

# **Anales del VII CONGRESO NACIONAL DE ESTUDIANTES DE POSTGRADO EN ECONOMÍA (CNEPE)**

*DEPARTAMENTO DE ECONOMÍA  
UNIVERSIDAD NACIONAL DEL SUR*

*INSTITUTO DE INVESTIGACIONES ECONÓMICAS Y SOCIALES DEL SUR (IIESS)  
CONICET - UNIVERSIDAD NACIONAL DEL SUR*

**Bahía Blanca**

**Mayo de 2015**

**ISBN: 978-987-1648-39-9**



**Departamento de Economía**



**I I E S S**

**DESCOMPOSICIÓN DE LA DESIGUALDAD DE OPORTUNIDADES EDUCATIVAS EN ARGENTINA. UN ANÁLISIS POR REGRESIONES DE FUNCIONES DE INFLUENCIA RECENTRADAS.**

**SERIO, Monserrat.**

DESCOMPOSICIÓN DE LA DESIGUALDAD DE OPORTUNIDADES EDUCATIVAS  
EN ARGENTINA. UN ANÁLISIS POR REGRESIONES DE FUNCIONES DE  
INFLUENCIA RECENTRADAS.<sup>†</sup>

**Monserrat Serio** (UNLP-UNCu-CONICET)\*

monserrat.serio@fce.uncu.edu.ar

**Resumen**

Este trabajo explora la desigualdad de oportunidades educativas de los jóvenes de Argentina entre 2006 y 2012. Se descompone el cambio de la distribución de puntajes de matemáticas de las pruebas PISA a partir de regresiones de influencia recentradas (RIF) y se analizan los factores que han contribuido a tal cambio. El estudio propone captar los efectos individuales de las variables con el fin de relacionar dichos efectos con la desigualdad de oportunidades. Los resultados sugieren que la desigualdad total de los puntajes cayó en este período y que es posible atribuir parte de dicha caída a la disminución de la desigualdad de oportunidades debido a las contribuciones de las variables socialmente no aceptables asociadas a esta última desigualdad. No obstante, esta disminución no ha sido homogénea y, en algunas partes de la distribución, las variables socialmente no aceptables como el género, localización de las escuelas y características de los padres han contribuido a la desigualdad de oportunidades a través de diferentes componentes de la descomposición.

**Abstract**

This paper analyzes inequality of opportunity on education among young students of Argentina between 2006 and 2012. We decompose the distributional change of the math score of PISA exams using recentered influence function regressions (RIF), and explore the contribution of each explanatory variable on this distributional change. Our approach aims to capture these individual effects in order to obtain a measure of inequality of opportunity change. The overall inequality of scores has decreased between 2006 and 2012. The results from the decomposition

---

<sup>†</sup>El presente trabajo es parte del plan de tesis para optar por el título de Doctor en Economía de la Facultad de Ciencias Económicas de la Universidad Nacional de La Plata.

\*Becaria del Consejo Nacional de Investigaciones Científicas y Técnicas (CONICET) – Investigadora FCE-SECTyP de la UNCuyo – Estudiante del Doctorado en Economía de la UNLP.

suggest that it is possible to attribute part of that fall to a decrease of inequality of opportunity. However, this decline has not been uniform across all the score distribution. We observe through different components of the decomposition that some socially unacceptable variables such as gender, location of schools, and parental characteristics have contributed to inequality of opportunity on different parts of the distribution.

**Palabras claves:** descomposición; desigualdad de oportunidades; educación.

**Código JEL:** D30, I24, I30.

# 1. Introducción

La desigualdad de resultados en sí misma no tiene una connotación negativa o positiva. El problema surge cuando la distribución de resultados no proviene de un proceso socialmente aceptable, por ejemplo cuando los resultados de los individuos no se distribuyen consecuentemente con el nivel de esfuerzo, la meritocracia, etc. Es aquí cuando aparece la desigualdad de oportunidades, concepto propuesto por primera vez por Roemer (1998).<sup>1</sup> La desigualdad de oportunidades es un fenómeno que abarca múltiples dimensiones. Siguiendo a Roemer se puede definir básicamente como una situación donde los resultados de los individuos no son distribuidos independientemente de sus circunstancias. Estas circunstancias son factores exógenos y los individuos no pueden ser responsabilizados por los resultados de las mismas. Es decir, son factores que generan desigualdades no aceptables por la sociedad. Cuanto más relacionada se encuentra la distribución de resultados con factores socialmente no aceptables mayor es el rol de la desigualdad de oportunidades en una sociedad.

En este trabajo se entiende por desigualdad de oportunidades a la desigualdad derivada de factores socialmente no aceptables. Entonces si existen factores que generan desigualdad de oportunidades y otros que generan una desigualdad aceptable, los esfuerzos para reducir el primer tipo de desigualdad deben ser direccionados en conocer cuáles son los factores subyacentes de la distribución de resultados y cuál es el impacto de cada uno de ellos sobre la misma.

Este trabajo explora la desigualdad de oportunidades educativas de los jóvenes de Argentina entre 2006 y 2012. Para ello se analiza la evolución de la desigualdad del desempeño educativo de los jóvenes de 15 años de Argentina a través de los puntajes de matemáticas de las pruebas PISA. El objetivo principal reside en descomponer la desigualdad según distintas variables de los estudiantes (socialmente aceptables y no aceptables) relacionadas con: características de sus padres (educación, estatus ocupacional, si ambos están en el hogar), género, etnia, región, recursos educativos y tecnológicos en el hogar (libros, computadora, internet), edad y año que cursa. Con el fin de analizar qué variables han contribuido en este período a aumentar la desigualdad de los puntajes y cuáles la han disminuido.

Si las variables socialmente no aceptables han contribuido a la desigualdad se podrá decir que en el periodo considerado ha aumentado la desigualdad de oportunidades, pero si el efecto de estas variables fue el contrario disminuyendo la desigualdad entonces la desigualdad de oportunidades ha disminuido en el periodo. Notar que es posible que la contribución a la desigualdad de las variables aceptables y no aceptables sea distinta. Por ejemplo, se podría observar que la desigualdad en su conjunto

---

<sup>1</sup>Una síntesis sobre la teoría de desigualdad de oportunidades se puede encontrar en Roemer y Trannoy (2015).

disminuyó entre dos momentos en el tiempo pero esto debido solo a los efectos distributivos de las variables aceptables. Podría pasar que en dicho periodo las variables socialmente no aceptables hayan favorecido al aumento de la desigualdad (es decir, haya aumentado la desigualdad de oportunidades en el periodo) pero dicho aumento se contrarresta con la disminución derivada de las variables aceptables de manera tal que la desigualdad total cae.

Las descomposiciones son un instrumento analítico utilizado bajo distintos enfoques y metodologías. La literatura de descomposición es extensa y de larga data pero los estudios de desigualdad de oportunidad no ahondan respecto a este tipo de análisis. En este estudio se trabaja con el método de descomposición propuesto por Firpo et al. (2009, 2007). Mientras que la clásica descomposición de Oaxaca-Blinder se concentra en descomponer diferencias de media, la descomposición por regresiones de funciones de influencia recentradas de Firpo et al. (2007) admite examinar la distribución completa a través de estadísticos más allá de la media. La ventaja de esta última es que a diferencia de otras descomposiciones más allá de la media permite hacer una descomposición detallada computando la contribución individual de cada factor de manera similar a la descomposición de Oaxaca-Blinder.

Los resultados del trabajo arrojan una disminución de la desigualdad de la distribución de los puntajes de matemáticas, entre 2006 y 2012, ya sea medida a través del índice de Gini, la varianza o los cocientes entre cuantiles. Las descomposiciones sugieren que tanto el componente no explicado como el explicado han contribuido a la caída de la desigualdad, pero que el primero ha sido el que más ha contribuido a dicha disminución. En principio dicha disminución correspondería al término residual y a los retornos de las variables aceptables. Cuando se analizan los efectos de las variables socialmente no aceptables definidas en este estudio, se encuentra que en general la desigualdad de oportunidades disminuyó entre ambos años contribuyendo así a la caída de la desigualdad total. No obstante, al analizar la distribución en partes, en algunas partes los efectos de las variables socialmente aceptables fueron positivos aumentando la desigualdad de oportunidades entre cuantiles.

Por último, cabe destacar que conocer en qué medida los factores impactan en la distribución de resultados no solo es relevante para entender el alcance de la desigualdad de oportunidades sino también para el diseño de políticas redistributivas que tengan por finalidad eliminar este tipo de desigualdad. La identificación de factores manejables por las políticas educativas permite identificar el impacto distributivo potencial de los mismos y diseñar medidas complementarias o compensatorias para aquellos factores que no son manejables. Por ejemplo, si la educación de los padres es un factor primordial para el nivel académico del alumno y la sociedad considera que el nivel académico del alumno debiera ser independiente de la educación de sus padres pero si consecuente con el esfuerzo del alumno, capacidad de entendimiento,

inteligencia, etc; la desigualdad educativa proveniente de la educación de los padres sería considerada desigualdad de oportunidades. Como es bastante difícil que la educación de los padres sea una variable manejable por la política educativa, es necesario diseñar medidas a partir de factores manejables como programas de niñez temprana (Early Childhood Development Programs, ECD), clases extracurriculares, programas de acompañamiento a padres que permitan complementar el déficit educativo familiar e igualar el campo de juego entre los alumnos.

Las siguientes secciones se organizan de la siguiente manera: en la sección 2 se presentan los antecedentes; en la sección 3 se presenta la metodología a utilizar y en la sección 4 se describen los datos. En la sección 5 se exhiben los principales resultados, finalizando en la sección 6 con las principales conclusiones del trabajo.

## 2. Antecedentes

Si bien el uso más extendido de las técnicas de descomposición se encuentra en economía laboral, las mismas pueden extenderse a otros fenómenos económicos. En numerosos estudios de desigualdad, el interés reside en analizar los cambios distributivos en dos momentos en el tiempo, entre dos grupos o entre países, y examinar los efectos distributivos individuales de distintas variables. Las descomposiciones buscan de alguna manera conocer los aportes de cada componente individual en el cambio global de la distribución. Es decir, desagregar un fenómeno general en elementos más específicos de fácil entendimiento.

Oaxaca (1973) y Blinder (1973) fueron los principales precursores en cuanto a métodos de descomposición. El método propuesto por ellos, conocido como descomposición de Oaxaca-Blinder (de ahora en más), intentó dar respuesta a algunos interrogantes como: ¿Cuáles son los factores subyacentes de la brecha salarial entre hombres y mujeres? ¿En qué medida ha aumentado la desigualdad salarial debido al aumento de los retornos a la habilidad?

