada en las distintas formas funcionales es en general débil, por lo que se recomienda que exista una restricción de exclusión. En este caso, se utiliza la misma restricción de exclusión que en el método IV, la distancia del centro PISA a la ETC más cercana.

Bajo el supuesto de normalidad conjunta de u y v :

$$E(u|ETC = 1, Z) = E(u|v > -\delta Z) = r \frac{\phi(\delta Z)}{\Phi(\delta Z)} = r\lambda_1$$

$$E(u|ETC = 0, Z) = E(u|v < -\delta Z) = -r \cdot \frac{\phi(\delta Z)}{[1 - \Phi(\delta Z)]} = r\lambda_0$$

Donde

$$r = \frac{\sigma_u}{\sigma_v} \rho$$

Y $\Phi(\cdot)$, $\phi(\cdot)$ son las funciones de distribución y densidad de una normal estándar, respectivamente. λ_0 y λ_1 son los inversos del ratio de Mills del modelo de selección de Heckman (1979). Los parámetros δ pueden ser consistentemente estimados a través de una regresión de primera etapa tipo Probit y con ellos obtener λ_0 y λ_1 . Luego se incluyen las funciones de control en la ecuación principal:

$$A_{ij} = X_{ij}\beta + ETC_{ij}\theta + ETC_{ij}X_{ij}\psi + r\lambda_1(ETC) + r\lambda_0(1 - ETC) + \eta_{ij} \quad (9)$$

También puede estimarse simultáneamente la ecuación de selección y la ecuación de resultado por máxima verosimilitud. Una vez que estos términos se incluyen en la ecuación de resultado, e implícitamente quitados del término de error original, el error purgado del efecto de v_i , será ortogonal a los regresores de interés.

Bajo la estructura impuesta, el coeficiente r informa sobre la presencia y el signo del sesgo de selección, y la hipótesis de ausencia de selección en inobservables puede ser contrastada directamente.

En suma, si bien en este caso también se requiere una restricción de exclusión, la estructura impuesta por el método de función de control tiene algunas ventajas respecto a IV. En primer lugar, permite obtener el ATT, mientras que el método IV estima solamente el efecto local para el instrumento específico relacionado a la subpoblación de los cooperativos. A su vez, con el método IV en el caso de efectos heterogéneos observables, los instrumentos disponibles pueden ser muy débiles para predecir todas las interacciones apropiadamente.

En este caso, el efecto heterogéneo que se evalúa es el posible impacto diferencial asociado al *background* sociocultural del estudiante. La distancia interactuada con la variable de educación de los padres es un instrumento muy débil para predecir la interacción de la variable endógena con la educación de los padres. O sea, que el método de IV permite solamente recuperar un efecto local, mientras que la función de control permite recuperar el ATT en forma más eficiente. La contracara es que este

método es mucho menos robusto que IV porque descansa en una especificación precisa de la regla de participación en la política y supone normalidad de la distribución conjunta de los residuos u y v .

VI.5 La relación esperada entre MCO, *matching*, variables instrumentales y funciones de control

En este apartado se detalla brevemente la relación entre los distintos estimadores considerados. En el caso de que sólo hubiera sesgo de selección en observables, si no hay suficiente solapamiento de las características X entre los grupos comparados, o si hay errores de especificación funcional, el método de *matching* siempre será preferible al MCO. Pero incluso si se asume que los aspectos anteriores no son un problema, el método de *matching* provee una mejor estimación del ATT en presencia de efectos heterogéneos. Ello es porque ambos métodos difieren en la manera de ponderar dichos efectos: *matching* pondera los efectos heterogéneos en X de acuerdo a la proporción de individuos tratados en cada valor de *propensity score* en X (proporcional a $P(X)$); mientras que MCO pondera los efectos heterogéneos en X en forma proporcional a la varianza del estatus de participación (proporcional a $P(X)(1 - P(X))$). Bajo estas condiciones, el MCO no recupera el ATT, si bien puede aproximarse si no hay efectos muy disímiles de acuerdo a características X o si los valores del *propensity score* son menores a 0.5¹⁹ (véase Blundell, Dearden y Sianesi, 2004).

¹⁹ En tal caso P y $P(1-P)$ están correlacionados positivamente

Si hay selección en inobservables, tanto *matching* como MCO producirán estimadores sesgados. El efecto de ETC por MCO o *matching* estará presumiblemente sesgado a la baja si el sesgo de selección muestral (asistir al sistema educativo a los 15 años) está correlacionado con ETC; y/o si la selección de niños en ETC está asociada a características inobservables que impactan negativamente en los aprendizajes (por ejemplo, niños con mayores dificultades de aprendizaje son los que asisten a ETC); y/o si existiera selección de niños asistentes a ETC en centros de educación media con mayores problemas de recursos o que atienden a poblaciones de mayores dificultades (variables que pueden ser parcialmente captadas). Si, en sentido contrario, la localización de ETC estuviera ligada sistemáticamente a factores inobservables de las escuelas que impactaran positivamente sobre los aprendizajes (directores más proactivos, por ejemplo), el efecto de ETC puede tener un sesgo al alza.

En el caso de existir selección en inobservables asociados a la asistencia a ETC y que la selectividad de los estudiantes en el sistema educativo a los 15 años no estuviera correlacionada con asistir a una ETC (eventual sesgo que no se trata en este trabajo), si IV y funciones de control están correctamente especificadas ambas producirían estimadores consistentes del ATT; pero en el caso de IV solamente bajo el supuesto de efectos homogéneos. En el caso de efectos heterogéneos IV estima el efecto local ligado al instrumento utilizado, que puede diferir del ATT. La función de control permite además contrastar la hipótesis de ausencia de selección en inobservables.

VII Resultados

VII.1 Sesgo en observables: MCO y *matching*

En esta sección se presentan y se comparan los dos métodos que se basan en el supuesto de selección en observables: MCO y *matching*.

VII.1.1 MCO

En primer lugar, se presentan los estimadores MCO bajo distintas especificaciones en cuanto al condicionamiento de las variables X incluidas en la regresión. Recuérdese que todas las variables que tienen influencia *simultánea* sobre haber asistido a ETC y sobre los resultados deben ser incluidas como regresores para asegurar independencia condicional si no hubiera selección en inobservables. Por otra parte, las X deberían ser características no afectadas por la variable a evaluar (es decir, no deberían incluirse características que puedan ser resultado de haber asistido a ETC). Finalmente, pueden incluirse características que afecten el resultado final pero no a la variable de interés. Ello no afecta el sesgo de la estimación del efecto de ETC, pero sí contribuye a reducir la varianza del estimador. El cuadro 7 (panel superior) presenta los estimadores MCO del coeficiente asociado a haber asistido a ETC sobre los puntajes de las pruebas PISA de ciencias, matemática y lectura, en cuatro especificaciones que difieren en cuanto al set de covariables utilizadas como controles en la regresión. El en panel inferior se presentan los resultados admitiendo la posibilidad de efectos diferenciales para alumnos provenientes de hogares de bajo nivel educativo, para la especificación

preferida. Las salidas detalladas de los resultados expuestos en el cuadro 7 se presentan en los cuadros A1 a A3 del Anexo.

En primer lugar se analiza la sensibilidad de los resultados al set de covariables, dado que, incluso en ausencia de selección en inobservables la disponibilidad de características observables que afectan simultáneamente el resultado y la variable de interés es crucial para la credibilidad de las estimaciones. Las dos primeras columnas muestran los estimadores MCO del efecto de haber asistido a ETC condicionando por un amplio set de variables sobre características del estudiante y su hogar, sus pares y el centro de educación media al que asistía al momento de ser evaluado por PISA.²⁰ Solamente difieren en que la primera columna incluye como variable de zona a una *dummy* indicadora de residir en Montevideo, mientras que la columna 2 incluye un set de *dummies* por departamento. Las columnas 3 y 4 solamente incluyen las variables que tienen un efecto estadísticamente significativo sobre las variables de resultado, y también difieren en que la columna 3 incluye la *dummy* de Montevideo, y la 4 el conjunto de *dummies* regionales.

²⁰ Se incluyen como variables de control: género, nivel socioeconómico y cultural del estudiante (índice PISA) nivel socioeconómico promedio de los pares (promedio del índice PISA de los estudiantes del centro), ratio de estudiantes por profesor y su cuadrado; índice PISA de calidad de los recursos educativos; índice PISA de escasez de docentes; índice PISA de autonomía en asignación de recursos; índice PISA de autonomía curricular, porcentaje de docentes titulados en el centro; porcentaje de docentes con título universitario en el centro; el centro es de educación técnica; tamaño del centro en alumnos; y *dummies* regionales.

**Cuadro 7: Estimadores MCO del efecto de haber asistido a ETC sobre los puntajes de las pruebas de Ciencias, Matemática y Lectura (en desvíos estándar).
PISA Uruguay 2006**

	MCO (1)	MCO (2)	MCO (3)	MCO (4)
Efectos homogéneos: Asistió a ETC				
Ciencias	-0.301***	-0.267***	-0.293***	-0.258***
Matemática	-0.279***	-0.236***	-0.270***	-0.226***
Lectura	-0.226***	-0.178***	-0.222***	-0.179***
Efectos heterogéneos: Asistió a ETC y padres con hasta educación primaria				
Ciencias				
(1) Asistió a ETC				-0.325***
(2) Asistió a ETC y padres con hasta primaria				0.259**
P>t test (1) + (2) =0				0.525
Matemática				
(1) Asistió a ETC				-0.276***
(2) Asistió a ETC y padres con hasta primaria				0.191**
P>t test (1) + (2) =0				0.285
Lectura				
(1) Asistió a ETC				-0.223***
(2) Asistió a ETC y padres con hasta primaria				0.172
P>t test (1) + (2) =0				0.592

Notas: MCO (1): incluye como variables de control: género, nivel socioeconómico y cultural del estudiante (índice PISA) nivel socioeconómico promedio de los pares (promedio del índice PISA de los estudiantes del centro), ratio de estudiantes por profesor y su cuadrado; índice PISA de calidad de los recursos educativos; índice PISA de escasez de docentes; índice PISA de autonomía en asignación de recursos; índice PISA de autonomía curricular, porcentaje de docentes titulados en el centro; porcentaje de docentes con título universitario en el centro ; el centro es de educación técnica; el centro es público; tamaño del centro en alumnos; y dummy indicadora de si el estudiante reside en Montevideo.

MCO(2): incluye las mismas variables que MCO(1) excepto que sustituye dummy de Montevideo por un conjunto de dummies indicadoras del departamento de residencia.

MCO(3): incluye sólo las variables significativas de la especificación MCO(1): género, nivel socioeconómico y cultural del estudiante, nivel socioeconómico promedio de los pares, porcentaje de docentes titulados en el centro; el centro es de educación técnica; el centro es público y dummy indicadora de si el estudiante reside en Montevideo.

MCO(4): incluye las mismas variables que MCO(3) excepto que sustituye dummy de Montevideo por un conjunto de dummies indicadoras del departamento de residencia.

Las variables índices se encuentran estandarizadas (media 0 y varianza 1).

P>t indica la probabilidad de que la suma de los coeficientes (1) y (2) (el efecto de ETC sobre los que provienen de hogares de bajo nivel educativo) sea igual a cero.

Número de casos: 4016 en MCO(1) y (2); 4171 en MCO(3) y (4).

*(**)[***] indica significación al 10%(5%)[1%]. El cálculo del desvío estándar de cada estimador se realiza mediante el método de Replicación Repetido Balanceado (BRR por sus siglas en inglés). Se utilizan 80 replicaciones.

Fuente: Elaborado en base a PISA Uruguay, 2006.

Puede observarse que los efectos estimados de ETC y los errores estándar (estos últimos expuestos en los cuadros A1 y A2 del Anexo) son muy similares entre las columnas (1) y (3) y entre la (2) y la (4). Es decir, no se pierde información al quedarse con un número relativamente reducido de variables que son significativas: género, *background* socioeconómico y cultural del estudiante; *background* socioeconómico y cultural de sus pares; proporción de docentes titulados, si el centro es de educación técnica; si el centro es público y las *dummies* regionales. El resto de las variables evaluadas no afecta simultáneamente a ETC y a los resultados de las competencias evaluadas.

De las características incluidas en los modelos (3) y (4), la proporción de docentes titulados, si el centro es de educación técnica y si el centro es público no están correlacionados con haber asistido a ETC, condicional a las otras variables estadísticamente significativas incluidas en la regresión.²¹ No obstante, tienen incidencia sobre los resultados finales de las pruebas, por lo que incluirlas en las estimaciones MCO reduce la varianza del estimador del impacto de ETC. Cabe resaltar que el efecto de estas variables sobre el resultado de las pruebas no se interpreta como un efecto causal, dado que también pueden estar afectadas por otros problemas de endogeneidad. Su inclusión en las regresiones solamente tiene el objetivo de mejorar la precisión del efecto estimado de ETC.

²¹ Los modelos explicativos de asistir a ETC se presentan en el cuadro A.10 del Anexo.

La inclusión de *dummies* de departamento afecta levemente la estimación puntual del efecto de ETC sobre las competencias evaluadas (compárese columna 3 con 4), lo que indica que existen factores regionales que están correlacionados simultáneamente con haber asistido a ETC y con los resultados obtenidos. Al condicionar por el set de variables regionales el efecto estimado de haber asistido a ETC se vuelve levemente menor (menos negativo), lo que indicaría la posible existencia de factores regionales asociados negativamente con los resultados de aprendizaje, que simultáneamente están positivamente relacionados con ETC, condicional al resto de las características relevantes. La asociación entre departamento de residencia y haber asistido a ETC es significativa, tal como se observa en los modelos de asistencia a ETC que se presentan más adelante. Ello estaría recogiendo algún aspecto inobservable sobre la instalación de ETC en las distintas zonas del país.

Dado todo el análisis anterior, se selecciona la especificación de la columna (4), que incluye solamente el set de variables estadísticamente significativas y el conjunto de *dummies* por departamento. Esa es la especificación que se utiliza para evaluar efectos heterogéneos por MCO y también para el resto de las metodologías que se exponen más adelante.

De todas maneras, puede observarse que el efecto estimado de haber asistido a ETC sobre las competencias de las tres áreas evaluadas es negativo y significativo en todas las especificaciones MCO, *condicional al set de observables* estadísticamente relevante. Considerando la especificación preferida, el estimador MCO de haber

asistido a ETC arroja un efecto negativo de 0.26 desvíos estándar en ciencias, 0.23 desvíos estándar en matemática y 0.18 desvíos estándar en lectura (véase cuadro 7, columna 4).

A efectos de identificar posibles impactos heterogéneos se incluyó una especificación con una interacción de haber asistido a una ETC y que los padres del estudiante tengan hasta primaria como máximo nivel educativo completado.²² Puede observarse que el coeficiente asociado a la interacción es positivo y significativo en todos los casos, excepto en Lectura, lo que indicaría efectos diferenciales de asistir a ETC en la población proveniente de hogares de bajo nivel educativo (véase panel inferior del cuadro 7). En este caso, no es posible en ningún caso rechazar la hipótesis de que el impacto total de haber asistido a ETC para los asistentes a ETC con padres de bajo nivel educativo sea nulo.

En definitiva, el estimador MCO del efecto de haber asistido a ETC sobre los resultados de las pruebas de aprendizaje evaluadas en PISA arroja valores negativos en todos los casos, excepto para los estudiantes que provienen de hogares de bajo nivel educativo, para los cuales el efecto estimado es nulo. No obstante, de acuerdo a la discusión planteada en las secciones anteriores, la identificación del impacto sobre los tratados (el ATT) puede adolecer de sesgos si existe selección en inobservables. En tal caso, los estimadores MCO no pueden interpretarse como un efecto causal de la política sobre las variables de resultado.

