



ASOCIACIÓN ARGENTINA DE ESPECIALISTAS EN ESTUDIOS DEL TRABAJO

CONGRESO NACIONAL DE ESTUDIOS DEL TRABAJO

EL TRABAJO EN CONFLICTO. Dinámicas y expresiones en el contexto actual

BUENOS AIRES, 2, 3 Y 4 DE AGOSTO DE 2017

Grupo Temático N° 20: Abordajes conceptuales y metodológicos en torno a las temáticas asociadas a los estudios del trabajo.

Coordinadores: Cynthia Pok y Andrea Lorenzetti

Distribución del ingreso en el mercado de trabajo argentino: metodologías alternativas y evidencia empírica en las tres últimas décadas.

Autor/es: Julio Fabris

E-mails: jfabris88@yahoo.com.ar

Autor/es: Nicolás Larrea Avila

E – mails: nicolarrea_92@hotmail.com

Pertenencia institucional: Instituto de Investigaciones Económicas FCE - UBA

1 _ Introducción

Este trabajo se centra en lo que se podría considerar el punto neurálgico de la “Teoría del capital humano”, esto es, la relación educación-productividad-salarios, y en sus implicancias sobre la distribución del ingreso. En esencia, dicha teoría postula que las diferencias salariales surgen de los diferenciales de cualificación de la fuerza de trabajo, toda vez que la educación impacta positivamente en la productividad marginal de dicho factor.

Las metodologías utilizadas para verificar la traslación de dicha relación a la distribución del ingreso ha tenido un amplio recorrido y últimamente ha tenido novedades importantes que se abordan en este trabajo

2_ Metodologías

Tradicionalmente el análisis empírico de la relación entre educación e ingresos se realizaba mediante regresiones del logaritmo de los mismos sobre los años de educación reportados por los trabajadores en las encuestas, controlando por algunos factores como experiencia (edad), región,

etc. Mediante esta metodología se podía obtener un coeficiente que estimaba los llamados “retornos a la educación”, que cuantificaban la influencia de un incremento en la educación del individuo sobre la esperanza de su ingreso. Este análisis no explicaba sin embargo la influencia de los niveles educativos sobre la distribución del ingreso, toda vez que este último concepto debe cuantificarse sobre la distribución poblacional de los ingresos y no sobre el ingreso individual.

A los efectos de poder separar la influencia de cada característica o atributo de los individuos sobre la desigualdad del ingreso, se implementó más tarde una metodología de descomposiciones de los indicadores de desigualdad por subgrupos poblacionales y por diferentes fuentes de ingreso. Se aprovechó para ello que algunos indicadores de desigualdad (especialmente el estadístico de Theil) son pasibles de una descomposición aditiva en “aportes” de cada subgrupo poblacional. En cierto sentido se buscaba relevar la contribución a la desigualdad de cada uno de los grupos en los que se dividía a la población. Así puede establecerse por ejemplo el aporte de cada género, cada región, cada nivel educativo, etc. a la desigualdad poblacional.

Más adelante el enfoque evolucionó a la realización de las “descomposiciones micro-económicas”, alternativamente llamadas “micro-simulaciones”, las cuales intentaban descomponer y cuantificar los cambios acontecidos entre dos momentos del tiempo, al interior de la distribución de los ingresos y en los niveles de desigualdad asociados, como consecuencia del cambio en distintos factores que potencialmente podrían estar detrás de la dinámica observada. Como entre dos momentos del tiempo, producto de una compleja dinámica, ocurren movimientos en una diversidad de variables económico-sociales de distinto sentido y magnitud, se recurría a un análisis contra-fáctico (simulaciones) para aislar el efecto de cada variable considerada y cuantificar su impacto por separado. El problema con este enfoque consistía en la dependencia de los resultados de la descomposición respecto del orden en que se incorporaban una a una las modificaciones en los parámetros del sector (formalidad, empleo, composición de género, etc.) entre un período y el otro para construir el contra-fáctico. Por otra parte, el análisis realizado no tenía carácter marginal sino que debía realizarse en la comparación de dos momentos del tiempo, cuantificándose por lo tanto una influencia promedio durante el período.

Más recientemente la literatura incorporó al análisis la denominada regresión por cuantiles. En su primera versión (regresión por cuantiles condicionales) esta metodología cuantifica la influencia de las distintas variables sobre cada uno de los cuantiles analizados (típicamente los cuantiles 0,1; 0,25; 0,5 (mediana); 0,75 y 0,9) con lo cual se puede apreciar el impacto que cada una de las variables elegidas tiene sobre la distribución del ingreso *condicional* a los valores adoptados por dicha variable. Por ejemplo con una regresión para el cuantil 0,5 se puede cuantificar la influencia que la educación tiene sobre la mediana de los ingresos condicional a cada nivel de educación.

El modelo adoptado es lineal, es decir que la influencia queda definida por un único coeficiente beta que se estima. Se puede observar en este tipo de análisis que los coeficientes beta correspondientes a cada regresión (es decir a cada cuantil sobre los que se realiza el análisis), en general son diferentes. En el caso de la educación, por ejemplo, se encuentra bien documentado que el coeficiente es creciente en el cuantil elegido, interpretándose esto como que, a medida que crece el nivel de educación, la distribución condicional de los ingresos se encuentra más dispersa. Esto llevaría a pensar que a medida que en un país crecen los niveles educativos, la distribución del ingreso se vuelve más desigual, ya que el peso de las fracciones más heterogéneas de la población se hacen más importantes.

Sin embargo, existen dos problemas con esta interpretación. Por un lado la mayor heterogeneidad en los cuantiles condicionales superiores no implica necesariamente que haya una mayor desigualdad en los cuantiles superiores de la distribución no condicional. Esto es, no indica que la dispersión sea mayor para los individuos de mayores ingresos. Esto es así porque una persona con baja educación puede estar en un cuantil condicional correspondiente alto, mientras que respecto de toda la población su ingreso lo ubica en un cuantil intermedio o bajo.

Por otra parte, la influencia mayor o menor de la heterogeneidad en los cuantiles condicionales altos dependerá de la distribución de las variables sobre la que se toma la condicionalidad.

Estos problemas motivaron el desarrollo de métodos alternativos que permitieran integrar la distribución condicional para encontrar la influencia de las variables sobre la distribución no condicional.

Uno de los primeros fue el de Machado y Mata (2005), luego sistematizado por Melly (2005) y más tarde aparecieron versiones alternativas como las metodologías de Chernosukov, Fernández Val y Melly (2009).

Los métodos mencionados se basan en la famosa descomposición de Oaxaca – Blinder que permite descomponer los cambios en la media de una distribución en dos componentes, denominados respectivamente explicado (esto es, debido a los cambios en los atributos entre los dos momentos) y no explicado (aquellos que surgen de cambios en la valoración de dichos atributos). La idea general compartida por las nuevas metodologías consiste en estimar la distribución de la variable de interés bajo el contrafáctico que surge de combinar las características del período final con la estructura de remuneraciones a las mismas vigente en el período inicial.

Por ser esta distribución contrafáctica estimada una distribución condicional en las explicativas, donde no se simula el error, y teniendo en cuenta el no cumplimiento de la ley de expectativas iteradas, deben también estimarse de la misma forma las distribuciones correspondientes a los períodos inicial y final a los efectos de que la comparación sea válida.

En la metodología de Machado y Mata en versión mejorada por Melly, lo que se hace es estimar regresiones por cuantiles para una grilla densa de los mismos en el intervalo (0,1), para cada uno de los períodos. En cada caso, la predicción de los cuantiles condicionales para todo el universo de las variables explicativas genera la distribución condicional correspondiente al período. Para generar la distribución condicional para el contrafáctico de interés se utilizan los coeficientes de las regresiones por cuantiles del primer período junto con las características de los individuos del 2do período. Una vez obtenidas las distribuciones condicionales (en la forma de los cuantiles de las mismas) se pueden calcular con base en ellas los estadísticos de interés que en nuestro caso serán los de distribución del ingreso (Gini, Theil o brechas entre deciles).