A partir del método de Oaxaca-Blinder surge una variada literatura consecuente a perfeccionar y extender los métodos de descomposición. Fortin et al. (2011) realizan una síntesis de los principales métodos existentes, entre los cuales cabe citar a Juhn et al. (1993). Estos últimos se basan en un método paramétrico para descomponer la brecha salarial entre trabajadores calificados y no calificados en Estados Unidos en el tiempo. La descomposición que proponen permite analizar toda la distribución salarial condicionada. Los autores proponen un procedimiento de imputación residual que se basa en el supuesto clave que el ranking del trabajador  $i$  en la distribución  $A$  es la misma que en la distribución  $B$ , condicional a  $X$ . Sin embargo este procedimiento no permite analizar en forma detallada la descomposición, es decir analizar los efectos

individuales de cada variable.

DiNardo et al. (1996) utilizan un procedimiento semiparamétrico para descomponer la distribución del ingreso salarial en factores o grupos de factores institucionales y del mercado de trabajo. La idea detrás de este método es estimar una distribución contrafactual mediante escenarios hipotéticos dejando variar el factor de interés manteniendo los demás factores constantes utilizando funciones de reponderación.

Fairlie (2005) extiende el método de Oaxaca-Blinder a modelos no lineales (modelos logit y probit). En algunos casos cuando la variable dependiente de interés es binaria y la brecha que se quiere analizar es mayor en las colas de la distribución que en el centro, la técnica de Oaxaca-Blinder puede no tener un buen desempeño. En cambio si hay un buen comportamiento en el centro de la distribución, es decir que el Modelo de Probabilidad Lineal es capaz de dar una respuesta adecuada, la descomposición a través de Oaxaca-Blinder no difiere sustancialmente a la descomposición propuesta por Fairlie (2005).

Machado y Mata (2005) proponen otro método basado en regresiones por cuantiles condicionados combinado con un proceso de simulación. Este método cada vez más se está utilizando como una alternativa al método propuesto por Juhn et al. (1993). No obstante, este procedimiento no permite analizar en forma detallada la descomposición en variables individuales.

Firpo et al. (2007, 2009) proponen un método bastante general y flexible que permite analizar más allá de la media de la distribución y lo llaman descomposición de cuantiles no condicionados. Una ventaja de este método es que admite descomposiciones detalladas para conocer el aporte de las variables en forma individual sin desviarse de lo que persigue la descomposición de Oaxaca-Blinder tradicional para la media. Para llevar a cabo la descomposición utilizan métodos de regresión de funciones de influencia recentradas (RIF- regression methods) combinadas con un procedimiento de reponderación. Las descomposiciones detalladas se pueden realizar para cualquier estadístico de la distribución de la variable de resultado para los que una función de influencia puede ser calculado. Puede incluir la media (similar a Oaxaca-Blinder tradicional), la varianza, el índice de Gini o diferentes cuantiles, entre otros.

Como se mencionó anteriormente los métodos de descomposición pueden aplicarse a una gran variedad de escenarios y casos. Es así como se puede extender al análisis de la desigualdad de oportunidades. Checchi y Peragine (2005, 2010) utilizan técnicas de descomposición por grupos para calcular la desigualdad de oportunidades. Los autores descomponen los índices de desigualdad entre y dentro de grupos que presentan iguales circunstancias, la desigualdad que proviene entre los grupos la consideran desigualdad de oportunidades. En base a este método Gamboa y Waltenberg (2012) computan la desigualdad de oportunidades educativas de 6 países de América Latina utilizando los puntajes de las pruebas PISA. Por otro lado, Bour-

guignon et al. (2007) proponen un método paramétrico para analizar la desigualdad de oportunidades. Este método les permite conocer el aporte individual de cada variable, para ello simulan distribuciones contrafactuales manteniendo constante todas las variables menos una y así conocer el aporte de esta última.<sup>2</sup> Ferreira y Gignoux (2014) analizan la desigualdad de oportunidades educativas a través de la varianza de distribuciones contrafactuales y para conocer el aporte individual de cada variable proponen una descomposición de la varianza siguiendo la descomposición de valor de Shapley propuesta por Shorrocks (1982).

En este trabajo se analizará la desigualdad de oportunidades a través de microdescomposiciones a partir de regresiones de funciones de influencia recentradas teniendo en cuenta no sólo la media de la distribución sino también otros aspectos de la misma que permitan conocer las relaciones subyacentes detrás de toda la distribución de resultados educativos.

### **3. Metodología**

A continuación se presentan los métodos de descomposición utilizados en este trabajo para analizar qué variables socialmente no aceptables están más relacionadas con la distribución de resultados y, por lo tanto, pueden asociarse en mayor medida a la desigualdad de oportunidades educativas. Se aborda la descomposición de Oaxaca-Blinder y la descomposición propuesta por Firpo et al. (2007, 2009).

#### **3.1. Descomposición de Oaxaca Blinder**

La descomposición de Oaxaca-Blinder consiste en descomponer la brecha de un resultado, en este caso un resultado educativo, en dos componentes: uno explicado y otro no explicado. El componente explicado tiene en cuenta la diferencia entre las dotaciones de las variables explicativas observables y el componente no explicado recoge la diferencia no observable.

Supongamos que hay dos grupos  $g = 0, 1$  e interesa descomponer las brechas educativas que existe entre ambos; por ejemplo, la brecha de los puntajes de las pruebas PISA de los alumnos entre dos momentos del tiempo. Más precisamente este estudio se enfoca en los cambios distributivos entre los años 2006 y 2012. El grupo 0 corresponde a la muestra del año 2006 y el grupo 1 a la muestra del año 2012. El objetivo del método es descomponer la diferencia de medias entre ambos grupos. Para ello se asume un modelo lineal y separable.

---

<sup>2</sup>Ferreira y Gignoux (2011), así como otros autores de la literatura de desigualdad de oportunidades han utilizado este método para analizar la contribución individual de cada variable sobre la distribución del ingreso o consumo.

Se estima la siguiente ecuación para cada uno de los grupos  $g$ :

$$y_g = X\beta_g + u_g \quad (1)$$

donde  $u_g$  es un término aleatorio y se supone que  $E(u_g | X) = 0$ . Con motivo de simplificación el conjunto de las variables  $X$  incluye todas las variables explicativas observadas del modelo de desigualdad de oportunidad, esto es variables socialmente aceptables y variables socialmente no aceptables (circunstancias  $C$ ).

Sea  $D_g$  un indicador que toma valor 1 si la persona pertenece al grupo  $g$  y 0 si no pertenece, se puede descomponer la diferencia de medias de  $y$  entre ambos grupos siguiendo la ecuación anterior de la siguiente manera:

$$\begin{aligned} \Delta_O^\mu &= E(y_1/D_1 = 1) - E(y_0/D_1 = 0) \\ &= E(E(y_1/D_1 = 1)/D_1 = 1) - E(E(y_0/D_1 = 0)/D_1 = 0) \\ &= E(X/D_1 = 1)\beta_1 + E(u_1/D_1 = 1) - E(X/D_1 = 0)\beta_0 - E(u_0/D_1 = 0) \\ &= E(X/D_1 = 1)\beta_1 - E(X/D_1 = 1)\beta_0 + E(X/D_1 = 1)\beta_0 - E(X/D_1 = 0)\beta_0 \\ &= E(X/D_1 = 1)(\beta_1 - \beta_0) + (E(X/D_1 = 1) - E(X/D_1 = 0))\beta_0 \\ &= \Delta_S^\mu + \Delta_X^\mu \end{aligned}$$

donde:  $\Delta_S^\mu = E(X/D_1 = 1)(\beta_1 - \beta_0)$  es el componente no explicado y  $\Delta_X^\mu = (E(X/D_1 = 1) - E(X/D_1 = 0))\beta_0$  es el componente explicado. A partir de las estimaciones de la ecuación (1) y reemplazando los valores esperados por medias muestrales los componentes de la descomposición se estiman de la siguiente manera:

$$\hat{\Delta}_O^\mu = \bar{X}_1(\hat{\beta}_1 - \hat{\beta}_0) + (\bar{X}_1 - \bar{X}_0)\hat{\beta}_0,$$

$$\hat{\Delta}_S^\mu = (\hat{\beta}_{1,1} - \hat{\beta}_{0,1}) + \sum_{k=1}^K \bar{X}_{1,k}(\hat{\beta}_{1,k} - \hat{\beta}_{0,k}),$$

$$\hat{\Delta}_X^\mu = \sum_{k=1}^K (\bar{X}_{1,k} - \bar{X}_{0,k})\hat{\beta}_{0,k},$$

donde  $(\bar{X}_{1,k} - \bar{X}_{0,k})\hat{\beta}_{0,k}$  y  $\bar{X}_{1,k}(\hat{\beta}_{1,k} - \hat{\beta}_{0,k})$  son las contribuciones de la covariable  $k$  al componente explicado y al componente no explicado, respectivamente.

En la práctica se estiman los coeficientes a través de MCO. Algunas veces pueden

aparecer dificultades en la interpretación de los resultados cuando las variables de interés son categóricas y tienen más de dos categorías, en este caso los resultados de Oaxaca-Blinder pueden variar de acuerdo al grupo de referencia que se considere (la variable dummy omitida). Además para el caso de la parte no explicada, no es posible distinguir la parte atribuida a la pertenencia al grupo de la parte atribuida a diferencias en el coeficiente de la categoría omitida. Es por ello que hay que tener especial atención en estos casos.

Por otro lado, es importante elegir varias estructuras de grupos porque las estimaciones de la ecuación (1) para el grupo 0 pueden ser distintas a las del grupo 1 y por lo tanto sean descomposiciones diferentes. Como ejercicio de robustez se puede realizar el mismo ejercicio estimando la ecuación (1) para los dos grupos en forma conjunta (pooled) en vez de separados.

## **3.2. Análisis más allá de la media de la distribución**

### **Enfoque de regresiones de funciones de influencia recentradas**

Hasta ahora la mayoría de las estimaciones realizadas para computar desigualdad de oportunidades se basan en la esperanza condicional de  $Y$ . Para analizar en forma más general la distribución de  $Y$  se seguirá el modelo de regresión de función de influencia recentrada de Firpo et al. (2009) y Fortin et al. (2011). La idea es explorar el patrón de cambio de la distribución del desempeño educativo entre 2006 y 2012, y conocer si en distintos puntos de la distribución disminuyó o no la influencia de las variables socialmente no aceptables que son variables relacionadas con la desigualdad de oportunidades.