22 Recuérdese que tal como se citó antes, el estudio de Cerdan Infantes y Vermeesch (2007) encuentra un efecto positivo de ETC sobre los aprendizajes en primaria, mayor en las escuelas de contexto más desfavorable.

Por otra parte tal como se planteó en las secciones anteriores, también podría haber sesgo en observables, si ocurrieran los problemas de soporte común en las características entre individuos asistentes y no asistentes a ETC, o si hubiera problemas de especificación de la forma funcional. Antes de abordar el posible problema de sesgo en inobservables, se analiza la posibilidad de existencia de este tipo de sesgo en observables, aplicando el método de *matching* y comparando los efectos estimados con los obtenidos mediante MCO.

VII.1.2 Matching

En primer lugar se estima el *propensity score*, a partir de variables que se correlacionan simultáneamente con la asistencia a Tiempo Completo y con los resultados educativos. Como ya fue mencionado antes, el set de covariables encontrado es reducido: se compone del índice de nivel sociocultural del estudiante, del promedio de sus pares (como indicador del entorno del estudiante y/o de la selección de estudiantes en centros de educación media de distintas características) y el departamento de residencia (que recoge características inobservables específicas de las distintas zonas del país). El modelo *probit* de asistencia a ETC ajustado por este conjunto de características se presenta en el cuadro A.4 del Anexo.

El cuadro 8 presenta un conjunto de indicadores del balance de las covariables mencionadas, resultado de diferentes métodos de emparejamiento. El resultado del

balance para cada variable por separado en cada método utilizado se presenta en los cuadros A5 a A9 del Anexo.

Cuadro 8. Indicadores de balance de las covariables antes y después del matching, según método.

Método de emparejamiento	Pseudo R2		p>chi2		Media del sesgo		Mediana del sesgo		% perdido p soporte común
	Antes del matching	Después del matching	Antes del matching	Después del matching	Antes del matching	Después del matching	Antes del matching	Después del matching	
5 vecinos más cercanos	0.076	0.003	0.000	1.000	12.7	1.9	6.3	2.1	0.02%
10 vecinos más cercanos	0.076	0.002	0.000	1.000	12.7	1.6	6.3	1.5	0.02%
Distancia max (rc 0.001)	0.076	0.001	0.000	1.000	12.7	1.1	6.3	0.7	0.26%
Distancia max (rc 0.005)	0.076	0.000	0.000	1.000	12.7	0.7	6.3	0.6	0.02%
Kernel	0.076	0.004	0.000	1.000	12.7	2.3	6.3	1.3	0.02%

Notas: Las covariables utilizadas son: nivel socioeconómico y cultural del estudiante (índice PISA) nivel socioeconómico promedio de los pares (promedio del índice PISA de los estudiantes del centro), y *dummies* indicadoras del departamento de residencia.

Pseudo R2 (antes): es el Pseudo R2 de la estimación *probit* de la probabilidad de asistir a ETC condicional a las covariables utilizadas.

Pseudo R2 (después): es el Pseudo R2 de la estimación *probit* de asistir a ETC en la muestra emparejada en $p(X)$.

p>chi2: es el p-valor del test de razón de verosimilitud, testando la hipótesis de que los regresores NO son significativos en conjunto para explicar la asistencia a ETC; o sea están bien balanceados en los dos grupos.

Media del sesgo: Sesgo absoluto medio estandarizado antes y después del matching.

Mediana del sesgo: Idem al anterior, sobre la mediana.

Los estimadores de distancia máxima consideran a todos los vecinos dentro del radio especificado.

El tipo de Kernel utilizado es el Epanechnikov

Fuente: Elaborado en base a PISA Uruguay, 2006.

La primera columna del cuadro 8 muestra el Pseudo R2 de la estimación *probit* de la probabilidad de asistir a ETC condicional a las covariables utilizadas, mientras que la columna (3) muestra el p-valor del test de razón de verosimilitud que contrasta la hipótesis de que las covariables no son significativas en conjunto para explicar la

asistencia a ETC. Ambas columnas muestran que las covariables utilizadas se asocian significativamente con haber asistido a una ETC, si bien el poder explicativo conjunto de estas variables es relativamente bajo (véase el valor del Pseudo R² en la columna 1). Ello indica un gran parte de la varianza en la asistencia a ETC que no puede ser explicada por las variables utilizadas (y más en general, por las variables contenidas en la base de datos de PISA), es decir, que está determinada por factores inobservables. Más adelante se contrasta si estos inobservables están también correlacionados con los resultados educativos a los 15 años, lo que sesgaría la estimación de los efectos mediante *matching*.

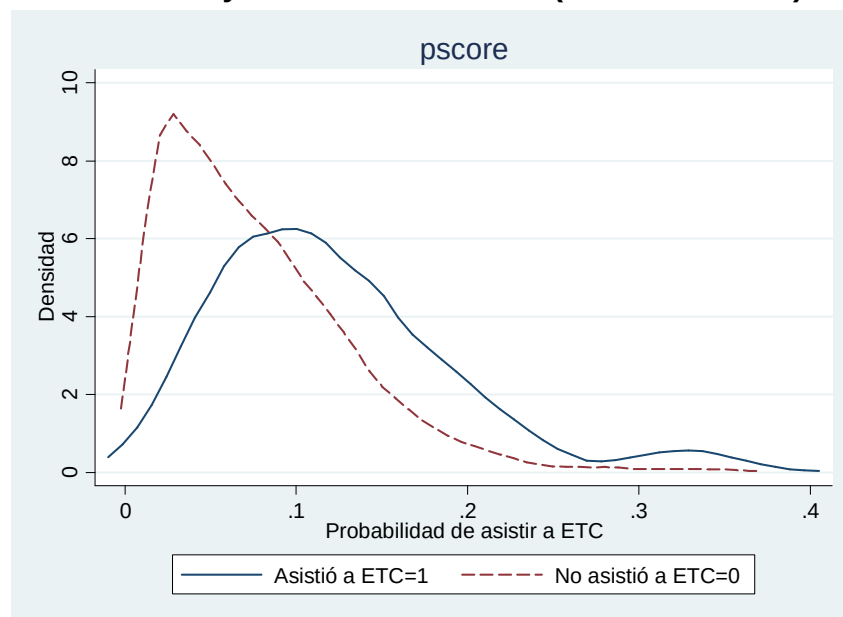
Todos los métodos de emparejamiento analizados balancean en forma muy aceptable las covariables en los dos grupos de comparación. Las columnas (2) y (4) muestran que luego del emparejamiento, la asistencia a ETC no se explica por el conjunto de características consideradas. Asimismo, la media y mediana del sesgo en las características se reduce considerablemente después del *matching*, en todos los métodos utilizados. Finalmente, el porcentaje de individuos que queda fuera del soporte común es prácticamente despreciable en todos los casos.²³ Es decir, que la condición de solapamiento en las X consideradas se cumple para casi todos los individuos.

Los gráficos 1 y 2 muestran las distribuciones de las probabilidades predichas de participación en ETC condicional a las covariables elegidas, tanto para los que efectivamente asistieron como para los que no. El gráfico 1 muestra la distribución para

²³ El método para identificar el soporte común es excluir a los tratados cuyo PS es mayor al máximo PS de los controles.

toda la muestra, mientras que el gráfico 2 lo hace solamente para los individuos dentro del soporte común²⁴. Del gráfico 1 puede observarse que el solapamiento de las probabilidades de asistencia de ambos grupos es muy amplio, si bien existen probabilidades de participación del grupo de tratamiento que son superiores a la máxima probabilidad de participar para el grupo de control. La restricción de la muestra al soporte común elimina las (escasas) observaciones del grupo de tratamiento que están por encima de la máxima probabilidad para el grupo de control (véase gráfico 2).

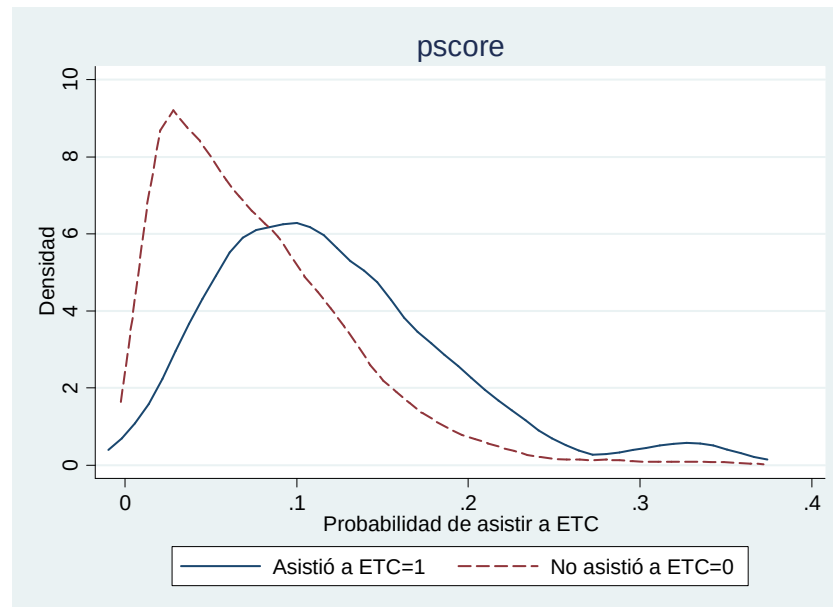
Gráfico 1. Funciones de densidad de kernel del *propensity score* para los asistentes y no asistentes a ETC (toda la muestra)



Fuente: Elaborado en base a PISA Uruguay, 2006.

²⁴ El soporte común es el mismo para todos los métodos excepto el de distancia máxima de radio 0.001. Se considera el del resto de los métodos.

Gráfico 2. Funciones de densidad de kernel del *propensity score* para los asistentes y no asistentes a ETC (soporte común)



Fuente: Elaborado en base a PISA Uruguay, 2006.

La condición de soporte común amplio asegura que el efecto estimado es razonablemente generalizable. Dentro del soporte común, el método concreto de emparejamiento asigna los pesos apropiados para que ambas distribuciones sean lo más similares posibles. A partir de los indicadores expuestos en el cuadro 8 se elige el *matching* basado en el método de distancia máxima de radio 0.005, dado que es el que presenta los mejores indicadores de balance de las covariables utilizadas, sin perder casi observaciones de los individuos tratados.²⁵ El cuadro 9 muestra la estimación del ATT de haber asistido a ETC sobre los resultados de las pruebas PISA para el método

²⁵ Este resultado es casi siempre el esperable, ya que el método de distancia máxima es de mejor calidad que el vecino más cercano, pero como contracara, puede perder más observaciones de tratados. Sin embargo, en el caso del método de distancia máxima de radio 0.005 caso solamente se pierde una observación de los tratados.

elegido. Al igual que las estimaciones por MCO, el ATT estimado por el método de *matching* es negativo y significativo para las tres variables de resultado analizadas.

Cuadro 9: Estimadores de PSM del efecto de haber asistido a ETC sobre los puntajes de las pruebas de Ciencias, Matemática y Lectura (en desvíos estándar). Método de emparejamiento por distancia máxima, radio 0.005. PISA Uruguay 2006

	ATT	Bootstrap Std. Err.	z	P>z	Normal-based [95% Conf. Interval]	
Ciencias	-0.294	0.0509	-5.78	0.000	-0.394	-0.195
Matemática	-0.273	0.0412	-6.63	0.000	-0.354	-0.193
Lectura	-0.239	0.0467	-5.13	0.000	-0.331	-0.148

Nota: Las covariables utilizadas son: nivel socioeconómico y cultural del estudiante (índice PISA) nivel socioeconómico promedio de los pares (promedio del índice PISA de los estudiantes del centro), y *dummies* indicadoras del departamento de residencia.

Fuente: Elaborado en base a PISA Uruguay, 2006.

La estimación puntual del ATT es en valor absoluto mayor a la obtenida por MCO (comparando con la especificación elegida, véase columna 4 del cuadro 7), si bien ambas estimaciones no son estadísticamente diferentes al 95% de confianza.

Como se discutió en la sección anterior, no se esperan diferencias importantes en la estimación del ATT entre MCO y *matching* si no hay problemas de soporte común o solapamiento; o si los *propensity scores* están por debajo de 0.5.²⁶ En particular, en los datos utilizados el soporte común no es una restricción; solamente 0.2% de los casos quedan fuera. Además, todos los *propensity scores* de la muestra están por debajo de 0.5 (Véase gráfico 1).

²⁶ En este caso el esquema de ponderación de MCO es proporcional al de *matching*. Véase Blundell, Dearden y Dianesi, 2004.

En definitiva, de la comparación de los estimadores de MCO y *matching* surge que no habría importantes fuentes de sesgo *en observables* que podrían derivarse de insuficiente solapamiento de las características observables que influyen simultáneamente en la asistencia a ETC y en el resultado entre ambos grupos; y/o la forma funcional impuesta para la estimación MCO.

VII.2 Selección en inobservables: IV y Funciones de control

En esta sección se exponen los resultados de las dos metodologías utilizadas que procuran corregir el eventual problema de selección en inobservables: variables instrumentales y funciones de control.

VII.2.1 Variables instrumentales

En los apartados anteriores se mencionó que se utiliza como variable instrumental para haber asistido a tiempo completo la distancia del centro PISA a la ETC más cercana, y se discutieron las condiciones bajo las cuales sería un instrumento válido. De todas maneras, al no disponer de más variables instrumentales la validez del instrumento no es verificable, aspecto que se retoma más adelante en las conclusiones finales del trabajo. Lo que se presenta a continuación es un conjunto de pruebas de relevancia del instrumento, que contrastan la hipótesis de que la covarianza con la variable a instrumentar es estadísticamente distinta de cero y con el signo esperado.

Como primer paso, el cuadro 10 presenta la estimación del coeficiente asociado al logaritmo de la distancia del centro PISA a la ETC más cercana en modelos lineales y *probit* que explican el haber asistido a Tiempo Completo la mayor parte de primaria. Los modelos completos se presentan en el cuadro A.10 del Anexo. Puede observarse que el coeficiente asociado a distancia es estadísticamente significativo al 5%, y con el signo esperado en ambas especificaciones. Es decir, que condicional al resto de las variables exógenas, la distancia captura variabilidad (presumiblemente exógena) en la asistencia a este tipo de escuelas.

Cuadro 10: Coeficiente asociado a distancia en metros (en logs.) en las regresiones MCO y Probit explicativas de la asistencia a ETC.

	MCO	Probit
Coeficiente	-0.0125**	-0.0724**
SD	[0.00617]	[0.0328]

Notas: Se incluyen las covariables: género, nivel socioeconómico y cultural del estudiante, nivel socioeconómico promedio de los pares, porcentaje de docentes titulados en el centro; el centro es de educación técnica; el centro es público y dummies indicadoras del departamento de residencia. Número de casos: 4171.

*(**)[***] indica significación al 10%(5%)[1%]. Los datos entre paréntesis [] corresponden al desvío estándar de cada estimador, que se estima mediante el método de Replicación Repetido Balanceado (BRR por sus siglas en inglés). Se utilizan 80 replicaciones.

Fuente: Elaborado en base a PISA Uruguay, 2006 y base de distancias elaborada por CINVE.

El cuadro 11 presenta los estadísticos y p-valores asociados a distintas pruebas de subidentificación y a la prueba de instrumentos débiles de Stock y Yogo.²⁷ Se presentan las pruebas para dos tipos de modelos: para el modelo lineal en dos etapas (ajustando en la primera etapa un modelo de probabilidad lineal de la asistencia a ETC sobre la distancia del centro PISA a la ETC más cercana) y para un modelo de variables instrumentales no lineal, donde se estima en una etapa anterior un modelo

²⁷ Las pruebas se computan a través del comando de Stata `ivreg2`.

probit de asistencia a ETC sobre la distancia y el resto de las variables, y el *valor predicho* se utiliza como instrumento de asistir a ETC (a través de un MCO en dos etapas) .