Las metodologías mencionadas comparten también algunos problemas. Por una parte, como las distribuciones que se comparan surgen de predicciones de regresiones condicionales, los estadísticos distributivos calculados no coinciden con aquellos que podrían estimarse de la distribución original. Por otra parte, si bien se consigue una descomposición, ésta corresponde a la influencia conjunta de todas las variables explicativas incluidas en las regresiones. Podría separarse la influencia de cada variable con esta metodología, por ejemplo cambiando secuencialmente los coeficientes del período inicial por los del período final y obteniendo en cada cambio predicciones para tantas distribuciones contrafácticas como variables de interés existan. Sin embargo, dicha descomposición resulta fuertemente dependiente del orden de incorporación de las variables.

Para solucionar estos problemas, recientemente Firpo et al (2009) diseñaron una metodología para obtener una regresión por cuantiles que refiera directamente a la distribución no condicionada. Estos investigadores utilizan una herramienta de la estadística robusta en su versión moderna, la función de influencia¹, que es una medida del cambio en un estimador evaluado sobre una distribución caracterizada por su función de distribución acumulada F cuando la misma es contaminada. Formalmente puede verse a un estimador (la media, el cuantil tau-ésimo, el coeficiente de Gini, etc.) como un funcional de F y escribir , por ejemplo

$$\hat{\theta} = \hat{\theta}(F)$$

Puede entonces pensarse en una contaminación de la función de distribución F mediante el reemplazo de una pequeña masa de probabilidad λ de F por una porción equivalente concentrada en y , con lo cual función de distribución contaminada sería:

$$F_{\lambda} = \lambda \delta_y + (1 - \lambda) F$$

donde δ_y indica la función de distribución que asigna masa 1 al valor y . La función de influencia de $\hat{\theta}$ en F correspondiente al valor y será :

¹ Hampel :1974

$$IF_{\hat{\theta}}(y, F) = \lim_{\lambda \rightarrow 0} \frac{\hat{\theta}(F_{\lambda}) - \hat{\theta}(F)}{\lambda}$$

Una forma más intuitiva de abordar la función de influencia es considerarla el análogo poblacional de la “curva de sensibilidad” de Tukey (1977) que se calcula como:

$$SC_{\hat{\theta}}(y, F) = \frac{\hat{\theta}\left(\frac{n-1}{n}F_{n-1} + \frac{1}{n}\delta_y\right) - \hat{\theta}(F_{n-1})}{1/n} = n\left[\hat{\theta}_n(y_1, y_2, \dots, y_{n-1}, y) - \hat{\theta}_n(y_1, y_2, \dots, y_{n-1})\right]$$

Es decir que esta “curva de sensibilidad” se obtiene sencillamente como la diferencia entre el estadístico estimado con y sin el valor de la observación cuya influencia se busca cuantificar, multiplicada por la cantidad total de observaciones. Esto proporciona una medida de la influencia de dicha observación en la estimación del estadístico.

La literatura de la moderna estadística robusta ha encontrado las expresiones que permiten calcular la función de influencia de muchos estadísticos de interés ², entre ellos los cuantiles, la varianza y el coeficiente de Gini, lo que luego permitirá a Firpo y sus coautores ampliar el análisis a los mismos. Una de las propiedades de la función de influencia de un estadístico es que su esperanza es igual a cero. Con base en dicha propiedad Firpo et al proponen la utilización de la “función de influencia recentrada” o RIF que se calcula para cada valor de la distribución como :

$$RIF_{\hat{\theta}}(y, F) = \hat{\theta}_F + IF_{\hat{\theta}}(y, F)$$

Por lo tanto :

$$E\left[IF_{\hat{\theta}}(y, F) | y\right] = 0 \quad \Rightarrow \quad E\left[RIF_{\hat{\theta}}(y, F) | y\right] = \hat{\theta}_F$$

Esta propiedad de integrar al valor del estadístico es lo que permite a la función de influencia sortear el inconveniente de que la ley de expectativas reiteradas (que se cumple para la media) no se cumpla para otros estadísticos, como los cuantiles condicionales de la regresión.

Otra propiedad de interés es que :

$$E\left[\left(IF_{\hat{\theta}}(y, F) | y\right)^2\right] = E\left[\left(RIF_{\hat{\theta}}(y, F) | y\right)^2\right] = AV(\hat{\theta}_F)$$

Siendo AV la varianza asintótica del estimador bajo la distribución de probabilidad F. Es decir que la función de influencia recentrada mide la influencia de cada observación en el cambio del estadístico de interés y además permite estimar el comportamiento asintótico del mismo.

Firpo et al sugieren entonces reemplazar la variable de interés por la RIF de la misma y realizar una regresión sobre las variables explicativas (por ejemplo mediante mínimos cuadrados ordinarios - MCO). Si esto se aplica a un determinado cuantil, por ejemplo la mediana, la técnica consiste en

² Ver por ejemplo Essama-Nssah y Lambert :2011

reemplazar la variable de interés (en nuestro caso el logaritmo del salario real) por la RIF de la mediana del logaritmo del salario real y regresarlo contra las variables explicativas por MCO. Los coeficientes obtenidos de esta regresión tienen la interpretación de medir el efecto marginal de un cambio en la variable explicativa sobre la mediana no condicionada. Lo mismo aplica para los cualquier cuantil, obteniéndose resultados alternativos a los de la regresión por cuantiles condicionados.

Las ventajas de esta metodología son varias. Por una parte, en el caso de la regresión por cuantiles no condicionales, es posible registrar los cambios marginales que se producen en los cuantiles de la distribución original debidos a cambios unitarios en las variables explicativas. Esto implica además que no es necesario el análisis basado en dos momentos diferentes, sino que los coeficientes pueden estimarse con base en una única base de datos.

Por otra parte, puede calcularse directamente el impacto marginal de un cambio en una variable sobre un estadístico distributivo, correspondiente a toda la distribución (el Gini por ejemplo). De todas maneras, también es posible realizar la descomposición de los cambios en el Gini en dos momentos del tiempo a la Oaxaca - Blinder, utilizando las regresiones RIF tal como se utilizaban las regresiones de Mincer para descomponer los cambios en la media. Esta descomposición puede hacerse tanto agregada como detallada³.

En este trabajo estimaremos las regresiones por cuantiles tanto condicionales como no condicionales y las regresiones RIF para el Gini, para varios años del período 1992 – 2014, siguiendo el desarrollo del trabajo de Alejo, Gabrielli y Sosa Escudero ⁴ por lo que puede considerarse nuestro aporte como complementario de dicha investigación.

3. Efectos distributivos de la educación: Argentina 1992-2015

El siguiente análisis está sustentado en micro datos obtenidos de la Encuesta Permanente de Hogares (EPH) para los años 1992, 1998, 2003, 2008 y 2014. Antes de proseguir es necesario recalcar que esta encuesta ha sufrido varios cambios metodológicos desde su implementación en el año 1992. Por un lado, 13 ciudades fueron adheridas en el año 1998. Por el otro, a partir del 2003 la recolección de datos se empezó a hacer de manera continua con ondas-publicaciones cada 3 meses, en contraposición a las dos veces por año realizadas antes. Es por este motivo que, con la idea de poder generar comparaciones estadísticamente correctas, hemos tomado varios recaudos metodológicos. En los años que siguen al 2003 se tomaron la tercera y cuarta onda (septiembre y diciembre respectivamente) actualizando la primera en relación a la segunda mediante el IPC Provincias, a fin de armar una muestra tal que se asemeje a aquella obtenida por la EPH puntual. A

³ Ver Fabris: 2013

⁴ En dicho trabajo se analizan los años 1992, 1998 y 2008

su vez, en línea con lo presentado por Alejo, Gabrielli y Sosa Escudero (2014), se seleccionaron solo aquellas ciudades que conformaron la EPH hasta el año 1998, entre las cuales están: Gran La Plata, Gran Santa Fé, Gran Paraná, Comodoro Rivadavia- Rada Tilly, Gran Córdoba, Neuquén- Plottier Santiago del Estero- La Banda, Jujuy- Palpalá, Río Gallegos, Salta, San Luis- El Chorrillo, Gran San Juan, Santa Rosa- Toay, Ushuaia- Río Grande, Ciudad de Buenos Aires. En la muestra se consideró solo a hombres entre 15 y 65 años. El ingreso individual tomado como referencia es aquel que proviene de cualquier fuente laboral. Para poder hacer comparaciones sobre el mismo se lo expresó en términos reales, por lo que todos los valores fueron expresados en pesos corrientes de diciembre del 2014.