El método de descomposición propuesto recientemente por Firpo et al. (2007, 2009) es relativamente sencillo y lo suficientemente flexible para analizar distintas distribuciones de resultados. Este método permite ir más allá de las medidas centrales de la distribución y analizar cambios en toda la distribución. Esto resulta relevante especialmente cuando se espera que la dispersión del resultado sea diferente en distintos puntos de la distribución como en el caso educativo, donde es probable que la dispersión de los puntajes de las pruebas de matemáticas sea diferente en la cola derecha e izquierda de la distribución.

El método se basa en la función de influencia y consiste en regresar una transformación de la variable de resultado en función de las variables explicativas  $X$  ya sean variables socialmente aceptables como variables socialmente no aceptables. Dicha transformación es la función de influencia recentrada (RIF, por sus siglas en inglés) que es la suma del estadístico de la distribución ( $v$ ) más la función de influencia (IF). Es decir,

$$RIF(Y; v) = v + IF(Y; v).$$

A partir de la RIF, es posible modelar la expectativa condicional de dicha variable en función de las variables explicativas  $X$ :

$$E(RIF(Y; v) | X) = m_v(X).$$

Un ejemplo de estadístico  $v$  son los cuantiles de la distribución de  $Y$ . Para este caso, la regresión de RIF se la conoce como Regresión de Cuantiles No Condicionados. Esto no quiere decir que no se tienen en cuenta las covariables del modelo de desigualdad de oportunidades, sino que los cuantiles corresponden a los cuantiles de la distribución marginal de la variable de resultado.

La descomposición a través de funciones de influencia recentradas permiten una generalización del método de Oaxaca-Blinder extendiendo el análisis a algún estadístico de la distribución distinto de la media. Es decir, el método permite entender cómo cambia un estadístico de la distribución cuando la distribución de resultado  $Y$  cambia en respuesta a cambios en las variables explicativas  $X$ . La ventaja que presenta respecto a otros métodos de descomposición es que es posible analizar el impacto individual de cada variable  $X$  sobre el estadístico sin tener que estimar la nueva distribución.

La descomposición al igual que la de Oaxaca-Blinder se realiza en dos etapas, una primera etapa donde se descompone los cambios distributivos en: un componente explicado (conocido como "composition component") y otro no explicado ("structure component"). En la segunda etapa, se computa la contribución de cada variable en forma individual.

El método permite explicar la diferencia entre las distribuciones de  $Y$  entre dos grupos  $g = 0, 1$  a partir de un estadístico  $v$  de la función de distribución acumulada de  $Y$ . Al igual que en Oaxaca-Blinder los grupos pueden referirse a dos momentos del tiempo. La diferencia global de ambas distribuciones se la puede entender como la diferencia de  $v$  entre los dos grupos:

$$\Delta_O^v = v(F_1) - v(F_0) = v_1 - v_0, \quad (2)$$

donde  $F_1$  es la distribución de  $Y$  del grupo 1 y  $F_0$  es la distribución de  $Y$  del grupo 0. Ahora la distribución de la variable de resultado  $Y$  surge bajo la estructura y la distribución de las características observables  $X$  (socialmente aceptables o socialmente no aceptables) y no observables  $u$  de cada grupo  $g$ . Entonces se puede considerar una distribución contrafactual  $F_c$  que surge bajo la estructura del grupo 0, pero con la distribución de las características observables y no observables del grupo 1.

Al sumar y restar el estadístico de la distribución contrafactual a la diferencia global, ésta se puede descomponer en dos partes:

$$\Delta_O^v = (v(F_1) - v(F_C)) + (v(F_C) - v(F_0)) = \Delta_S^v + \Delta_X^v, \quad (3)$$

donde el primer término  $\Delta_S^v = v(F_1) - v(F_C)$  es el componente no explicado y capta las diferencias de las estructuras de los grupos, es decir, los retornos de las características de ambos grupos. Mientras que el segundo término  $\Delta_X^v = v(F_C) - v(F_0)$  es el componente explicado y se refiere a las diferencias entre las distribuciones de las características observables y no observables de ambos grupos.

Como se explicó anteriormente la función de influencia es una medida robusta de  $v$  cuando  $F$  es reemplazada por su distribución empírica. Además la esperanza de la RIF devuelve a  $v$ :

$$\int RIF(Y; v) dF(Y) = \int (v(F) + IF(Y; v)) dF(Y) = v(F).$$

Entonces podemos escribir los estadísticos de las distribuciones como:

$$v_g = E(RIF(y_g; v) | G = g)$$

para  $g = 0, 1$ ; y

$$v_C = E(RIF(y_C; v) | G = 1).$$

Aplicando esperanzas iteradas las regresiones de RIF se pueden escribir como:

$$m_g^v(x) \equiv E(RIF(y_g; v_g) | X, G = g)$$

para  $g = 0, 1$ ; y

$$m_C^v(x) \equiv E(RIF(y_C; v_C) | X, G = 1).$$

Con lo cual:

$$\Delta_S^v = E(m_1^v(x) | G = 1) - E(m_C^v(x) | G = 1)$$

$$\Delta_X^v = E(m_C^v(x) | G = 1) - E(m_0^v(x) | G = 0).$$

Estas regresiones pueden especificarse en forma lineal, es decir:

$$m_g^v(x) = x^T \gamma_g^v$$

$$m_C^v(x) = x^T \gamma_C^v$$

De esta manera el componente no explicado y explicado se pueden escribir como:

$$\Delta_S^v = E(X | G = 1)^T (\gamma_1^v - \gamma_C^v) \quad (4)$$

$$\begin{aligned} \Delta_X^v &= E(X | G = 1)^T \gamma_C^v - E(X | G = 0)^T \gamma_0^v \\ &= (E(X | G = 1)^T - E(X | G = 0)^T) \gamma_0^v + E(X | G = 1)^T (\gamma_C^v - \gamma_0^v) \\ &= (E(X | G = 1)^T - E(X | G = 0)^T) \gamma_0^v + R^v \end{aligned} \quad (5)$$

donde  $R^v$  es un error de aproximación. Cuando la aproximación es buena, el error será pequeño constituyendo así un test de especificación.

El uso de una especificación lineal de las regresiones RIF, siguiendo a Firpo et al. (2007, pp. 15), en la práctica resulta una opción válida por tres razones: 1) cualquiera sea la especificación de todos modos se obtiene un error de aproximación, ya que el procedimiento solo da una aproximación de primer orden para el impacto de “grandes” cambios en la distribución;<sup>3</sup> 2) la especificación lineal no afecta las estimaciones globales de la estructura de la variable de resultado y los efectos de composición que se

---

<sup>3</sup>Las regresiones RIF permiten estimar el efecto de un cambio pequeño en la distribución de  $X$  en  $v$  o proveer una aproximación de primer orden de un cambio grande en la distribución de  $X$  sobre  $v$  (conocido como *policy effect*).

obtienen mediante el procedimiento de ponderación; 3) el uso de una especificación lineal tiene la ventaja de proporcionar una interpretación mucho más simple, como en la descomposición Oaxaca-Blinder.

El componente no explicado (4) y el componente explicado (5) se pueden reescribir en términos de la contribución individual de cada variable  $k$  como:

$$\Delta_S^v = (\gamma_{1,1}^v - \gamma_{C,1}^v) + \sum_{k=2}^K E(X^k | G = 1)^T (\gamma_{1,k}^v - \gamma_{C,k}^v), \quad (6)$$

$$\Delta_X^v = \sum_{k=1}^K E(X^k | G = 1)^T - E(X^k | G = 0)^T \gamma_{0,k}^v + R^v \quad (7)$$

donde el primer término de (6) es la diferencia de los interceptos del modelo.

La principal ventaja de este método es que la descomposición es *path independent* (Fortin et al., 2011). Se dice que un método de descomposición es *path independent* cuando el orden en el que se calculan los diferentes elementos de la descomposición detallada no afecta a los resultados de la descomposición.

En la práctica para la descomposición es necesario estimar  $v_1$ ,  $v_0$ ,  $v_C$ , los vectores de coeficientes  $\gamma_0$ ,  $\gamma_1$ ,  $\gamma_C$  y las esperanzas de  $X$  condicionadas a  $G$ . Las estimaciones se realizan a partir de la muestra reponderada. Para ello se estima para cada grupo una función de ponderación  $\omega$  a partir de la probabilidad estimada de pertenecer al grupo 1 ( $\hat{p} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N G_i$ ). Las funciones de reponderación estimadas son:

$$\hat{w}_1(G) = \frac{G}{\hat{p}}, \quad \hat{w}_0(G) = \frac{1-G}{1-\hat{p}}$$

y

$$\hat{w}_C(G, X) = \frac{1-G}{\hat{p}} \frac{\hat{p}(x)}{(1-\hat{p}(x))}$$

donde  $\hat{p}(x)$  es la probabilidad estimada de pertenecer al grupo 1 dado  $X$ . Estas funciones se normalizan  $\hat{w}_1^*(G)$ ,  $\hat{w}_0^*(G)$ ,  $\hat{w}_C^*(G, X)$  para que la suma total sea 1.<sup>4</sup>

Las estimaciones de  $v_0$  y  $v_1$  surgen de las funciones de distribución empíricas  $F_1$  y  $F_0$  identificadas a partir de los datos ponderados,  $\hat{v}_g = v(\hat{F}_g)$ ,  $g = 0, 1$  y  $\hat{v}_C$  se computa a partir de la función de distribución acumulada contrafactual  $\hat{v}_C = v(\hat{F}_C)$ . Los coefi-

<sup>4</sup>La normalización se realiza de la siguiente manera:

$$\hat{w}_1^*(G_i) = \frac{G_i}{N\hat{p}}, \quad \hat{w}_0^*(G_i) = \frac{1-G_i}{N(1-\hat{p})}$$

cientos  $\gamma_0^v$ ,  $\gamma_1^v$  y  $\gamma_C^v$  se estiman por MCO reemplazando la variable dependiente por los valores estimados de la RIF,

$$\hat{\gamma}_g^v = \left( \sum_{i=1}^N \hat{\omega}_g^*(G_i) X_i X_i^T \right)^{-1} \sum_{i=1}^N \hat{\omega}_g^*(G_i) R\hat{I}F(y_i, v_g) X_i$$

con  $g=0,1$  y

$$\hat{\gamma}_C^v = \left( \sum_{i=1}^N \hat{\omega}_C^*(G_i, X_i) X_i X_i^T \right)^{-1} \sum_{i=1}^N \hat{\omega}_C^*(G_i, X_i) R\hat{I}F(y_i, v_C) X_i.$$

De esta manera se estiman los componentes de la descomposición:

$$\hat{\Delta}_S^v = \left( \sum_{i=1}^N \hat{\omega}_1^*(G_i) X_i \right) (\hat{\gamma}_1^v - \hat{\gamma}_C^v),$$

$$\hat{\Delta}_X^v = \left( \sum_{i=1}^N (\hat{\omega}_1^*(G_i) - \hat{\omega}_0^*(G_i)) X_i \right) \hat{\gamma}_0^v + \hat{R}^v,$$

donde  $\hat{R}^v = \left( \sum_{i=1}^N (\hat{\omega}_1^*(G_i) X_i) \right) (\hat{\gamma}_1^v - \hat{\gamma}_C^v)$  es una aproximación estimada del error.