Puede observarse que en ambos casos los instrumentos superan las pruebas de subidentificación de Anderson y de Cragg Donald²⁸ (en ambos casos se rechaza la hipótesis nula de subidentificación), lo que indica que existe una relación significativa entre el instrumento (la distancia a la ETC más cercana) y la variable endógena (haber asistido a una ETC la mayor parte de la primaria).

Cuadro 11: Pruebas de subidentificación y de instrumentos débiles asociado a distancia en metros (en logs.) y al valor predicho de ETC según modelo probit

	Distancia en metros (en logs)	Valor predicho de ETC (1)
Pruebas de subidentificación		
Prueba canónica de Anderson (Chi2(1))	13.99	49.64
P valor	0.000	0.000
Prueba de Cragg Donald	14.04	50.24
P valor	0.000	0.000
Prueba de instrumentos débiles		
Prueba de Cragg Donald Wald F statistic	13.948	49.92
Stock-Yogo weak ID test critical values: 10% maximal IV size	16.38	
15% maximal IV size	8.96	
20% maximal IV size	6.66	
25% maximal IV size	5.53	

Notas: Se incluyen las covariables: género, nivel socioeconómico y cultural del estudiante, nivel socioeconómico promedio de los pares, porcentaje de docentes titulados en el centro; el centro es de educación técnica; el centro es público y dummies indicadoras del departamento de residencia. El valor predicho de ETC surge del modelo de asistencia a ETC sobre el instrumento distancia y el resto de variables exógenas que se presenta en el cuadro A.10 del Anexo.

Fuente: Elaborado en base a PISA Uruguay, 2006 y base de distancias elaborada por CINVE.

²⁸ Ambas pruebas contrastan si la matriz de coeficientes de la primera etapa (el modelo de asistir a ETC) tiene rango completo. Si ese es el caso, los instrumentos son relevantes. Los tests se diferencian en que construyen un estadístico distinto.

Si bien la condición de identificación es necesaria, es deseable que el instrumento tenga un buen poder de predicción de la variable endógena, condicional al resto de las variables exógenas. El contraste de este aspecto se realiza mediante la prueba de instrumentos débiles de Stock y Yogo.²⁹ La primera columna del cuadro 11 muestra el estadístico de Cragg Donald asociado a la variable distancia del centro PISA a la ETC más cercana. Puede observarse que el estadístico supera al valor crítico a partir de 15% máximo de sesgo “deseado”. Es decir, la distancia del centro PISA a la escuela de tiempo completo más cercana no es lo suficientemente fuerte como para no generar un sesgo mayor a 10%, si bien podría asegurarse que el sesgo no sería mayor a 15%.

La evaluación del instrumento construido a partir del valor predicho de haber asistido a ETC a través de un modelo *probit* sobre la distancia y el resto de las variables relevantes muestra un poder de predicción (condicional al resto de las variables exógenas) bastante superior al que surge de utilizar la distancia en forma lineal. En este caso, podríamos asegurar que el instrumento es lo suficientemente fuerte como para no generar un sesgo mayor a 10%. En base a estos resultados se optó por utilizar el valor predicho de ETC como variable instrumental, en lugar de la distancia en forma lineal.

De todas maneras, el test de instrumentos débiles sobre la variable de distancia incorporada linealmente en la primera etapa es un aspecto delicado que no debe ser soslayado, dado que los instrumentos débiles tienden a aproximarse al estimador

²⁹ El estadístico se construye en base a la relación de los coeficientes estimados por MCO y MCO en dos etapas, y un tamaño máximo de sesgo deseado.

(sesgado) MCO o incluso amplificar el sesgo, inclusive en muestras grandes (Staiger y Stock (1994). La debilidad del instrumento utilizado puede provenir por varias razones. En primer lugar, recuérdese que se utiliza la distancia del centro PISA a la escuela de tiempo completo más cercana, disponible en el momento en que el estudiante cursó la primaria, buscando con ello una fuente de variación exógena en la asistencia a Tiempo Completo (la proximidad a una escuela de estas características, condicional al resto de los observables que influyen sobre la participación). Sin embargo, el indicador no sería relevante para aquellos estudiantes que asisten a un centro de educación media en una zona alejada de su lugar de residencia, o para aquellos que cambiaron de residencia hacia otra zona entre el momento que cursaron la primaria y la educación media, si bien como fue mencionado antes, parte de esta movilidad entre grandes zonas se tiene en cuenta. Además, al utilizarse como unidad de referencia al centro, todos los estudiantes que asisten al mismo centro PISA (y están en el mismo grado) tienen asignado el mismo valor del instrumento, lo que limita la variabilidad exógena que justamente se quiere captar con cualquier instrumento.

En definitiva, presumiblemente el instrumento es válido (en el sentido de que, condicional a las variables observables no estaría correlacionado con el error de la ecuación de resultado, o dicho de otra manera, no es esperable que la variable distancia influya sobre el resultado final sino solo a través de su influencia sobre la variable endógena); y también existe una relación significativa con la variable endógena, de los *tests* expuestos no puede rechazarse que el instrumento sea débil, es decir, que su poder de predicción (al incorporarse en forma lineal) sea bajo.

Por otra parte, los contrastes expuestos también muestran que el valor predicho de haber asistido a ETC en base a un modelo no lineal de tipo *probit* (que utiliza la distancia como fuente de variación exógena y el resto de los observables que inciden en la asistencia a ETC) es un instrumento que supera largamente la prueba de instrumentos débiles, y debido a ello es que se optó por utilizar esta especificación para las estimaciones por IV. No obstante, la utilización de un modelo no lineal en la primera etapa puede introducir problemas de errores de especificación y afectar la consistencia del estimador IV; mientras que en un modelo lineal de MCO en dos etapas la consistencia del estimador no depende de una correcta especificación de la forma funcional en la primera etapa (véase Angrist y Krueger, 2001).

En definitiva, ambas opciones (utilizar la distancia directamente en un MCO en dos etapas o especificar un modelo *probit* en la primera etapa) adolecen en este caso de limitaciones que podrían sesgar las estimaciones IV. En el primer caso, es posible que el instrumento amplifique el sesgo MCO; en el segundo, es posible que al introducir una especificación no lineal se incurra en algún error de especificación.

El cuadro 12 presenta los estimadores IV del efecto de haber asistido a ETC sobre los resultados de ciencias, matemática y lectura. La salida completa se presenta en el cuadro A.11 del Anexo. En el caso de ciencias y matemática, puede observarse que si bien el signo del coeficiente cambia respecto a los estimadores por MCO y *matching*, el tamaño del desvío estándar no permite rechazar la hipótesis nula de que los efectos sean nulos. En tanto, en lectura el efecto estimado es negativo y significativo. En este

último caso, si bien la estimación puntual es muy superior en valor absoluto del estimador por MCO y *matching*, el desvío estándar es también muy superior, por lo que los intervalos de ambas estimaciones se solapan.

Cuadro12. Estimadores IV del efecto de haber asistido a ETC sobre los puntajes de las pruebas de Ciencias, Matemática y Lectura (en desvíos estándar). PISA Uruguay 2006

	IV
Ciencias	0.113 [0.471]
Matemática	0.495 [0.711]
Lectura	-1.535** [0.749]

Notas:

Se incluyen las covariables: género, nivel socioeconómico y cultural del estudiante (índice PISA), nivel socioeconómico promedio de los pares; porcentaje de docentes titulados en el centro; el centro es de educación técnica; el centro es público; y conjunto de dummies indicadoras del departamento de residencia .

Instrumento para haber asistido a ETC: Se ajusta un modelo Probit para asistencia a ETC sobre la distancia del centro PISA a la ETC mas cercana (en logaritmos) y covariables exógenas. Se utiliza la predicción como instrumento para la segunda etapa.

Número de casos: 4171

*(**)[***] indica significación al 10%(5%)[1%].

Los datos entre paréntesis [] corresponden al desvío estándar de cada estimador, que se estima mediante el método de Replicación Repetido Balanceado (BRR por sus siglas en inglés). Se utilizan 80 replicaciones.

Fuente: Elaborado en base a PISA Uruguay, 2006 y base de distancias elaborada por CINVE.

Para considerar a través del método IV la posibilidad de que existan efectos heterogéneos, debe encontrarse una variable instrumental *para cada* interacción relevante (en este caso, para asistir a ETC y para asistir a ETC interactuada con una dummy indicadora de que los padres tienen como máximo nivel educativo primaria completa). En general se utiliza la variable instrumental interactuada con la variable exógena de interés (ZX) como instrumento para la variable endógena interactuada (ETCX). El problema frecuente (que también existe en esta aplicación en particular) es

que los instrumentos Z y ZX no predicen bien a *cada variable endógena* (ETC y ETCX), lo que resulta en una pérdida adicional de precisión. En este caso, la distancia interactuada con la variable indicadora de nivel educativo de los padres no provee suficiente variación como para identificar a asistir a ETC interactuada con dicha variable. En definitiva, si bien las estimaciones MCO indican la posible existencia de efectos heterogéneos, no es posible identificarlos mediante el método IV, utilizando el instrumento de distancias del que se dispone.

En definitiva, los estimadores IV presentados deben interpretarse como el efecto *local* de haber asistido a ETC sobre las competencias evaluadas en PISA para aquellos que *cambiar*on su decisión de asistir a ETC cuando esta estuvo más próxima.

VII.2.2 Función de control

Finalmente, en este apartado se presentan estimaciones basadas en el método de función de control. Como ya fue mencionado, este método permite estimar un efecto promedio de la política evaluada. Asimismo, la evaluación de efectos heterogéneos con la metodología de funciones de control es más eficiente que la de IV; se incluye la interacción ZX en la ecuación de participación, y la interacción ETCX en la ecuación de resultado, pero en la primera etapa solamente se requiere predecir el inverso del ratio de mills (λ), al igual que en el caso de efectos homogéneos. Si el modelo de decisión está bien especificado, al condicionar por la función de control el término de error de la ecuación de resultado se vuelve ortogonal a los regresores de interés. Obviamente,

esta estimación requiere imponer una mayor estructura y supuestos sobre la distribución conjunta de los inobservables que afectan la participación y el resultado.

El cuadro 13 (panel superior) muestra las estimaciones de función de control del efecto de haber asistido a ETC sobre los resultados de las pruebas evaluadas en PISA, sin considerar la posibilidad de efectos heterogéneos.

El coeficiente ligado a ρ^{30} (la correlación entre los inobservables de la ecuación de resultado y de asistencia a ETC) muestra un signo negativo y significativo en los modelos de ciencias y matemática, y no significativamente distinto de cero en lectura. Ello indicaría la presencia de factores inobservables asociados positivamente (negativamente) con haber asistido a tiempo completo y negativamente (positivamente) con los resultados educativos posteriores (en ciencias y matemática, estrictamente).

Al corregir por ese eventual sesgo, el efecto de haber asistido a tiempo completo se vuelve positivo y significativo en ambas pruebas (en 0.64 y 0.34 desvíos estándar, respectivamente). Sin embargo, el efecto asociado a lectura continúa estimándose negativo y de hecho no es posible rechazar la hipótesis de que no hay sesgo de selección en inobservables, lo que validaría en este caso una estimación por MCO o *matching*.

³⁰ Se presenta la transformación reportada de ρ .

Cuadro 13: Estimadores de Función de Control del efecto de haber asistido a ETC sobre los puntajes de las pruebas de Ciencias, Matemática y Lectura (en desvíos estándar). PISA Uruguay 2006

	FC (MV)
Efectos homogéneos: Asistió a ETC	
Ciencias	
Asistió a ETC	0.640***
Athrho	-0.643***
Matemática	
Asistió a ETC	0.337*
Athrho	-0.384***
Lectura	
Asistió a ETC	-1.072***
Athrho	0.268
Efectos heterogéneos: Asistió a ETC y padres con hasta educación primaria	
Ciencias	
(1) Asistió a ETC	0.337
(2) Asistió a ETC y padres con hasta primaria	0.223**
P>t test (1) + (2) =0	0.054
Athrho	-0.460**
Matemática	
(1) Asistió a ETC	0.129
(2) Asistió a ETC y padres con hasta primaria	0.182
P>t test (1) + (2) =0	0.152
Athrho	-0.274*
Lectura	
(1) Asistió a ETC	-1.077***
(2) Asistió a ETC y padres con hasta primaria	0.250**
P>t test (1) + (2) =0	0.000
Athrho	0.341

Notas: Se incluyen las covariables: género, nivel socioeconómico y cultural del estudiante, nivel socioeconómico promedio de los pares, porcentaje de docentes titulados en el centro; el centro es de educación técnica; el centro es público y dummies indicadoras del departamento de residencia. Número de casos: 4171

La función de control: distancia del centro PISA a la ETC más cercana como restricción de exclusión; esta variable interactuada con padres de nivel educativo hasta primaria completa en la estimación de efectos heterogéneos.

*(**)[***] indica significación al 10%(5%)[1%].

Se estima por máxima verosimilitud.

Athrho es el inverso de la tangente hiperbólica de rho, $atanhrho = \frac{1}{2} \ln \left(\frac{1+rho}{1-rho} \right)$ que se estima por razones de estabilidad numérica en el procedimiento de estimación por máxima verosimilitud. Su significancia estadística, signo y magnitud indican presencia de selección en inobservables.

Fuente: Elaborado en base a PISA Uruguay 2006, y base de distancias elaborada por CINVE.

Al incorporar la posibilidad de efectos heterogéneos el signo y significación del coeficiente indicador de la existencia de sesgo de selección en inobservables no cambia en ningún caso. No obstante, las estimaciones respecto a la existencia de efectos diferenciales arrojan resultados diversos. En el caso de matemática, el coeficiente asociado a la variable interactuada no es significativamente distinto de cero, lo que no permite avalar la hipótesis de efectos diferenciales. Las estimaciones referidas al impacto en la prueba de lectura indican un impacto diferencial, pero dado que se rechaza la hipótesis de selección en inobservables, se debería remitir el análisis del estimador por MCO. Finalmente, las estimaciones referidas a ciencias parecen indicar un efecto positivo y significativo para estudiantes provenientes de hogares de bajo nivel educativo, mientras que el efecto para el resto de los estudiantes, si bien puntualmente se estima positivo, pierde significación estadística.

En definitiva, considerando la evaluación del efecto de haber asistido a ETC sobre las competencias en matemática y ciencias, las estimaciones por función de control no permiten rechazar la hipótesis de existencia de sesgo de selección en inobservables y esbozan indicios de un efecto positivo de la política sobre los aprendizajes en dichas áreas, al controlar por este tipo de sesgo. La estimación incorporando efectos diferenciales no arroja resultados robustos, si bien debe tenerse en cuenta que el poder de predicción del instrumento interactuado con la educación de los padres es bajo y puede limitar la validez de estas últimas conclusiones. En cuanto al efecto de la política sobre las competencias en lectura, los resultados indican que se rechaza la hipótesis de selección en inobservables, por lo que las estimaciones por MCO o *matching* no

adolecerían de este tipo de sesgo. Si ello es cierto, no puede refutarse la hipótesis de que el efecto de haber asistido a ETC sobre las competencias en lectura sea negativo.