El caso argentino de los últimos 30 años es un período compuesto tanto por etapas de alta volatilidad de las variables macroeconómicas como por momentos relativa estabilidad cuyos efectos generaron grandes repercusiones en la educación y la distribución de los salarios. Al comienzo de los años 90 del siglo pasado la economía encontró una senda de crecimiento en parte basada en la gran afluencia de capitales y la estabilización de la inflación (1991-1994 y 1996-1998), aunque los índices de desigualdad y pobreza no mostraron los mismos resultados⁵. Sin embargo, a finales de la década el modelo, en parte potenciado por sucesivas crisis de socios comerciales, encontró limitaciones y desgaste que a la postre terminaron produciendo uno de los períodos más caóticos de la historia del país, cuyo punto culminante se produjo entre fines de 2001 y 2003, donde dichos indicadores mostraron números inéditos hasta ese momento. A partir de ese hecho, la economía sostuvo un período de crecimiento continuo, lo que fue acompañado por claras mejoras en la distribución de los salarios y en la pobreza para, en 2008, alcanzar recién niveles parecidos a los de comienzos de la década de los 90. Los años siguientes mostraron cierto estancamiento del producto agregado con una consiguiente magra mejoría de las variables analizadas. Creemos que los años elegidos son una clara radiografía del desenvolvimiento antes mencionado.

Para comenzar, hemos tomado el índice de Gini del salario horario para medir la dispersión de los ingresos laborales. Vemos que este indicador sintético pasó de 41,36 en el año 1992 a 44,5 en 1993, llegando a su punto más alto en plena crisis (2003) con un 47,7. A partir de ese momento se da una tendencia decreciente, denotando la mejora en la distribución, que vuelve a valores parecidos a los de comienzos de los 90's recién en 2008 con 41,54, hasta llegar a un 39,34 en el año 2014. (Ver tablas 3.3)

La variable educación también sufrió cambios a lo largo del período bajo análisis. Si la medimos en años completados veremos que tiene una tendencia creciente que pasa de un promedio de 9,7 años

⁵ “Los índices de desempleo ascendieron a niveles desconocidos en Argentina. Y si bien ya se habían acentuado en el período hiperinflacionario (1989-1990) y luego se habían reducido entre 1991 y 1993 como efecto a corto plazo de la “convertibilidad”, el desempleo se transformó en un problema estructural y ascendente, alcanzando un primer pico de

en 1992, pasando por 10,6 en 2003, hasta un 11,3 en 2014. La explicación se puede encontrar, en los 90's, por el proceso de "introducción de tecnologías para prescindir de la mano de obra en algunos sectores productivos"⁶ lo que pudo haber estimulado a cierto sector de la oferta de trabajo para una mejora cualitativa. En cambio, en el nuevo milenio, en elemento esclarecedor son las políticas educacionales focalizadas sobre todo en los sectores más vulnerables. Ahora bien, si desagregamos la variable a niveles educativos tendremos un panorama mucho más claro. La proporción de individuos que terminaron la primaria cayó en los últimos treinta años en más de un 50% pasando de 9,2% en 1992 a 3,91% en el 2014. Para el resto de niveles el crecimiento fue monótono en el mismo período, a saber, la secundaria y el superior. En ambos casos la proporción incrementada fue similar; más de un 50%. El primero pasó de 17% en 1992 a 28,6 en 2014, mientras que el segundo era de 9,5 en 1992 y llegó a 16,2 en 2014. En términos de peso las variaciones se concentraron en el centro de la distribución (nivel secundario).

Para profundizar en el análisis procederemos a indagar los efectos y la relación que tiene la distribución educativa sobre la distribución de los salarios. En los últimos años fueron varias las investigaciones que se centraron ya en esta problemática. El trabajo seminal de Gasparini, Merchioni y Sosa Escudero (2011) utilizó un marco teórico de descomposición microeconómica concluyendo que la educación tiene un efecto igualador en el período 1989-1992, a su vez, la misma impacta inequitativamente de 1992 a 1998. Por otro lado, Alejo (2006) propone una reparametrización del modelo de cuantiles condicionales propuesto previamente por Machado y Mata (2005) con la aplicación de la ley de varianzas iteradas. Básicamente descompone el efecto desigualador de la educación en dos interpretaciones de la ecuación de Mincer; la convexidad y los retornos heterogéneos. Muestra que a comienzos de los 90's ambas explicaciones tenían un peso relativo parecido, empero la primera- la convexidad de los retornos esperados- se vuelve más relevante hacia 1998 con una tendencia creciente a lo largo de los años 2000. Para profundizar más en el tema revisar Alejo (2012).

En el presente trabajo usaremos regresiones RIF propuestas por Firpo, Fortín y Lemieux (2009). Según Alejo, Gabrielli y Sosa Escudero (2014) este método presenta varias ventajas: (i) no requiere tantos datos, pues necesita solo de muestras de corte transversal, en contraposición de Machado y Mata, por ejemplo, donde se utiliza la construcción de dos simulaciones de distribuciones contrafactuales (ii) son más sencillas de computar y, por último, (iii) los efectos marginales pueden ser directamente interpretados de los resultados de la estimación.

Para calcular las regresiones RIF se utilizaron varios cuantiles no condicionales con especificaciones de probabilidad lineal. A su vez, se estimaron regresiones RIF para el coeficiente

18,4% durante la "crisis del tequila" (México, 1995) y un segundo pico durante la crisis económico-institucional de fines del 2001/2002" Pablo y Halperin, 2004 pag 14

de Gini. Al igual que Alejo, Gabrielli y Sosa Escudero (2014) usamos las variables explicativas propias de la ecuación estándar de Mincer, más puntualmente: edad, años de educación, situación marital y variables dummy para controlar por efectos regionales.

Previo a este análisis presentamos en las Tablas 3.2 los resultados para cada año de regresiones de cuantiles condicionales cuyo rango es 0,1-0,9. Su última columna “Media” muestra los resultados de la estimación estándar por MCO. En las siguientes tablas (3.3) se exponen los resultados de regresiones de cuantiles no condicionales teniendo en su última columna las regresiones RIF para el Gini. A modo explicativo se agruparon estas dos estimaciones en los gráficos de la figura 3.2 y 3.3. Nos centraremos ahora en el primer gráfico de la figura 3.2 donde aparecen los coeficientes estimados de los años de educación tanto para los cuantiles condicionales (RCC) como para los no condicionales (RCI) del año 1992. La línea recta representa la media obtenida por MCO, que en este caso es 0,084. Lo que significa que- suponiendo la exogeneidad de la variable- un incremento en un año de la educación representa un aumento de 8,4% de los ingresos laborales esperados- manteniendo el resto de las variables constantes. En otras palabras, se ve el impacto de la educación sobre la media condicional.

Ahora bien, cuando analizamos los cuantiles, observamos que en ambos casos existe un efecto heterogéneo y monótonamente creciente a lo largo de los mismos. La RCC sugiere que el rango de efectos va desde 0,071 en el primer decil hasta 0,092 en el noveno. Si bien son datos claros de los efectos de la educación sobre los salarios es necesario tener cuidado con las interpretaciones. Pues lo que quiere decir es que, una vez controlado por el resto de variables regresoras, un aumento de los años de educación trae aparejado un retorno positivo en todos los cuantiles, siendo este creciente en los últimos. La posible dificultad radica en que el tope de la distribución condicional no coincide con el tope de la distribución marginal. Por lo que podríamos especificar que la educación tiene un efecto mayor no sobre los ricos, sino sobre los condicionalmente ricos. Así pues, este efecto desigualador no nos presenta un panorama completo sobre la distribución no condicional de los salarios.

La RCI, por el contrario, tiene resultados más factibles de ser interpretados. Toda vez en este caso los cuantiles más altos sí representan a los más ricos de la distribución marginal. En la tabla podemos apreciar que el rango va desde 0,05 en el primer decil hasta 0,131 en el último. El efecto heterogéneo y monótonamente creciente se ve amplificado.

