

FACTORES DETERMINANTES DEL DESEMPEÑO EDUCATIVO

EN URUGUAY 2003-2006 *

Cecilia Oreiro

Instituto de Economía
Facultad de Ciencias Económicas y Administración
Universidad de la República
coreiro@iecon.ccee.edu.uy

Resumen

El estudio analiza el desempeño de la Educación Media en Uruguay utilizando los datos de las pruebas PISA Matemática 2003 y 2006. Se busca investigar la existencia de diferencias en la distribución de puntajes entre ambas pruebas, identificar un conjunto de variables que tienen efecto sobre el desempeño de los alumnos y analizar su evolución e importancia entre ambos años. Para ello se define una función de producción de resultados educativos y se aplican diferentes metodologías de descomposición de diferencias de resultados de Oaxaca-Blinder (1973) y Juhn, Murphy y Pierce (1993), así como la metodología de microsimulaciones siguiendo a Bourguignon, Fournier y Gurgand (1998). Las principales conclusiones a las que se arriba se centran en el hecho de que el bajo incremento en el puntaje entre los años 2003 y 2006 esconde movimientos internos que refieren principalmente a una disminución en la dotación de recursos y a un aumento generalizado en la eficiencia de los mismos, resultados percibidos especialmente entre los establecimientos públicos. Asimismo, los cambios son en su mayoría redistributivos, mejorando en mayor proporción a aquellos estudiantes con menores desempeños educativos.

Palabras clave: Metodologías de descomposición, desempeño educativo, resultados PISA.

JEL: D39, I24, O38

* Trabajo presentado en las X Jornadas de Investigación de la Facultad de Ciencias Sociales, UdelaR, Montevideo, 13-14 de setiembre de 2011.

Este artículo está basado en la tesis final para la Maestría en Economía de la Facultad de Economía y Negocios de la Universidad de Chile, presentada en enero de 2011 y orientada por Juan Pablo Valenzuela. Disponible en: <http://www.econ.uchile.cl/uploads/publicacion/1a4dd8190c2e695a67e3159078a7c368361cda35.pdf>

1. Introducción

El objetivo del presente trabajo es analizar la situación de Uruguay en materia de Educación Media -específicamente en la disciplina de Matemática-, identificando los factores que explican las diferencias en los resultados obtenidos por los estudiantes en la prueba PISA (Programme for International Student Assessment -Programa para la Evaluación Internacional de Alumnos) en los años 2003 y 2006.

La prueba PISA ha sido aplicada desde el año 2000 en los países miembros de la OCDE y en un grupo de países socios, a los alumnos de 15 años independientemente del curso en que se encuentren. Estos datos permiten estudiar cómo varía el desempeño de los alumnos según el grado que cursan, lo que es un indicador de cuánto van aprendiendo a medida que avanzan.

Uruguay ha participado de estas pruebas en los años 2003, 2006 y 2009. Al momento de esta investigación se encuentran disponibles los datos de las pruebas 2003 y 2006, por lo cual la incorporación en el análisis de los datos más recientes queda pendiente para un trabajo futuro. El análisis se centra específicamente en la prueba de Matemática, dado que en el 2003 el foco principal de la evaluación estuvo centrado en esta asignatura y es la única que permite comparar los resultados con 2006. La investigación busca determinar si existen diferencias relevantes en los puntajes PISA 2003 y 2006, identificar factores (características de los alumnos, de los centros educativos o características institucionales) que explican el diferencial de puntajes PISA entre ambos años, y estimar si las diferencias se explican por la variaciones en la magnitud de dichos factores y/o la “eficiencia” en el uso de los mismos.

Siguiendo a Valenzuela, Bellei, Sevilla y Osses (2009a), para realizar el trabajo se utilizan metodologías de descomposición de diferencias de resultados: Oaxaca-Blinder (1973) y Juhn, Murphy y Pierce (1993). Asimismo, se realiza un análisis de microsimulaciones siguiendo a Bourguignon, Fournier y Gurgand (1998).

La importancia de esta investigación como contribución al fomento del desarrollo económico y social de los países latinoamericanos, es la posibilidad de extraer conclusiones sobre la calidad del sistema educativo y su heterogeneidad, permitiendo identificar desafíos para el mejoramiento

educativo. PISA es una herramienta que permite comparar los avances con los países desarrollados del mundo, así como también entre las economías de la región y otros países de similar nivel de desarrollo. Asimismo, la utilización de técnicas de descomposición poco difundidas para el área de la educación resulta un avance metodológico de gran utilidad para entender mejor la evolución de los cambios en los resultados educativos, el cual puede ser replicado para otros sistemas escolares de la región así como para realizar comparaciones entre países.

2. Marco

2.1. Contexto socioeconómico

Uruguay se ha situado históricamente entre los países latinoamericanos que presentan menores niveles de desigualdad e incidencia de la pobreza. El ingreso per cápita crece hasta mediados de la década de los noventa, su distribución permanece relativamente estable y la pobreza tiene una tendencia decreciente (Amarante y Perazzo, 2008). En la segunda mitad de la década el ingreso comienza una fase descendente y aumenta levemente su concentración, mientras que pobreza inicia una etapa de crecimiento. En el año 1999 se comienza a gestar una fuerte recesión económica que culmina con una profunda crisis en el año 2002. Allí todas las variables económicas empeoran, hay una caída muy importante del PIB y del ingreso per cápita, se incrementan los niveles de desigualdad, y la pobreza tiene un crecimiento muy pronunciado.

Durante el período de crisis la emigración internacional se convirtió en la principal tendencia demográfica. Las estimaciones indican que el saldo migratorio negativo es de 100.000 personas entre el período 2000-2004 y de 26.000 para 2005- 2006 (Pellegrino y Koolhaas, 2008). En cuanto a las características de la población uruguaya que emigra, la mayoría suelen ubicarse entre los 20 y 29 años, mayoritariamente hombres y con nivel educativo alto, en promedio superior a los residentes de Uruguay. Además, se caracteriza por estar integrada en mayor medida por familias completas.

A partir del año 2003 el nivel de actividad comienza a recuperarse, acelerándose ese proceso entre los años 2004 y 2006, donde se observa un fuerte crecimiento económico. Sin embargo, la recuperación económica no se hizo visible en la evolución de los ingresos de los hogares hasta

finés del 2005, y recién en el año 2006 se detecta una reducción significativa de la indigencia y de la incidencia e intensidad de la pobreza (PNUD, 2008).

2.2. Panorama educativo en Uruguay

Actualmente en Uruguay la educación básica obligatoria consta de nueve años: seis de Primaria y tres de Ciclo Básico de Enseñanza Media, que se imparte en liceos y escuelas técnicas con el mismo currículum. Desde el punto de vista de su administración, los liceos del Consejo de Enseñanza Secundaria (CES) y las escuelas técnicas del Consejo de Educación Técnico-Profesional (CETP). El 2do. Ciclo de la Enseñanza Media consta de tres años y puede cursarse en liceos con la modalidad de “Bachillerato Diversificado” o en escuelas técnicas con la modalidad de “Bachillerato Tecnológico”. A su vez, el CETP ofrece Cursos Básicos, de Capacitación o de Formación Profesional Básica, así como cursos de Formación Profesional Superior.

Tras la apertura democrática se promulga la Ley 15.739, llamada Ley de Emergencia de la Educación, mediante la cual se crea la ANEP (Administración Nacional de Educación Pública). Asimismo, se aplican numerosas reformas orientadas al mejoramiento de la Educación Media: Plan 1986 y su ajuste programático en 1993, el Plan Piloto, posteriormente Plan 1996 y su ajuste programático en 2004 y la Reformulación 2006 (Cardozo, 2008).

La recuperación económica luego de la crisis de 2002 lleva a un leve traslado de la matrícula hacia el sector privado, el cual aumenta su participación relativa en el nivel, aunque sin alterar la estructura tradicional de una oferta que continúa siendo predominantemente pública (Cardozo, 2008). La fase de expansión se interrumpe en el año 2004. La matrícula en la Educación Media cae en los años 2004 y 2005, y se mantiene estable en el año 2006. La caída en el año 2004 se explica por una disminución de la matrícula en los centros públicos, mientras que en la Educación Técnica y Privada aumenta el número de estudiantes. En el año 2005 el descenso matricular se registra también a nivel de la Educación Técnica, mientras que el sector privado crece por segundo año consecutivo, pero el saldo total vuelve a ser negativo ese año. La disminución total de la matrícula entre los años 2003 y 2005 se explica por un lado por el

descenso en los egresos de Primaria y, por otro lado, por los eventos de emigración internacional (ANEP, 2007a).

Si se considera, además del número de personas que concurren a la educación, el número de personas que potencialmente deberían acceder, se obtiene una medida más exacta del nivel de cobertura de la enseñanza en cada sector. La tasa de asistencia de las personas de 15 años a Educación Media en el año 2006 es de 79.7%, lo que implica un aumento de 5 puntos porcentuales respecto a la asistencia en el año 2003. Este incremento obedece a una mejora en la cobertura rural, que pasa de 51.8% a 69.2% en el período, mientras que la tasa de cobertura en las localidades urbanas mayores de 5 mil habitantes se mantiene constante (ANEP, 2007b).

Uruguay ha participado en las pruebas PISA 2003 y 2006, obteniendo desempeños que ubican al país de entre los más altos de Latinoamérica. Sin embargo, en relación a los países de la OCDE los resultados son sensiblemente inferiores. Asimismo, el desempeño de Uruguay lo ubica entre los más heterogéneos de los participantes, mucho más desiguales que los del conjunto de la OCDE e incluso, en 2006, que los restantes países de la región (ANEP, 2004; ANEP, 2007b).

Entre 2003 y 2006 el promedio de Uruguay en PISA Matemática aumenta de 422.2 a 426.8 puntos, lo que implica un incremento de tan solo 1.1%. Sin embargo, cabe plantearse si lo acontecido con el puntaje promedio de Uruguay entre ambos períodos es el resultado de movimientos contrapuestos ocurridos en diferentes variables sociales e institucionales. La existencia de factores que impactan con distinta dirección y magnitud se analizará aplicando metodologías de descomposición, de forma de descomponer el efecto de cada uno de ellos.

3. Metodología

3.1. Metodología general

3.1.1. Función de producción

El primer paso para especificar la metodología es definir una función de producción que relacione el resultado en la prueba PISA de cada alumno con un conjunto de variables

explicativas (variables socioeconómicas del alumno y su familia, así como variables del establecimiento educativo e institucionales):

$$(1) Y_i^t = X_i^t \beta^t + \varepsilon_i^t$$

donde:

- Y_i^t indica el resultado obtenido por el alumno i , en un determinado centro educativo, en el momento t
- X_i^t representa las características observables a nivel del alumno, del centro educativo o institucionales
- β^t son los coeficientes estimados para las distintas variables de control¹
- ε_i^t es el término de error, el cual se supone con distribución normal con media cero y desvío σ_ε^t , e independiente de las variables exógenas del modelo.