Los diferentes resultados ligados al tipo de competencia sobre la que se evalúa el impacto de la política de tiempo completo están parcialmente en línea con los resultados encontrados por Cerdan Infantes y Vermeesch (2007). Cuando estos autores utilizan toda la muestra de escuelas de tiempo completo, no encuentran resultados estadísticamente significativos en la prueba de lengua, aunque sí en matemática, evaluadas al final de la primaria. El impacto que estiman sobre los aprendizajes en matemática es de 0.07 de desvío estándar por año y de 0.38 desvíos estándar en seis años de participación en el programa. En este trabajo, la estimación por funciones de control arroja un impacto total estimado para esta área de 0.34 desvíos estándar.

En cuanto a la prueba de lengua, Cerdan Infantes y Vermeesch encuentran un efecto positivo de ETC solamente cuando excluyen a las escuelas de tiempo completo de contextos más favorables de la muestra evaluada, mientras que sería nulo para el total de la muestra. Ello podría indicar que la política tiene impactos en los aprendizajes de lengua solamente para niños de contextos más desfavorables, pero no para toda la población tratada. En este trabajo, el efecto principal evaluado corresponde al promedio de los tratados, por lo que si se hubieran encontrado impactos nulos sobre la prueba de lectura, sería un resultado bastante consistente con los encontrados en el estudio

anteriormente citado³¹. No obstante, llama la atención que el impacto estimado en la prueba de lectura sea *negativo*, resultado muy difícil de explicar.

Finalmente, es posible que existan factores inobservables que incidan en los resultados evaluados que no hayan podido recogerse con el tipo de datos y el instrumento utilizado. En particular, la existencia de efectos diferenciales está limitadamente evaluada, debido a que los datos disponibles no permiten realizar mayores desagregaciones; tampoco está tratada la selectividad en la asistencia al sistema educativo a los 15 años, que de estar asociada a asistir a ETC podría introducir sesgos en los impactos estimados. Finalmente, debe tenerse en cuenta que el instrumento utilizado también adolece de debilidades, en particular de un relativamente bajo poder de predicción de la variable instrumentada. Ello limita su alcance para incorporar estimaciones de efectos diferenciales, e incrementa la varianza de los estimadores IV, lo que reduce la precisión de las estimaciones.

³¹ Si bien las pruebas no son estrictamente comparables, corresponden a una misma área del conocimiento.

VII. Conclusiones

El objetivo de este trabajo fue analizar, mediante la revisión y aplicación de distintos métodos de evaluación no experimental, los posibles impactos de la política de escuelas de tiempo completo sobre las competencias evaluadas a los 15 años mediante las pruebas PISA de matemática, lectura y ciencias; e identificar las dificultades y posibles fuentes de sesgo presentes en cada método de estimación.

Dado que PISA es la única fuente de datos disponible que reporta resultados de aprendizajes en el nivel de educación media, y que el país ha decidido continuar realizando estas evaluaciones cada tres años, las bases de datos de PISA seguirán siendo la única fuente sistemática de datos que permite realizar un seguimiento y evaluación de los resultados educativos adquiridos en este nivel. Este trabajo procura poner foco en algunas dificultades no despreciables que surgen cuando se utiliza esta información para evaluar políticas en el nivel primario y medio. El hecho de que PISA no permita observar a estudiantes que han abandonado los estudios a los 15 años puede introducir sesgos en las estimaciones, dado el alto porcentaje de jóvenes que no están insertos en el sistema educativo a esa edad. Por otra parte, el hecho de que PISA sea una base de tipo *cross section* limita el tipo de métodos de estimación de impacto que pueden aplicarse de modo de obtener estimaciones insesgadas del efecto de las políticas. En definitiva, la utilización de esta base de datos (que es la principal fuente de información pública) para evaluar políticas a nivel de primaria y media requiere, o utilizar supuestos fuertes respecto a la selección de alumnos en los

programas evaluados; o disponer de datos complementarios que puedan utilizarse para identificar alguna variación exógena en la participación en esas políticas.

En este trabajo se exploró la utilización de cuatro métodos no experimentales que se basan en distintos supuestos para evaluar el efecto de las escuelas de tiempo completo sobre las competencias adquiridas a los 15 años, en el nivel de la educación media. Dado que la política de tiempo completo es una de las políticas insignia de los últimos 15 años y dado el nivel de inversión requerido para su implementación y extensión, resulta de interés evaluar sus efectos más allá de los de corto plazo.

Los cuatro métodos analizados y aplicados fueron MCO, *matching*, variables instrumentales y funciones de control. Se analizaron las propiedades de cada estimador y sus potenciales ventajas y limitaciones cuando son aplicados a la base de datos de PISA, para analizar en concreto el efecto de la política de Tiempo Completo. A partir del análisis realizado pueden resaltarse las siguientes conclusiones:

1. No se encontró evidencia de que exista un sesgo en observables, derivado de insuficiente solapamiento en las distribuciones de las características observables entre asistentes y no asistentes a ETC; ni debido a una ponderación errónea de las variables observables dentro del solapamiento. En definitiva, si bien la distribución de las características observables entre asistentes y no asistentes a ETC difiere significativamente, la casi totalidad de individuos de la muestra PISA con las mismas características observables relevantes tienen una probabilidad positiva

tanto de asistir como de no asistir a ETC; lo que está ligado a que la política no se focalizó exclusivamente en los contextos más desfavorables, ni en regiones específicas. Esta condición de amplio soporte común (y que los *propensity scores* estimados están por debajo de 0.5) hace que las estimaciones por MCO y *matching* no difieran significativamente.

2. Una gran parte de la varianza en la asistencia a ETC no puede ser explicada por las variables utilizadas, y más en general, por las variables contenidas en la base de datos de PISA; es decir, que está determinada por factores inobservables.
3. Las estimaciones por funciones de control (y en menor medida, por IV) para ciencias y matemática sugieren la presencia de factores inobservables correlacionados positivamente con haber asistido a ETC y negativamente con los resultados de dichas pruebas. Por ejemplo, si alumnos con mayores dificultades de aprendizaje en estas áreas tienden a asistir a ETC (a igualdad del resto de las variables observables) ello introduciría un sesgo del signo encontrado. En el caso de lectura no se encontró evidencia de la existencia de este tipo de sesgo.
4. Un indicio de posible fuente de sesgo es la mayor tasa de repetición en primaria que se observa en los estudiantes que asistieron a tiempo completo la mayor parte de primaria; y que no se condice los registros oficiales de la ANEP. Como se discutió, ello podría indicar la existencia de un sesgo de selección de niños con experiencias de repetición *previas* a entrar en ETC. Lamentablemente los registros no permiten

identificar si la repetición en primaria ocurrió antes o después de que el alumno entrara en ETC, por lo que en realidad no es posible asociarla ni a una condición previa (en cuyo caso sería una variable exógena, posible de ser incluida en la ecuación de resultado y de participación) ni a un resultado posible vinculado a la asistencia a ETC (en cuyo caso sería una variable endógena). En el caso de que hubiera una parte exógena en la variable de repetición en primaria, y dado que está negativamente correlacionada con los aprendizajes, no incluirla sesga a la baja la estimación del efecto de ETC por *MCO* o *matching*. Dada la influencia de esta variable sobre los resultados y la posibilidad de que estuviera indicando un sesgo de entrada a tiempo completo, sería deseable contar con información más precisa de cada estudiante, que permitiera identificar más adecuadamente su historial previo a la entrada a la política de ETC; y más en general, a toda política de alcance significativo que se implementa en el sistema educativo.

5. Al tomar en cuenta el posible sesgo de selección en inobservables, el impacto de haber asistido a ETC se vuelve positivo en ciencias y en matemática. Cuando las estimaciones se realizan por IV, si bien la estimación puntual es positiva, la varianza del estimador no permite rechazar la hipótesis de que los efectos sean nulos. Cuando la estimación se realiza por funciones de control (sin considerar efectos heterogéneos), se encuentra un impacto positivo y significativo de la política sobre los aprendizajes de ambas áreas. El tamaño del efecto en matemática (0.34 desvíos estándar) es consistente con el encontrado por Cerdan Infantes y Vermeesch, en la evaluación realizada sobre los impactos de ETC al final de la primaria. El impacto

en ciencias es mayor (0.64 desvíos estándar). En el caso de lectura no se encontró evidencia de sesgo de selección en inobservables, y no puede rechazarse la hipótesis de que el efecto sobre esta área de aprendizaje sea negativo.

6. Si bien existen algunos indicios de que los efectos podrían ser diferenciales para estudiantes de hogares con bajo nivel educativo (en base a las estimaciones primarias MCO y en base al antecedente de Cerdan Infantes y Vermeesch, 2007), no fue posible encontrar evidencia robusta sobre ellos. La metodología de variables instrumentales sobre exige al instrumento, y no es posible encontrar dos instrumentos relevantes para las dos variables endógenas. En el caso de funciones de control, si bien la exigencia que se le impone al instrumento es menor, los supuestos y la estructura impuesta son más fuertes: en ese caso la evidencia no es muy robusta. En general, los antecedentes revisados documentan en varios casos la existencia de impactos diferenciales, por lo que no es improbable que ello ocurra con esta política en particular. Lamentablemente no es posible analizarlos rigurosamente con los datos disponibles y el instrumento utilizado.
7. Las estimaciones aquí presentadas no están exentas de problemas. En particular, el bajo poder predictivo del instrumento utilizado genera una varianza considerable de los estimadores IV, lo que reduce su precisión. Las estimaciones por IV deben interpretarse como un efecto local asociado a la población que cambia su decisión de asistir a ETC en función de la cercanía a la escuela, y no representa necesariamente (solamente bajo el supuesto de efectos homogéneos) el impacto

promedio sobre los tratados. Las estimaciones por funciones de control permiten recuperar el efecto promedio, pero a costa de mayores supuestos sobre estructura de la participación y distribución de las características inobservables.

8. El bajo poder predictivo del instrumento se asocia en parte a que refiere a la distancia del centro PISA a la ETC más cercana, y no a la distancia del hogar de residencia del estudiante. Lamentablemente no se dispone de esta última información, que presumiblemente mejoraría el poder predictivo de la variable instrumental.
9. Otro tipo de problema es el asociado al sesgo de selección muestral ocasionado por la no observación de alumnos que abandonaron los estudios a los 15 años. Si la política evaluada tiene un efecto positivo sobre la continuación de los estudios, el hecho de no observar a los que abandonaron el sistema educativo puede sesgar (presumiblemente a la baja) las estimaciones del impacto de la política. En este caso, los alumnos asistentes a ETC parecen estar sobre representados en la muestra de PISA, lo que indica que este tipo de sesgo puede estar presente. No obstante, los datos disponibles no permiten tratar este problema sin introducir nuevos supuestos y sin recurrir a otras fuentes de datos que pueden introducir incluso más distorsiones.
10. Otra dificultad que surge cuando se quiere evaluar la política de tiempo completo es la propia diversidad de la implementación de la política. Si bien todas las ETC

comparten la extensión del tiempo de clase (además de la extensión de la alimentación y la capacitación de los maestros), difieren de *a qué* se destina el tiempo adicional: la implementación de talleres de expresión, de inglés u otras actividades varió significativamente entre escuelas. Como el efecto de la extensión del tiempo de clase depende efectivamente de *a qué* se dedique ese tiempo extra, el impacto sobre los aprendizajes en distintas áreas puede diferir entre alumnos que asistieron a distintas escuelas. En definitiva, los efectos encontrados probablemente escondan diferencias asociadas a la heterogeneidad de la implementación de la política. Para poder evaluar más precisamente los efectos asociados a distintos componentes o formas de implementación se precisa información mucho más detallada por escuela y en el tiempo.

En definitiva, en términos teóricos el signo esperado del efecto de un aumento del tiempo de clase sobre los aprendizajes es incierto, y depende de en qué se destina el tiempo adicional y cómo cambia la asignación de recursos educativos de las familias. También depende del momento en el cual se evalúan los impactos: si bien un aumento del tiempo de clase puede tener resultados positivos en el corto plazo, estos pueden diluirse en el tiempo como muestran algunos de los antecedentes revisados. Por ello, resulta de interés evaluar la política más allá de los resultados inmediatos. Cabe resaltar que la evaluación de impacto a mediano y largo plazo constituye un insumo clave del análisis costo efectividad de la política. A su vez, el análisis costo efectividad es particularmente pertinente en esta política, por la magnitud de la inversión que implica el modelo de tiempo completo.

Finalmente, cabe notar que se ha procurado evaluar la política de tiempo completo en *un* set de resultados sobre los cuales se espera que tenga impacto: la adquisición de competencias en algunas áreas básicas de conocimiento. No obstante, existen otros resultados buscados por la política, ligados básicamente al desarrollo socioemocional de los niños, que no han sido evaluados y sobre los que también sería deseable conocer sus efectos.

En suma, las estimaciones realizadas procuraron poner énfasis en los distintos tipos de sesgo que pueden estar presentes cuando se quiere estimar el impacto de una política sobre los resultados en la educación media, utilizando la base de datos disponible (las pruebas PISA) y datos complementarios. Se identificaron varias dificultades para estimar impactos y se discutieron las posibles fuentes de sesgo. No obstante, dada la importancia de la política específica evaluada, sería deseable contar con otro tipo de información (por ejemplo, datos longitudinales) que permita estimar los impactos en forma más robusta.

VIII. Bibliografía

- ANEP (2007: a): "Informe Nacional PISA 2006 Uruguay"
- ANEP (2007: b): "Relevamiento de Características Socioculturales de las escuelas públicas del Consejo de Educación Primaria, 2005", Área de Investigación y Estadística Educativa, Dirección de Investigación, Evaluación y Estadística de CODICEN.
- ANEP (2000): "Evaluación Nacional de Aprendizajes en Lengua y Matemática. Sexto año de Primaria, 1999"
- Angrist, J. y Krueger, A. (2001): "Instrumental Variables and the Search for Identification: From Supply and Demand to Natural Experiments", *Journal of Economic Perspectives* 15, 4: 69–85.
- Bellei, C. (2009): "Does Lengthening the School Day Increase Students' Academic Achievement? Results from a Natural Experiment in Chile", *Economics of Education Review* 28: 629-640.
- Bernal, R. y Peña, X. (2011): "Guía Práctica para la Evaluación de Impacto". Universidad de los Andes, Facultad de Economía. Ediciones Uniandes, 2011.
- Blundell, R., Dearden L. y Sianesi, B. (2004): "Evaluating the Impact of Education on Earnings in the UK: Models, Methods and Results from the NCDS", *The Institute for Fiscal Studies*, WP03/20.
- Brown, B. y Saks, D. (1986): "Measuring the Effects of Instructional Time on Student Learning: Evidence from the Beginning Teacher Evaluation Study." *American Journal of Education* 94: 480-500.
- Caliendo, M. y Kopeinig, S. (2005): "Some Practical Guidance for the Implementation of Propensity Score Matching." IZA Discussion Paper No.1588.
- Cannon, J., Jacknowitz, A. y Painter, G. (2011): "The Effect of Attending Full-Day Kindergarten on English Learner Students." *Journal of Policy Analysis and Management* 30: 287-309.
- Card, D. (1993): "Using Geographic Variation in College Proximity to Estimate the Return to Schooling". NBER WP 4483.
- Carneiro, P. y Heckman, J. (2003): "Human Capital Policy", in J. Heckman and A. Krueger, eds., *Inequality in America: What role for human capital policies?* Boston, MIT Press.