El hecho de que esta segunda estimación sea marcadamente más heterogénea que la primera puede explicarse por los distintos fenómenos que captan. Mientras la RCC captura la creciente desigualdad en la distribución de los ingresos a medida que crece la educación, la RCI suma a esta la desigualdad en los niveles de educación, teniendo como resultado un efecto aún más heterogéneo.

⁶ Pablo y Halperin, 2004, pág. 14

Finalmente, para este año, es interesante observar la regresión RIF para el coeficiente de Gini. En línea con Alejo, Gabrielli y Sosa Escudero (2014) para una comparación más apegada a la realidad se tomó en este caso puntual el nivel de ingresos, no el logaritmo de los mismos. Entre otras cosas porque la función logarítmica tiende a suavizar la distribución dando como resultado un Gini artificialmente más bajo. La interpretación es la siguiente. Un desplazamiento (*shifting*) de la educación tiene un efecto desigualador en la distribución en tanto aumenta el Gini en casi 2 puntos. Hecho no menor y que se condice con trabajos previos como el de Bustelo (2004).

El segundo año bajo estudio muestra un corrimiento de la media de la educación hacia la derecha hasta alcanzar un 0,095. Es interesante remarcar que, con respecto a la RCC, la heterogeneidad no se vió significativamente afectada de 1992 a 1998. Sin embargo, la RCI sufrió un incremento considerable en la brecha de su primer y noveno decil pasando ahora a 0,097. Esto es una clara evidencia del efecto desigualador en este año captado por este canal. Lo que claramente se condice con el comienzo de una de las peores crisis para la Argentina. A su vez, dicho efecto desigualador de la educación sobre la distribución de los salarios para este período tiene su reflejo en un ejerto sobre el coeficiente de Gini que llega a los 2 puntos.

El año 2003 representa por el contrario, un panorama de la situación en la que quedó la economía argentina al salir de este nefasto episodio. Los niveles son parecidos a aquellos presentes en el año 1992 con un leve aumento de la media a 0,092. El tercer gráfico de la figura 3.2 muestra para la RCC una diferencia de alrededor 0,03 entre el primer y el noveno decil (0,082 y 0,109 respectivamente). Mientras que para la RCI el efecto se vuelve también más heterogéneo y creciente en los últimos cuantiles. El impacto del Gini sobre la educación sigue siendo desigualador, rondando los 1,4 puntos. Vale la pena destacar que esta variable se mantuvo aproximadamente en los mismos valores estos tres años, a saber, 1992, 1998 y 2003.

Cuando analizamos el gráfico perteneciente al año 2008 vemos que la RCC está bastante cercana a la media (0,082) por lo que el efecto heterogéneo se redujo considerablemente a lo largo de los cuantiles. El rango es de apenas 0,006. En parte esto puede tener su explicación en la creciente concentración de los niveles educativos sobre la media- nivel secundario- con un alto porcentaje también para el nivel superior. Por el contrario, la RCI sí muestra un retorno heterogéneo al presentar un rango de 0,0392 entre los dos extremos de los cuantiles. Como se enfatizó al comienzo de esta investigación la RCI toma en cuenta no solo el impacto que tiene sobre los ingresos condicionados por la educación sino también la distribución marginal de la educación, pues requiere una integración de los efectos de cada uno de los niveles de educación- cuantiles seleccionados. Con respecto al efecto de los años de educación sobre la distribución de los salarios, medida por el Gini, el mismo muestra un caída considerable en relación a los años previos bajo análisis, pues si bien el efecto sigue siendo desigualador la magnitud pasa a ser 0,74 puntos.

Finalmente, avanzamos sobre el año 2014. La media estimada por MCO se mantiene relativamente estable en un valor cercano a 0,78. Empero, la RCC muestra una tendencia completamente distinta a los años predecesores. Esto es, una relación levemente decreciente y monótona a lo largo de los cuantiles. Un claro ejemplo de esta dinámica es el rango entre los dos extremos que ahora es negativo (-0,003). A su vez, la RCI se mantiene heterogénea y monótonamente creciente pero con una diferencia entre el primero y el noveno cuantil considerablemente menor, llegando a 0,0195.

Por otro lado, existe otra visión acerca de la interpretación del capital humano que critica al planteamiento de los años de educación como su proxy. La llamada “teoría del pergamino”⁷ toma como referencia y medida de la cualificación en el mercado de trabajo el nivel educativo que alcanzó el individuo. Como proceden Alejo, Gabrielli y Sosa Escudero (2014) reemplazamos años de educación por variables dummies o binarias de los distintos niveles educativos que alcanzaron los individuos, siendo el nivel de referencia para la RCC y la RCI la primaria incompleta. Los resultados de la regresión por cuantiles y MCO se encuentran en las tablas 3.4, mientras que aquellos de las regresiones RIF (RCI) en las 3.5. Los gráficos corresponden al inciso b de la figura 3.2

Los resultados se condicen con el trabajo Alejo, Gabrielli y Sosa Escudero (2014) donde la educación primaria tiene un efecto homogéneo e igualitario tanto sobre la distribución condicional como incondicional⁸. Esto se cumple también para los años 2003 y 2014, por lo que podríamos decir que hubo un efecto continuo y crecientemente igualitario a lo largo de las tres décadas. A su vez, con respecto a la distribución del ingreso también la educación primaria induce a un efecto claramente igualitario. Medido a través del Gini apreciamos que en 2003 este era de -3 para después decaer levemente en lo que sigue de la década hasta llegar a un -1,4 en 2014.

Sin embargo, también debe considerarse el hecho de que a medida que nos movemos hacia niveles cualitativamente mayores de la educación la tendencia se revierte teniendo como resultado una creciente heterogeneidad. En los años 1998 y 2003 (donde el coeficiente de Gini llega a sus niveles máximos en el período bajo análisis) dicha heterogeneidad también tiene su punto más alto, con un rango en los cuantiles condicionales, para el nivel superior completo, de 1,5 en el primero y 1,2 en el segundo.

Por último, es importante remarcar que en el año 2014 la diferencia de la RCI entre los dos extremos de los deciles cae drásticamente hasta 0,223. Esto coincide con el año donde el Gini su valor mínimo.

⁷ Esta visión plantea que la tasa de rendimiento de la educación es mayor para aquellos que finalizan sus estudios y obtienen un título que para lo que abandonan antes de obtenerlo, aunque hayan estado a punto de conseguirlo” (Sevilla, 2004)

4 _ Conclusiones

Mientras el análisis del efecto de la educación sobre la distribución del ingreso realizado mediante cuantiles condicionales indica un efecto desigualador, esencialmente por la creciente dispersión en la distribución condicional a medida que los años de educación se incrementan, esto no necesariamente implica que su efecto sea desigualador en la distribución no condicional.

El análisis mediante regresiones con cuantiles no condicionales, en cambio, si bien refleja este efecto durante la primera parte del período analizado (1992-2003) también muestra su disminución en la segunda parte del período (2003 – 2014), reivindicando el rol de la educación como una política de mejora del bienestar.

Esto es así porque de los dos efectos relevados por el incremento de los niveles educativos, a saber incremento de los ingresos y de la desigualdad, el segundo se vuelve no significativo en la segunda parte del período bajo estudio, por lo que la promoción de la educación se revela como una política deseable.

En el caso de los 90s el incremento de la desigualdad podría haberse debido, más que a los incrementos educativos, al modo en que el mercado remuneraba los mismos. Este efecto parece haber desaparecido o haberse reducido significativamente en la segunda parte del período analizado.

Finalmente, y coincidiendo con las prevenciones expresadas por Alejo et al, señalamos la dependencia del análisis realizado respecto del supuesto de no endogeneidad. Las metodologías para detectar y prevenir este efecto en el caso de las regresiones RIF se encuentra todavía en sus fases iniciales, por lo que no es posible todavía abordar dicha problemática.

⁸ En este caso la interpretación de los coeficientes cambia, por tratarse de una variable binaria. Debe interpretarse el efecto como causado por un incremento unitario de la población que alcanza dicho nivel educativo.

5 _ Bibliografía

Alejo, J. (2012). Educación y Desigualdad: una metodología de descomposición basada en dos interpretaciones de la ecuación de mincer. Evidencia para Argentina. *Asociación argentina de Economía Política*.