Esta descomposición si bien no requiere del supuesto de media condicional cero,  $E(u_g | X, G) = 0$ , como la descomposición de Oaxaca-Blinder, si supone que para todo  $x$  en  $X$ , dado  $X = x$  la variable aleatoria  $u$  -de la ecuación (1)- es independiente de  $G$ . En este trabajo donde  $G$  corresponde a dos momentos del tiempo, en principio, este último supuesto es plausible.

Existen pocos trabajos en la literatura que aplican este método para Argentina. Alejo et al. (2014) utilizan regresiones de cuantiles no condicionados para analizar los efectos distributivos de la educación sobre los ingresos. Beccaria et al. (2014) estudian los efectos de la formalización laboral en la desigualdad de la distribución de salarios del país aplicando el método de descomposición para cuantiles no condicionados e índice de Gini.

---

y

$$\hat{\omega}_C^*(G_i, X_i) = \frac{(1 - G_i) \left( \frac{\hat{p}(X_i)}{1 - \hat{p}(X_i)} \right)}{\sum_{j=1}^N (1 - G_j) \left( \frac{\hat{p}(X_j)}{1 - \hat{p}(X_j)} \right)}$$

con  $i = 1, \dots, n$ .

## Cuantiles no condicionados

En la descomposición por cuantiles no condicionados se analizan los cambios distributivos en diferentes cuantiles de la distribución marginal de resultados. Esto permite observar cómo distintos factores tienen impacto diferentes en distintos cuantiles de la distribución.<sup>5</sup>

El cuantil  $\tau$  de una distribución  $F$ ,  $v(F) = q_\tau$  se define como:

$$Q(F, \tau) = \inf \{y \mid F(y) \geq \tau\} = q_\tau.$$

La función de influencia del cuantil  $\tau$  es  $IF(y, q_\tau) = \frac{\tau - \mathbf{1}\{y \leq q_\tau\}}{f_Y(q_\tau)}$  donde  $\mathbf{1}\{\cdot\}$  es una función indicadora,  $f_Y(\cdot)$  es la función de densidad de la distribución marginal de  $Y$ . La función de influencia recentrada es la suma del cuantil  $\tau$  y la función de influencia.

Para la descomposición de cuantiles no condicionados, primero se estima el cuantil  $\tau$  de interés de la distribución de cada grupo y de la distribución contrafactual de la siguiente manera,

$$\hat{q}_{\tau_g} = \operatorname{argmin}_q \sum_{i=1}^N \hat{\omega}_g(G_i) |y_i - q|$$

para  $g = 0, 1$  y

$$\hat{q}_{\tau_C} = \operatorname{argmin}_q \sum_{i=1}^N \hat{\omega}_C(G_i) |y_i - q|.$$

Para la descomposición se estima la regresión de RIF de cada cuantil correspondiente en función de las variables  $X$ . Se reemplaza la variable dependiente  $Y$  por los valores estimados de RIF según cada grupo y contrafactual.

$$\begin{aligned} R\hat{I}F(y, q_{\tau_g}) &= \hat{q}_{\tau_g} + \hat{I}F(y, q_{\tau_g}) \\ &= \hat{q}_{\tau_g} + \frac{\tau - \mathbf{1}\{y \leq \hat{q}_{\tau_g}\}}{\hat{f}_{Y_g}(\hat{q}_\tau)} \end{aligned}$$

---

<sup>5</sup>Tener en cuenta que a diferencia de la media cuyo efecto parcial no condicionado medio  $E(\partial E[Y | X] / \partial x)$  por ley de esperanza iteradas es igual al efecto parcial condicionado medio  $\partial E[Y | X] / \partial x$ ; en el caso de los cuantiles esto no es así. Los cuantiles condicionados no se corresponden a sus contrapartes no condicionados. Entonces mientras que las regresiones por MCO se pueden utilizar para estimar el efecto de  $X$  ya sea en la media condicionada o en la media no condicionada. Las estimaciones de la regresión por cuantiles no se pueden usar para evaluar el efecto de un cambio de  $X$  en el cuantil correspondiente de la distribución marginal de  $Y$ ; y es necesario utilizar las estimaciones de las regresiones por cuantiles no condicionados.

para  $g = 0, 1$  y

$$\begin{aligned} R\hat{I}F(y, q_{\tau C}) &= \hat{q}_{\tau C} + \hat{I}F(y, q_{\tau C}) \\ &= \hat{q}_{\tau C} + \frac{\tau - \mathbf{1}\{y \leq \hat{q}_{\tau C}\}}{\hat{f}_{Y_C}(\hat{q}_{\tau})}, \end{aligned}$$

donde  $\hat{f}_{Y_g}(\hat{q}_{\tau})$  y  $\hat{f}_{Y_C}(\hat{q}_{\tau})$  se estiman a través del método de kernel de Epanechnikov con un ancho de banda (bandwidth) de 5.

La regresión de RIF puede ser estimada por diferentes métodos, en el caso de los cuantiles no condicionados, al estar estrechamente vinculados a un modelo de probabilidad se puede estimar a través de MCO, Logit o una versión de Logit no paramétrico. Los tres métodos brindan estimadores válidos dado que los efectos marginales de un modelo lineal de probabilidad (RIF-MCO) o un Logit (RIF-Logit o RIF-paramétrico) suelen ser similares. A los fines de comparar con la descomposición de Oaxaca-Blinder se estiman las regresiones de RIF por medio de MCO. Se obtienen así los estimadores de los coeficientes  $\hat{\gamma}^{q_{\tau 0}}$ ,  $\hat{\gamma}^{q_{\tau 1}}$  y  $\hat{\gamma}^{q_{\tau C}}$ .

De manera similar se procede con cualquier otro estadístico como por ejemplo la varianza o el índice de Gini. El caso de la varianza es bastante sencillo ya que la función de influencia de la varianza es  $IF(y, \sigma^2) = (y - \int z dF_Y(z))^2 - \sigma^2$  y la función de influencia recentrada es  $RIF(y, \sigma^2) = (y - \int z dF_Y(z))^2 = (y - \mu)^2$  que se puede estimar a partir de la media de la distribución

$$R\hat{I}F(y, \sigma^2) = (y - \hat{\mu})^2.$$

## 4. Definición de variables y datos

La fuente de información utilizada es la base de datos de las Pruebas PISA de los años 2006 y 2012. PISA brinda información representativa de los alumnos entre 15 años y 3 meses y 16 años y 2 meses que toman las pruebas y que han terminado al menos 6 cursos de enseñanza obligatoria. Para analizar la desigualdad de oportunidades educativas del país, se analiza el desempeño educativo de los alumnos a partir de los puntajes de la prueba de matemáticas.<sup>6</sup>

La distinción entre factores socialmente aceptables y socialmente no aceptables no es sencilla ya que depende de las preferencias, procesos culturales, principios de bienestar y juicios de valor de la sociedad en su conjunto. Esta dificultad ha dado lugar a una extensa discusión normativa atravesando toda la literatura relacionada, tanto

---

<sup>6</sup>Para las estimaciones de la siguiente sección se tuvieron en cuenta las particularidades de PISA: valores plausibles, procedimiento de muestreo y ponderación. Más detalles ver OCDE (2009, 2005).

teórica como empírica (Roemer, 1993, 1998, 2004, 2012; Fleurbaey, 2008; Roemer y Trannoy, 2015). La ventaja del método de descomposición propuesto es que provee un análisis individual de cada variable cuyos resultados son independientes de la forma de clasificación de estas variables.

Las variables socialmente no aceptables que se consideran para el análisis son el género, la educación y ocupación de los padres, la composición del hogar (si ambos padres se encuentran en el hogar o si es monoparental), estatus migratorio, recursos educativos (computadora, internet y libros en el hogar) y localización geográfica. En cuanto a variables aceptables se consideran la edad del alumno y el año que cursa. De esta manera todo aquel cambio de desigualdad que provenga de las variables socialmente no aceptables será relacionado con el concepto de desigualdad de oportunidades.

### **Cuadro 1: Definición de variables para las descomposiciones.**

<b>Variable</b>	<b>Definición</b>
<b>Aceptables</b>	
Edad	edad = edad del joven en años y meses
Año escolar	ano10 = 1 si asiste al año escolar que le corresponde según su edad
<b>No aceptables</b>	
Género	hombre = 1 si es hombre
Educación de los padres	educpadres = Máxima educación de los padres en años
Ambos padres presentes	ambospadres = 1 si ambos padres en el hogar
Ocupación de los padres	ocupbaja = 1 la máxima ocupación de los padres es como expertos agrícolas y/o de la pesca, trabajador u ocupado en ocupaciones elementales ocupmedia = 1 la máxima ocupación de los padres es como trabajador de servicios, artesanía y oficios relacionados con operadores de planta o de máquina y ensambladores ocupalta = 1 la máxima ocupación de los padres es legisladores, altos funcionarios y profesionales, técnicos y empleados
Estatus migratorio	migra = 1 si nació en otro país y/o sus padres nacieron en otro país idiomahogar = 1 si la lengua hablada en el hogar es distinta del idioma de la prueba
Localización geográfica	escpueblopeq = 1 escuela localizada en un pueblo o ciudad pequeña de menos de 15.000 hab. escpueblomed = 1 escuela localizada en un pueblo entre 15.000 y 100.000 hab. escciudad = 1 escuela localizada en una ciudad de más de 100.000 hab.
Recursos educativos	libros = 1 si posee más de 100 libros en el hogar computadora = 1 si posee computadora en el hogar internet = 1 si posee internet en el hogar

En el Cuadro 2 se presentan las principales estadísticas descriptivas de las muestras de datos del año 2006 y 2012 con las que se trabajará en la próxima sección. Una vez eliminadas de las muestras aquellas observaciones con datos faltantes, se tiene información sobre 3755 alumnos para el 2006 y 4289 para el 2012. El puntaje promedio de matemáticas de los estudiantes en la muestra de estimación es de 391 puntos en 2006 y asciende a 401,7 en 2012. El porcentaje de hombres y mujeres en ambas muestras es bastante similar, en 2006 el 46 % son hombres mientras que en 2012 el

48 % es hombre. En 2006 casi todos los estudiantes viven con ambos padres en el hogar (97 %), y en 2012 solo el 80 % de los estudiantes viven con ambos padres. La educación máxima promedio de los padres ronda en los 12,29 años de educación en 2006 y los 12,70 años en 2012. La distribución de alumnos según el nivel de ocupación de los padres ya sea baja, media o alta cambia entre 2006 y 2012. En 2006 la mayoría de los padres de los estudiantes se encuentran ocupados en puestos laborales altos, en cambio en 2012 en puestos de trabajo medios. El porcentaje de estudiantes que hablan en su hogar un idioma diferente al del examen es muy bajo, al igual que el porcentaje de estudiantes nacidos en otro país o cuyos padres provienen de otro país. La muestra tanto de 2006 como de 2012 tiene una mayor concentración de escuelas en pueblos medianos o ciudades. Por último, entre el 65 % y el 68 % de los estudiantes cursan el año educativo que les corresponde según su edad.