- Cerdan Infantes, P. y Vermeesch, C. (2007): "More Time is Better: An Evaluation of the Full Time School Program in Uruguay". World Bank Policy Research WP 4167, March.
- Coates, D. (2003): "Education Production Functions Using Instructional Time as an Input." *Education Economics* 11: 273-292.
- Da Rocha, P., Martínez, JP., y Rímoli, P. (2011): "LA ESCUELA IMPORTA. Incidencia de los factores asociados a la Escuela Pública sobre las competencias de los estudiantes de PISA 2006". Agosto, Instituto de Economía DTM 01/11.
- DeCicca, P. (2007): "Does Full-Day Kindergarten Matter? Evidence from the First Two Years of Schooling." *Economics of Education Review* 26: 67-82.
- Equipos Mori, (2001): "Estudio de Valoración Social de las Escuelas de Tiempo Completo", noviembre.
- Glewwe, P. Hanushek, E. Humpage, S. Ravina, R. (2011): "School Resources and Educational Outcomes in Developing Countries: A Review of the Literature from 1990 to 2010". NBER WP 17554, October.
- Glewwe, P. y Kremer (2006): "Schools, Teachers and Educational Outcomes in Developing Countries: In *Handbook of Economics of Education*, edited by Eric A. Hanushek y Finis Welch. Amsterdam, North Holland: 943-1017.
- Heckman, J. (2008): "Schools, Skills, and Synapses". UCD Geary Institute. Discussion Paper Series, WP/33/2008.
- Heckman, J. (1997): "Instrumental Variables: A Study of Implicit Behavioural Assumptions Used in Making Program Evaluations", *Journal of Human Resources* 32 (3): 441-462.
- Heckman, J. (1979). "Sample Selection Bias as a Specification Error", *Econometrica* 47: 153-161.
- Heckman, J., Ichimura, H., y Todd, P. (1997): "Matching As An Econometric Evaluation Estimator: Evidence from Evaluating a Job Training Programme." *Review of Economic Studies* 64: 605-654.
- Heckman, J., Ichimura, H., Smith, J. y Todd, P. (1998): "Characterizing selection bias using experimental data", *Econometrica* 66, 1017-98.
- Imbens, G. y Angrist, J. (1994): "Identification and Estimation of Local Average Treatment Effects". *Econometrica* 62 (2): 669-738.

- Imbens, G. y Wooldridge, J. (2008): "Recent Developments in the Econometrics of Program Evaluation". NBER WP 14251, August.
- Lee, J. y Barro, R.J (1997): "Schooling Quality in a Cross Section of Countries". NBER WP 6198.
- Link, C. y Mulligan, J. (1986): "The Merits of a Longer School Day." *Economics of Education Review* 5: 373-381.
- Llambí, C. (2012): "Evaluación económica y del impacto fiscal de la extensión de las modalidades de Escuelas de Tiempo Completo y Escuelas de Tiempo Extendido en Uruguay." Informe para el programa PAEPU, Banco Mundial.
- Mendez, N. y Zerpa, M. (2010): "Desigualdad en las capacidades educativas. Los casos de Uruguay y Chile" Tesis para el título de grado de la Licenciatura en Economía de la Facultad de Ciencias Económicas y Administración, Universidad de la República
- OECD (2010): "PISA 2009 Results: What Students Know and Can Do- Student Performance in Reading, Mathematics and Science (Volume I)".
- OCDE (2003) "Pisa 2003: Manual de análisis de datos".
- Perera, M y Llambí, C. (2009): "La Función de Producción Educativa: el posible sesgo en la estimación de efectos "institucionales" con los datos PISA. El caso de las escuelas de Tiempo Completo", Documento de Trabajo DT 03/2009, CINVE.
- Pischke, J. (2003): "The Impact of Length of the School Year on Student Performance and Earnings: Evidence from the German Short School Years", NBER WP 9964.
- Rosenbaum, P., y Rubin, D. (1983): "The Central Role of the Propensity Score in Observational Studies for Causal Effects," *Biometrika*, 70, 41-50.
- Staiger, D. y Stock, J.H. (1994): "Instrumental variables regressions with weak instruments", NBER WP 151.
- Todd, P. y Wolpin, K. (2003: "On the Specification and Estimation of the Production Function for Cognitive Achievement", *The Economic Journal*, 113.
- Walston J.y West, J (2004): "Full-Day and Half-Day Kindergarten in the United States. Findings from the Early Childhood Longitudinal Study, Kindergarten Class of 1998.99", *The Education Statistics Quarterly*, Vol. 6, Issues 1 & 2
- Valenzuela, JP. (2005): "Partial Evaluation of a Big Reform in the Chilean Education System: From a Half Day to a Full Day Schooling". University of Michigan, draft.

ANEXO

Cuadro A.1. Regresiones MCO sobre los puntajes en Ciencias y Matemática (en desvíos estándar). PISA Uruguay, 2006.

VARIABLES	Ciencias				Matemática			
	MCO (1)	MCO (2)	MCO (3)	MCO (4)	MCO (1)	MCO (2)	MCO (3)	MCO (4)
Hombre	0.0219 [0.0374]	0.0285 [0.0364]	0.0245 [0.0366]	0.0294 [0.0355]	0.152*** [0.0349]	0.163*** [0.0316]	0.165*** [0.0341]	0.172*** [0.0316]
Status económico y sociocultural del hogar (índice std)	0.166*** [0.0211]	0.166*** [0.0213]	0.174*** [0.0209]	0.172*** [0.0213]	0.183*** [0.0188]	0.181*** [0.0191]	0.187*** [0.0179]	0.184*** [0.0182]
Status económico y sociocultural de pares (índice std)	0.420*** [0.0525]	0.411*** [0.0492]	0.427*** [0.0448]	0.429*** [0.0410]	0.466*** [0.0451]	0.453*** [0.0453]	0.473*** [0.0356]	0.479*** [0.0351]
Ratio estudiantes por profesor	0.0113 [0.0267]	-0.000528 [0.0235]			-0.00852 [0.0319]	-0.0262 [0.0255]		
Ratio estudiantes por profesor al cuadrado	-0.000469 [0.000714]	-7.95e-05 [0.000660]			-2.87e-05 [0.000876]	0.000585 [0.000744]		
Calidad de los recursos educativos (índice std)	0.0417 [0.0322]	0.0494 [0.0332]			0.0375 [0.0350]	0.0367 [0.0364]		
Escasez personal docente (índice std, esc.neg)	0.0538** [0.0266]	0.0430 [0.0291]			0.0569** [0.0256]	0.0457 [0.0286]		
Autonomía asignación de recursos (índice std.)	0.0113 [0.0306]	-0.00565 [0.0257]			0.0101 [0.0271]	-0.00693 [0.0216]		
Autonomía curricular (índice std.)	-0.0181 [0.0323]	-0.0147 [0.0335]			-0.0319 [0.0285]	-0.0264 [0.0247]		
Porcentaje de docentes titulados	0.569*** [0.142]	0.637*** [0.144]	0.365*** [0.131]	0.418*** [0.135]	0.433*** [0.147]	0.440*** [0.139]	0.208 [0.129]	0.222* [0.125]
Porcentaje de docentes con tít. universitario	0.710* [0.409]	0.542 [0.347]			0.824* [0.469]	0.571 [0.371]		
Cursó CB en Centro de Educación Técnica	-0.394*** [0.0901]	-0.387*** [0.108]	-0.349*** [0.0964]	-0.351*** [0.113]	-0.240*** [0.0803]	-0.231** [0.101]	-0.198** [0.0932]	-0.212* [0.110]
Cursó CB en centro privado	0.0889 [0.0617]	0.0494 [0.0646]			0.0602 [0.0791]	0.0270 [0.0792]		

Cuadro A.1. (Cont.)

VARIABLES	Ciencias				Matemática			
	MCO (1)	MCO (2)	MCO (3)	MCO (4)	MCO (1)	MCO (2)	MCO (3)	MCO (4)
Centro actual es público	0.297** [0.136]	0.208* [0.124]	0.166* [0.0918]	0.126* [0.0746]	0.366*** [0.124]	0.267*** [0.0911]	0.266*** [0.0842]	0.233*** [0.0654]
Tamaño del centro	9.96e-05 [0.000119]	0.000120 [0.000121]			0.000126 [0.000122]	0.000211* [0.000120]		
Artigas		0.100 [0.164]		0.00446 [0.142]		-0.459** [0.186]		-0.546*** [0.179]
Canelones		0.250** [0.0958]		0.207** [0.0954]		0.205** [0.0950]		0.154 [0.0942]
Cerro Largo		-0.0321 [0.189]		-0.0883 [0.167]		-0.125 [0.199]		-0.174 [0.173]
Colonia		0.295*** [0.0943]		0.298*** [0.0747]		0.400*** [0.113]		0.390*** [0.0943]
Durazno		-0.0103 [0.191]		-0.127 [0.172]		-0.0849 [0.157]		-0.185 [0.134]
Flores		-0.190* [0.101]		-0.217** [0.0831]		-0.191 [0.121]		-0.206* [0.105]
Florida		0.0386 [0.155]		-0.00516 [0.137]		-0.0650 [0.184]		-0.0958 [0.150]
Lavalleja		-0.209 [0.140]		-0.239** [0.113]		-0.204 [0.158]		-0.231 [0.158]
Maldonado		0.301*** [0.0932]		0.243*** [0.0790]		0.113 [0.0939]		0.0698 [0.0789]
Paysandú		0.557*** [0.0906]		0.451*** [0.126]		0.479*** [0.0868]		0.363** [0.150]
Río Negro		0.164 [0.184]		0.212* [0.108]		0.0596 [0.0725]		0.203** [0.0989]
Rivera		0.0140 [0.126]		-0.0131 [0.113]		-0.0666 [0.119]		-0.0679 [0.113]
Rocha		0.194 [0.157]		0.123 [0.160]		0.00473 [0.196]		-0.0808 [0.198]
Salto		0.285** [0.137]		0.320** [0.128]		0.127 [0.115]		0.174 [0.115]

Cuadro A.1. (Cont.)

VARIABLES	Ciencias				Matemática			
	MCO (1)	MCO (2)	MCO (3)	MCO (4)	MCO (1)	MCO (2)	MCO (3)	MCO (4)
San José		0.446*** [0.106]		0.386*** [0.0970]		0.478*** [0.128]		0.425*** [0.112]
Soriano		0.538*** [0.111]		0.493*** [0.0833]		0.568** [0.241]		0.535** [0.237]
Tacuarembó		0.0585 [0.0810]		-0.0144 [0.0791]		-0.0749 [0.0788]		-0.147** [0.0630]
Treinta y Tres		0.432* [0.232]		0.407* [0.228]		0.510*** [0.158]		0.488*** [0.160]
Asistió a ETC	-0.301*** [0.0451]	-0.267*** [0.0408]	-0.293*** [0.0446]	-0.258*** [0.0415]	-0.279*** [0.0545]	-0.236*** [0.0507]	-0.270*** [0.0538]	-0.226*** [0.0509]
Montevideo	-0.205*** [0.0632]		-0.155*** [0.0556]		-0.127* [0.0653]		-0.0796 [0.0555]	
Constante	-0.619** [0.242]	-0.712*** [0.248]	-0.241** [0.104]	-0.409*** [0.120]	-0.516* [0.293]	-0.479* [0.267]	-0.326*** [0.0961]	-0.399*** [0.105]
Observaciones	4,016	4,016	4,171	4,171	4,016	4,016	4,171	4,171
R-cuadrado	0.333	0.355	0.318	0.341	0.343	0.378	0.329	0.367
F test	38.54	25.97	80.34	37.57	42.42	34.14	89.09	55.97

Nota: El cálculo del desvío estándar de cada estimador se realiza mediante el método de Replicación Repetido Balanceado (BRR por sus siglas en inglés). Se utilizan 80 replicaciones.

Fuente: Elaborado en base a PISA Uruguay, 2006

Cuadro A.2. Regresiones MCO sobre el puntaje en Lectura (en desvíos estándar). PISA Uruguay, 2006.

VARIABLES	Lectura			
	MCO (1)	MCO (2)	MCO (3)	MCO (4)
Hombre	-0.347*** [0.0397]	-0.343*** [0.0350]	-0.345*** [0.0394]	-0.339*** [0.0344]
Status económico y sociocultural del hogar (índice std)	0.132*** [0.0202]	0.132*** [0.0199]	0.134*** [0.0196]	0.133*** [0.0195]
Status económico y sociocultural de pares (índice std)	0.404*** [0.0585]	0.392*** [0.0574]	0.409*** [0.0507]	0.398*** [0.0442]
Ratio estudiantes por profesor	0.0223 [0.0387]	0.0295 [0.0283]		
Ratio estudiantes por profesor al cuadrado	-0.000641 [0.00105]	-0.000917 [0.000805]		
Calidad de los recursos educativos (índice std)	0.0190 [0.0347]	0.0230 [0.0347]		
Escasez personal docente (índice std, esc.neg)	0.0375 [0.0280]	0.0205 [0.0304]		
Autonomía asignación de recursos (índice std.)	0.0161 [0.0311]	-0.00831 [0.0271]		
Autonomía curricular (índice std.)	-0.0105 [0.0361]	-0.0119 [0.0375]		
Porcentaje de docentes titulados	0.507*** [0.174]	0.598*** [0.158]	0.367** [0.159]	0.415*** [0.146]
Porcentaje de docentes con tit. universitario	0.0683 [0.483]	0.113 [0.408]		
Cursó CB en Centro de Educación Técnica	-0.215** [0.0821]	-0.216** [0.0976]	-0.220*** [0.0781]	-0.214** [0.0924]
Cursó CB en centro privado	0.0761 [0.0707]	0.0163 [0.0741]		

Cuadro A.2. (cont.)

VARIABLES	Lectura			
	MCO (1)	MCO (2)	MCO (3)	MCO (4)
Centro actual es público	0.157 [0.143]	0.000774 [0.136]	0.0836 [0.104]	0.00603 [0.0898]
Tamaño del centro	0.000159 [0.000122]	0.000124 [0.000132]		
Artigas		0.213 [0.240]		0.110 [0.239]
Canelones		0.169** [0.0838]		0.117 [0.0770]
Cerro Largo		-0.119 [0.116]		-0.175* [0.103]
Colonia		0.307** [0.126]		0.270** [0.102]
Durazno		0.0818 [0.207]		0.00377 [0.209]
Flores		-0.349** [0.174]		-0.417** [0.166]
Florida		-0.149 [0.155]		-0.250 [0.167]
Lavalleja		-0.507*** [0.169]		-0.519*** [0.144]
Maldonado		0.391*** [0.0998]		0.351*** [0.0880]
Paysandú		0.432*** [0.117]		0.338*** [0.118]
Río Negro		0.142 [0.256]		-0.0508 [0.164]
Rivera		0.159 [0.149]		0.0925 [0.134]
Rocha		-0.0427 [0.260]		-0.116 [0.251]
Salto		0.277** [0.117]		0.272** [0.105]

Cuadro A.2. (cont.)

VARIABLES	Lectura			
	MCO (1)	MCO (2)	MCO (3)	MCO (4)
San José		0.428*** [0.150]		0.340** [0.138]
Soriano		0.833*** [0.216]		0.741*** [0.169]
Tacuarembó		0.0682 [0.103]		0.0113 [0.0988]
Treinta y Tres		0.0509 [0.279]		-0.00936 [0.286]
Asistió a ETC	-0.226*** [0.0739]	-0.178*** [0.0551]	-0.222*** [0.0723]	-0.179*** [0.0525]
Montevideo	-0.152** [0.0688]		-0.0926 [0.0602]	
Constante	-0.443 [0.366]	-0.552* [0.302]	-0.0557 [0.112]	-0.131 [0.120]
Observaciones	4,016	4,016	4,171	4,171
R-cuadrado	0.308	0.350	0.295	0.338
F test	27.62	16.88	58.97	23.23

Nota: El cálculo del desvío estándar de cada estimador se realiza mediante el método de Replicación Repetido Balanceado (BRR por sus siglas en inglés). Se utilizan 80 replicaciones.

Fuente: Elaborado en base a PISA Uruguay, 2006

Cuadro A.3. Regresiones MCO sobre el puntaje en Ciencias, Matemática y Lectura (en desvíos estándar). PISA Uruguay, 2006.