La selección de variables utilizadas para los análisis estadísticos se presenta en el cuadro A.1 del Anexo², y en el cuadro A.2 las principales estadísticas descriptivas.

3.1.2. Metodología de imputación

Debido al alto porcentaje de datos faltantes en la encuesta PISA³, debe optarse por una forma de tratamiento de estas observaciones. Ammermüller (2004) afirma que comúnmente se elimina la observación de la regresión cuando falta algún valor de alguna variable explicativa. Esto lleva a una gran reducción del número de observaciones que pueden utilizarse en las estimaciones⁴. Asimismo, lleva a un sesgo de selección en la muestra si los valores no resultan aleatoriamente faltantes.

¹ Dada la forma en que PISA expresa los resultados, los coeficientes son estimados trabajando con los 5 valores plausibles, lo que implica estimar las regresiones cinco veces y luego calcular el promedio de las estimaciones para hallar el valor del estadístico.

² La selección de variables está realizada en base a varios trabajos antecedentes a nivel nacional e internacional, en particular las investigaciones de Llambí y Perera (2008), Méndez y Zerpa (2009) y Hanushek y Woessmann (2010).

³ En ambas pruebas los datos faltantes se concentran en las variables a nivel del centro educativo, con un máximo de 4% de faltantes para el año 2003 en la variable Porcentaje de profesores titulados y un máximo de 3.8% de faltantes para el año 2006 en la variable Escasez de profesores de Matemática.

⁴ En particular, si se realizaran las estimaciones sin corregir por datos faltantes, se perderían 461 observaciones en la muestra 2003 y 377 en la muestra 2006, cerca del 8% en ambos casos.

Siguiendo a Valenzuela *et al.* (2009a), el método aplicado en el presente trabajo consiste en la imputación del valor de la mediana de un subgrupo similar, es decir, con similares valores en las distintas variables de control, de tal forma que las observaciones con datos imputados pertenezcan a subgrupos relativamente homogéneos. Los grupos de controles para definir los subgrupos se van reduciendo de forma de alcanzar progresivamente la imputación para todas las observaciones con datos faltantes⁵.

3.2. Metodología de Descomposición

La estrategia metodológica aplicada en este trabajo consiste en distintas técnicas de descomposición de diferencias de resultados: Oaxaca (1973) y Blinder (1973), Juhn *et al.* (1993) y Bourguignon *et al.* (1998).

Las dos primeras metodologías fueron aplicadas en los trabajos de Valenzuela *et al.* (2009b) y Bellei *et al.* (2009) para identificar factores que explican las diferencias de resultados obtenidos por los estudiantes chilenos en Matemática y Lengua en la prueba PISA 2006, respecto de los obtenidos por los estudiantes de Polonia, España y Uruguay. Asimismo, en Valenzuela *et al.* (2009a) se aplica, además, la metodología de microsimulaciones para identificar los factores explicativos del mejoramiento de resultados PISA Lectura de los alumnos chilenos de 15 años entre 2001 y 2006, e identificar factores que contribuyen a explicar el aumento de la desigualdad en dichos resultados. Estas fuentes constituyen la principal referencia metodológica utilizada en el presente trabajo.

3.2.1. Descomposición de Oaxaca (1973) y Blinder (1973)

El método de descomposición propuesto por Oaxaca (1973) y Blinder (1973) permite descomponer el efecto de los diferenciales de resultados entre dos grupos de individuos o entre dos años considerados. En esta metodología la descomposición se realiza en tres efectos, uno de ellos se corresponde con los diferentes resultados que pueden percibir los individuos

⁵ La efectividad del método, testeado como el porcentaje de aciertos entre la variable observada y la variable imputada por cada iteración, se ubica en 60%, lo cual supera las metodologías aplicadas en los trabajos de Ammermüller (2004) y Fuchs y Woessmann (2004).

pertenecientes a un mismo grupo, como consecuencia de las diferentes características que poseen: *efecto características*. El segundo efecto se corresponde con la diferencia en la eficiencia en el uso de estas características entre los grupos (*efecto retorno*). Y, por último, el *efecto interacción* capta el efecto combinado de las diferencias de características y retorno.

Dados los dos años considerados (sean t y t'), una variable de resultados promedio en Matemática (Y) y un conjunto de variables explicativas, la técnica de Oaxaca-Blinder permite estimar cuánto de la diferencia en las medias de resultados es explicado por diferencias en las variables explicativas de cada año.

$$(2) \quad R = E(Y_t) - E(Y_{t'})$$

donde $E(Y)$ indica el valor esperado de los resultados en Matemática en PISA en un año particular.

Sean $\hat{\beta}_{t'}$ y $\hat{\beta}_t$ los estimadores por Mínimos Cuadrados Ordinarios (MCO) de $\beta_{t'}$ y β_t , obtenidos separadamente para las dos muestras. Entonces, utilizando $\bar{X}_{t'}$ y \bar{X}_t como los estimadores de $E(X_{t'})$ y $E(X_t)$ la descomposición puede expresarse como:

$$(3) \quad \hat{R} = \bar{Y}_t - \bar{Y}_{t'} = [\bar{X}_t - \bar{X}_{t'}]' \hat{\beta}_{t'} + \bar{X}_{t'}' (\hat{\beta}_t - \hat{\beta}_{t'}) + [\bar{X}_t - \bar{X}_{t'}]' (\hat{\beta}_t - \hat{\beta}_{t'})$$

En esta ecuación, \bar{Y} refleja el promedio de puntaje obtenido en Matemática para cada año de la prueba PISA. El primer término de la ecuación 3 corresponde al efecto de las medias de las variables de control, que son las variables explicativas incorporadas en la función de producción (ecuación 1), es decir, variables a nivel del estudiante, del centro educativo y a nivel institucional. El segundo término de la ecuación 3 corresponde al efecto de las diferencias de los coeficientes asociados a estas variables observadas, es decir la productividad o efectividad de estos factores. Por último, el tercer término refleja la interacción de ambos efectos.

3.2.2. Descomposición de Juhn, Murphy y Pierce (1993)

Juhn *et al.* (1993) generalizan el enfoque de Oaxaca-Blinder (1973), desarrollando una metodología que permite descomponer los cambios en la distribución de los resultados, y ver su efecto en las diversas partes de la distribución.

La metodología propuesta parte de visualizar el residuo ε_{it} en función de dos elementos: el percentil que ocupa el individuo i en el momento t en la distribución del residuo, θ_{it} , y la función de distribución de los residuos de los resultados en t , $F_t(\cdot)$. Luego, por definición se tiene que:

$$(4) \quad \varepsilon_{it} = F_t^{-1} \left[\frac{\theta_{it}}{X_{it}} \right]$$

De esta forma, es posible estimar la distribución de los resultados para cada año separando los efectos provenientes de cambios en las características observables, sus retornos y los residuos, para lo que se realizan diversas estimaciones de resultados para cada año. Una primera estimación corresponde a la forma regular para cada año:

$$(5) \quad R_{it}^{(1)} = \beta_t X_{it} + F_t^{-1} \left[\frac{\theta_{it}}{X_{it}} \right]$$

Una segunda estimación corresponde a la estimación de resultados de un año t , considerando los retornos y residuos del otro año t' :

$$(6) \quad R_{it}^{(2)} = \beta_{t'} X_{it} + F_{t'}^{-1} \left[\frac{\theta_{it}}{X_{it}} \right]$$

Por último, se puede estimar de la forma regular para cada año pero únicamente considerando los residuos del otro año:

$$(7) \quad R_{it}^{(3)} = \beta_t X_{it} + F_{t'}^{-1} \left[\frac{\theta_{it}}{X_{it}} \right]$$

Este método permite descomponer los cambios en la desigualdad de los resultados en tres componentes: *efecto características*: $R_{it}^{(2)} - R_{it}^{(1)}$, *efecto retorno*: $R_{it}^{(2)} - R_{it}^{(1)}$ y *efecto interacción*:

$(R_{it}^{(1)} - R_{it}^{(2)}) - (R_{it'}^{(2)} - R_{it'}^{(1)})$. Como remanente se obtiene un *efecto residual* que mide las alteraciones en la desigualdad no explicadas por estos otros tres factores: $R_{it'}^{(3)} - R_{it'}^{(1)}$.

3.2.3. Descomposición de Bourguignon, Fournier y Gurgand (1998)

Otros autores generalizan el método de microsimulaciones, habilitando su utilización para comprender la evolución de la distribución total de resultados. La metodología fue originalmente desarrollada por Almeida dos Reis y Paes de Barros (1991) para un análisis de la desigualdad de los ingresos laborales. Posteriormente, fue generalizada para analizar la desigualdad de ingresos y la pobreza con base en el ingreso total per cápita de los hogares. El primer trabajo en esta dirección es el de Bourguignon *et al.* (1998), que aplica la metodología de descomposición del cambio en la desigualdad del ingreso de los hogares para Taiwán.

3.2.3.1. Estimación de la función de producción y la elección del centro educativo

El método de descomposición parte de la estimación de la función de producción (ecuación 1). Esta función se estima para cada año y para cada tipo de establecimiento (público y privado) por MCO. Paralelamente se modela, para cada estudiante, la decisión de elección entre los dos tipos de establecimientos, utilizando una estimación logit.

Cabe realizar una advertencia respecto al riesgo de sesgo de selección. Una posible relación positiva entre el tipo de centro en el que se estudia y los logros educativos puede estar producida por la existencia de un sesgo de selección. Este sesgo puede deberse al hecho de que la elección del tipo de colegio por parte de las familias corresponde a una decisión endógena a sus propias características. Este hecho debe ser tenido en cuenta adecuadamente al plantear el análisis posterior⁶.

⁶ Una posible estrategia para lidiar con el sesgo de selección es el ajuste de Heckman (1973) en dos etapas, sin embargo para su aplicación es necesario que el modelo de selección contenga al menos una variable de exclusión, lo cual no fue posible de encontrar en el presente trabajo.