Alejo, J., Gabrielli, M. F., y Sosa Escudero, W. (2014). Efectos distributivos de la educación: un enfoque de regresiones por cuantiles no condicionados. *Revista de Análisis Económico*.

Chernozhukov, V., Fernandez-Val, I., y Melly, B. (2009), "Inference on Counterfactual Distributions," *Econometrica*.

Essama-Nssah, B. y Lambert, P. (2011). Influence functions for distributional statistics, ECINEQ Working Paper 2011 – 236

Firpo, S., Fortin, N., y Lemieux, T. (2009). Unconditional Quantile Regressions. *Econometrica*.

Fabris, J. (2013). Estimación de distribuciones contrafácticas para evaluación de cambios en la distribución del ingreso. XXVIII Jornadas Nacionales de Docentes de Matemática de Facultades de Ciencias Económicas y Afines

Gasparini, L., Marchioni, M., y Sosa Escudero, W. (2000). Distribución del Ingreso en la Argentina: Perspectivas y Efectos sobre el Bienestar. *Premio Fulvio S. Pagani, Fundación Arcor*.

Hampel, F. (1974). The Influence Curve and Its Role in Robust Estimation, *Journal of the American Statistical Association*, Vol. 69, No. 346

Mata, J., y Machado, J. (2005). Counterfactual decomposition of changes in wages distributions using quantile regression. *Journal of Applied Econometrics*.

Melly, B. (2005), "Decomposition of differences in distribution using quantile regression," *Labour economics* 12: 577-590

Pablo , V., y Halperin, L. (2004). Pobreza y Políticas sociales en Argentina de los años noventa. *CEPAL*.

Sevilla, S. (2004). Teoría explicativas de la inversión en capital humano. En S. Sevilla, *El capital humano y su contribución al crecimiento económico*. Castilla: La Mancha.

Tablas y figuras

Tabla 3.1: Resumen estadístico. Argentina 1992-2014. Muestra: hombres entre 16 y 65 años de edad

Salario horario real (\$ de Diciembre 2014)					
Año	Media	Desvío Est.	Cuantil 0,10	Cuantil 0,50	Cuantil 0,90
1992	51,3	54	17,4	35,9	97
1998	51,9	59,9	15,5	34,9	104,8
2003	36,4	51,6	6,4	24,2	74,1
2008	47,0	67,1	13,2	34,8	87,8
2014	47,5	52,7	14,2	36,8	87,7

Edad					
Año	Media	Desvío Est.	Cuantil 0,10	Cuantil 0,50	Cuantil 0,90
1992	37,4	12,8	21	37	56
1998	37,7	12,6	22	37	56
2003	38,3	12,6	22	37	56
2008	38,6	12,6	22	38	57
2014	39	12,6	23	38	57

Años de educación					
Año	Media	Desvío Est.	Cuantil 0,10	Cuantil 0,50	Cuantil 0,90
1992	9,7	3,7	7	10	14
1998	10,3	4,9	7	10	17
2003	10,6	3,8	7	11	17
2008	11	3,7	7	12	17
2014	11,3	3,6	7	12	17

Nivel educativo alcanzado						
Año	Prim. Inc.	Prim. Comp.	Sec. Inc.	Sec. Comp.	Sup. Inc.	Sup. Comp.
1992	9,2	32,1	22,6	17	9,5	9,5
1998	7,3	27,1	24,4	18,2	11,8	11,2
2003	6,3	24,3	22,5	20,6	12,7	13,6
2008	6	21,1	19,8	25,3	13,1	14,7
2014	3,91	19,1	20	28,6	12,2	16,2

Región					
Año	GBA	Pampa	Cuyo	NOA	Patagonia
1992	74,8	15,5	2,6	4,4	2,7
1998	73,5	15,1	3	5	3,3
2003	72,3	15,7	3,4	5,4	3,2
2008	71,8	15,8	3,4	5,6	3,4
2014	70,2	16,4	3,4	6,1	3,9

Tabla 3.2 efectos marginales en la distribución condicional del ingreso. Regresión por Cuantiles - Hombres entre 16 y 64 años de edad

Año 1992

Variable	q(0,10)	q(0,20)	q(0,30)	q(0,40)	q(0,50)	q(0,60)	q(0,70)	q(0,80)	q(0,90)	media
Edad	0,007 (8,2)	0,01 (13,44)	0,011 (19,64)	0,012 (21,08)	0,013 (22,94)	0,014 (27,6)	0,015 (27,94)	0,017 (25,)	0,019 (22,8)	0,013 (26,02)
Años educ.	0,071 (31,81)	0,072 (39,38)	0,076 (52,26)	0,077 (48,84)	0,081 (49,21)	0,085 (56,13)	0,087 (50,07)	0,091 (39,79)	0,092 (30,13)	0,084 (58,65)
Est. marital	0,257 (11,74)	0,225 (12,63)	0,222 (16,01)	0,217 (14,74)	0,226 (15,28)	0,228 (17,28)	0,228 (15,46)	0,209 (11,24)	0,192 (8,24)	0,224 (17,39)
pampa	-0,227 (-8,26)	-0,211 (-9,48)	-0,228 (-13,16)	-0,222 (-12,1)	-0,244 (-13,23)	-0,252 (-15,33)	-0,267 (-14,5)	-0,283 (-12,16)	-0,268 (-9,05)	-0,241 (-14,95)
Cuyo	-0,394 (-11,51)	-0,396 (-14,28)	-0,417 (-19,38)	-0,417 (-18,31)	-0,432 (-18,79)	-0,445 (-21,74)	-0,435 (-18,98)	-0,461 (-15,91)	-0,461 (-12,51)	-0,427 (-21,3)
NOA	-0,46 (-15,21)	-0,413 (-16,86)	-0,416 (-21,84)	-0,412 (-20,44)	-0,428 (-21,06)	-0,442 (-24,41)	-0,449 (-22,19)	-0,462 (-18,03)	-0,455 (-13,94)	-0,432 (-24,36)
Patagonia	0,056 (1,9)	0,115 (4,86)	0,136 (7,41)	0,15 (7,72)	0,169 (8,62)	0,187 (10,69)	0,172 (8,81)	0,17 (6,88)	0,174 (5,53)	0,146 (8,51)
Constante	1,894 (42,96)	2,034 (57,12)	2,124 (76,93)	2,205 (75,06)	2,276 (76,49)	2,347 (86,59)	2,424 (79,14)	2,535 (63,91)	2,722 (52,04)	2,262 (86,46)

Año 1998

Variable	q(0,10)	q(0,20)	q(0,30)	q(0,40)	q(0,50)	q(0,60)	q(0,70)	q(0,80)	q(0,90)	media
Edad	0,008 (7,06)	0,01 (13,19)	0,013 (20,72)	0,015 (22,03)	0,016 (25,14)	0,018 (30,9)	0,019 (27,25)	0,02 (28,94)	0,023 (23,17)	0,016 (28,39)
Años educ.	0,082 (28,99)	0,085 (42,89)	0,086 (50,52)	0,088 (46,99)	0,091 (47,86)	0,095 (52,95)	0,098 (43,08)	0,102 (42,97)	0,102 (28,97)	0,095 (58,37)
Est. marital	0,225 (8,14)	0,204 (10,69)	0,194 (12,16)	0,188 (11,08)	0,188 (11,27)	0,172 (11,29)	0,19 (10,23)	0,197 (10,42)	0,138 (5,13)	0,188 (13,25)
pampa	-0,196 (-5,76)	-0,201 (-8,53)	-0,214 (-10,89)	-0,224 (-10,8)	-0,234 (-11,47)	-0,231 (-12,48)	-0,242 (-10,74)	-0,222 (-9,82)	-0,281 (-8,79)	-0,231 (-13,3)
Cuyo	-0,369 (-9,58)	-0,346 (-13,08)	-0,324 (-14,66)	-0,325 (-13,95)	-0,356 (-15,52)	-0,358 (-17,19)	-0,379 (-15,)	-0,369 (-14,57)	-0,43 (-12,)	-0,367 (-18,79)
NOA	-0,497 (-12,86)	-0,459 (-17,22)	-0,429 (-19,31)	-0,456 (-19,45)	-0,468 (-20,25)	-0,476 (-22,67)	-0,48 (-18,8)	-0,434 (-16,99)	-0,455 (-12,59)	-0,459 (-23,33)
Patagonia	0,09 (2,58)	0,132 (5,46)	0,145 (7,2)	0,161 (7,58)	0,174 (8,35)	0,183 (9,69)	0,173 (7,52)	0,205 (8,91)	0,194 (5,96)	0,162 (9,12)
Constante	1,624 (28,34)	1,807 (46,6)	1,866 (57,48)	1,965 (57,2)	2,02 (59,08)	2,065 (65,61)	2,144 (55,17)	2,221 (56,52)	2,464 (42,93)	1,997 (68,54)