VARIABLES	Ciencias MCO (4)	Matemática MCO (4)	Lectura MCO (4)
Hombre	0.0294 [0.0351]	0.172*** [0.0316]	-0.339*** [0.0342]
Status económico y sociocultural del hogar (índice std)	0.179*** [0.0213]	0.189*** [0.0179]	0.137*** [0.0194]
Status económico y sociocultural de pares (índice std)	0.428*** [0.0408]	0.478*** [0.0350]	0.397*** [0.0441]
Porcentaje de docentes titulados	0.407*** [0.135]	0.214* [0.124]	0.408*** [0.146]
Cursó CB en Centro de Educación Técnica	-0.357*** [0.114]	-0.216* [0.110]	-0.218** [0.0929]
Centro actual es público	0.131* [0.0741]	0.237*** [0.0647]	0.00964 [0.0897]
Artigas	0.00147 [0.144]	-0.548*** [0.180]	0.108 [0.240]
Canelones	0.204** [0.0950]	0.152 [0.0938]	0.116 [0.0765]
Cerro Largo	-0.0982 [0.165]	-0.181 [0.172]	-0.181* [0.103]
Colonia	0.294*** [0.0747]	0.387*** [0.0945]	0.267** [0.101]
Durazno	-0.128 [0.170]	-0.185 [0.133]	0.00331 [0.207]
Flores	-0.218*** [0.0827]	-0.207* [0.104]	-0.417** [0.165]
Florida	-0.00527 [0.135]	-0.0959 [0.149]	-0.250 [0.166]
Lavalleja	-0.247** [0.115]	-0.237 [0.157]	-0.524*** [0.145]
Maldonado	0.242*** [0.0776]	0.0692 [0.0781]	0.350*** [0.0875]
Paysandú	0.448*** [0.130]	0.361** [0.153]	0.336*** [0.119]
Río Negro	0.210* [0.107]	0.202** [0.0984]	-0.0519 [0.164]
Rivera	-0.0254 [0.114]	-0.0769 [0.114]	0.0844 [0.135]
Rocha	0.118 [0.158]	-0.0842 [0.196]	-0.119 [0.250]
Salto	0.314** [0.127]	0.170 [0.113]	0.268** [0.105]
San José	0.383*** [0.0964]	0.423*** [0.111]	0.338** [0.138]
Soriano	0.483*** [0.0818]	0.527** [0.234]	0.734*** [0.166]

Cuadro A.3. (cont.)

VARIABLES	Ciencias MCO (4)	Matemática MCO (4)	Lectura MCO (4)
Tacuarembó	-0.0172 [0.0796]	-0.149** [0.0636]	0.00942 [0.0999]
Treinta y Tres	0.414* [0.228]	0.492*** [0.160]	-0.00507 [0.287]
Asistió a ETC	-0.325*** [0.0493]	-0.276*** [0.0596]	-0.223*** [0.0586]
Asistió a ETC y padres con hasta primaria	0.259** [0.123]	0.191** [0.0940]	0.172 [0.106]
Constante	-0.404*** [0.120]	-0.396*** [0.105]	-0.127 [0.120]
Observaciones	4,171	4,171	4,171
R cuadrado	0.342	0.367	0.338
F test	36.14	60.42	22.05

Nota: El cálculo del desvío estándar de cada estimador se realiza mediante el método de Replicación Repetido Balanceado (BRR por sus siglas en inglés). Se utilizan 80 replicaciones.
Fuente: Elaborado en base a PISA Uruguay, 2006.

Cuadro A.4 Coeficientes de modelo Probit. Variable dependiente: haber asistido a ETC. PISA Uruguay, 2006.

VARIABLES	Probit
Status económico y sociocultural del hogar (índice std)	-0.111*** (0.0367)
Status económico y sociocultural de pares (índice std)	-0.281*** (0.0429)
Artigas	0.175 (0.177)
Canelones	-0.0116 (0.0898)
Cerro Largo	0.149 (0.172)
Colonia	-0.196 (0.170)
Durazno	-0.291 (0.452)
Flores	-0.0287 (0.255)
Florida	0.255** (0.126)
Lavalleja	0.600*** (0.170)
Maldonado	0.275** (0.126)
Paysandú	0.236 (0.160)
Río Negro	-0.237 (0.297)
Rivera	0.267** (0.125)
Rocha	-0.103 (0.236)
Salto	-0.0974 (0.129)
San José	-0.376** (0.183)
Soriano	0.102 (0.170)
Tacuarembó	-0.0316 (0.170)
Treinta y Tres	0.208 (0.214)
Constante	-1.542*** (0.0509)
Pseudo R2	0.0761
Observaciones	4,678

Fuente: Elaborado en base a PISA Uruguay, 2006.

**Cuadro A.5 Indicadores de balance de cada variable. Método de emparejamiento:
5 vecinos más cercanos. PISA Uruguay, 2006.**

Variable	Unmatched	Mean		%bias	%reduct	t-test	
	Matched	Treated	Control		bias	t	p>t
Status económico y sociocultural del hogar (índice std)	Unmatched	-0.48473	0.05147	-57.1		-10.1	0
	Matched	-0.47984	-0.50611	2.8	95.1	0.4	0.692
Status económico y sociocultural de pares (índice std)	Unmatched	-0.56601	0.05853	-68.8		-11.72	0
	Matched	-0.56373	-0.54055	-2.6	96.3	-0.39	0.697
Artigas	Unmatched	0.02933	0.02068	5.5		1.11	0.267
	Matched	0.02941	0.0246	3.1	44.4	0.41	0.685
Canelones	Unmatched	0.14933	0.1485	0.2		0.04	0.965
	Matched	0.14973	0.1369	3.6	-1442	0.5	0.617
Cerro Largo	Unmatched	0.02933	0.02324	3.8		0.74	0.457
	Matched	0.02941	0.03529	-3.7	3.5	-0.45	0.65
Colonia	Unmatched	0.024	0.03951	-8.8		-1.5	0.133
	Matched	0.02406	0.02888	-2.7	69	-0.41	0.682
Durazno	Unmatched	0.00267	0.00604	-5.1		-0.83	0.408
	Matched	0.00267	0.00267	0	100	0	1
Flores	Unmatched	0.01067	0.01348	-2.6		-0.46	0.648
	Matched	0.0107	0.0107	0	100	0	1
Florida	Unmatched	0.072	0.0402	13.8		2.92	0.004
	Matched	0.07219	0.08075	-3.7	73.1	-0.44	0.66
Lavalleja	Unmatched	0.048	0.01511	18.9		4.64	0
	Matched	0.04545	0.04706	-0.9	95.1	-0.1	0.917
Maldonado	Unmatched	0.064	0.04671	7.6		1.5	0.134
	Matched	0.06417	0.05722	3	59.8	0.4	0.691
Paysandú	Unmatched	0.03733	0.02463	7.3		1.49	0.136
	Matched	0.03743	0.04011	-1.5	78.9	-0.19	0.85
Río Negro	Unmatched	0.008	0.01069	-2.8		-0.49	0.624
	Matched	0.00802	0.00321	5	-78.9	0.88	0.379

Cuadro A.5 (cont.)

Variable	Unmatched	Mean		%bias	%reduct bias	t-test	
	Matched	Treated	Control			t	p>t
Rivera	Unmatched	0.096	0.03672	24		5.54	0
	Matched	0.09626	0.10267	-2.6	89.2	-0.29	0.77
Rocha	Unmatched	0.016	0.01208	3.3		0.66	0.511
	Matched	0.01604	0.01604	0	100	0	1
Salto	Unmatched	0.06133	0.05113	4.4		0.85	0.393
	Matched	0.0615	0.06203	-0.2	94.8	-0.03	0.976
San José	Unmatched	0.01867	0.03742	-11.4		-1.87	0.061
	Matched	0.01872	0.01872	0	100	0	1
Soriano	Unmatched	0.02933	0.02766	1		0.19	0.85
	Matched	0.02941	0.02888	0.3	68.1	0.04	0.965
Tacuarembó	Unmatched	0.02933	0.03184	-1.5		-0.27	0.79
	Matched	0.02941	0.03209	-1.6	-6.7	-0.21	0.833
Treinta y Tres	Unmatched	0.02133	0.01232	7		1.48	0.14
	Matched	0.02139	0.01979	1.2	82.2	0.15	0.877

Fuente: Elaborado en base a PISA Uruguay, 2006.

**Cuadro A.6 Indicadores de balance de cada variable. Método de emparejamiento:
10 vecinos más cercanos. PISA Uruguay, 2006.**

Variable	Unmatched	Mean		%bias	%reduct bias	t-test	
	Matched	Treated	Control			t	p>t
Status económico y sociocultural del hogar (índice std)	Unmatched	-0.48473	0.05147	-57.1		-10.1	0
	Matched	-0.47984	-0.50392	2.6	95.5	0.36	0.716
Status económico y sociocultural de pares (índice std)	Unmatched	-0.56601	0.05853	-68.8		-11.72	0
	Matched	-0.56373	-0.54932	-1.6	97.7	-0.24	0.808
Artigas	Unmatched	0.02933	0.02068	5.5		1.11	0.267
	Matched	0.02941	0.02594	2.2	59.8	0.29	0.772
Canelones	Unmatched	0.14933	0.1485	0.2		0.04	0.965
	Matched	0.14973	0.14545	1.2	-414	0.16	0.869
Cerro Largo	Unmatched	0.02933	0.02324	3.8		0.74	0.457
	Matched	0.02941	0.03075	-0.8	78.1	-0.11	0.915
Colonia	Unmatched	0.024	0.03951	-8.8		-1.5	0.133
	Matched	0.02406	0.02647	-1.4	84.5	-0.21	0.834
Durazno	Unmatched	0.00267	0.00604	-5.1		-0.83	0.408
	Matched	0.00267	0.00374	-1.6	68.3	-0.26	0.796
Flores	Unmatched	0.01067	0.01348	-2.6		-0.46	0.648
	Matched	0.0107	0.00829	2.2	14.4	0.34	0.735
Florida	Unmatched	0.072	0.0402	13.8		2.92	0.004
	Matched	0.07219	0.07888	-2.9	79	-0.35	0.73
Lavalleja	Unmatched	0.048	0.01511	18.9		4.64	0
	Matched	0.04545	0.04652	-0.6	96.7	-0.07	0.944
Maldonado	Unmatched	0.064	0.04671	7.6		1.5	0.134
	Matched	0.06417	0.05989	1.9	75.3	0.24	0.809
Paysandú	Unmatched	0.03733	0.02463	7.3		1.49	0.136
	Matched	0.03743	0.03717	0.2	97.9	0.02	0.985
Río Negro	Unmatched	0.008	0.01069	-2.8		-0.49	0.624
	Matched	0.00802	0.00374	4.4	-59	0.76	0.445

Cuadro A.6 (cont.)

Variable	Unmatched	Mean		%bias	%reduct	t-test	
	Matched	Treated	Control		bias	t	p>t
Rivera	Unmatched	0.096	0.03672	24		5.54	0
	Matched	0.09626	0.1016	-2.2	91	-0.24	0.807
Rocha	Unmatched	0.016	0.01208	3.3		0.66	0.511
	Matched	0.01604	0.01578	0.2	93.2	0.03	0.977
Salto	Unmatched	0.06133	0.05113	4.4		0.85	0.393
	Matched	0.0615	0.06471	-1.4	68.6	-0.18	0.857
San José	Unmatched	0.01867	0.03742	-11.4		-1.87	0.061
	Matched	0.01872	0.01979	-0.6	94.3	-0.11	0.915
Soriano	Unmatched	0.02933	0.02766	1		0.19	0.85
	Matched	0.02941	0.0262	1.9	-91.2	0.27	0.79
Tacuarembó	Unmatched	0.02933	0.03184	-1.5		-0.27	0.79
	Matched	0.02941	0.02861	0.5	68	0.07	0.948
Treinta y Tres	Unmatched	0.02133	0.01232	7		1.48	0.14
	Matched	0.02139	0.02005	1	85.2	0.13	0.898

Fuente: Elaborado en base a PISA Uruguay, 2006

**Cuadro A.7 Indicadores de balance de cada variable. Método de emparejamiento:
Distancia máxima (radio 0.001). PISA Uruguay, 2006.**

Variable	Unmatched	Mean		%reduct		t-test	
	Matched	Treated	Control	%bias	bias	t	p>t
Status económico y sociocultural del hogar (índice std)	Unmatched	-0.48473	0.05147	-57.1		-10.1	0
	Matched	-0.45503	-0.46319	0.9	98.5	0.12	0.903
Status económico y sociocultural de pares (índice std)	Unmatched	-0.56601	0.05853	-68.8		-11.72	0
	Matched	-0.53697	-0.52682	-1.1	98.4	-0.17	0.864
Artigas	Unmatched	0.02933	0.02068	5.5		1.11	0.267
	Matched	0.0303	0.02675	2.3	58.9	0.29	0.774
Canelones	Unmatched	0.14933	0.1485	0.2		0.04	0.965
	Matched	0.15427	0.15369	0.2	29.9	0.02	0.983
Cerro Largo	Unmatched	0.02933	0.02324	3.8		0.74	0.457
	Matched	0.0303	0.03086	-0.3	90.9	-0.04	0.965
Colonia	Unmatched	0.024	0.03951	-8.8		-1.5	0.133
	Matched	0.02479	0.02494	-0.1	99	-0.01	0.99
Durazno	Unmatched	0.00267	0.00604	-5.1		-0.83	0.408
	Matched	0.00275	0.00371	-1.4	71.7	-0.23	0.821
Flores	Unmatched	0.01067	0.01348	-2.6		-0.46	0.648
	Matched	0.01102	0.01157	-0.5	80.4	-0.07	0.944
Florida	Unmatched	0.072	0.0402	13.8		2.92	0.004
	Matched	0.07438	0.08102	-2.9	79.1	-0.33	0.739
Lavalleja	Unmatched	0.048	0.01511	18.9		4.64	0
	Matched	0.02479	0.02776	-1.7	91	-0.25	0.803
Maldonado	Unmatched	0.064	0.04671	7.6		1.5	0.134
	Matched	0.06612	0.06701	-0.4	94.8	-0.05	0.961
Paysandú	Unmatched	0.03733	0.02463	7.3		1.49	0.136
	Matched	0.03857	0.03845	0.1	99.1	0.01	0.993
Río Negro	Unmatched	0.008	0.01069	-2.8		-0.49	0.624
	Matched	0.00826	0.00766	0.6	77.5	0.09	0.927

Cuadro A.7 (cont.)