3.2.3.2. Resultados contrafactuales por cambios en características de los estudiantes

En el marco de esta metodología, el cálculo del *efecto características* implica encontrar el resultado simulado de los individuos en el momento t si, *ceteris paribus*, una característica k del vector X'_{ki} tiene la distribución del momento t' . Siguiendo a Valenzuela *et al.* (2009a) se emplea una metodología distinta según el tipo de variables. Para el caso de las variables dicotómicas se considera el porcentaje no pesado de los casos que cumplen con la característica en t y ese dato se simula en t' . Sin embargo, el que se cumpla la característica de t debe estar asociado a cada individuo en t' . Para observar la probabilidad asociada a cada individuo de que cumpla con las características observadas se estima una regresión probit. Ordenando esta probabilidad en forma descendente se considera el punto de corte según el porcentaje de individuos que cumplen con la característica de la variable simulada en t' . Las variables categóricas son simuladas mediante un multilogit y nuevamente se asocia una probabilidad a cada individuo de que cumpla con la característica, para luego hacer el punto de corte según el mismo porcentaje de individuos a ser simulado.

En el caso de las variables continuas, esta estrategia implica considerar grupos poblacionales contruidos a partir del tipo de establecimiento y del tamaño de la localidad⁷. En base a estos grupos se considera el mínimo de observaciones coincidentes entre años para un mismo grupo, con este grupo de observaciones se construyen cuantiles de los cuales se obtiene la media por grupo y cuantil. Con esta media para cada año de la variable a ser simulada se construye un factor -relación entre la media del año t' y la media del año t - que multiplica a la variable simulada por grupo subpoblacional y cuantil.

3.2.3.3. Resultados contrafactuales por cambios en los retornos

El proceso de microsimulación de los resultados educativos por cambios en el vector de retornos (vector de coeficientes de efectividad de insumos), implica determinar los resultados contrafactuales que obtendrían los estudiantes en el momento t si, *ceteris paribus*, cambian los retornos de ciertas características, es decir son los correspondientes al período t' . En definitiva,

⁷ En algunos casos es necesario realizar ajustes para una simulación más precisa, por lo que los grupos poblacionales pueden considerar otras variables como ser grado o retraso escolar.

este procedimiento implica simular el resultado de los estudiantes en el momento t incorporando los parámetros estimados correspondientes a estos retornos para el período t' ($\hat{\beta}'$), manteniendo las características observables y no observables y la estructura de selección de establecimientos prevalecientes en el momento t .

3.2.3.4. Resultados contrafactuales por cambios en la selección de tipo de establecimiento

El *efecto selección de establecimiento* o *efecto choice* representa el cambio en la distribución de resultados de los estudiantes del momento t si se mantiene la estructura de selección del período t' , dadas las demás condiciones correspondientes al período t , es decir las características observables y no observables y los retornos a estas características. Para ello se estima una función logit para cada año, donde el valor 1 es asignado al caso donde el estudiante está matriculado en un establecimiento público.

La simulación corresponde a la obtención de una nueva elección de establecimiento, al incorporar los parámetros estimados ($\hat{\lambda}'_j$) para el período t' . Con respecto al término de error de esta ecuación el procedimiento consiste en calcular un residuo como el valor de la decisión observada (1 para matrícula en establecimientos públicos y 0 para establecimientos privados) menos la probabilidad determinada por la estimación logit. Se considera que la familia prefiere los establecimientos públicos siempre y cuando la probabilidad estimada con esta simulación sea igual o mayor que 0.5, para valores inferiores, se asume la elección de un establecimiento privado. De esta forma, se simula una estructura de elección de establecimientos para los individuos del período t , si los parámetros representativos de la estructura de selección son los correspondientes al período t' , dado todo lo demás referido al período t .

Al realizar esta simulación los individuos del período t pueden cambiar su elección de tipo de establecimiento con respecto a la que realmente tienen. Luego de simular la elección de establecimiento de los individuos en el período t se les imputa el desempeño correspondiente al estado simulado. En aquellos casos donde el resultado de la simulación cambia la elección de establecimiento no se tiene el término de error estimado de la función de producción, por lo que

se seleccionan términos aleatorios para estos residuos de una distribución normal que cumplan con las decisiones del tipo de establecimiento efectivamente observado.

3.2.3.5. Factores complementarios

Como factores complementarios a la microsimulación se incluye, en primer lugar, la simulación de las variables no observables. Para ello se consideran subgrupos por tipo de institución y tamaño de la localidad. Se calcula un factor como la fracción entre el desvío estándar del residuo para cada uno de los años por grupo, y este factor luego es multiplicado por los residuos del año 2003 por subgrupo. Este procedimiento se realiza para los residuos de las dos funciones de producción por tipo de institución.

En segundo lugar, para el ajuste de los factores de expansión se calcula una fracción que refleja la relación entre la población que representa la muestra para el año 2006 del un subgrupo m (según tipo de institución, tamaño de la localidad, grado y, para el caso de los centros públicos, también retraso), respecto de la población representada para el año 2003 para el mismo subgrupo. El factor de expansión de cada observación del subgrupo m del año 2003 se multiplica entonces por dicha fracción.

4. Resultados

4.1. Resultados de la descomposición de Oaxaca-Blinder (1973)

La metodología de Oaxaca-Blinder permite desagregar el cambio total en el puntaje entre 2003 y 2006, entre el efecto de un cambio en las características y un cambio en el retorno de las mismas. El cambio total entre los dos años considerados es de 4.6 puntos, explicado mayoritariamente por el efecto retornos, que alcanza casi 11.2 puntos (cuadro 1). Esto implica que la eficiencia de las características en cuanto a resultados educativos es mayor en el año 2006 que en año 2003. El efecto características, por su parte, es negativo, implicando que las características en el año 2006 resultan más desventajosas que en el año 2003. El efecto interacción es el menor de todos y con signo negativo.

Cuadro 1: Descomposición de Oaxaca-Blinder

	Características	Retornos	Interacción
VARIABLES ESTUDIANTE			
Genero (mujer=1)	0.01 (0.30)	-3.02 (2.24)	0.00 (0.11)
Tercer grado	-0.40 (0.70)	-1.53 (1.28)	0.08 (0.15)
Cuarto grado	-0.49 (2.35)	-12.96 (9.09)	0.10 (0.52)
Quinto grado	-0.69 (1.60)	-2.22* (1.33)	0.17 (0.40)
Retraso	-0.10 (0.25)	-4.34 (4.11)	-0.17 (0.42)
ISEC	-1.78*** (0.57)	-0.84 (0.73)	-0.39 (0.33)
Subtotal variables estudiante	-3.46 (2.78)	-24.91* (14.74)	-0.21 (0.43)
VARIABLES CENTRO			
Efecto par (ISEC)	-3.04** (1.27)	-0.85 (2.69)	-0.39 (1.22)
Tamaño colegio	-0.83 (0.87)	-1.76 (6.99)	0.32 (1.24)
Alumnos por profesor	0.57 (0.60)	1.92 (10.11)	-0.21 (1.10)
Escasez materiales educativos	1.33 (1.10)	5.88 (10.51)	-0.67 (1.26)
Escasez profesores de matemática	-0.64 (1.09)	-3.50 (7.39)	0.77 (1.64)
Porcentaje de profesores titulados	1.54 (1.05)	-8.93 (8.38)	-1.19 (1.21)
Montevideo y área metropolitana	-0.22 (0.30)	2.31 (3.08)	-0.10 (0.19)
Rural	0.02 (0.12)	0.72 (1.07)	-0.03 (0.16)
Subtotal variables centro	-1.27 (2.49)	-4.21 (18.23)	-1.50 (2.73)
VARIABLES INSTITUCIONALES			
Selectividad	-0.15 (0.32)	-0.21 (1.24)	0.03 (0.21)
Privado	0.08 (0.17)	-2.76 (2.02)	-0.15 (0.29)
Subtotal variables institucionales	-0.07 (0.41)	-2.96 (2.14)	-0.13 (0.37)
Constante		43.31 (26.65)	
Total	-4.79 (4.49)	11.23*** (3.22)	-1.84 (2.77)

Niveles de significación: *: 10%, **: 5%, ***: 1% Errores estándar entre paréntesis. Valores expandidos para toda la población. Fuente: Elaboración propia en base a datos OCDE -PISA 2003 y 2006.

Al separar los efectos entre los tres grupos de variables explicativas, características de los estudiantes, de los centros educativos e institucionales, se pueden analizar estos efectos de manera más detallada. Los cambios negativos asociados a la caída de las características se concentran principalmente en las variables relativas al estudiante. Por un lado, el ISEC, cuya media pasa de -0.35 a -0.51 en el período (cuadro A.2), explica la caída de 1.8 puntos en el promedio. Por otro lado, la evolución en el porcentaje de estudiantes que cursan tercer, cuarto y quinto grado, explica la reducción de 0.4, 0.5 y 0.7 respectivamente en el promedio. Otra razón que estaría causando esta caída en el puntaje promedio explicada por el efecto características, corresponden al aumento en el porcentaje de estudiantes que presenta retraso escolar. La única variable que presenta un efecto positivo, aunque no significativo, es el género.

Al considerar las variables vinculadas al centro educativo, se observa que la disminución en el efecto par explica -3 puntos de la caída del efecto características, mientras que la reducción en el tamaño promedio del colegio, por su parte, solo explica 0.8 puntos. La reducción en el indicador de escasez de materiales educativos y el aumento en el porcentaje de profesores titulados, por su parte, explican un cambio positivo en 1.3 y 1.5 puntos respectivamente. El total de las variables relativas al centro educativo presenta un cambio con signo negativo aunque no significativo. En cuanto a las variables institucionales, ninguna de ellas resulta significativa, presentando la *dummy* correspondiente a selectividad signo negativo y la condición de colegio privado signo positivo.

En cuanto a los efectos asociados a cambios en la eficiencia de las características (efecto retorno), destaca el aumento de la constante en 43.3 puntos lo que, como ya fue mencionado, podría estar explicado en parte por la recuperación económica en los años considerados. Sin embargo, el efecto positivo en el retorno de la constante se ve compensado principalmente por la importante caída en los retornos asociados a los diferentes años de escolaridad de los estudiantes. El cambio en los retornos a los distintos grados resultan todos negativos, destacándose el efecto del cuarto grado, que explica una caída de 13 puntos en el cambio total entre PISA 2003 y 2006. Asimismo, el aumento en la brecha de aprendizaje entre los estudiantes que presentan retraso escolar y los que no lo hacen, representa un efecto negativo de 4.3 puntos.

En lo que refiere a los retornos de las características del centro, el cambio total está explicado básicamente por la pérdida de efectividad en el porcentaje de profesores titulados y la escasez de profesores de Matemática. Mientras que la escasez de materiales educativos, la cantidad de alumnos por profesor y las *dummies* por localidad presentan signo positivo. Relativo a las variables institucionales, la caída en el retorno asociado a estas variables se explica básicamente por la evolución del retorno a la condición de colegio privado en 2.8 puntos.