Año 2003

Variable	q(0,10)	q(0,20)	q(0,30)	q(0,40)	q(0,50)	q(0,60)	q(0,70)	q(0,80)	q(0,90)	media
Edad	0,005 (3,03)	0,01 (9,36)	0,012 (15,27)	0,013 (19,11)	0,014 (20,77)	0,015 (22,27)	0,017 (22,87)	0,018 (20,82)	0,019 (17,63)	0,013 (18,61)
Años educ.	0,082 (18,93)	0,082 (29,)	0,086 (38,44)	0,087 (42,61)	0,091 (43,56)	0,093 (42,46)	0,098 (40,69)	0,1 (33,96)	0,109 (26,76)	0,092 (43,77)
Est. marital	0,239 (6,17)	0,158 (6,09)	0,139 (6,91)	0,124 (6,9)	0,124 (6,8)	0,134 (7,14)	0,12 (6,04)	0,12 (5,06)	0,118 (3,82)	0,158 (8,58)
pampa	-0,062 (-1,45)	-0,084 (-2,97)	-0,126 (-5,72)	-0,132 (-6,72)	-0,162 (-8,25)	-0,156 (-7,7)	-0,128 (-5,97)	-0,129 (-5,1)	-0,164 (-4,96)	-0,097 (-4,88)
Cuyo	-0,303 (-4,97)	-0,308 (-7,59)	-0,298 (-9,49)	-0,302 (-10,75)	-0,326 (-11,59)	-0,325 (-11,27)	-0,322 (-10,54)	-0,312 (-8,64)	-0,327 (-6,96)	-0,285 (-10,03)
NOA	-0,418 (-8,13)	-0,431 (-12,5)	-0,472 (-17,75)	-0,435 (-18,29)	-0,436 (-18,24)	-0,426 (-17,35)	-0,409 (-15,71)	-0,399 (-12,97)	-0,46 (-11,44)	-0,4 (-16,57)
Patagonia	0,289 (5,3)	0,221 (6,06)	0,211 (7,48)	0,221 (8,79)	0,201 (7,95)	0,195 (7,54)	0,203 (7,39)	0,236 (7,25)	0,258 (6,11)	0,249 (9,75)
Constante	1,156 (13,81)	1,41 (25,98)	1,542 (37,25)	1,664 (44,82)	1,753 (46,64)	1,821 (46,62)	1,895 (44,81)	2,022 (39,79)	2,181 (31,78)	1,685 (44,32)

Año 2008

Variable	q(0,10)	q(0,20)	q(0,30)	q(0,40)	q(0,50)	q(0,60)	q(0,70)	q(0,80)	q(0,90)	media
Edad	0,005 (5,03)	0,007 (10,21)	0,009 (16,47)	0,009 (18,7)	0,01 (16,83)	0,012 (24,09)	0,013 (25,23)	0,014 (26,07)	0,015 (20,27)	0,01 (20,83)
Años educ.	0,081 (27,3)	0,079 (38,21)	0,079 (49,34)	0,079 (50,91)	0,079 (40,96)	0,081 (50,72)	0,083 (48,14)	0,085 (43,87)	0,087 (31,98)	0,082 (52,9)
Est. marital	0,167 (6,98)	0,117 (6,82)	0,114 (8,49)	0,124 (9,53)	0,115 (7,24)	0,108 (8,41)	0,111 (8,13)	0,109 (7,27)	0,089 (4,35)	0,126 (9,92)
pampa	-0,135 (-4,51)	-0,087 (-4,12)	-0,081 (-4,98)	-0,082 (-5,21)	-0,087 (-4,56)	-0,073 (-4,74)	-0,07 (-4,28)	-0,076 (-4,29)	-0,086 (-3,54)	-0,078 (-5,1)
Cuyo	-0,398 (-10,18)	-0,336 (-12,2)	-0,299 (-14,11)	-0,294 (-14,4)	-0,305 (-12,29)	-0,311 (-15,49)	-0,29 (-13,67)	-0,295 (-12,78)	-0,338 (-10,75)	-0,311 (-15,59)
NOA	-0,674 (-19,7)	-0,58 (-24,07)	-0,535 (-28,77)	-0,533 (-29,73)	-0,491 (-22,54)	-0,473 (-26,86)	-0,448 (-24,08)	-0,423 (-20,87)	-0,413 (-14,91)	-0,494 (-28,27)
Patagonia	0,359 (11,1)	0,401 (17,6)	0,409 (23,34)	0,41 (24,28)	0,424 (20,64)	0,446 (26,9)	0,458 (26,17)	0,473 (24,84)	0,485 (18,66)	0,431 (26,13)
Constante	1,693 (29,74)	1,938 (49,87)	2,061 (70,12)	2,176 (76,77)	2,3 (66,46)	2,373 (84,42)	2,444 (81,96)	2,549 (78,29)	2,77 (61,11)	2,237 (80,49)

Año 2014

Variable	q(0,10)	q(0,20)	q(0,30)	q(0,40)	q(0,50)	q(0,60)	q(0,70)	q(0,80)	q(0,90)	media
Edad	0,003 (1,77)	0,005 (5,19)	0,007 (8,23)	0,009 (11,88)	0,009 (12,4)	0,01 (13,06)	0,01 (12,87)	0,011 (15,46)	0,013 (15,66)	0,008 (12,2)
Años educ.	0,081 (18,32)	0,079 (27,68)	0,078 (30,14)	0,077 (33,93)	0,076 (33,33)	0,077 (31,11)	0,074 (27,49)	0,074 (28,57)	0,078 (24,05)	0,078 (35,64)
Est. marital	0,228 (6,21)	0,171 (7,09)	0,136 (6,3)	0,123 (6,69)	0,113 (6,23)	0,107 (5,55)	0,108 (5,3)	0,11 (5,76)	0,082 (3,54)	0,132 (7,55)
pampa	-0,086 (-1,93)	-0,017 (-,59)	-0,039 (-1,53)	-0,036 (-1,64)	-0,024 (-1,09)	-0,021 (-,92)	-0,025 (-1,03)	0,01 (,47)	-0,037 (-1,36)	-0,021 (-1,01)
Cuyo	-0,156 (-2,6)	-0,183 (-4,71)	-0,208 (-5,99)	-0,169 (-5,71)	-0,178 (-6,13)	-0,155 (-5,)	-0,151 (-4,67)	-0,149 (-4,95)	-0,189 (-5,17)	-0,16 (-5,75)
NOA	-0,394 (-7,86)	-0,377 (-11,61)	-0,397 (-13,71)	-0,364 (-14,72)	-0,313 (-12,9)	-0,292 (-11,28)	-0,293 (-10,82)	-0,266 (-10,54)	-0,319 (-10,4)	-0,328 (-14,08)
Patagonia	0,334 (6,63)	0,412 (12,64)	0,378 (13,)	0,406 (16,4)	0,459 (18,87)	0,49 (18,95)	0,493 (18,21)	0,478 (18,94)	0,466 (15,22)	0,436 (18,66)
Constante	1,724 (20,43)	1,972 (37,11)	2,147 (45,19)	2,253 (55,08)	2,392 (59,13)	2,473 (57,18)	2,642 (57,54)	2,751 (63,61)	2,89 (54,6)	2,336 (60,17)

Tabla 3.3 Efectos marginales en la distribución del ingreso. Regresiones RIF – Hombres entre 16 y 65 años