Variable	Unmatched	Mean		%bias	%reduct bias	t-test	
	Matched	Treated	Control			t	p>t
Rivera	Unmatched	0.096	0.03672	24		5.54	0
	Matched	0.09091	0.09134	-0.2	99.3	-0.02	0.984
Rocha	Unmatched	0.016	0.01208	3.3		0.66	0.511
	Matched	0.01653	0.01529	1	68.5	0.13	0.894
Salto	Unmatched	0.06133	0.05113	4.4		0.85	0.393
	Matched	0.06336	0.06479	-0.6	86	-0.08	0.937
San José	Unmatched	0.01867	0.03742	-11.4		-1.87	0.061
	Matched	0.01928	0.01802	0.8	93.2	0.13	0.9
Soriano	Unmatched	0.02933	0.02766	1		0.19	0.85
	Matched	0.0303	0.02648	2.3	-127.9	0.31	0.757
Tacuarembó	Unmatched	0.02933	0.03184	-1.5		-0.27	0.79
	Matched	0.0303	0.03144	-0.7	54.4	-0.09	0.929
Treinta y Tres	Unmatched	0.02133	0.01232	7		1.48	0.14
	Matched	0.02204	0.01615	4.6	34.7	0.58	0.563

Fuente: Elaborado en base a PISA Uruguay, 2006

**Cuadro A.8 Indicadores de balance de cada variable. Método de emparejamiento:
Distancia máxima (radio 0.005). PISA Uruguay, 2006.**

Variable	Unmatched	Mean		%reduct		t-test	
	Matched	Treated	Control	%bias	bias	t	p>t
Status económico y sociocultural del hogar (índice std)	Unmatched	-0.48473	0.05147	-57.1		-10.1	0
	Matched	-0.47984	-0.48685	0.7	98.7	0.11	0.916
Status económico y sociocultural de pares (índice std)	Unmatched	-0.56601	0.05853	-68.8		-11.72	0
	Matched	-0.56373	-0.55866	-0.6	99.2	-0.09	0.932
Artigas	Unmatched	0.02933	0.02068	5.5		1.11	0.267
	Matched	0.02941	0.02874	0.4	92.2	0.05	0.956
Canelones	Unmatched	0.14933	0.1485	0.2		0.04	0.965
	Matched	0.14973	0.14483	1.4	-489.5	0.19	0.85
Cerro Largo	Unmatched	0.02933	0.02324	3.8		0.74	0.457
	Matched	0.02941	0.03014	-0.5	88	-0.06	0.953
Colonia	Unmatched	0.024	0.03951	-8.8		-1.5	0.133
	Matched	0.02406	0.02408	0	99.9	0	0.999
Durazno	Unmatched	0.00267	0.00604	-5.1		-0.83	0.408
	Matched	0.00267	0.00284	-0.2	95.2	-0.04	0.966
Flores	Unmatched	0.01067	0.01348	-2.6		-0.46	0.648
	Matched	0.0107	0.01146	-0.7	72.7	-0.1	0.92
Florida	Unmatched	0.072	0.0402	13.8		2.92	0.004
	Matched	0.07219	0.07529	-1.3	90.2	-0.16	0.871
Lavalleja	Unmatched	0.048	0.01511	18.9		4.64	0
	Matched	0.04545	0.04359	1.1	94.3	0.12	0.902
Maldonado	Unmatched	0.064	0.04671	7.6		1.5	0.134
	Matched	0.06417	0.0624	0.8	89.8	0.1	0.921
Paysandú	Unmatched	0.03733	0.02463	7.3		1.49	0.136
	Matched	0.03743	0.03807	-0.4	95	-0.05	0.964
Río Negro	Unmatched	0.008	0.01069	-2.8		-0.49	0.624
	Matched	0.00802	0.0074	0.6	76.8	0.1	0.922

Cuadro A.8 (cont.)

Variable	Unmatched Matched	Mean		%bias	%reduct bias	t-test	
		Treated	Control			t	p>t
Rivera	Unmatched	0.096	0.03672	24		5.54	0
	Matched	0.09626	0.09805	-0.7	97	-0.08	0.934
Rocha	Unmatched	0.016	0.01208	3.3		0.66	0.511
	Matched	0.01604	0.01562	0.4	89.2	0.05	0.963
Salto	Unmatched	0.06133	0.05113	4.4		0.85	0.393
	Matched	0.0615	0.06604	-2	55.5	-0.25	0.8
San José	Unmatched	0.01867	0.03742	-11.4		-1.87	0.061
	Matched	0.01872	0.01771	0.6	94.6	0.1	0.918
Soriano	Unmatched	0.02933	0.02766	1		0.19	0.85
	Matched	0.02941	0.02776	1	1.5	0.14	0.892
Tacuarembó	Unmatched	0.02933	0.03184	-1.5		-0.27	0.79
	Matched	0.02941	0.02944	0	98.9	0	0.998
Treinta y Tres	Unmatched	0.02133	0.01232	7		1.48	0.14
	Matched	0.02139	0.02137	0	99.8	0	0.999

Fuente: Elaborado en base a PISA Uruguay, 2006

**Cuadro A.9 Indicadores de balance de cada variable. Método de emparejamiento:
Kernel (Epanechnikov). PISA Uruguay, 2006.**

Variable	Unmatched	Mean		%bias	%reduct	t-test	
	Matched	Treated	Control		bias	t	p>t
Status económico y sociocultural del hogar (índice std)	Unmatched	-0.48473	0.05147	-57.1		-10.1	0
	Matched	-0.47984	-0.39185	-9.4	83.6	-1.31	0.191
Status económico y sociocultural de pares (índice std)	Unmatched	-0.56601	0.05853	-68.8		-11.72	0
	Matched	-0.56373	-0.4587	-11.6	83.2	-1.72	0.086
Artigas	Unmatched	0.02933	0.02068	5.5		1.11	0.267
	Matched	0.02941	0.02803	0.9	84	0.11	0.91
Canelones	Unmatched	0.14933	0.1485	0.2		0.04	0.965
	Matched	0.14973	0.14799	0.5	-108.9	0.07	0.947
Cerro Largo	Unmatched	0.02933	0.02324	3.8		0.74	0.457
	Matched	0.02941	0.02875	0.4	89.1	0.05	0.957
Colonia	Unmatched	0.024	0.03951	-8.8		-1.5	0.133
	Matched	0.02406	0.02669	-1.5	83.1	-0.23	0.82
Durazno	Unmatched	0.00267	0.00604	-5.1		-0.83	0.408
	Matched	0.00267	0.00347	-1.2	76.4	-0.2	0.844
Flores	Unmatched	0.01067	0.01348	-2.6		-0.46	0.648
	Matched	0.0107	0.01137	-0.6	76.2	-0.09	0.93
Florida	Unmatched	0.072	0.0402	13.8		2.92	0.004
	Matched	0.07219	0.0669	2.3	83.3	0.28	0.776
Lavalleja	Unmatched	0.048	0.01511	18.9		4.64	0
	Matched	0.04545	0.04209	1.9	89.8	0.22	0.823
Maldonado	Unmatched	0.064	0.04671	7.6		1.5	0.134
	Matched	0.06417	0.06079	1.5	80.4	0.19	0.849
Paysandú	Unmatched	0.03733	0.02463	7.3		1.49	0.136
	Matched	0.03743	0.03641	0.6	91.9	0.07	0.941
Río Negro	Unmatched	0.008	0.01069	-2.8		-0.49	0.624
	Matched	0.00802	0.00803	0	99.8	0	0.999

Cuadro A.9 (cont.)

Variable	Unmatched	Mean		%bias	%reduct bias	t-test	
	Matched	Treated	Control			t	p>t
Rivera	Unmatched	0.096	0.03672	24		5.54	0
	Matched	0.09626	0.0795	6.8	71.7	0.81	0.419
Rocha	Unmatched	0.016	0.01208	3.3		0.66	0.511
	Matched	0.01604	0.01523	0.7	79.2	0.09	0.929
Salto	Unmatched	0.06133	0.05113	4.4		0.85	0.393
	Matched	0.0615	0.06492	-1.5	66.5	-0.19	0.848
San José	Unmatched	0.01867	0.03742	-11.4		-1.87	0.061
	Matched	0.01872	0.0219	-1.9	83	-0.31	0.758
Soriano	Unmatched	0.02933	0.02766	1		0.19	0.85
	Matched	0.02941	0.02796	0.9	13.7	0.12	0.906
Tacuarembó	Unmatched	0.02933	0.03184	-1.5		-0.27	0.79
	Matched	0.02941	0.02965	-0.1	90.4	-0.02	0.985
Treinta y Tres	Unmatched	0.02133	0.01232	7		1.48	0.14
	Matched	0.02139	0.01917	1.7	75.4	0.21	0.83

Fuente: Elaborado en base a PISA Uruguay, 2006

Cuadro A.10. Coeficientes de especificación MCO y Probit de haber asistido a ETC sobre la distancia del centro PISA a la ETC más cercana (en logs) y covariables.

VARIABLES	MCO	Probit
Hombre	0.0207* [0.0121]	0.138* [0.0806]
Status económico y sociocultural del hogar (índice std)	-0.0163** [0.00775]	-0.108** [0.0487]
Status económico y sociocultural de pares (índice std)	-0.0414*** [0.0114]	-0.279*** [0.0712]
Porcentaje de docentes titulados	0.0197 [0.0366]	0.0588 [0.229]
Cursó CB en Centro de Educación Técnica	-0.00872 [0.0224]	-0.0688 [0.112]
Centro actual es público	-0.0114 [0.0183]	0.158 [0.162]
Artigas	0.0189 [0.0546]	0.166 [0.286]
Canelones	0.00527 [0.0190]	0.0497 [0.138]
Cerro Largo	0.0462 [0.0457]	0.316 [0.249]
Colonia	-0.0170 [0.0185]	-0.150 [0.168]
Durazno	-0.00618 [0.0464]	-0.00278 [0.499]
Flores	0.0112 [0.0173]	0.161 [0.125]
Florida	0.0622 [0.0409]	0.380** [0.189]
Lavalleja	0.157 [0.115]	0.761** [0.362]
Maldonado	0.0470 [0.0297]	0.350** [0.169]
Paysandú	0.0407 [0.0253]	0.299** [0.148]
Río Negro	-0.0619** [0.0268]	-0.532 [0.420]
Rivera	0.0459 [0.0296]	0.224 [0.135]
Rocha	0.0688 [0.0738]	0.349 [0.312]
Salto	-0.00145 [0.0255]	-0.00519 [0.144]
San José	-0.0332 [0.0284]	-0.238 [0.293]
Soriano	0.0582 [0.0385]	0.339 [0.221]

Cuadro A.10 (cont.)

VARIABLES	MCO	Probit
Tacuarembó	0.0141 [0.0211]	0.0740 [0.171]
Treinta y Tres	0.0347 [0.0421]	0.247 [0.201]
Distancia (en logs)	-0.0125** [0.00617]	-0.0724** [0.0328]
Constante	0.151** [0.0580]	-1.282*** [0.340]
Observaciones	4,171	4,171
R cuadrado / Pseudo r2	0.050	0.0782

Fuente: Elaborado en base a PISA Uruguay, 2006 y base de distancias de CINVE

Cuadro A.11. Estimador IV de haber asistido a ETC sobre los puntajes de Ciencias, Matemática y Lectura (en desvíos estándar). Regresión 2da etapa

VARIABLES	Ciencias	Matemática	Lectura
Asistió a ETC	0.113	0.495	-1.535**
	[0.471]	[0.711]	[0.749]
Hombre	0.0444	0.182***	-0.290***
	[0.0385]	[0.0426]	[0.0418]
Status económico y sociocultural del hogar (índice std)	0.157***	0.172***	0.0909***
	[0.0211]	[0.0204]	[0.0235]
Status económico y sociocultural de pares (índice std)	0.346***	0.399***	0.253***
	[0.0435]	[0.0440]	[0.0518]
Porcentaje de docentes titulados	0.377***	0.169	0.418***
	[0.115]	[0.122]	[0.119]
Cursó CB en Centro de Educación Técnica	-0.296***	-0.150	-0.172*
	[0.0984]	[0.0947]	[0.0968]
Centro actual es público	0.0411	0.141**	-0.0816
	[0.0703]	[0.0612]	[0.0902]
Artigas	-0.0610	-0.633***	0.126
	[0.113]	[0.172]	[0.273]
Canelones	0.154*	0.0965	0.0564
	[0.0838]	[0.0839]	[0.0740]
Cerro Largo	-0.126	-0.230*	-0.132
	[0.104]	[0.121]	[0.128]
Colonia	0.282***	0.383***	0.202*
	[0.0609]	[0.0956]	[0.116]
Durazno	-0.198	-0.258*	-0.0884
	[0.180]	[0.144]	[0.186]
Flores	-0.255***	-0.248**	-0.451***
	[0.0810]	[0.102]	[0.159]
Florida	-0.0975	-0.218	-0.228
	[0.135]	[0.154]	[0.142]
Lavalleja	-0.333**	-0.385**	-0.330***
	[0.155]	[0.193]	[0.125]
Maldonado	0.216**	0.0258	0.399***
	[0.0915]	[0.102]	[0.0822]
Paysandú	0.367***	0.259*	0.322***
	[0.125]	[0.148]	[0.110]
Río Negro	0.132	0.135	-0.232
	[0.107]	[0.120]	[0.166]
Rivera	-0.0566	-0.128	0.119
	[0.107]	[0.103]	[0.144]
Rocha	0.162	-0.0520	0.000676
	[0.138]	[0.209]	[0.152]
Salto	0.248**	0.0931	0.211**
	[0.0953]	[0.0834]	[0.0888]

Cuadro A.11 (cont.)

VARIABLES	Ciencias	Matemática	Lectura
San José	0.334*** [0.100]	0.381*** [0.125]	0.218 [0.167]
Soriano	0.377*** [0.0826]	0.390* [0.206]	0.722*** [0.164]
Tacuarembó	-0.0113 [0.0849]	-0.148* [0.0750]	0.0364 [0.117]
Treinta y Tres	0.278 [0.209]	0.333** [0.156]	-0.0665 [0.289]
Constante	-0.231** [0.106]	-0.217** [0.0950]	0.119 [0.107]
Observaciones	4,171	4,171	4,171
R-squared	0.377	0.382	0.234
F test	49.59	75.35	35.84

Nota: Variable instrumentada: haber asistido a ETC. Instrumento: valor predicho de asistir a ETC en base a modelo Probit sobre la distancia del centro PISA a la ETC mas cercana (en logaritmos) y covariables exógenas (presentado en cuadro A.10). Se utiliza la predicción como instrumento para la segunda etapa.

Fuente: Elaborado en base a PISA Uruguay, 2006 y base de distancias de CINVE.

Cuadro A. 12 Estimador por función de control (MV) de haber asistido a ETC sobre el puntaje de Ciencias (en desvíos estándar)

VARIABLES	ssciescore	etc	athrho	Insignia
Hombre	0.0462* (0.0272)			
Status económico y sociocultural del hogar (índice std)	0.165*** (0.0184)	-0.122*** (0.0448)		
Status económico y sociocultural de pares (índice std)	0.369*** (0.0264)	-0.300*** (0.0495)		
Porcentaje de docentes titulados	0.390*** (0.0807)			
Cursó CB en Centro de Educación Técnica	-0.297*** (0.0515)			
Centro actual es público	0.0486 (0.0507)			
Artigas	-0.0801 (0.0976)	0.276 (0.255)		
Canelones	0.160*** (0.0474)	0.00682 (0.114)		
Cerro Largo	-0.142 (0.0884)	0.336 (0.206)		
Colonia	0.299*** (0.0636)	-0.111 (0.176)		
Durazno	-0.186 (0.174)	-0.181 (0.414)		
Flores	-0.257** (0.118)	0.0542 (0.269)		
Florida	-0.125 (0.0841)	0.414** (0.165)		
Lavalleja	-0.416*** (0.102)	0.719*** (0.186)		
Maldonado	0.195*** (0.0649)	0.290** (0.134)		
Paysandú	0.355*** (0.0903)	0.267 (0.187)		
Río Negro	0.168 (0.152)	-0.670 (0.414)		
Rivera	-0.0790 (0.0757)	0.217 (0.138)		
Rocha	0.140 (0.103)	0.348 (0.233)		
Salto	0.248*** (0.0660)	0.0601 (0.180)		
San José	0.362*** (0.0753)	-0.190 (0.211)		
Soriano	0.358*** (0.0955)	0.315 (0.204)		

Cuadro A. 12 (cont.)