De esta forma, la evolución del efecto retorno de la constante da cuenta de una mayor homogeneidad en los resultados educativos, lo que significa un importante avance en la equidad de los aprendizajes de los estudiantes uruguayos. Esta situación implica que la mayor parte del incremento en el período es generalizado para todos los estudiantes, especialmente entre aquellos que asisten a la Educación Pública. Sin embargo, este efecto equitativo es parcialmente compensado por la caída del retorno a nivel de establecimientos privados, junto con la caída en los retornos a nivel de grados.

Por último, el efecto interacción presenta signo negativo, aunque no significativo, explicado básicamente por la evolución de este efecto relativo a las variables a nivel del centro educativo.

4.2. Resultados de la descomposición de Juhn, Murphy y Pierce (1993)

Para analizar los diferentes efectos de la descomposición de Juhn, Murphy y Pierce, el cuadro 2 se presentan los valores para cada uno de los efectos considerados, por deciles y en la media. Como puede observarse, el cambio total en los resultados es positivo para los primeros ocho deciles de puntaje, y negativo para los dos últimos, siendo el mayor cambio el correspondiente al segundo, tercer y cuarto decil. El efecto características es negativo para todos los deciles de la distribución de puntajes, aunque de mayor magnitud absoluta para el decil más bajo. Este resultado está indicando un impacto regresivo vinculado a la magnitud de las características. Según el resultado obtenido al aplicar la metodología de Oaxaca-Blinder, éste se concentraría en las variables a nivel individual.

Cuadro 2: Descomposición de Juhn, Murphy y Pierce

	Cambio 2006-2003	Efecto características	Efecto retornos	Efecto residuos	Efecto interacción
media	4.60	-6.62	11.23	1.92	-1.93
decil 1	3.85	-13.24	16.48	3.49	-2.88
decil 2	7.19	-8.59	15.04	2.98	-2.24
decil 3	7.34	-6.94	13.40	2.72	-1.83
decil 4	7.72	-5.74	12.54	2.95	-2.02
decil 5	6.47	-6.13	11.05	2.63	-1.09
decil 6	6.62	-4.55	10.72	2.20	-1.75
decil 7	5.22	-4.48	10.18	1.78	-2.25
decil 8	2.81	-5.48	8.56	1.33	-1.60
decil 9	-0.16	-7.22	7.90	0.89	-1.72
decil 10	-1.13	-3.77	6.48	-1.93	-1.90

Nota: Valores expandidos para toda la población.

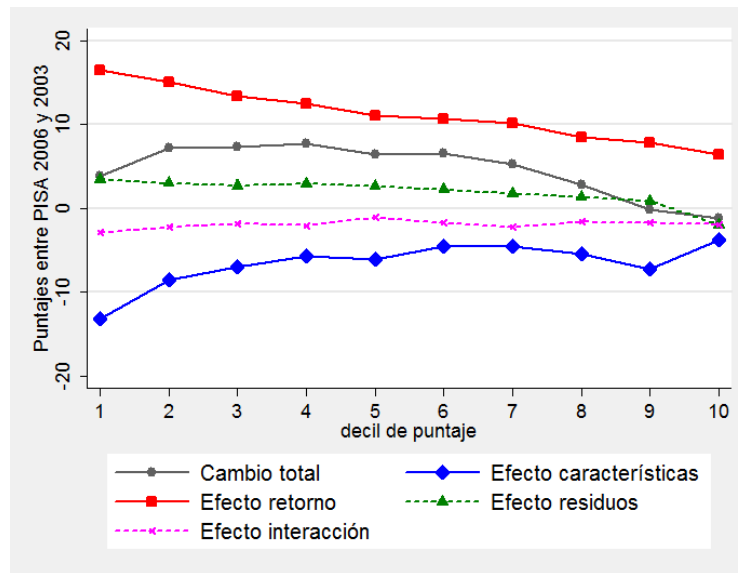
Fuente: Elaboración propia en base a datos OCDE -PISA 2003 y 2006.

El cuadro 2 muestra que el cambio total en los resultados es positivo para los primeros ocho deciles de puntaje, y negativo para los dos últimos, siendo el mayor cambio el correspondiente al segundo, tercer y cuarto decil. El efecto características es negativo para todos los deciles de la distribución de puntajes, aunque de mayor magnitud absoluta para el decil más bajo. Este resultado está indicando un impacto regresivo vinculado a la magnitud de las características. Según el resultado obtenido al aplicar la metodología de Oaxaca-Blinder, éste se concentraría en las variables a nivel individual.

En la figura 1, por su parte, se puede observar que el efecto retorno se ubica siempre por encima del cambio total, es siempre positivo aunque decreciente. En el cuadro 2 se observa que el efecto retorno indica que todos los deciles obtienen incrementos en sus puntajes debido a una mayor eficiencia en el uso de las características, presentando los mayores promedios los dos primeros deciles, lo que indica un impacto progresivo.

El efecto residuos es positivo para los primeros nueve deciles y negativo para el último, aunque de baja magnitud en todos los casos. Este efecto refleja el cambio en la distribución de las variables no observadas, tanto en su magnitud como en sus retornos. A su vez, el efecto interacción es siempre negativo, y con mayor magnitud en los deciles intermedios de la distribución.

Figura 1: Efectos globales, descomposición de Juhn, Murphy y Pierce



Fuente: Elaboración propia en base a datos OCDE -PISA 2003 y 2006.

Los resultados de la descomposición de Juhn, Murphy y Pierce son consistentes con aquellos obtenidos mediante la descomposición de Oaxaca-Blinder. La mayor parte del cambio total entre el puntaje PISA 2003 y 2006 se explica por el efecto positivo del cambio en la eficiencia en el uso de los factores, mientras que el efecto de la magnitud de las características implica un cambio negativo. En otras palabras, el cambio en el puntaje entre los años 2003 y 2006 se explica por una disminución de los recursos disponibles y un mejoramiento en la eficiencia en el uso de dichos recursos. Los avances en la eficiencia son un reconocimiento de que el país está avanzando en el camino correcto, sin embargo la reducción de las características plantea un importante desafío del sistema escolar de Uruguay: mejorar las condiciones generales de los estudiantes.

4.3. Resultados de la descomposición de Bourguignon, Fournier y Gurgand (1998)

4.3.1. Estimación de las funciones de producción

Para proceder a realizar las microsimulaciones, se debe en primer lugar estimar las funciones de producción para PISA 2003 y 2006, separadamente para cada tipo de establecimiento (cuadro 3).

Cuadro 3: Estimación de las funciones de producción, centros públicos y privados

	Públicos		Privados	
	2003	2006	2003	2006
VARIABLES ESTUDIANTE				
Genero (mujer=1)	-18.13*** (3.49)	-24.59*** (3.75)	-21.93*** (4.95)	-21.31*** (5.27)
Tercer grado	41.89*** (4.31)	34.76*** (5.61)	110.40*** (39.16)	-3.49 (26.79)
Cuarto grado	110.00*** (9.45)	87.38*** (12.96)	123.80*** (33.57)	23.49 (37.79)
Quinto grado	140.40*** (13.04)	106.50*** (14.68)	148.60*** (34.99)	44.73 (37.31)
Retraso	-5.53 (8.55)	-21.56** (10.21)	-10.75 (21.50)	-26.65 (25.42)
ISEC	10.88*** (1.42)	12.80*** (1.81)	12.78*** (4.73)	16.15*** (3.85)
VARIABLES CENTRO				
Efecto par (ISEC)	14.50** (5.93)	15.79*** (5.51)	36.50** (18.21)	54.98*** (10.96)
Tamaño colegio	0.00 (0.01)	-0.01 (0.01)	0.01 (0.02)	0.01 (0.02)
Alumnos por profesor	-0.11 (0.31)	-0.14 (0.60)	-0.31 (1.26)	0.24 (0.91)
Escasez materiales educativos	-2.21 (2.50)	-1.39 (2.24)	-12.07 (8.63)	-7.01 (6.31)
Escasez profesores de matemáticas	1.47 (2.17)	-0.61 (2.59)	4.62 (6.51)	1.28 (5.12)
Porcentaje de profesores titulados	16.05 (13.99)	16.84 (11.84)	52.14* (27.11)	-18.33 (16.04)
Montevideo y área metropolitana	12.02** (4.70)	14.14*** (4.93)	6.87 (13.17)	14.55 (14.64)
Rural	-9.62 (8.43)	-5.42 (8.55)	20.08 (24.84)	0.00 (0)
VARIABLES INSTITUCIONALES				
Selectividad	12.82 (10.32)	6.02 (8.34)	1.21 (12.18)	3.89 (10.87)
Constante	346.4*** (19.36)	390.9*** (21.09)	325.0*** (41.02)	432.9*** (45.19)
Observaciones	4679	3826	1156	1013
R^2	0.39	0.38	0.17	0.24

Niveles de significación: *: 10%, **: 5%, ***: 1% Errores estándar entre paréntesis. Nota: Valores expandidos para toda la población. Fuente: Elaboración propia en base a datos OCDE -PISA 2003 y 2006.

El R^2 en las estimaciones indica que es posible explicar cerca del 40% de la varianza del puntaje en el caso de las estimaciones para los centros públicos, mientras que para el caso de los centros privados el R^2 se ubica en torno al 20%. Esto significa que la capacidad explicativa de las

estimaciones para los centros públicos es casi el doble que en el caso de los centros privados, lo que probablemente esté explicado por la composición de estudiantes en cada sector institucional, e implica que el modelo propuesto es más preciso para explicar la evolución del puntaje dentro de los centros públicos.

En primer lugar, los coeficientes asociados a las variables a nivel de estudiante resultan en su mayoría significativos. El coeficiente de género, negativo y significativo para todos los casos, reduce su magnitud en el período para los centros públicos, y aumenta levemente para los privados. La magnitud de los coeficientes de las variables de grado disminuye en el período para los dos sectores institucionales. Para los centros privados la magnitud y significación de los coeficientes de grado cambia notablemente entre ambos años, debido a que parte del coeficiente en el año 2006 está incorporado en la constante, cuya diferencia entre 2003 y 2006 es de más de 100 puntos, lo que indica una mejora para el grupo de control.

Cuando se compara el puntaje adicional de quienes cursan un grado respecto al anterior, esta diferencia es en todos los casos positiva. A su vez, la ganancia adicional entre grados disminuye para los centros públicos mientras que, en el caso de los privados, la ganancia adicional de quienes cursan cuarto grado respecto de tercero aumenta entre 2003 y 2006. El efecto del rezago escolar es negativo en todos los casos, disminuyendo la magnitud del coeficiente en el período para ambos tipos de instituciones. El coeficiente asociado al ISEC, por otra parte, aumenta tanto para los centros públicos como privados.