Año 1992

Variable	q(0,10)	q(0,20)	q(0,30)	q(0,40)	q(0,50)	q(0,60)	q(0,70)	q(0,80)	q(0,90)	Gini
Indicador	17,408	22,043	26,413	31,036	35,922	43,106	52,903	66,249	96,988	41,36
Efectos Marginales										
Edad	0,007 (7,85)	0,008 (11,93)	0,01 (15,89)	0,011 (18,34)	0,013 (20,38)	0,014 (20,74)	0,015 (20,85)	0,015 (19,46)	0,019 (16,99)	0,1 (4,23)
Años educ.	0,05 (20,96)	0,055 (31,65)	0,06 (37,71)	0,066 (42,07)	0,078 (47,88)	0,094 (50,99)	0,104 (48,06)	0,109 (42,73)	0,131 (31,74)	1,9 (18,41)
Est. marital	0,279 (11,36)	0,249 (13,83)	0,244 (14,95)	0,219 (13,69)	0,211 (12,9)	0,242 (13,78)	0,234 (12,48)	0,193 (9,85)	0,168 (6,56)	0,6 (,61)
pampa	-0,179 (-7,89)	-0,215 (-11,61)	-0,232 (-12,57)	-0,232 (-12,04)	-0,247 (-11,95)	-0,275 (-11,69)	-0,261 (-10,02)	-0,241 (-8,56)	-0,284 (-7,18)	-0,9 (-,89)
Cuyo	-0,4 (-11,07)	-0,45 (-16,46)	-0,473 (-18,97)	-0,465 (-18,84)	-0,457 (-18,15)	-0,471 (-17,25)	-0,454 (-15,44)	-0,416 (-13,63)	-0,412 (-9,78)	4,4 (1,91)
NOA	-0,462 (-15,05)	-0,462 (-20,16)	-0,446 (-20,88)	-0,447 (-20,71)	-0,444 (-19,79)	-0,455 (-18,24)	-0,424 (-15,64)	-0,389 (-13,57)	-0,39 (-9,73)	3,9 (2,19)
Patagonia	0,001 (,06)	0,037 (2,06)	0,077 (4,27)	0,129 (6,63)	0,166 (7,69)	0,218 (8,56)	0,276 (9,47)	0,285 (8,71)	0,226 (4,82)	-0,3 (-,15)
Constante	1,936 (40,78)	2,157 (63,11)	2,237 (71,94)	2,312 (74,8)	2,315 (72,93)	2,24 (63,99)	2,285 (59,3)	2,493 (59,43)	2,575 (40,87)	16,8 (10,19)

Año 1998

Variable	q(0,10)	q(0,20)	q(0,30)	q(0,40)	q(0,50)	q(0,60)	q(0,70)	q(0,80)	q(0,90)	Gini
Indicador	15,533	20,387	24,853	29,125	34,95	41,939	50,836	66,571	104,85	44,45
Efectos Marginales										
Edad	0,009 (8,1)	0,01 (13,34)	0,012 (17,11)	0,014 (19,56)	0,015 (21,48)	0,016 (22,2)	0,018 (22,45)	0,021 (21,64)	0,025 (18,51)	0,3 (8,95)
Años educ.	0,057 (19,92)	0,058 (28,66)	0,065 (35,95)	0,076 (41,63)	0,087 (46,22)	0,098 (49,12)	0,111 (49,34)	0,136 (44,24)	0,154 (31,75)	2 (17,39)
Est. marital	0,221 (8,08)	0,191 (9,51)	0,194 (10,7)	0,191 (10,66)	0,196 (10,73)	0,194 (10,41)	0,19 (9,48)	0,183 (7,66)	0,107 (3,42)	-3,3 (-3,22)
pampa	-0,112 (-4,04)	-0,147 (-6,7)	-0,175 (-8,37)	-0,212 (-9,77)	-0,228 (-9,95)	-0,242 (-10,12)	-0,259 (-9,95)	-0,285 (-9,04)	-0,376 (-8,95)	-4,3 (-3,63)
Cuyo	-0,31 (-8,52)	-0,346 (-12,65)	-0,352 (-14,31)	-0,395 (-16,17)	-0,37 (-14,83)	-0,38 (-14,92)	-0,376 (-13,8)	-0,356 (-10,9)	-0,354 (-8,1)	2,1 (8,7)
NOA	-0,506 (-12,57)	-0,555 (-19,3)	-0,495 (-19,86)	-0,478 (-19,6)	-0,437 (-17,56)	-0,442 (-17,57)	-0,42 (-15,53)	-0,384 (-11,85)	-0,445 (-10,53)	3 (1,57)
Patagonia	0,07 (2,84)	0,083 (4,2)	0,097 (4,93)	0,126 (5,98)	0,2 (8,72)	0,232 (9,28)	0,246 (8,8)	0,299 (8,37)	0,249 (4,98)	-0,9 (-3,38)
Constante	1,692 (29,28)	1,976 (49,03)	2,031 (57,)	2,048 (58,99)	2,023 (58,36)	2,066 (58,06)	2,112 (54,33)	1,989 (40,53)	2,159 (29,19)	14 (7,45)

Año 2003

Variable	q(0,10)	q(0,20)	q(0,30)	q(0,40)	q(0,50)	q(0,60)	q(0,70)	q(0,80)	q(0,90)	Gini
Indicador	6,3971	12,239	15,993	19,991	24,242	29,154	35,913	48,483	74,072	47,66
Efectos Marginales										
Edad	0,0072 (4,8)	0,0075 (8,56)	0,0097 (12,5)	0,0121 (15,42)	0,0122 (16,27)	0,013 (17,59)	0,0159 (18,66)	0,0178 (18,09)	0,0208 (14,89)	0,28 (6,06)
Años educ.	0,0619 (14,31)	0,0536 (21,28)	0,0643 (29,13)	0,0788 (35,39)	0,0855 (39,48)	0,0916 (42,14)	0,1132 (43,3)	0,1299 (39,18)	0,1484 (28,43)	1,37 (9,69)
Est. marital	0,2381 (6,07)	0,1338 (5,75)	0,1127 (5,5)	0,1451 (6,98)	0,1266 (6,34)	0,1247 (6,33)	0,1356 (6,01)	0,1388 (5,36)	0,104 (2,97)	-4,78 (-3,81)
pampa	-0,004 (-0,09)	-0,073 (-3,09)	-0,133 (-6,2)	-0,129 (-5,77)	-0,12 (-5,41)	-0,147 (-6,61)	-0,134 (-5,21)	-0,134 (-4,44)	-0,139 (-3,34)	-1,86 (-1,27)
Cuyo	-0,282 (-4,28)	-0,232 (-6,04)	-0,262 (-7,79)	-0,37 (-11,18)	-0,358 (-11,67)	-0,357 (-12,1)	-0,354 (-10,93)	-0,333 (-9,3)	-0,271 (-5,73)	3,07 (1,06)
NOA	-0,579 (-9,78)	-0,46 (-13,93)	-0,482 (-17,48)	-0,454 (-16,68)	-0,393 (-15,39)	-0,363 (-14,59)	-0,363 (-13,04)	-0,352 (-11,15)	-0,329 (-7,9)	4 (1,68)
Patagonia	0,2537 (6,34)	0,1455 (5,43)	0,1695 (6,82)	0,2008 (7,41)	0,2412 (8,63)	0,244 (8,33)	0,2748 (7,78)	0,2924 (6,77)	0,3433 (5,5)	0,1 (0,3)
Constante	1,1668 (13,7)	1,7334 (35,35)	1,7786 (42,16)	1,7295 (41,28)	1,8218 (45,89)	1,9054 (49,3)	1,7609 (40,02)	1,7879 (33,42)	1,9149 (23,48)	27,7 (11,66)