**Cuadro 2: Estadísticas descriptivas PISA, 2006 y 2012.**

Variables	2006		2012	
	Media	SD	Media	SD
<b>Puntajes</b>				
Matemática	391.34 [5.74]	98.09	401.70 [3.58]	73.42
<b>Circunstancias</b>				
<b>Género</b>				
hombre	0.46	0.50	0.48	0.50
<b>Ambos padres en el hogar</b>				
ambospadres	0.97	0.18	0.80	0.40
<b>Educación de los padres</b>				
educpadres	12.29	4.38	12.70	4.05
<b>Ocupación de los padres</b>				
ocupbaja	0.13	0.33	0.17	0.38
ocupmedia	0.31	0.46	0.44	0.50
ocupalta	0.56	0.50	0.39	0.49
<b>Idioma del hogar</b>				
idiomahogar	0.01	0.09	0.01	0.11
<b>Estatus migratorio</b>				
migra	0.07	0.26	0.09	0.29
<b>Localización geográfica</b>				
escpueblopeq	0.26	0.44	0.24	0.42
escpueblomed	0.32	0.47	0.38	0.49
escciudad	0.42	0.49	0.38	0.49
<b>Recursos educativos</b>				
libros	0.17	0.37	0.16	0.36
computadora	0.52	0.50	0.85	0.35
internet	0.30	0.46	0.77	0.42
<b>Edad</b>				
edad	15.68	0.28	15.69	0.28
<b>Año escolar</b>				
ano10	0.68	0.47	0.65	0.48
<b>Observaciones</b>	3755		4289	

Nota: SD: desviación estándar. Errores estándar entre corchetes.

Fuente: Elaboración propia en base a datos PISA.

## 5. Resultados

En esta sección se exponen los resultados de las descomposiciones a partir de las regresiones de las funciones de influencia recentradas (RIF). Los resultados se enfocan en analizar la evolución de algunos estadísticos de la distribución de los puntajes de matemáticas de los alumnos, con el fin de conocer si disminuyó la desigualdad en dicho período y qué variables se encuentran más relacionadas a tal cambio.<sup>7</sup> Si las variables socialmente no aceptables son las que han contribuido a la disminución ya sea por un cambio en su distribución o un menor efecto de sus retornos, es posible interpretar dichos cambios sobre la distribución de puntajes como una disminución de la desigualdad de oportunidades educativas.

### 5.1. Descomposición de desigualdad de oportunidades educativas más allá de la media.

En el Cuadro 3, antes de exponer los resultados de la descomposición, se presentan las estimaciones de las regresiones de RIF de los años 2006 y 2012. Las primeras columnas exponen los resultados de las regresiones por cuantiles no condicionados de los cuantiles 10, 50 y 90 y las últimas dos columnas corresponden a las regresiones de RIF de la varianza y el índice de Gini. Se observa que los efectos son heterogéneos.

Para analizar estas heterogeneidades, se presentan gráficamente los coeficientes estimados de las regresiones del cuantil 10 al cuantil 90. A partir de la primer figura del Gráfico 1 se observa que el efecto de género (ser hombre) en 2006 es mayor en los cuantiles más bajos que en los cuantiles superiores, mientras que en 2012 resulta más similar entre cuantiles. En 2006, el género tuvo un efecto negativo en la varianza e índice de Gini, disminuyendo la desigualdad total. En 2012 el efecto del género en la distribución no es significativo, ya que el efecto es más homogéneo a través de los cuantiles.

En el caso de la educación de los padres (figura 3 de la primer fila) sucede algo parecido al género. Se observa para 2006 un efecto mayor en los primeros cuantiles, pero a partir del tercer cuantil el efecto es similar al resto de los cuantiles. En el 2012 los efectos ya no son tan pronunciados entre los primeros y últimos cuantiles y se observa que en general el efecto es parecido en los primeros y últimos cuantiles, mostrando un menor efecto en los cuantiles medios. De esta manera en 2012 la educación de los padres no tiene efectos significativos sobre la desigualdad total. En cuanto a la ocupación de los padres el efecto que estén ocupados en empleos bajos o medios respecto a empleos altos es heterogéneo, en general se observa que el efecto en valor

---

<sup>7</sup>El mismo análisis también se realizó para las pruebas de lectura y ciencias encontrando tendencias similares.

absoluto es mayor en los cuantiles más altos.

El efecto negativo de no hablar en el hogar el mismo idioma que el idioma de los exámenes, entre 2006 y 2012, ha disminuido para todos los cuantiles y también su impacto sobre la varianza e índice de Gini. Aunque no sucede lo mismo con el estatus migratorio. El efecto de asistir a una escuela que no se ubica en una ciudad tiene un efecto negativo sobre los puntajes de las pruebas, este efecto a su vez no es homogéneo ya que es mayor en los cuantiles medios que en los bajos y altos.

Tener libros en el hogar sugiere un efecto desigualador ya que los coeficientes de las regresiones de la varianza e índice de Gini son positivos y a su vez se observa que los coeficientes estimados crecen a medida que los cuantiles son mayores. En cuanto a los demás recursos en 2006, a diferencia de la computadora, el efecto de tener internet en el hogar aumenta a través de los cuantiles presentando para la regresión de la varianza e índice de Gini un estimador positivo. Mientras que en el 2012 pareciera que tener internet en el hogar ya no genera un efecto desigualador. Esto puede deberse a que internet cada vez es más accesible a medida que pasan los años.

Por último, la variable asistir al año escolar que corresponde según la edad (ano10) exhibe en las regresiones de la varianza e índice de Gini un coeficiente negativo sugiriendo que esta variable tiende a disminuir la desigualdad de la distribución de los puntajes de matemáticas. También se observa a partir de la última figura del Gráfico 1 que el efecto positivo sobre los puntajes tiende a ser mayor en los cuantiles más bajos que en los más altos.

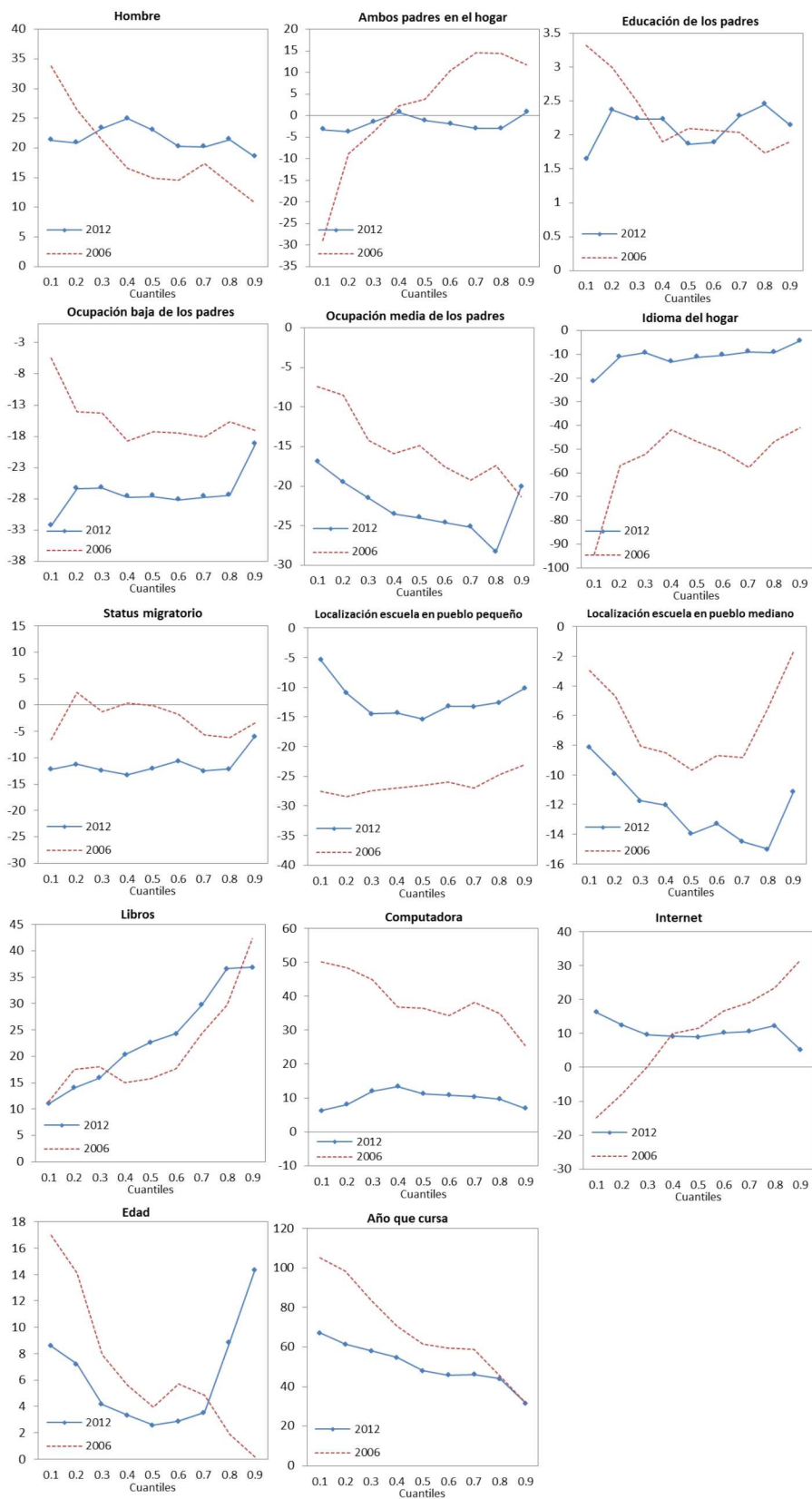
**Cuadro 3: Estimaciones de las regresiones de RIF según distintos estadísticos.**