En segundo lugar, las variables a nivel del establecimiento no resultan en su mayoría significativas. Resalta el comportamiento del efecto par, positivo y significativo en todos los casos, con un comportamiento creciente en el período. Este coeficiente aumenta en casi 50% en los colegios privados, mientras que en los públicos el aumento se ubica en torno al 9%. Asimismo, el coeficiente asociado ISEC a nivel individual y el efecto par resulta con un comportamiento altamente diferenciado entre colegios públicos y privados. Mientras que en el primer caso el efecto par es 1.3 veces superior al coeficiente del ISEC a nivel individual, en los colegios privados resulta casi 3 veces superior. Estas diferencias entre el sector público y privado conllevan a mayores incentivos para mayores grados de segregación en los centros privados, de

forma de mantener un determinado nivel sociocultural del conjunto de los alumnos que asisten al centro y recibir, por lo tanto, el premio por segregación.

En lo que respecta al tamaño de la localidad, la *dummy* asociada a Montevideo presenta signo positivo, aumentando en el período, mientras que la *dummy* asociada a localidad rural es negativa para los públicos y positiva para los privados. La variable institucional de selectividad se reduce entre 2003 y 2006 para los públicos, y tiene el comportamiento inverso en el caso de los centros privados.

Finalmente, el valor de la constante es siempre positivo y significativo, aumentando su coeficiente entre ambos años.

4.3.2. Estimación de la elección del tipo de centro educativo

A continuación se estima una función logit para cada año, donde el valor 1 corresponde al caso donde el estudiante asiste a Educación Pública. Los resultados se presentan en el cuadro 4.

La variable de género resulta negativa pero no significativa para explicar la probabilidad de concurrir a un centro público en relación a la probabilidad de concurrir a uno privado. En cambio, el efecto del rezago escolar resulta siempre positivo y significativo sobre la probabilidad de asistir a un centro público, y negativo sobre la probabilidad de asistir a uno privado. El ISEC por su parte, resulta negativo sobre la probabilidad de asistir a un centro público.

El tamaño del colegio y la cantidad de alumnos por profesor, por su parte, muestran un efecto casi nulo sobre la probabilidad de asistencia a un centro público. Las variables asociadas al tamaño de la localidad indican que vivir en Montevideo tiene un efecto negativo y significativo sobre la probabilidad de asistencia a un centro público, mientras que vivir en una zona rural no resulta significativo en el año 2003⁸.

⁸ El coeficiente faltante para el año 2006 se debe a que la muestra de ese año no presenta observaciones de centros privados en zonas rurales.

Cuadro 4: Estimación logit para la elección del tipo de centro educativo

	2003	2006
Genero (mujer=1)	-0.19 (0.15)	-0.09 (0.10)
Retraso	1.53*** (0.36)	1.10*** (0.29)
ISEC	-1.36*** (0.11)	-1.44*** (0.10)
Tamaño colegio	0.00 (0.00)	0.00 (0.00)
Alumnos por profesor	0.07 (0.05)	0.08** (0.04)
Montevideo y área metropolitana	-1.93*** (0.37)	-1.71*** (0.41)
Rural	0.41 (1.42)	
Constante	1.35** (0.68)	1.29** (0.55)
Observaciones	5835	4381
Test F	32.95	50.18
Prob F	0.00	0.00

Niveles de significación: *: 10%, **: 5%, ***: 1% Errores estándar entre paréntesis. Valor 1=Educación Pública.
Nota: Valores expandidos para toda la población. Fuente: Elaboración propia en base a datos OCDE -PISA 2003 y 2006.

En conclusión, los estudiantes que se concentran en las escuelas públicas tienden a ser estudiantes de familias más vulnerables, presentar un menor éxito académico y vivir en ciudades más pequeñas.

4.3.3. Resultado de las microsimulaciones

Los principales resultados de las microsimulaciones se resumen en el cuadro 5. La información presentada contiene los efectos sobre los cambios tanto en el promedio como en los deciles de puntaje, resultado de la diferencia entre la distribución simulada para cada caso y la observada en el año 2003. Asimismo, en el cuadro A.3 del Anexo se presentan los efectos cuando se consideran cambios únicamente en un tipo de colegio.

Cuadro 5: Resultados de las microsimulaciones promedio y por decil de puntaje

	Promedio	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
PISA Matemática 2003	422.20	257.03	318.07	355.44	384.22	410.99	435.48	460.99	489.39	523.25	587.56
PISA Matemática 2006	426.80	260.88	325.26	362.79	391.94	417.46	442.10	466.22	492.20	523.09	586.43
Diferencia total PISA Matemática	4.60	3.85	7.19	7.34	7.72	6.47	6.62	5.22	2.81	-0.16	-1.13
Efecto características	9.24	13.07	17.87	15.48	13.40	10.77	8.50	5.23	2.98	2.43	2.85
Efecto peso	-2.76	-4.31	-5.02	-3.91	-3.02	-3.06	-2.59	-2.04	-1.86	-1.06	-0.67
Efecto características+peso	-2.11	0.50	0.77	-0.11	-1.53	-2.66	-2.76	-4.37	-6.07	-4.31	-0.64
Efecto precio	7.69	13.24	12.15	10.37	9.21	7.44	6.91	6.12	4.67	3.90	2.67
Efecto características+peso+precio	7.59	17.40	16.54	12.63	10.22	7.51	4.42	2.93	0.35	0.97	2.86
Efecto choice	-0.05	-0.03	0.02	0.04	-0.03	-0.01	-0.03	-0.01	-0.02	-0.02	-0.29
Efecto características+peso+precio+choice	5.91	9.90	10.11	7.61	7.22	6.22	5.60	4.08	2.74	2.39	3.20
Efecto residuos	0.00	2.58	1.62	1.09	1.07	0.68	0.28	0.05	-0.92	-2.03	-4.38
Efecto características+peso+precio+choice+residuos	5.93	13.53	11.63	8.44	7.89	6.50	5.90	4.21	2.00	0.65	-1.18

Nota: Valores expandidos para toda la población.

Fuente: Elaboración propia en base a datos OCDE -PISA 2003 y 2006.

Efecto Características

El efecto características en su conjunto es el efecto positivo de mayor importancia para explicar el cambio total en el puntaje PISA Matemática entre los años 2003 y 2006. En el promedio, si en el año 2003 se tuviera la misma dotación de recursos individuales, de los centros educativos e institucionales que en el año 2006, el puntaje se incrementaría en 9.2 puntos (cuadro 5).

Sin embargo, debe realizarse una advertencia sobre la correcta interpretación de este efecto. La simulación de características implica imponer en el año 2006 el porcentaje no pesado de los casos que cumplen con una determinada característica para las variables dicotómicas o categóricas, o la media no pesada para las variables continuas. Por otra parte, cuando se calcula el efecto características las medidas de distribución son calculadas utilizando el peso muestral del año 2003, el cual, como será comentado más adelante, presenta gran variabilidad respecto a aquel del año 2006, debido a cambios importantes en el diseño de la muestra de ambos años. En este sentido, una correcta interpretación de la evolución de los recursos en el período debería incluir, no solamente la simulación de las características -pesadas con el factor de expansión del año 2003-, sino también el peso muestral del año que se intenta simular. Es posible entonces analizar lo que sucede cuando solamente se simulan las características del año 2006 y luego

comparar este resultado con el obtenido cuando se simulan además los pesos muestrales de ese año y, por lo tanto, se refleja más fielmente la población que se intenta simular.

El efecto de la simulación únicamente de las características es mayor para los primeros deciles de la distribución, y disminuye para los deciles superiores, lo que implica un efecto redistributivo al beneficiar a los alumnos de más bajo desempeño educativo. Si se analiza este efecto distinguiendo según el tipo de institución en la que se simulan las características del año 2006 (cuadro A.3), se observa que el mayor cambio se produce para los centros públicos (8.4 puntos), siendo éstos los que explican la casi totalidad del efecto características ya que el aporte que realizan los centros privados es de tan solo 0.8 puntos.

En el cuadro A.4 se presenta el detalle del efecto características asociado a cada variable incluida en el modelo y a los grupos de variables definidos, distinguiendo entre tipo de centro educativo. Como se puede observar, el incremento de los recursos educativos se concentra en las variables individuales (7 puntos) asociado principalmente a la cantidad de estudiantes que cursan cuarto grado y para los colegios públicos, siendo mayor para los deciles más altos de la distribución. La variable de retraso del estudiante también presenta un efecto positivo aunque reducido. Por su parte, la variable de género, así como los demás grados de escolaridad y el ISEC indican un efecto negativo sobre la evolución del resultado PISA Matemática.

A su vez, las variables del centro educativo explican un cambio positivo de 2.3 puntos, destacándose el porcentaje de profesores titulados (1.6 puntos). El efecto par asociado indica un cambio positivo de 0.2 puntos, mientras que el ISEC a nivel individual tiene un impacto negativo y casi nulo. La cantidad de alumnos por profesor, la escasez de materiales educativos y la *dummy* asociada a Montevideo también presentan un efecto positivo, mientras que el tamaño del colegio, la escasez de profesores de Matemática y la *dummy* asociada a zona rural significan un efecto negativo. Lo mismo sucede con la variable institucional de selectividad, la que presenta un efecto negativo.

Efecto Peso

Cuando se ajustan los pesos individuales en la muestra 2003, de forma de reflejar la población del año 2006, el cambio total del resultado PISA disminuye en 2.8 puntos (cuadro 5). Este efecto se explica fundamentalmente por el cambio en el diseño muestral de ambas pruebas. En el caso de Uruguay hubo varios cambios en el diseño de estratos entre PISA 2003 y 2006, en el análisis de la primera de estas pruebas se consideraron 8 estratos en la definición del diseño de la muestra, mientras que en el siguiente año se consideraron 16 estratos. Asimismo, hubo cambios en la tasa de respuesta en los centros y la cantidad y tipo de centros que no aplicaron o no lo hicieron de la forma correcta (ANEP, 2007b). Por otro lado, como fue comentado anteriormente, entre las pruebas consideradas de ambos años hubo cambios en la tasa de asistencia, especialmente en las localidades de menos de 5 mil habitantes. Todos estos factores generan variaciones en los pesos muestrales que explican la magnitud del efecto peso obtenido mediante la microsimulación.

El efecto negativo del peso resulta de mayor importancia en los primeros deciles de la distribución, y se explica fundamentalmente por el cambio en el peso de los colegios públicos (cuadro A.3).

Interacción del efecto características y peso

Cuando se combina el cambio de las características con el cambio en el peso (tercera simulación en el cuadro 5), el efecto promedio disminuye de magnitud pero mantiene el signo negativo del efecto peso (-2.1 puntos). Como se mencionó anteriormente, el cambio en este resultado se explica por la variabilidad del peso muestral en ambos años y las modificaciones del diseño de la muestra, y estaría reflejando la verdadera evolución de los recursos en el período.