VARIABLES	ssciescore	etc	athrho	Insigma
Tacuarembó	-0.0162 (0.0717)	0.165 (0.178)		
Treinta y Tres	0.263* (0.155)	0.119 (0.275)		
Asistió a ETC	0.640*** (0.149)			
Distancia (en logs)		-0.0419* (0.0267)		
Constante	-0.286*** (0.0705)	-1.286*** (0.217)	-0.643*** (0.115)	-0.225*** (0.0182)
Observaciones	4,171	4,171	4,171	4,171

La función de control: distancia del centro PISA a la ETC más cercana como restricción de exclusión.

Athrho es el inverso de la tangente hiperbólica de rho, $\text{atanh}\rho = \frac{1}{2} \ln \left(\frac{1+\rho}{1-\rho} \right)$ que se estima por razones de estabilidad numérica en el procedimiento de estimación por máxima verosimilitud. Su significancia estadística, signo y magnitud indican presencia de selección en inobservables.

Fuente: Elaborado en base a PISA Uruguay 2006 y base de distancias de CINVE

Cuadro A. 13 Estimador por función de control (MV) de haber asistido a ETC sobre el puntaje de Matemática (en desvíos estándar)

VARIABLES	smathscore	etc	athrho	Insigma
Hombre	0.196*** (0.0291)			
Status económico y sociocultural del hogar (índice std)	0.169*** (0.0209)	-0.110** (0.0458)		
Status económico y sociocultural de pares (índice std)	0.397*** (0.0285)	-0.303*** (0.0520)		
Porcentaje de 132ocents titulados	0.183** (0.0894)			
Cursó CB en Centro de Educación Técnica	-0.157** (0.0704)			
Centro actual es público	0.148*** (0.0487)			
Artigas	-0.624*** (0.110)	0.215 (0.264)		
Canelones	0.0979** (0.0451)	0.0581 (0.122)		
Cerro Largo	-0.220** (0.0975)	0.323 (0.217)		
Colonia	0.377*** (0.0582)	-0.140 (0.189)		
Durazno	-0.257* (0.139)	-0.0144 (0.459)		
Flores	-0.248*** (0.0940)	0.156 (0.261)		
Florida	-0.205** (0.0868)	0.370** (0.170)		
Lavalleja	-0.356*** (0.0999)	0.702*** (0.183)		
Maldonado	0.0340 (0.0601)	0.325** (0.136)		
Paysandú	0.269*** (0.0938)	0.294 (0.195)		
Río Negro	0.127 (0.122)	-0.533 (0.429)		
Rivera	-0.122 (0.0755)	0.259* (0.137)		
Rocha	-0.0449 (0.0967)	0.363 (0.250)		
Salto	0.0964 (0.0741)	0.00732 (0.194)		
San José	0.377*** (0.0875)	-0.212 (0.221)		
Soriano	0.404*** (0.0994)	0.388* (0.211)		

Cuadro A.13 (cont)

VARIABLES	smathscore	etc	athrho	Insignia
Tacuarembó	-0.145** (0.0700)	0.147 (0.188)		
Treinta y Tres	0.344*** (0.107)	0.247 (0.253)		
Asistió a ETC	0.337* (0.181)			
Distancia (en logs)		-0.0702*** (0.0260)		
Constante	-0.230*** (0.0705)	-1.078*** (0.208)	-0.384*** (0.118)	-0.274*** (0.0170)
Observaciones	4,171	4,171	4,171	4,171

La función de control: distancia del centro PISA a la ETC más cercana como restricción de exclusión.

Athrho es el inverso de la tangente hiperbólica de rho, $\text{atanh}\rho = \frac{1}{2} \ln \left(\frac{1+\rho}{1-\rho} \right)$ que se estima por razones de estabilidad numérica en el procedimiento de estimación por máxima verosimilitud. Su significancia estadística, signo y magnitud indican presencia de selección en inobservables.

Fuente: Elaborado en base a PISA Uruguay 2006 y base de distancias de CINVE

Cuadro A. 14 Estimador por función de control (MV) de haber asistido a ETC sobre el puntaje de lectura (en desvíos estándar)

VARIABLES	sreadscore	etc	athrho	Insignia
Hombre	-0.318*** (0.0280)			
Status económico y sociocultural del hogar (índice std)	0.0988*** (0.0205)	-0.0891** (0.0443)		
Status económico y sociocultural de pares (índice std)	0.263*** (0.0272)	-0.293*** (0.0538)		
Porcentaje de docentes titulados	0.413*** (0.0864)			
Cursó CB en Centro de Educación Técnica	-0.146*** (0.0565)			
Centro actual es público	-0.103** (0.0507)			
Artigas	0.110 (0.153)	-0.0207 (0.245)		
Canelones	0.0572 (0.0462)	0.0590 (0.120)		
Cerro Largo	-0.150 (0.102)	0.306 (0.215)		
Colonia	0.220*** (0.0668)	-0.0929 (0.176)		
Durazno	-0.0828 (0.182)	0.152 (0.460)		
Flores	-0.453*** (0.131)	0.179 (0.267)		
Florida	-0.258*** (0.0931)	0.337* (0.176)		
Lavalleja	-0.417*** (0.100)	0.720*** (0.171)		
Maldonado	0.378*** (0.0588)	0.364*** (0.128)		
Paysandú	0.301*** (0.0832)	0.291 (0.183)		
Río Negro	-0.203 (0.133)	-0.511 (0.418)		
Rivera	0.101 (0.0778)	0.163 (0.145)		
Rocha	-0.0161 (0.115)	0.469* (0.249)		
Salto	0.204*** (0.0780)	-0.105 (0.175)		
San José	0.238*** (0.0816)	-0.214 (0.237)		
Soriano	0.694*** (0.0920)	0.217 (0.204)		

Cuadro A. 14 (cont.)

VARIABLES	sreadscore	etc	athrho	Insigma
Tacuarembó	0.0313 (0.0796)	-0.0650 (0.188)		
Treinta y Tres	-0.0897 (0.162)	0.0565 (0.251)		
Asistió a ETC	-1.072*** (0.171)			
Distancia (en logs)		-0.108*** (0.0242)		
Constante	0.123* (0.0693)	-0.737*** (0.187)	0.268 (0.131)	-0.200*** (0.0208)
Observaciones	4,171	4,171	4,171	4,171

La función de control: distancia del centro PISA a la ETC más cercana como restricción de exclusión.

Athrho es el inverso de la tangente hiperbólica de rho, $\text{atanh}\rho = \frac{1}{2} \ln \left(\frac{1+\rho}{1-\rho} \right)$ que se estima por razones de estabilidad numérica en el procedimiento de estimación por máxima verosimilitud. Su significancia estadística, signo y magnitud indican presencia de selección en inobservables.

Fuente: Elaborado en base a PISA Uruguay 2006 y base de distancias de CINVE

Cuadro A. 15 Estimador por función de control (MV) de haber asistido a ETC e interacciones sobre el puntaje de ciencias (en desvíos estándar)

VARIABLES	ssciescore	etc	athrho	Insignia
Hombre	0.0501* (0.0271)			
Status económico y sociocultural del hogar (índice std)	0.167*** (0.0185)	-0.0967** (0.0473)		
Status económico y sociocultural de pares (índice std)	0.363*** (0.0284)	-0.346*** (0.0521)		
Porcentaje de docentes titulados	0.374*** (0.0810)			
Cursó CB en Centro de Educación Técnica	-0.302*** (0.0516)			
Centro actual es público	0.0669 (0.0512)			
Artigas	-0.0768 (0.0950)	0.232 (0.269)		
Canelones	0.154*** (0.0463)	-0.0426 (0.124)		
Cerro Largo	-0.146* (0.0882)	0.331 (0.211)		
Colonia	0.285*** (0.0632)	-0.148 (0.195)		
Durazno	-0.194 (0.166)	-0.124 (0.483)		
Flores	-0.258** (0.114)	0.0417 (0.279)		
Florida	-0.116 (0.0825)	0.398** (0.175)		
Lavalleja	-0.377*** (0.106)	0.638*** (0.201)		
Maldonado	0.204*** (0.0631)	0.273** (0.139)		
Paysandú	0.358*** (0.0885)	0.266 (0.198)		
Río Negro	0.149 (0.151)	-0.566 (0.422)		
Rivera	-0.0788 (0.0750)	0.186 (0.149)		
Rocha	0.147 (0.0961)	0.395* (0.239)		
Salto	0.244*** (0.0643)	-0.0479 (0.198)		
San José	0.345*** (0.0735)	-0.254 (0.235)		
Soriano	0.356*** (0.0931)	0.332 (0.211)		

Cuadro A.15 (cont.)

VARIABLES	ssciescore	etc	athrho	Insigma
Tacuarembó	-0.0174 (0.0709)	0.153 (0.188)		
Treinta y Tres	0.277* (0.149)	0.171 (0.277)		
Asistió a ETC y padres hasta primaria	0.223** (0.109)			
Asistió a ETC	0.337 (0.283)			
Distancia (en logs)		-0.126*** (0.0345)		
Distancia (logs)*padres con hasta primaria		0.0328*** (0.00367)		
Constant	-0.271*** (0.0744)	-1.070*** (0.248)	-0.460** (0.215)	-0.248*** (0.0238)
Observations	4,171	4,171	4,171	4,171

La función de control: distancia del centro PISA a la ETC más cercana como restricción de exclusión; esta variable interactuada con padres de nivel educativo hasta primaria completa.

Athrho es el inverso de la tangente hiperbólica de rho, $\text{atanh}\rho = \frac{1}{2} \ln \left(\frac{1+\rho}{1-\rho} \right)$ que se estima por razones de estabilidad numérica en el procedimiento de estimación por máxima verosimilitud. Su significancia estadística, signo y magnitud indican presencia de selección en inobservables.

Fuente: Elaborado en base a PISA Uruguay 2006 y base de distancias de CINVE

Cuadro A. 16 Estimador por función de control (MV) de haber asistido a ETC e interacciones sobre el puntaje de matemática (en desvíos estándar)

VARIABLES	smathscore	etc	athrho	Insignia
Hombre	0.196*** (0.0291)			
Status económico y sociocultural del hogar (índice std)	0.172*** (0.0207)	-0.0929** (0.0473)		
Status económico y sociocultural de pares (índice std)	0.392*** (0.0302)	-0.348*** (0.0530)		
Porcentaje de docentes titulados	0.173* (0.0891)			
Cursó CB en Centro de Educación Técnica	-0.158** (0.0702)			
Centro actual es público	0.159*** (0.0495)			
Artigas	-0.621*** (0.111)	0.193 (0.267)		
Canelones	0.0940** (0.0450)	-0.00232 (0.127)		
Cerro Largo	-0.222** (0.0983)	0.324 (0.218)		
Colonia	0.368*** (0.0579)	-0.168 (0.203)		
Durazno	-0.262* (0.136)	0.00456 (0.506)		
Flores	-0.249*** (0.0916)	0.108 (0.273)		
Florida	-0.198** (0.0835)	0.377** (0.177)		
Lavalleja	-0.332*** (0.0997)	0.635*** (0.193)		
Maldonado	0.0394 (0.0591)	0.303** (0.138)		
Paysandú	0.272*** (0.0929)	0.288 (0.203)		
Río Negro	0.115 (0.121)	-0.483 (0.430)		
Rivera	-0.124* (0.0750)	0.215 (0.150)		
Rocha	-0.0405 (0.0943)	0.429* (0.249)		
Salto	0.0924 (0.0733)	-0.104 (0.204)		
San José	0.366*** (0.0864)	-0.248 (0.236)		
Soriano	0.402*** (0.0995)	0.391* (0.217)		

Cuadro A.16 (cont.)

VARIABLES	smathscore	etc	athrho	Insigma
Tacuarembó	-0.146** (0.0698)	0.136 (0.192)		
Treinta y Tres	0.354*** (0.104)	0.253 (0.261)		
Asistió a ETC y padres hasta primaria	0.182 (0.114)			
Asistió a ETC	0.129 (0.228)			
Distancia (en logs)		-0.153*** (0.0283)		
Distancia (logs)*padres con hasta primaria		0.0350*** (0.00296)		
Constant	-0.220*** (0.0726)	-0.907*** (0.215)	-0.274* (0.154)	-0.285*** (0.0162)
Observations	4,171	4,171	4,171	4,171

La función de control: distancia del centro PISA a la ETC más cercana como restricción de exclusión; esta variable interactuada con padres de nivel educativo hasta primaria completa.

Athrho es el inverso de la tangente hiperbólica de rho, $\text{atanh}\rho = \frac{1}{2} \ln \left(\frac{1+\rho}{1-\rho} \right)$ que se estima por razones de estabilidad numérica en el procedimiento de estimación por máxima verosimilitud. Su significancia estadística, signo y magnitud indican presencia de selección en inobservables.

Fuente: Elaborado en base a PISA Uruguay 2006 y base de distancias de CINVE

Cuadro A. 17 Estimador por función de control (MV) de haber asistido a ETC e interacciones sobre el puntaje de lectura (en desvíos estándar)

VARIABLES	sreadscore	etc	athrho	Insignia
Hombre	-0.318*** (0.0280)			
Status económico y sociocultural del hogar (índice std)	0.106*** (0.0205)	-0.0842* (0.0452)		
Status económico y sociocultural de pares (índice std)	0.257*** (0.0278)	-0.329*** (0.0552)		
Porcentaje de docentes titulados	0.402*** (0.0858)			
Cursó CB en Centro de Educación Técnica	-0.159*** (0.0549)			
Centro actual es público	-0.120** (0.0515)			
Artigas	0.108 (0.153)	-0.0115 (0.247)		
Canelones	0.0564 (0.0461)	0.0308 (0.125)		
Cerro Largo	-0.159 (0.0997)	0.357* (0.214)		
Colonia	0.222*** (0.0662)	-0.119 (0.196)		
Durazno	-0.0789 (0.181)	0.186 (0.496)		
Flores	-0.453*** (0.131)	0.188 (0.265)		
Florida	-0.257*** (0.0932)	0.360** (0.179)		
Lavalleja	-0.441*** (0.0980)	0.701*** (0.175)		
Maldonado	0.376*** (0.0588)	0.357*** (0.130)		
Paysandú	0.297*** (0.0821)	0.329* (0.188)		
Río Negro	-0.199 (0.133)	-0.457 (0.409)		
Rivera	0.0862 (0.0770)	0.135 (0.159)		
Rocha	-0.0253 (0.114)	0.541** (0.249)		
Salto	0.199*** (0.0737)	-0.179 (0.188)		
San José	0.239*** (0.0810)	-0.261 (0.248)		
Soriano	0.686*** (0.0895)	0.237 (0.205)		

Cuadro A.17 (cont.)

VARIABLES	sreadscore	etc	athrho	Insigma
Tacuarembó	0.0294 (0.0791)	-0.0276 (0.190)		
Treinta y Tres	-0.0872 (0.162)	0.0582 (0.262)		
Asistió a ETC y padres hasta primaria	0.250** (0.120)			
Asistió a ETC	-1.077*** (0.190)			
Distancia (en logs)		-0.181*** (0.0253)		
Distancia (logs)*padres con hasta primaria		0.0318*** (0.00323)		
Constant	0.142** (0.0689)	-0.620*** (0.193)	0.341 (0.147)	-0.207*** (0.0218)
Observations	4,171	4,171	4,171	4,171

La función de control: distancia del centro PISA a la ETC más cercana como restricción de exclusión; esta variable interactuada con padres de nivel educativo hasta primaria completa.

Athrho es el inverso de la tangente hiperbólica de rho, $\text{atanh}\rho = \frac{1}{2} \ln \left(\frac{1+\rho}{1-\rho} \right)$ que se estima por razones de estabilidad numérica en el procedimiento de estimación por máxima verosimilitud. Su significancia estadística, signo y magnitud indican presencia de selección en inobservables.

Fuente: Elaborado en base a PISA Uruguay 2006 y base de distancias de CINVE