Variables	2006					2012				
	0.10	0.50	0.90	Varianza	Gini	0.10	0.50	0.90	Varianza	Gini
hombre	33.811 (9.177)***	14.876 (4.207)***	10.762 (6.270)*	-1891.256 (528.737)***	-0.020 (0.004)***	21.326 (5.744)***	22.971 (3.627)***	18.516 (5.106)***	235.655 (282.164)	-0.004 (0.003)
ambospadres	-28.977 (24.925)	3.757 (11.001)	11.817 (7.730)	2901.539 (1592.519)**	0.021 (0.014)	-3.255 (6.194)	-1.130 (4.075)	0.744 (6.067)	-88.714 (313.503)	0.000 (0.003)
educpadres	3.317 (1.762)*	2.094 (0.489)***	1.902 (0.554)***	-58.805 (70.077)	-0.001 (0.001)**	1.639 (1.006)	1.867 (0.561)***	2.143 (0.633)***	0.242 (35.672)	-0.001 (0.000)
ocupbaja	-5.483 (20.894)	-17.300 (7.909)**	-16.986 (7.722)**	-1.470 (996.443)	0.004 (0.008)	-32.354 (10.171)***	-27.629 (5.944)***	-19.339 (8.758)**	282.979 (507.615)	0.010 (0.005)**
ocupmedia	-7.369 (11.894)	-14.838 (5.546)***	-21.352 (6.167)***	-532.983 (925.418)	0.001 (0.006)	-16.956 (6.091)***	-23.984 (4.863)***	-20.088 (7.206)***	-459.495 (306.480)	0.001 (0.003)
idiomahogar	-94.455 (69.839)	-46.896 (27.722)*	-41.004 (28.369)	6571.291 (4494.375)	0.063 (0.033)*	-21.346 (37.686)	-11.241 (14.439)	-4.280 (12.417)	1043.898 (1223.798)	0.012 (0.013)
migra	-6.529 (19.844)	-0.093 (7.657)	-3.470 (11.242)	-521.733 (1490.860)	-0.003 (0.011)	-12.192 (13.228)	-12.033 (5.325)**	-5.938 (6.620)	648.874 (560.043)	0.008 (0.005)
escpueblopeq	-27.604 (13.583)**	-26.562 (5.652)***	-23.069 (6.082)***	-250.302 (844.155)	0.009 (0.006)	-5.357 (7.595)	-15.397 (4.261)***	-10.170 (9.243)	-470.396 (355.503)	-0.001 (0.003)
escpueblomed	-2.949 (10.459)	-9.682 (4.459)**	-1.698 (8.746)	-282.983 (582.772)	0.000 (0.005)	-8.144 (5.352)	-13.962 (3.990)***	-11.138 (6.517)*	-264.895 (361.680)	0.000 (0.003)
libros	11.372 (7.135)	15.773 (5.624)***	42.351 (12.143)***	2480.505 (896.029)***	0.009 (0.007)	11.002 (5.091)**	22.650 (4.640)***	36.857 (7.959)***	1805.781 (362.684)***	0.011 (0.003)***
computadora	50.159 (10.977)***	36.432 (7.585)***	25.492 (7.488)***	-1388.884 (721.483)**	-0.024 (0.006)***	6.240 (10.800)	11.261 (5.970)*	6.916 (6.379)	-17.623 (430.474)	-0.003 (0.005)
internet	-14.900 (9.927)	11.649 (5.709)**	31.580 (10.517)***	3166.202 (661.309)***	0.020 (0.005)***	16.302 (8.141)**	9.002 (5.191)*	5.282 (5.680)	-514.901 (422.017)	-0.007 (0.004)
edad	16.976 (20.359)	3.918 (6.948)	0.164 (13.520)	-1464.163 (1191.244)	-0.012 (0.009)	8.576 (11.387)	2.565 (5.451)	14.344 (10.327)	152.290 (579.526)	0.000 (0.006)
ano10	105.056 (15.015)***	61.642 (5.468)***	31.659 (5.085)***	-5219.205 (624.287)***	-0.064 (0.005)***	67.161 (9.215)***	48.000 (4.319)***	31.583 (5.361)***	-1412.333 (293.668)***	-0.027 (0.003)***
constante	-112.711 (326.287)	247.262 (110.732)**	436.599 (211.784)**	34579.945 (19113.4)*	0.383 (0.140)***	102.207 (180.543)	301.926 (86.209)***	218.907 (163.638)	4265.394 (9295.639)	0.133 (0.098)

Nota: Errores estándar entre paréntesis.

Fuente: Elaboración propia en base a datos PISA.

**Gráfico 1: Coeficientes estimados de las regresiones de cuantiles no condicionados.**



Fuente: Elaboración propia en base a datos PISA.

En el Cuadro 4 se presenta los resultados de la descomposición de los cambios distributivos de los puntajes de las pruebas de matemáticas entre 2006 y 2012 y la contribución individual de cada grupo de variables. La descomposición de RIF se realiza para el índice de Gini, la varianza y los cocientes de cuantiles 90/10, 50/10 y 90/50. Los resultados indican que en promedio los puntajes de matemáticas aumentaron 11,79 puntos entre 2006 y 2012 (columna 11) y disminuyó la desigualdad cualquiera sea el índice (primer fila columnas 1 a 10). En todos los casos tanto el componente explicado como el componente no explicado de la descomposición presentan signo negativo, sugiriendo que ambos componentes han contribuido a la disminución de la desigualdad en el período considerado. El componente no explicado es más grande en relación al explicado, a este se le atribuye más del 90 % del cambio.

La parte izquierda y derecha de la distribución es resumida con los cocientes 50/10 y 90/50. Se observa que casi todos los factores tenidos en cuenta en la descomposición individual del componente explicado tienen un impacto (en valor absoluto) mayor en la parte inferior de la distribución (cociente 50/10) que en la parte superior de la distribución (cociente 90/50).

Específicamente la descomposición individual del componente explicado presentada en la primera parte del Cuadro 4 arroja que el género ha contribuido a aumentar la desigualdad en la parte inferior de la distribución y disminuir la desigualdad en la parte superior de la distribución. En cuanto al total de la distribución el género ha aumentado la varianza. La ocupación y educación de los padres han contribuido a disminuir la desigualdad, particularmente en la derecha de la distribución. No obstante este efecto no se le puede atribuir en todos los casos, según el índice de Gini (columna 10) estos factores habrían contribuido al aumento de la desigualdad total. El estatus migratorio e idioma han contribuido a la disminución de la desigualdad. Mientras que la localización de las escuelas ha disminuido la desigualdad en la parte inferior de la distribución, la ha incrementado en los cuantiles superiores. Los recursos (libros, computadora e internet) han contribuido a la disminución de la desigualdad total y esta contribución ha sido más alta en la parte superior de la distribución. Por último, las variables aceptables han contribuido a aumentar la desigualdad en este período.

La mayor parte del componente no explicado se atribuye al término residual (término de constantes de la ecuación (6)) y la otra gran parte es atribuida a las variables aceptables. En cuanto a las demás variables los retornos al género han aumentado la desigualdad total, básicamente por el efecto desigualador en la parte inferior de la distribución. A diferencia del componente explicado, a los retornos de la educación y ocupación de los padres se les atribuye un efecto desigualador entre cuantiles. No obstante, en el análisis completo de la distribución los mismos han contribuido a la disminución de la varianza y el índice de Gini. También se le puede atribuir a la estructura y retornos de la localización de las escuelas un aumento de la desigualdad en la

parte superior de la distribución; y a los recursos un aumento en la parte inferior de la distribución. También es preciso señalar que el error de especificación en ningún caso supera el 2% del cambio total, lo que sugiere una buena aproximación lineal.

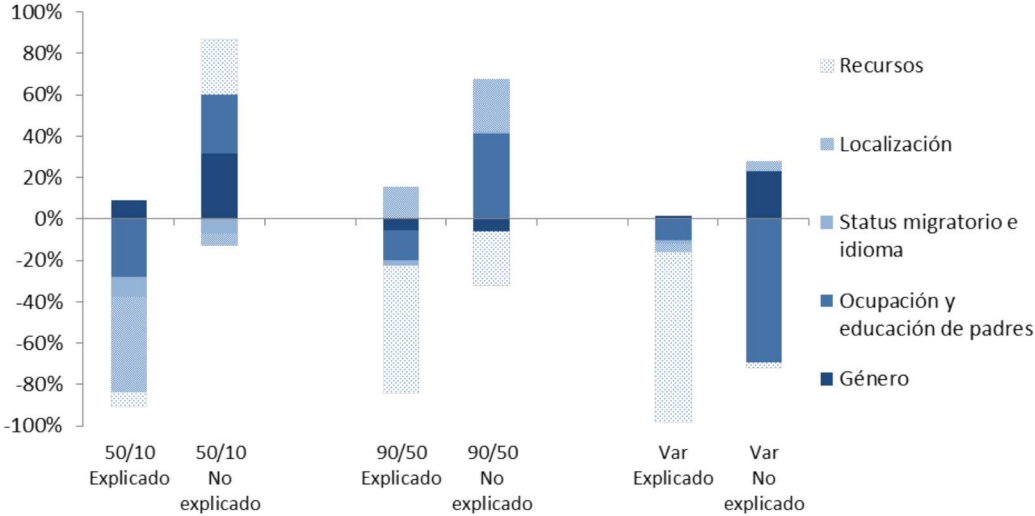
**Cuadro 4: Descomposición de la desigualdad de oportunidades del desempeño educativo (2006-2012).**