Al analizar este efecto por deciles se observa que los primeros dos deciles de la distribución presentan signo positivo, mientras que los otros ocho mantienen el signo negativo, por lo que el efecto conjunto tiene un gran carácter redistributivo. De igual forma que sucede con el efecto peso aisladamente, la combinación de estos dos efectos ve explicado su signo negativo por el cambio en los colegios públicos, mientras que los privados presentan signo positivo.

Efecto Retorno

El efecto retorno proviene de la simulación de los coeficientes del año 2006 en la distribución de resultados del año 2003. Como se observa en el cuadro 5, el efecto total de este componente alcanza a un incremento de 7.7 puntos, y resulta positivo para todos los deciles de la distribución, con mayor magnitud para los primeros, lo que nuevamente indica un efecto redistributivo. El signo de este efecto está explicado por el aumento en la eficiencia de las características para los colegios públicos, presentando en el caso de los privados un efecto negativo (cuadro A.3).

Al analizar separadamente el efecto retorno de cada una de las variables de la función de producción (cuadro A.5), se observa que el principal factor es la mayor efectividad de la constante, que alcanza 53.4 puntos, lo que indica un mejoramiento generalizado de la eficiencia de los estudiantes.

El efecto del conjunto de variables a nivel individual, del centro e institucionales presenta signo negativo, resultado consistente con lo obtenido por la descomposición de Oaxaca-Blinder. Destaca el aumento en la eficiencia del efecto par (1.3 puntos), mientras que el ISEC a nivel individual ve disminuida su efectividad. A su vez, la mayor parte del aumento del efecto par corresponde a los centros privados, mientras que los públicos vieron disminuir su efectividad en este factor.

Otras variables a nivel del centro educativo que tienen un impacto positivo sobre el efecto retorno son la cantidad de alumnos por profesor, la escasez de materiales educativos y las variables de región. Mientras que el tamaño del colegio, la escasez de profesores de Matemática y el porcentaje de profesores titulados presentan un efecto negativo. Por su parte, la variable institucional de selectividad académica también presenta un efecto negativo.

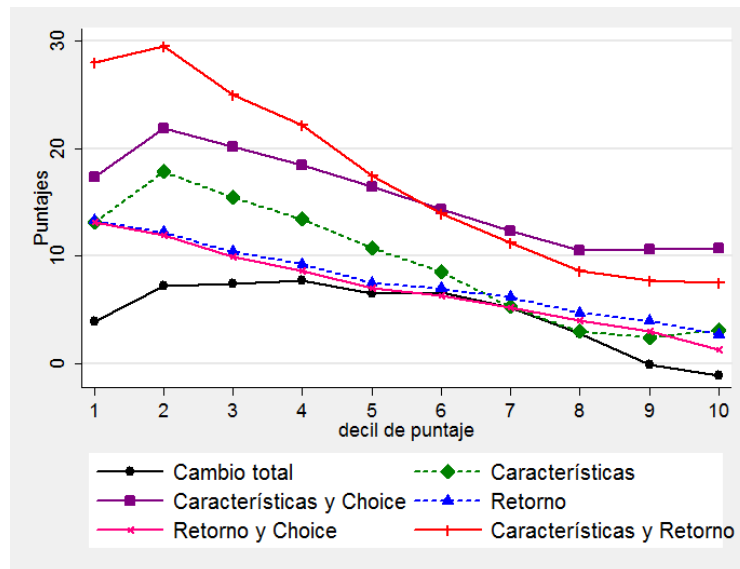
A nivel del estudiante las variables generan un efecto total negativo de 36.5 puntos, siendo el sector público el que explica la mayor parte de este cambio (-22.6 puntos). Dentro de las variables a nivel individual el cambio más sustantivo provienen de la *dummy* de cuarto grado (-22.5), con un impacto negativo mayor en los deciles más altos de la distribución. El resto de las

variables a nivel individual presentan todas un efecto retorno negativo, aunque de menor magnitud. Por último, la variable institucional de selectividad presenta también un efecto negativo.

Interacción del efecto características y retorno

En la figura 2 se presenta el efecto combinado del cambio en las características y coeficientes para todos los deciles de la distribución. Como puede observarse este efecto es positivo para toda la distribución, y mayor para los primeros deciles.

Figura 2: Efectos combinados por decil de puntaje



Fuente: Elaboración propia en base a datos OCDE-PISA 2003 y 2006.

Interacción del efecto características, retorno y peso

En la quinta simulación del cuadro 5 se presenta el efecto combinado de la simulación de características, coeficientes y peso. En este caso el efecto promedio disminuye respecto a la simulación aislada de características o coeficientes (7.6 puntos). Asimismo, el efecto combinado resulta de mayor magnitud para los primeros deciles de la distribución, indicando nuevamente un efecto redistributivo. Al analizar el cambio por tipo de centro educativo (cuadro A.3) se observa que los colegios públicos presentan la mayor magnitud en este efecto.

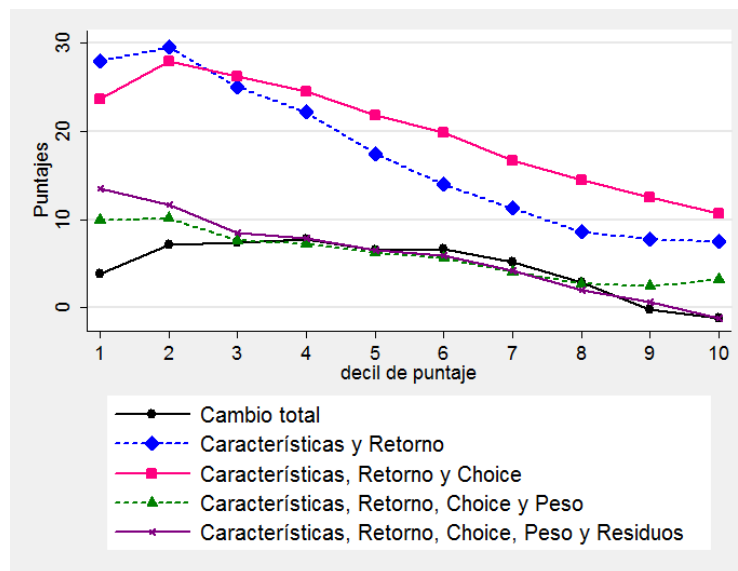
Efecto elección de establecimiento

El efecto elección de establecimiento o efecto *choice* resulta de signo negativo en el promedio y muy cercano a cero, como se observa en el cuadro 5. El efecto es prácticamente igual para todos los deciles de la distribución.

Interacción del efecto características, retorno, elección de establecimiento y peso

Cuando se realiza la simulación combinada de las características, coeficientes, elección de establecimiento y peso, el efecto promedio se reduce a 5.9 puntos (cuadro 5), presentando las mayores disminuciones respecto a la simulación combinada anterior en los primeros deciles de la distribución (figura 3). En este caso, mientras que los colegios públicos presentan signo positivo en este efecto combinado, los colegios privados tienen el signo contrario.

Figura 3: Todos los efectos por decil de puntaje



Fuente: Elaboración propia en base a datos OCDE-PISA 2003 y 2006.

Efecto Residuos

El efecto de simular los residuos del año 2006 en el año 2003 resulta en el promedio nulo (cuadro 5), comportamiento que se produce para todos los tipos de instituciones (cuadro A.3).

Sin embargo, presenta un comportamiento diferenciado según los deciles de la distribución, teniendo signo positivo en los primeros 7 deciles y negativo en los últimos 3.

Efectos conjuntos de las microsimulaciones

El efecto conjunto de las microsimulaciones (última simulación del cuadro 5) indica un pequeño cambio en el promedio, con una disminución de la desigualdad. El carácter progresivo del cambio total se explica por el resultado de los centros públicos⁹. A su vez, los resultados indican que el puntaje únicamente mejora para estos últimos, ya que la evolución es negativa para los privados (cuadro A.3). El principal avance se refiere a un mejoramiento generalizado en la eficiencia en el uso de los recursos. Por otra parte, este mejor resultado es compensado por un efecto negativo en cuanto a dotación de recursos.

Cuando se incluye la simulación de las variables no observables a las cuatro primeras simulaciones, es posible explicar una parte importante de la desigualdad en la evolución de los promedios de puntaje. El efecto conjunto es superior para los primeros deciles y se vuelve negativo para los dos últimos. Este resultado es consistente con el impacto progresivo del efecto residuos obtenido al aplicar la metodología de Juhn, Murphy y Pierce.

Al combinar todas las simulaciones el efecto promedio alcanza 5.9 puntos (de 4.6 que es el cambio observado). El ajuste total es más exacto para últimos deciles de la distribución, mientras que se vuelve más inexacto en el primer decil (figura 3). El diseño muestral del año 2006 resulta más complejo y exacto en reflejar la población estudiantil en el tramo de edad considerado, por lo que al simular el peso de dicho año en la muestra 2003, conjuntamente con las características, retornos, elección de establecimiento y residuos, es posible explicar los cambios en 90% de la distribución, permitiendo identificar con claridad los principales factores asociados a la evolución de cada uno de los deciles de puntaje.

⁹ Si se calcula el efecto conjunto de las microsimulaciones por decil de puntaje considerando el cambio en un solo tipo de colegio, se encuentra un efecto progresivo para los centros públicos y un efecto regresivo para los privados, lo que resulta consistente con lo observado en el cambio total de puntaje por tipo de institución.

4.4. Comparación de los resultados

La aplicación de las tres estrategias metodológicas arroja resultados consistentes entre sí, permitiendo una complementación en el grado de complejidad del análisis y aportando cada una de ella un valor adicional.

Los resultados obtenidos al aplicar la metodología de Oaxaca-Blinder indican que el cambio total en el puntaje es explicado principalmente por una mayor eficiencia en el uso de las características. El aumento en el retorno de la constante es el principal factor explicativo del aumento de la eficiencia. Este aumento generalizado para todos los estudiantes -especialmente en los centros públicos- indica una mayor homogeneidad en los resultados educativos, y se debe básicamente a la recuperación económica en los años considerados. Sin embargo, este efecto positivo es atenuado por una menor eficiencia en las principales variables a nivel del estudiante y centro, principalmente los retornos a los diferentes grados de escolaridad.

Por su parte, las características en el año 2006 resultan más desventajosas que en el año 2003, fenómeno concentran principalmente en las variables relativas al estudiante. Si bien este hecho contrasta con un período de recuperación económica, puede ser explicado por diversos factores como los cambios en la matrícula o cambios demográficos que experimentó el país en estos años.

La metodología de Juhn, Murphy y Pierce permite concluir además sobre el impacto de los efectos en los distintos deciles de la distribución, indicando un efecto progresivo como consecuencia principalmente del efecto retorno.

Las microsimulaciones, por su parte, permiten identificar la relevancia de las diferencias entre estudiantes que asisten a colegios públicos y privados, pero también dan cuenta de lo sensible de los resultados a cambios en la composición muestral. El efecto características resulta de signo positivo cuando se realizan las microsimulaciones, a diferencia de lo obtenido con las otras dos técnicas de descomposición. Sin embargo, cuando se incorpora la simulación del peso muestral, el efecto conjunto resulta negativo y de magnitud muy similar al obtenido previamente con Oaxaca-Blinder y Juhn, Murphy y Pierce.

5. Conclusiones

Este estudio brinda información sobre la existencia de diferencias en la distribución de resultados en las pruebas PISA Matemática 2003 y 2006, identificando factores que determinan los cambios en los resultados y la evolución de la incidencia de estos factores en el período. El recorrido por las tres metodologías aplicadas permite entregar pistas consistentes entre ellas, siendo posible concluir que el país presenta un piso insatisfactorio en equidad y resultados.

En primer lugar, se puede concluir que, si bien el cambio observado entre los años 2003 y 2006 es muy pequeño, existen cambios internos en las características y retornos que se contraponen y generan un escaso cambio total en el período, lo que verifica la hipótesis inicial del trabajo.

En segundo lugar, existe evidencia de que la mejora en el puntaje entre ambos años está explicada por un aumento en la capacidad de la educación de transformar en logros de aprendizaje los recursos y características educativas, en particular una mejora generalizada en la eficiencia en el uso de los recursos explicada por la recuperación económica en el período de estudio y que beneficia especialmente a los centros públicos, aunque compensada parcialmente por una disminución en la eficiencia de efectos individuales de grado.

En tercer lugar, se produce una disminución en la dotación de recursos, concentrada principalmente en las variables a nivel del estudiante, en particular las características socioeconómicas y culturales y el porcentaje de estudiantes que cursan los grados más avanzados.

Por último, es posible concluir que la mejora en el resultado PISA Matemática tuvo un efecto redistributivo, beneficiando principalmente a aquellos estudiantes con menores desempeños educativos. Este resultado está reflejando una disminución en la dispersión de los puntajes, explicado por la evolución dentro de los colegios públicos.

El crecimiento económico debiese estar en estrecha relación con un sustantivo incremento en el desempeño, lo cual no es percibido en los resultados obtenidos por Uruguay en el período. Las metodologías aplicadas permiten indagar de forma firme sobre dónde están los desafíos y condiciones de los estudiantes uruguayos, y la forma de resolver la deuda del país en cuanto a

brindar educación satisfactoria para todos. Es posible concluir que los esfuerzos deben enfocarse en adicionar recursos educativos y aumentar la eficiencia a nivel individual. Resultan primordiales las políticas orientadas a brindar mayor apoyo los alumnos de contextos socioculturales desfavorecidos y la búsqueda de mejores retornos por año adicional de educación.

A pesar de la caída del ISEC, el puntaje promedio mejora en el período y, si bien este aumento es marginal, hay un crecimiento sustantivo para los deciles medios-bajos y medios. Este resultado estaría indicando que luego del shock económico negativo experimentado por el país, que afecta con mayor intensidad a los grupos vulnerables de la sociedad, no solo en términos económicos, sino que también en oportunidades de movilidad y sociales, como son los aprendizajes, el período 2003-2006 parece haber revertido la potencial pérdida ocurrida por la crisis. Sin embargo, en este escenario se plantean desafíos relevantes para mejorar la efectividad del sistema escolar en su conjunto, pues el avance 2003-2006 podría ser solo una recuperación y no un sistema escolar más efectivo.

La presente investigación abre la posibilidad de aplicar estas metodologías a los datos de PISA 2009 para entender con mayor detalle la historia detrás de los resultados obtenidos por Uruguay. Los datos más recientes permitirán ampliar el análisis con la evolución de los últimos años, frente a un crecimiento económico y reformas educativas enfocadas en mejorar la educación y volverla más equitativa. Asimismo, resulta interesante para futuras ampliaciones de la investigación, comparar el resultado obtenido por Uruguay con otros países de niveles socioeconómicos similares como Chile o Argentina, y con países que han logrado avanzar a situaciones mucho mejores como es el caso de Polonia.

6. Bibliografía

- Amarante, V. e I. Perazzo. (2008). “Crecimiento económico y pobreza en Uruguay. 1991-2006”, *Documento de trabajo DT 09/08, Instituto de Economía, Facultad de Ciencias Económicas y de Administración, Universidad de la República, Uruguay.*
- Ammermüller, A. (2004). “PISA: What makes the difference? . Explaining the gap in PISA test scores between Finland and Germany”, *Discussion Paper 04-04, Mannheim, Alemania, Centre for European Economic Research.*
- ANEP. (2004). “Primer Informe Nacional PISA 2003 Uruguay”, Administración Nacional de Educación Pública, Uruguay.
- ANEP. (2007a). “Elementos para analizar la evolución reciente de la matrícula de educación secundaria”, Administración Nacional de Educación Pública, Uruguay.
- ANEP. (2007b). “Uruguay en PISA 2006. Primeros Resultados en Ciencias, Matemática y Lectura del Programa Internacional de Evaluación de Estudiantes”, Administración Nacional de Educación Pública, Uruguay.
- Bellei, C., J. Valenzuela, A. Osses, y A. Sevilla. (2009). “Principales factores que explican las diferencias de resultados entre Chile y otros países de la OCDE y de América Latina en la prueba PISA-2006 Lectura”, en “¿Qué nos dice PISA sobre la educación de los jóvenes en Chile? : nuevos análisis y perspectivas sobre los resultados en PISA 2006”, pp. 149-170, Ministerio de Educación, Unidad de Currículum y Evaluación, Santiago de Chile, Chile.
- Blinder, A. (1973). “Wage discrimination: reduced form and structural estimates”, *The Journal of Human Resources*, 4(8). Wisconsin, Estados Unidos: The University of Wisconsin Press.
- Bourguignon, F., M. Fournier, y M. Gurgand. (1998). “Distribution, development, and education in Taiwan, 1979-94”, *Documento de Trabajo. DELTA.*
- Cardozo, S. (2008). “Políticas educativas, logros y desafíos del sector en Uruguay 1990 - 2008”, *Cuadernos de la ENIA, Comité de Coordinación Estratégica de Infancia y Adolescencia, Uruguay.*
- Fuchs, T. y L. Woessmann. (2004). “What accounts for International differences in student performance? A re-examination using PISA data”, *IZA Discussion Paper*, 1287. Bonn, Alemania: Institute for the Study of Labor.
- Hanushek, E. y L. Woessmann. (2010). “The Economics of International Differences in Educational Achievement”, *CESifo Working Paper Series, CESifo Working Paper No. 3037, CESifo Group Munich.*
- Juhn, C., K. Murphy y B. Pierce. (1993). “Wage Inequality and the Rise in Return to Skill”, *Journal of Political Economy* 101(3), pp. 410-442, University of Chicago Press.
- Llambí, C. y M. Perera. (2008). “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”, Trabajo realizado para una investigación financiada por el Fondo Concursable Carlos Filgueira del Programa Infancia, Adolescencia y Familia del Ministerio de desarrollo Social, edición 2008. CINVE, Uruguay.
- Méndez, N. y M. Zerpa. (2009). “Desigualdad en las capacidades educativas en Uruguay y Chile”. Presentado en el I Seminario sobre Economía de la Educación, Facultad de Ciencias Económicas y Administración, Universidad de la República, agosto 2010, Uruguay.

- Oaxaca, R. (1973). “Male-female wage differentials in urban labor markets”, *International Economic Review*, 14(3), pp. 693-709, Philadelphia PA: University of Pennsylvania.
- OCDE. (2006). “PISA 2003 Manual de análisis de datos. Usuarios de SPSS®”, OCDE e INECSE, Madrid.
- Pellegrino, A. y M. Koolhaas, Martín. (2008). “Migración internacional: los hogares de los emigrantes”, Cap. 5 de libro *Demografía de una sociedad en transición: la población uruguaya a inicios del siglo XXI*. C. Varela (coord.). pp. 115-143. Montevideo: Trilce, Programa de Población-UNFPA.
- PNUD. (2008). “Informe sobre desarrollo humano en Uruguay 2008. Política, políticas y desarrollo humano”, Programa de las Naciones Unidas para el Desarrollo.
- Valenzuela, J., C. Bellei, A. Sevilla y A. Osses. (2009a). “Causas que explican el mejoramiento de los resultados obtenidos por los estudiantes chilenos en PISA 2006 respecto a PISA 2001. Aprendizajes y Políticas”, Fondo de Investigación y Desarrollo en Educación, MINEDUC, Chile.
- Valenzuela, J., C. Bellei, A. Sevilla y A. Osses. (2009b). “Principales factores que explican las diferencias de resultados entre Chile y otros países de la OCDE y de América Latina en la prueba PISA-2006 Matemática”, en “*¿Qué nos dice PISA sobre la educación de los jóvenes en Chile? : nuevos análisis y perspectivas sobre los resultados en PISA 2006*”, pp. 105-148, Ministerio de Educación, Unidad de Currículum y Evaluación, Santiago de Chile, Chile.

Anexo

Cuadro A. 1: Variables Seleccionadas

Variable Utilizada	Comentario
Variable de resultados	
Puntaje Matemática	Puntaje PISA 2003-2006, 5 valores plausibles para el resultado en Matemática.
Variables del Estudiante	
Género	Variable <i>dummy</i> para el género del alumno (categoría omitida: hombre).
Grado	Cinco variables <i>dummies</i> para el grado que se encuentra cursando el alumno: grado 7 (primer año), grado 8 (segundo año), grado 9 (tercer año), grado 10 (cuarto año), grado 11 (quinto año) (categorías omitidas: no pertenece a ese grado).
Retraso escolar	Variable <i>dummy</i> que indica si el estudiante ha repetido algún curso (categoría omitida: sin retraso).
Índice de estatus socioeconómico y cultural (ISEC)	Variable elaborada por OCDE-PISA (ESCS), que considera educación y ocupación de los padres, y bienes en el hogar.
Variables del Establecimiento	
Efecto Par	Variable que mide el promedio del ISEC de los alumnos del mismo centro.
Tamaño del colegio	Variable continua que indica la cantidad promedio de alumnos matriculados.
Alumnos por profesor	Variable continua que indica la cantidad de alumnos promedio por profesor.
Escasez de materiales educativos	Variable que indica el grado en que la capacidad del centro educativo para brindar enseñanza es afectada por la disponibilidad de material de enseñanza escaso o inadecuado: escala con rango 1 a 4.
Escasez de profesores de Matemática calificados	Variable que indica el grado en que la capacidad del centro educativo para brindar enseñanza es afectada por la no disponibilidad de profesores de Matemática calificados: escala con rango 1 a 4.
Porcentaje de profesores titulados	Variable que indica la proporción de docentes titulados en el centro educativo: escala con rango 0 a 1.
Tamaño de la localidad	Cuatro variables <i>dummies</i> que indican la ubicación del establecimiento: Montevideo y área metropolitana, Ciudades Capitales del interior del país, Ciudades menores del interior del país, Rural (categorías omitidas: no pertenece a esa localidad).
Variables Institucionales	
Selectividad académica	Variable <i>dummy</i> que indica si el establecimiento aplica criterios académicos de selección, construida a partir del índice de selectividad del centro educativo elaborado por OCDE-PISA (categoría omitida: no aplica).
Secundaria Pública	Variable <i>dummy</i> que indica si la institución corresponde a Secundaria Pública -General, Militar, Rural y Técnico- (categoría omitida: no corresponde).
Secundaria Privada	Variable <i>dummy</i> que indica si la institución corresponde a Secundaria Privada (categoría omitida: no corresponde).