Descomposición Medida de desigualdad	90-10		50-10		90-50		Varianza		Gini		Clásico Oaxaca-Blinder (11)												
	No repond. FFL	(1)	No repond. FFL	(2)	No repond. FFL	(3)	No repond. FFL	(4)	No repond. FFL	(5)		No repond. FFL	(6)	No repond. FFL	(7)	No repond. FFL	(8)	No repond. FFL	(9)	No repond. FFL	(10)		
Cambio	-62.48 (0.57)	-62.48 (0.57)	-39.86 (0.43)	-39.86 (0.43)	-22.61 (0.41)	-22.61 (0.41)	-4250.55 (36.94)	-4250.55 (36.94)	-4250.55 (36.94)	-4250.55 (36.94)	-0.0381 (0.0003)	-0.0381 (0.0003)	-0.0381 (0.0003)	-0.0381 (0.0003)	-0.0381 (0.0003)	-0.0381 (0.0003)	-0.0381 (0.0003)	-0.0381 (0.0003)	-0.0381 (0.0003)	-0.0381 (0.0003)	-0.0381 (0.0003)	-0.0381 (0.0003)	11.79 (0.28)
Efectos de composición atribuidos a																							
Género	-0.05 (0.02)	-0.05 (0.02)	0.08 (0.01)	0.08 (0.01)	-0.13 (0.02)	-0.13 (0.02)	5.02 (0.69)	5.02 (0.69)	5.02 (0.69)	5.02 (0.69)	-0.0001 (0.0000)	-0.0001 (0.0000)	-0.0001 (0.0000)	-0.0001 (0.0000)	-0.0001 (0.0000)	-0.0001 (0.0000)	-0.0001 (0.0000)	-0.0001 (0.0000)	-0.0001 (0.0000)	-0.0001 (0.0000)	-0.0001 (0.0000)	-0.0001 (0.0000)	0.46 (0.20)
Ocupación y educación de padres	-0.65 (0.20)	-0.65 (0.20)	-0.88 (0.25)	-0.88 (0.25)	-0.39 (0.15)	-0.39 (0.15)	-30.69 (7.26)	-30.69 (7.26)	-30.69 (7.26)	-30.69 (7.26)	0.0004 (0.0001)	0.0004 (0.0001)	0.0004 (0.0001)	0.0004 (0.0001)	0.0004 (0.0001)	0.0004 (0.0001)	0.0004 (0.0001)	0.0004 (0.0001)	0.0004 (0.0001)	0.0004 (0.0001)	0.0004 (0.0001)	0.0004 (0.0001)	-2.84 (0.26)
Status migratorio e idioma	0.01 (0.02)	0.01 (0.02)	-0.14 (0.02)	-0.14 (0.02)	0.15 (0.02)	0.15 (0.02)	15.61 (4.05)	15.61 (4.05)	15.61 (4.05)	15.61 (4.05)	0.0002 (0.0000)	0.0002 (0.0000)	0.0002 (0.0000)	0.0002 (0.0000)	0.0002 (0.0000)	0.0002 (0.0000)	0.0002 (0.0000)	0.0002 (0.0000)	0.0002 (0.0000)	0.0002 (0.0000)	0.0002 (0.0000)	0.0002 (0.0000)	-0.23 (0.03)
Localización	-0.01 (0.04)	-0.01 (0.04)	-0.20 (0.04)	-0.20 (0.04)	0.18 (0.04)	0.18 (0.04)	-3.61 (6.26)	-3.61 (6.26)	-3.61 (6.26)	-3.61 (6.26)	0.0001 (0.0000)	0.0001 (0.0000)	0.0001 (0.0000)	0.0001 (0.0000)	0.0001 (0.0000)	0.0001 (0.0000)	0.0001 (0.0000)	0.0001 (0.0000)	0.0001 (0.0000)	0.0001 (0.0000)	0.0001 (0.0000)	0.0001 (0.0000)	-0.39 (0.08)
Recursos	-1.25 (0.42)	-1.25 (0.42)	-2.37 (0.86)	-2.37 (0.86)	-1.65 (0.23)	-1.65 (0.23)	-260.00 (49.94)	-260.00 (49.94)	-260.00 (49.94)	-260.00 (49.94)	-0.0041 (0.0002)	-0.0041 (0.0002)	-0.0041 (0.0002)	-0.0041 (0.0002)	-0.0041 (0.0002)	-0.0041 (0.0002)	-0.0041 (0.0002)	-0.0041 (0.0002)	-0.0041 (0.0002)	-0.0041 (0.0002)	-0.0041 (0.0002)	-0.0041 (0.0002)	7.97 (0.01)
Aceptables: edad y año que cursa	1.14 (0.06)	1.14 (0.06)	2.23 (0.44)	2.23 (0.44)	1.00 (0.05)	1.00 (0.05)	48.21 (14.39)	48.21 (14.39)	48.21 (14.39)	48.21 (14.39)	0.0009 (0.0000)	0.0009 (0.0000)	0.0009 (0.0000)	0.0009 (0.0000)	0.0009 (0.0000)	0.0009 (0.0000)	0.0009 (0.0000)	0.0009 (0.0000)	0.0009 (0.0000)	0.0009 (0.0000)	0.0009 (0.0000)	0.0009 (0.0000)	-1.58 (0.02)
<b>Total explicado</b>	<b>-0.81</b> (0.50)	<b>-0.81</b> (0.50)	<b>-1.31</b> (1.03)	<b>-1.31</b> (1.03)	<b>-0.84</b> (0.031)	<b>-0.84</b> (0.031)	<b>-225.46</b> (19.53)	<b>-225.46</b> (19.53)	<b>-225.46</b> (19.53)	<b>-225.46</b> (19.53)	<b>-0.0027</b> (0.0002)	<b>-0.0027</b> (0.0002)	<b>-0.0027</b> (0.0002)	<b>-0.0027</b> (0.0002)	<b>-0.0027</b> (0.0002)	<b>-0.0027</b> (0.0002)	<b>-0.0027</b> (0.0002)	<b>-0.0027</b> (0.0002)	<b>-0.0027</b> (0.0002)	<b>-0.0027</b> (0.0002)	<b>-0.0027</b> (0.0002)	<b>-0.0027</b> (0.0002)	3.39 (0.15)
Efectos no explicados atribuidos a																							
Género	7.73 (0.55)	7.73 (0.55)	9.10 (0.51)	9.10 (0.51)	-1.37 (0.38)	-1.37 (0.38)	979.34 (30.13)	979.34 (30.13)	979.34 (30.13)	979.34 (30.13)	0.0075 (0.0002)	0.0075 (0.0002)	0.0075 (0.0002)	0.0075 (0.0002)	0.0075 (0.0002)	0.0075 (0.0002)	0.0075 (0.0002)	0.0075 (0.0002)	0.0075 (0.0002)	0.0075 (0.0002)	0.0075 (0.0002)	0.0075 (0.0002)	-0.83 (0.07)
Ocupación y educación de los padres	-3.22 (3.13)	-3.22 (3.13)	-7.87 (2.68)	-7.87 (2.68)	4.65 (1.75)	4.65 (1.75)	-2101.96 (152.48)	-2101.96 (152.48)	-2101.96 (152.48)	-2101.96 (152.48)	-0.0091 (0.0014)	-0.0091 (0.0014)	-0.0091 (0.0014)	-0.0091 (0.0014)	-0.0091 (0.0014)	-0.0091 (0.0014)	-0.0091 (0.0014)	-0.0091 (0.0014)	-0.0091 (0.0014)	-0.0091 (0.0014)	-0.0091 (0.0014)	-0.0091 (0.0014)	8.12 (0.19)
Status migratorio e idioma	-1.90 (0.19)	-1.90 (0.19)	-2.09 (0.28)	-2.09 (0.28)	0.72 (0.10)	0.72 (0.10)	41.07 (9.61)	41.07 (9.61)	41.07 (9.61)	41.07 (9.61)	0.0004 (0.0001)	0.0004 (0.0001)	0.0004 (0.0001)	0.0004 (0.0001)	0.0004 (0.0001)	0.0004 (0.0001)	0.0004 (0.0001)	0.0004 (0.0001)	0.0004 (0.0001)	0.0004 (0.0001)	0.0004 (0.0001)	0.0004 (0.0001)	0.06 (1.05)
Localización	1.38 (0.72)	1.38 (0.72)	6.88 (1.43)	6.88 (1.43)	4.07 (0.44)	4.07 (0.44)	-51.99 (45.79)	-51.99 (45.79)	-51.99 (45.79)	-51.99 (45.79)	-0.0026 (0.0004)	-0.0026 (0.0004)	-0.0026 (0.0004)	-0.0026 (0.0004)	-0.0026 (0.0004)	-0.0026 (0.0004)	-0.0026 (0.0004)	-0.0026 (0.0004)	-0.0026 (0.0004)	-0.0026 (0.0004)	-0.0026 (0.0004)	-0.0026 (0.0004)	-0.84 (0.07)
Recursos	-1.75 (0.83)	-1.75 (0.83)	3.20 (0.81)	3.20 (0.81)	-4.95 (0.52)	-4.95 (0.52)	-524.25 (35.50)	-524.25 (35.50)	-524.25 (35.50)	-524.25 (35.50)	0.0033 (0.0003)	0.0033 (0.0003)	0.0033 (0.0003)	0.0033 (0.0003)	0.0033 (0.0003)	0.0033 (0.0003)	0.0033 (0.0003)	0.0033 (0.0003)	0.0033 (0.0003)	0.0033 (0.0003)	0.0033 (0.0003)	0.0033 (0.0003)	23.59 (0.28)
Aceptables: edad y año que cursa	1001.45 (38.66)	1001.45 (38.66)	1332.87 (66.25)	1332.87 (66.25)	561.35 (19.56)	561.35 (19.56)	27947.26 (1643.25)	27947.26 (1643.25)	27947.26 (1643.25)	27947.26 (1643.25)	0.2151 (0.0128)	0.2151 (0.0128)	0.2151 (0.0128)	0.2151 (0.0128)	0.2151 (0.0128)	0.2151 (0.0128)	0.2151 (0.0128)	0.2151 (0.0128)	0.2151 (0.0128)	0.2151 (0.0128)	0.2151 (0.0128)	0.2151 (0.0128)	4.55 (0.43)
Constante	-1065.35 (38.63)	-1065.35 (38.63)	-1446.11 (67.05)	-1446.11 (67.05)	-586.24 (19.92)	-586.24 (19.92)	-30314.55 (1850.32)	-30314.55 (1850.32)	-30314.55 (1850.32)	-30314.55 (1850.32)	-0.2501 (0.0126)	-0.2501 (0.0126)	-0.2501 (0.0126)	-0.2501 (0.0126)	-0.2501 (0.0126)	-0.2501 (0.0126)	-0.2501 (0.0126)	-0.2501 (0.0126)	-0.2501 (0.0126)	-0.2501 (0.0126)	-0.2501 (0.0126)	-0.2501 (0.0126)	-32.83 (9.33)
<b>Total no explicado</b>	<b>-61.67</b> (0.80)	<b>-61.67</b> (0.80)	<b>-72.73</b> (4.60)	<b>-72.73</b> (4.60)	<b>-21.77</b> (0.55)	<b>-21.77</b> (0.55)	<b>-4025.08</b> (45.24)	<b>-4025.08</b> (45.24)	<b>-4025.08</b> (45.24)	<b>-4025.08</b> (45.24)	<b>-0.0354</b> (0.0004)	<b>-0.0354</b> (0.0004)	<b>-0.0354</b> (0.0004)	<b>-0.0354</b> (0.0004)	<b>-0.0354</b> (0.0004)	<b>-0.0354</b> (0.0004)	<b>-0.0354</b> (0.0004)	<b>-0.0354</b> (0.0004)	<b>-0.0354</b> (0.0004)	<b>-0.0354</b> (0.0004)	<b>-0.0354</b> (0.0004)	<b>-0.0354</b> (0.0004)	8.40 (9.38)
<b>Total explicado y no explicado de</b>																							
Variables socialmente no aceptables	0.29	0.29	36.97	36.97	1.28	1.28	-1931.46	-1931.46	-1931.46	-1931.46	-0.0040	-0.0040	-0.0040	-0.0040	-0.0040	-0.0040	-0.0040	-0.0040	-0.0040	-0.0040	-0.0040	-0.0040	-0.0040
Porcentaje del cambio total	0%	0%	59%	59%	6%	6%	45%	45%	45%	45%	11%	11%	46%	46%	46%	46%	46%	46%	46%	46%	12%	12%	
Error de especificación	0.50 (0.87)	0.50 (0.87)	0.81 (0.82)	0.81 (0.82)	-0.30 (0.65)	-0.30 (0.65)	82.01 (81.56)	82.01 (81.56)	82.01 (81.56)	82.01 (81.56)	0.0002 (0.0005)	0.0002 (0.0005)	0.0002 (0.0005)	0.0002 (0.0005)	0.0002 (0.0005)	0.0002 (0.0005)	0.0002 (0.0005)	0.0002 (0.0005)	0.0002 (0.0005)	0.0002 (0.0005)	0.0002 (0.0005)	0.0002 (0.0005)	

Nota: Errores estándar calculados mediante bootstrap (100 repeticiones) entre paréntesis.  
 FFL hace referencia a la descomposición según Firpo et al. (2007). No repond. corresponde a la descomposición sin ponderar la muestra.  
 Fuente: Elaboración propia en base a datos PISA.

En términos de desigualdad de oportunidades prestando especial interés al efecto total de las variables socialmente no aceptables tal cual se han definido en este trabajo, se podría decir que la desigualdad de oportunidades ha contribuido en un 46 % y 12 % a la caída de la desigualdad total entre 2006 y 2012, según varianza e índice de Gini respectivamente. Sin embargo, a algunas variables como el género, la localización de la escuela y la educación/ocupación de los padres se les puede atribuir un aumento parcial de la desigualdad de oportunidades. En el caso del género ya sea por la distribución de las características de la población (componente explicado) o sus retornos (componente no explicado) tiene un efecto desigualador en la parte inferior de la distribución y en la varianza total contribuyendo así a la desigualdad de oportunidades. Similar es el caso de la localización de las escuelas que tiene un efecto desigualador en la parte superior de la distribución y en la varianza total. En el caso de la educación y ocupación de los padres su efecto desigualador es atribuido solo a los retornos afectando la parte superior de la distribución.

**Gráfico 2: Porcentajes de las contribuciones individuales de las variables socialmente no aceptables según descomposición FFL.**



Fuente: Elaboración propia en base a datos PISA.

El ranking de las variables socialmente no aceptables que han aumentado la desigualdad de oportunidades depende de la parte de la distribución y la medida estadística que se esté analizando. A partir del Gráfico 2 se puede observar que en la parte izquierda de la distribución resumida por el cociente de los cuantiles 50 y 10 (50/10), las variables a las que se les atribuye el mayor impacto negativo sobre la desigualdad de oportunidades son el género, la ocupación y educación de los padres y los recursos, mientras que para la parte superior de la distribución resumida por el cociente de los cuantiles 90 y 50 (90/50) las variables pasan a ser ocupación y educación

de los padres y localización de las escuelas. En el caso de la varianza las variables con mayor impacto negativo sobre la desigualdad de oportunidades son el género y la localización de las escuelas.

## 6. Conclusiones

Existen diferentes factores subyacentes en cada distribución de resultados, algunos de esos factores pueden generar una desigualdad aceptable por la sociedad y otros generar una desigualdad socialmente no aceptables. En este trabajo se entiende por desigualdad de oportunidades a aquella desigualdad de resultados proveniente de estos últimos factores. Entonces conocer cómo se descompone la desigualdad de resultados en distintas variables, así como analizar la contribución de cada una de ellas sobre la distribución resulta primordial a la hora de examinar el grado de desigualdad de oportunidades en una sociedad.

Este trabajo propone analizar este fenómeno a través de descomposiciones de la desigualdad a partir de funciones de influencia recentradas (RIF). Esta descomposición presentada por Firpo et al. (2007, 2009) tiene la ventaja, a diferencia de la clásica descomposición de Oaxaca-Blinder, que permite explorar cambios distributivos en toda la distribución extendiendo el análisis a otros estadísticos más allá de la media.

Si bien en la práctica la clasificación entre variables socialmente aceptables y no aceptables no es obvia porque depende de los juicios de valor que establece cada sociedad, esta es independiente al método de descomposición propuesto. Una de las ventajas de este método es que permite examinar los efectos distributivos de cada variable por separado ya que admite descomposiciones detalladas sin desviarse de lo que persigue la descomposición de Oaxaca-Blinder para la media. De esta manera se puede conocer el aporte de las variables en forma individual y saber cuál ha sido la contribución de las variables socialmente no aceptables a la desigualdad.

El trabajo analiza la desigualdad de oportunidades educativas de los jóvenes de Argentina entre 2006 y 2012. Para ello se enfoca en la evolución de la desigualdad del desempeño educativo de los estudiantes de 15 años de Argentina a partir de los puntajes de matemáticas de las pruebas PISA.

Las variables socialmente no aceptables definidas en este estudio son: el género, la educación y ocupación de los padres, la composición del hogar (si ambos padres se encuentran en el hogar o si es monoparental), estatus migratorio, recursos educativos (computadora, internet y libros en el hogar) y localización geográfica de las escuelas. En cuanto a variables aceptables se consideran la edad del alumno y el año que cursa. Todo aquel cambio de desigualdad que proviene de estas variables socialmente no aceptables es relacionado con la desigualdad de oportunidades.

Los resultados arrojan que, entre 2006 y 2012, la desigualdad de los puntajes de la prueba de matemáticas de PISA ha disminuido entre los alumnos y que es posible atribuir parte de dicha caída a la disminución de la desigualdad de oportunidades. No obstante, esta disminución no ha sido homogénea y, a algunas variables como el género, la localización de la escuela y la educación y ocupación de los padres se les puede atribuir un aumento parcial de la desigualdad de oportunidades al analizar por partes la distribución.

Finalmente, como línea futura de investigación resulta relevante extender el estudio a otras fuentes de información y a otras variables socialmente aceptables y no aceptables además de las utilizadas en este trabajo para la robustez de los resultados. Además sería interesante analizar a partir de este método de descomposición la desigualdad de oportunidades de otras variables como ingreso, consumo y salario. La agenda de investigación futura es amplia e implica importantes desafíos metodológicos.

## Referencias

- Alejo, J., Gabrielli, M. F., y Sosa-Escudero, W. (2014). The distributive effects of education: An unconditional quantile regression approach. *Revista de Análisis Económico*, 29(1):53–76.
- Beccaria, L., Maurizio, R., y Gustavo, V. (2014). Recent changes in wage inequality in argentina. the role of labor formalization and other factors. *MPRA Paper*, (56701). University Library of Munich, Germany.
- Blinder, A. (1973). Wage discrimination: Reduced form and structural estimates. *Journal of Human Resources*, 8:436–455.
- Bourguignon, F., Ferreira, F. H. G., y Menéndez, M. (2007). Inequality of opportunity in brazil. *Review of Income Wealth*, 53(4):585–618.
- Checchi, D. y Peragine, V. (2005). Regional disparities and inequality of opportunity: The case of italy. *Discussion Papers*, (1874):429–450. Institute for the Study of Labor (IZA).
- Checchi, D. y Peragine, V. (2010). Inequality of opportunity in italy. *Journal of Economic Inequality*, 8(4):429–450.
- DiNardo, J., Fortin, N. M., y Lemieux, T. (1996). Labor market institutions and the distribution of wages, 1973-1992: A semiparametric approach. *Econometrica*, 64(5):1001–1044.

- Fairlie, R. (2005). An extension of the blinder-oaxaca decomposition technique to logit and probit models. *Journal of Economic and Social Measurement*, 30:305–316.
- Ferreira, F. H. G. y Gignoux, J. (2011). The measurement of inequality of opportunity: Theory and an application to latin america. *The Review of Income and Wealth*, 57(4):622–657.
- Ferreira, F. H. G. y Gignoux, J. (2014). The measurement of educational inequality: Achievement and opportunity. *World Bank Economic Review*, 28(2):210–246. DOI: 10.1093/wber/lht004.
- Firpo, S., Fortin, N. M., y Lemieux, T. (2007). Decomposing wage distributions using recentered influence functions regressions. *mimeo*. University of British Columbia.
- Firpo, S., Fortin, N. M., y Lemieux, T. (2009). Unconditional quantile regressions. *Econometrica*, 77(3):953–973.
- Fleurbaey, M. (2008). *Fairness, responsibility, and welfare*. Oxford University Press.
- Fortin, N. M., Lemieux, T., y Firpo, S. (2011). Decomposition methods in economics. *Handbook of Labor Economics*. Vol. 4 Parte A, editores Orley Ashenfelter and David Card.
- Gamboa, L. F. y Waltenberg, F. D. (2012). Inequality of opportunity for educational achievement in latin america: Evidence from pisa 2006–2009. *Economics of Education Review*, 31(5):694–708.
- Juhn, C., Murphy, K. M., y Pierce, B. (1993). Wage inequality and the rise in returns to skill. *Journal of Political Economy*, 101(3):410–442.
- Machado, J. F. y Mata, J. (2005). Counterfactual decomposition of changes in wage distributions using quantile regression. *Journal of Applied Econometrics*, 20(4):445–465.
- Oaxaca, R. (1973). Male-female wage differentials in urban labor markets. *International Economic Review*, 14:693–709.
- OCDE (2005). *Manual de análisis de datos: usuarios SPSS*. PISA, OCDE, España, first edition. Traducción INECSE.
- OCDE (2009). *PISA Data Analysis Manual: SPSS*. PISA, OECD Publishing, second edition.
- Roemer, J. E. (1993). A pragmatic theory of responsibility for the egalitarian planner. *Philosophy and Public Affairs*, 22:146–166.
- Roemer, J. E. (1998). *Equality of Opportunity*. Harvard University Press. Cambridge.

Roemer, J. E. (2004). *Generational income mobility in North America and Europe*, chapter Equal opportunity and intergenerational mobility: Going beyond intergenerational income transition matrices. Cambridge University Press.

Roemer, J. E. (2012). On several approaches to equality of opportunity. *Economics and Philosophy*, 28:165–200. DOI:10.1017/S0266267112000156.

Roemer, J. E. y Trannoy, A. (2015). *Handbook of Income Distribution*, chapter Equality of Opportunity.

Shorrocks, A. F. (1982). Inequality decomposition by factor components. *Econometrica*, 50(1):193–211.