Cuadro A. 2: Estadísticas descriptivas

	Media		Desv. est.		Rango			Puntaje	
	2003	2006	2003	2006	2003	2006	2003	2006	
Puntaje Matemáticas	422.20	426.80	95.22	93.37	108.93	734.41	102.58	732.04	
VARIABLES ESTUDIANTE									
Género (mujer=1)	0.51	0.51	0.50	0.50	0.0	1.0	0.0	1.0	416.30 420.49
Primer grado	0.06	0.07	0.23	0.26	0.0	1.0	0.0	1.0	297.87 332.74
Segundo grado	0.10	0.10	0.30	0.30	0.0	1.0	0.0	1.0	328.19 331.88
Tercer grado	0.18	0.17	0.39	0.38	0.0	1.0	0.0	1.0	368.54 374.27
Cuarto grado	0.59	0.59	0.49	0.49	0.0	1.0	0.0	1.0	457.92 463.50
Quinto grado	0.07	0.07	0.26	0.25	0.0	1.0	0.0	1.0	488.76 484.61
Retraso	0.32	0.33	0.46	0.47	0.0	1.0	0.0	1.0	342.81 350.74
Índice Socioeconómico y Cultural	-0.35	-0.51	1.05	1.18	-3.7	2.4	-4.3	2.8	
VARIABLES CENTRO									
Efecto par (ISEC)	-0.35	-0.51	0.63	0.77	-2.3	1.3	-2.7	1.6	
Tamaño colegio	531.12	435.16	335.86	248.90	9.0	2535.0	30.0	1275.0	
Alumnos por profesor	17.79	15.86	9.43	5.53	1.9	65.0	2.0	29.6	
Escasez materiales educativos	2.86	2.53	1.02	1.07	1.0	4.0	1.0	4.0	
Escasez profesores de matemática	2.43	1.89	1.04	1.04	1.0	4.0	1.0	4.0	
Porcentaje de profesores titulados	0.53	0.60	0.21	0.19	0.0	1.0	0.1	1.0	
Montevideo y área metropolitana	0.48	0.46	0.50	0.50	0.0	1.0	0.0	1.0	440.64 443.31
Ciudades capitales del interior	0.32	0.32	0.47	0.47	0.0	1.0	0.0	1.0	412.65 412.72
Ciudades menores del interior	0.11	0.13	0.31	0.33	0.0	1.0	0.0	1.0	406.87 423.77
Localidades con menos de 5000 hab.	0.09	0.09	0.29	0.29	0.0	1.0	0.0	1.0	376.85 396.50
VARIABLES INSTITUCIONALES									
Selectividad	0.10	0.09	0.31	0.29	0.0	1.0	0.0	1.0	470.00 442.64
Institución pública	0.86	0.85	0.35	0.36	0.0	1.0	0.0	1.0	409.24 414.85
Institución privada	0.14	0.15	0.35	0.36	0.0	1.0	0.0	1.0	501.24 495.21

Nota: Valores expandidos para toda la población.

Fuente: Elaboración propia en base a datos OCDE -PISA 2003 y 2006.

Cuadro A. 3: Resultados de la microsimulaciones con cambios en solo un tipo de colegio

	Efecto Total Promedio	Cambios solo en:	
		Públicos	Privados
PISA Matemática 2003	422.20		
PISA Matemática 2006	426.80		
Diferencia total PISA Matemática	4.60		
Efecto características	9.24	8.45	0.80
Efecto peso	-2.76	-3.99	1.22
Efecto características+peso	-2.11	-4.25	2.17
Efecto precio	7.69	8.83	-1.14
Efecto características+peso+precio	7.59	6.67	1.08
Efecto choice	-0.05	-0.05	-0.05
Efecto características+peso+precio+choice	5.91	6.52	-0.90
Efecto residuos	0.00	0.00	0.00
Efecto características+peso+precio+choice+residuos	5.93	6.58	-0.93

Nota: Valores expandidos para toda la población.

Fuente: Elaboración propia en base a datos OCDE -PISA 2003 y 2006.

Cuadro A. 4: Resultados de las microsimulaciones de características por decil de puntaje

	Efecto Total y por decil (X)				Cambios solo en:	
	Total	2	5	9	Públicos	Privados
PISA Matemática 2003	422.20	318.07	410.99	523.22		
PISA Matemática 2006	426.80	325.26	417.46	523.09		
Diferencia total PISA Matemática	4.60	7.19	6.47	-0.13		
Variables estudiante	7.05	17.05	8.17	-1.18	6.85	0.20
Genero (mujer=1)	-1.82	2.23	-2.99	-4.05	-1.84	0.03
Tercer grado	-1.99	-4.79	-2.46	-0.13	-2.13	0.14
Cuarto grado	11.94	7.00	7.92	18.74	11.60	0.34
Quinto grado	-1.25	-1.05	-2.19	-1.46	-0.76	-0.49
Retraso	0.33	1.95	0.06	-0.61	0.33	0.00
Índice Socioeconómico y Cultural	-0.15	-0.83	-0.34	0.57	-0.34	0.19
Variables centro	2.29	-0.32	2.25	4.74	1.67	0.62
Efecto par (ISEC)	0.25	-1.20	0.01	1.72	-0.28	0.53
Tamaño colegio	-0.02	0.01	-0.10	-0.04	-0.01	-0.01
Alumnos por profesor	0.16	0.11	0.12	0.27	0.13	0.03
Escasez materiales educativos	1.00	0.18	0.75	1.78	0.76	0.24
Escasez profesores matemática	-0.91	-0.76	-0.98	-0.98	-0.87	-0.04
Porcentaje de profesores titulados	1.63	1.98	1.64	1.39	1.70	-0.06
Montevideo y área metropolitana	0.26	-0.42	0.42	1.00	0.26	0.00
Rural	-0.08	-0.14	-0.06	0.27	-0.01	-0.07
Variables institucionales	-0.09	0.36	-0.25	0.14	-0.07	-0.02
Selectividad	-0.09	0.36	-0.25	0.14	-0.07	-0.02
Variables estudiante y centro	9.34	17.87	10.71	2.82	8.52	0.82
Variables estudiante e institucionales	6.96	17.04	8.16	-1.32	6.78	0.18
Variables centro e institucionales	2.19	0.03	1.89	4.51	1.59	0.60
Todas las variables	9.24	17.87	10.77	2.46	8.45	0.80

Nota: Valores expandidos para toda la población.

Fuente: Elaboración propia en base a datos OCDE -PISA 2003 y 2006.

Cuadro A. 5: Resultados de las microsimulaciones de coeficientes por decil de puntaje

	Efecto Total y por decil (β)				Cambios solo en:	
	Total	2	5	9	Públicos	Privados
PISA Matemática 2003	422.20	318.07	410.99	523.25		
PISA Matemática 2006	426.80	325.26	417.46	523.09		
Diferencia total PISA Matemática	4.60	7.19	6.47	-0.16		
VARIABLES ESTUDIANTE	-36.54	-29.29	-35.38	-43.09	-22.63	-13.91
Genero (mujer=1)	-2.80	-3.33	-3.17	-2.09	-2.85	0.04
Tercer grado	-2.41	-3.67	-2.57	-1.60	-1.22	-1.19
Cuarto grado	-22.50	-11.91	-22.54	-32.44	-10.81	-11.69
Quinto grado	-3.25	-1.04	-3.36	-5.61	-1.99	-1.26
Retraso	-5.05	-11.62	-4.31	-0.47	-4.89	-0.16
Índice Socioeconómico y Cultural	-0.52	-1.55	-0.88	0.66	-0.87	0.34
VARIABLES CENTRO	-8.87	-6.77	-8.65	-10.89	-6.31	-2.56
Efecto par (ISEC)	1.29	-0.84	0.39	3.80	-0.58	1.87
Tamaño colegio	-4.25	-3.73	-4.65	-4.40	-4.24	-0.01
Alumnos por profesor	0.61	-0.42	0.08	1.96	-0.51	1.12
Escasez materiales educativos	3.27	2.47	3.00	4.09	2.15	1.11
Escasez profesores matemática	-5.32	-5.10	-5.32	-5.60	-4.64	-0.68
Porcentaje de profesores titulados	-6.45	-1.50	-4.54	-11.42	0.34	-6.79
Montevideo y área metropolitana	1.67	0.79	1.30	2.55	0.77	0.90
Rural	0.30	0.71	0.24	0.18	0.38	-0.07
VARIABLES INSTITUCIONALES	-0.26	-0.28	-0.37	-0.09	-0.39	0.13
Selectividad	-0.26	-0.28	-0.37	-0.09	-0.39	0.13
CONSTANTE	53.36	45.28	48.93	64.49	38.16	15.20
VARIABLES ESTUDIANTE Y CENTRO	-45.67	-37.30	-44.88	-53.33	-29.33	-16.34
VARIABLES ESTUDIANTE E INSTITUCIONALES	-36.80	-29.48	-35.74	-43.34	-23.02	-13.78
VARIABLES CENTRO E INSTITUCIONALES	-9.13	-7.01	-8.99	-11.00	-6.70	-2.43
Todas las variables	-45.67	-37.30	-44.88	-53.33	-29.33	-16.34
VARIABLES Y CONSTANTE	7.69	12.15	7.44	3.90	8.83	-1.14

Nota: Valores expandidos para toda la población.

Fuente: Elaboración propia en base a datos OCDE -PISA 2003 y 2006.