Año 2008

Variable	q(0,10)	q(0,20)	q(0,30)	q(0,40)	q(0,50)	q(0,60)	q(0,70)	q(0,80)	q(0,90)	Gini
Indicador	13,176	19,671	24,705	29,646	34,77	41,175	49,457	63,227	87,84	41,54
Efectos Marginales										
Edad	0,0064 (6,2)	0,0069 (9,19)	0,0082 (12,66)	0,0094 (15,81)	0,0107 (18,93)	0,0112 (19,43)	0,0115 (18,94)	0,0121 (17,48)	0,0146 (14,95)	0,18 (3,44)
Años educ.	0,0677 (21,)	0,0714 (30,85)	0,0755 (38,76)	0,0772 (43,41)	0,0772 (45,26)	0,0804 (45,23)	0,0835 (42,59)	0,0922 (38,24)	0,1069 (28,65)	0,74 (4,71)
Est. marital	0,2158 (8,17)	0,1653 (8,42)	0,1204 (7,14)	0,1098 (7,02)	0,1012 (6,81)	0,0974 (6,37)	0,1036 (6,45)	0,0867 (4,74)	0,1155 (4,59)	-2,42 (-1,8)
pampa	-0,067 (-2,39)	-0,073 (-3,26)	-0,083 (-4,05)	-0,088 (-4,52)	-0,096 (-5,13)	-0,09 (-4,69)	-0,07 (-3,54)	-0,08 (-3,62)	-0,062 (-2,09)	-1,94 (-1,2)
Cuyo	-0,341 (-7,54)	-0,419 (-12,13)	-0,397 (-13,8)	-0,354 (-13,78)	-0,325 (-13,9)	-0,309 (-13,56)	-0,262 (-11,59)	-0,239 (-9,85)	-0,212 (-6,88)	2,66 (,83)
NOA	-0,829 (-18,37)	-0,742 (-24,22)	-0,618 (-24,97)	-0,529 (-24,21)	-0,454 (-22,88)	-0,391 (-19,79)	-0,336 (-16,95)	-0,294 (-13,58)	-0,243 (-8,51)	8,51 (3,36)
Patagonia	0,2055 (8,42)	0,2645 (13,23)	0,32 (16,97)	0,3938 (21,12)	0,424 (22,11)	0,5121 (24,5)	0,5863 (25,)	0,6074 (21,28)	0,6337 (15,34)	3,98 (1,25)
Constante	1,612 (25,8)	1,919 (43,1)	2,0973 (56,21)	2,1921 (65,21)	2,2944 (74,11)	2,3893 (76,16)	2,4887 (75,85)	2,6199 (67,25)	2,6847 (47,01)	28,86 (10,8)

Año 2014

Variable	q(0,10)	q(0,20)	q(0,30)	q(0,40)	q(0,50)	q(0,60)	q(0,70)	q(0,80)	q(0,90)	Gini
Indicador	14,248	21,043	26,304	31,565	36,825	43,84	51,464	61,892	87,68	39,34
Efectos Marginales										
Edad	0,0051 (3,58)	0,0045 (4,14)	0,0051 (5,48)	0,0068 (8,23)	0,0082 (10,63)	0,0087 (11,71)	0,0094 (11,93)	0,0107 (11,47)	0,0122 (11,)	0,22 (4,24)
Años educ.	0,0645 (14,58)	0,0698 (21,03)	0,0685 (24,88)	0,0738 (30,)	0,077 (32,56)	0,0765 (32,87)	0,0829 (32,1)	0,0887 (26,89)	0,084 (19,55)	0,74 (4,33)
Est. marital	0,2183 (6,03)	0,2142 (7,68)	0,1879 (7,96)	0,1298 (6,08)	0,1028 (5,1)	0,0997 (5,15)	0,0887 (4,33)	0,0844 (3,48)	0,0373 (1,33)	-6,03 (-4,36)
pampa	-0,046 (-1,18)	-0,055 (-1,7)	-0,021 (-7,4)	-0,019 (-7,3)	-0,025 (-1,01)	0,0039 (,16)	0,035 (1,39)	0,0005 (,02)	-0,052 (-1,58)	-2,72 (-1,64)
Cuyo	-0,201 (-3,33)	-0,247 (-5,23)	-0,208 (-5,24)	-0,171 (-4,83)	-0,174 (-5,3)	-0,143 (-4,68)	-0,101 (-3,25)	-0,135 (-3,87)	-0,131 (-3,38)	-1,15 (-,35)
NOA	-0,564 (-9,91)	-0,507 (-12,3)	-0,399 (-11,96)	-0,335 (-11,66)	-0,308 (-11,72)	-0,268 (-11,11)	-0,21 (-8,45)	-0,216 (-7,68)	-0,204 (-6,51)	3,02 (1,19)
Patagonia	0,1986 (5,53)	0,2641 (9,)	0,3186 (11,88)	0,377 (14,43)	0,4254 (16,13)	0,5068 (18,77)	0,6085 (19,92)	0,747 (18,85)	0,4894 (9,87)	1,52 (,49)
Constante	1,7301 (20,44)	2,0391 (32,08)	2,2397 (42,87)	2,3342 (51,06)	2,4041 (56,99)	2,5102 (63,41)	2,5586 (60,67)	2,6889 (52,02)	3,0536 (45,79)	27,82 (9,65)

Tabla 3.4 Efectos marginales de la educación en la distribución condicional del ingreso – Regresión por cuantiles – Hombres entre 15 y 65 años

Año 1992

Variable	q(0,10)	q(0,20)	q(0,30)	q(0,40)	q(0,50)	q(0,60)	q(0,70)	q(0,80)	q(0,90)	media
Primaria completa	0,292 (9,35)	0,254 (11,69)	0,239 (11,51)	0,241 (12,91)	0,254 (12,87)	0,238 (11,5)	0,228 (11,29)	0,223 (8,63)	0,206 (5,97)	0,248 (13,71)
Secundaria Inc.	0,373 (11,33)	0,353 (15,39)	0,358 (16,43)	0,363 (18,44)	0,376 (18,06)	0,38 (17,37)	0,393 (18,42)	0,391 (14,24)	0,38 (10,31)	0,381 (20,01)
Secundaria comp.	0,6 (17,57)	0,568 (23,98)	0,572 (25,35)	0,596 (29,29)	0,631 (29,34)	0,645 (28,49)	0,674 (30,52)	0,662 (23,38)	0,656 (17,23)	0,636 (32,3)
Superior inc.	0,725 (17,14)	0,73 (24,95)	0,747 (26,78)	0,778 (30,88)	0,814 (30,61)	0,838 (29,92)	0,851 (31,11)	0,911 (25,95)	0,942 (19,92)	0,82 (33,64)
Superior comp.	1,078 (26,18)	1,091 (38,15)	1,124 (41,23)	1,169 (47,45)	1,218 (46,87)	1,218 (44,57)	1,281 (48,14)	1,294 (38,04)	1,349 (29,6)	1,226 (51,53)

Año 1998

Variable	q(0,10)	q(0,20)	q(0,30)	q(0,40)	q(0,50)	q(0,60)	q(0,70)	q(0,80)	q(0,90)	media
Primaria completa	0,278 (6,95)	0,207 (6,62)	0,232 (9,32)	0,237 (9,42)	0,227 (11,42)	0,218 (8,92)	0,232 (9,2)	0,218 (7,69)	0,228 (6,39)	0,238 (10,62)
Secundaria Inc.	0,375 (9,07)	0,337 (10,45)	0,354 (13,81)	0,38 (14,7)	0,375 (18,31)	0,389 (15,41)	0,411 (15,71)	0,393 (13,37)	0,386 (10,37)	0,386 (16,69)
Secundaria comp.	0,587 (13,85)	0,519 (15,69)	0,536 (20,35)	0,565 (21,29)	0,574 (27,3)	0,587 (22,63)	0,62 (23,11)	0,63 (20,85)	0,65 (17,02)	0,602 (25,33)
Superior inc.	0,789 (16,16)	0,785 (20,69)	0,817 (27,06)	0,842 (27,69)	0,878 (36,38)	0,888 (29,82)	0,927 (30,11)	0,931 (26,87)	0,985 (22,41)	0,879 (32,26)
Superior comp.	1,21 (25,39)	1,186 (31,94)	1,248 (42,02)	1,274 (42,5)	1,307 (54,98)	1,33 (45,39)	1,386 (45,84)	1,376 (40,6)	1,403 (32,86)	1,326 (49,39)

Año 2003

Variable	q(0,10)	q(0,20)	q(0,30)	q(0,40)	q(0,50)	q(0,60)	q(0,70)	q(0,80)	q(0,90)	media
Primaria completa	0,174 (2,35)	0,199 (4,73)	0,208 (5,19)	0,189 (5,61)	0,187 (5,58)	0,202 (5,46)	0,147 (4,06)	0,154 (3,72)	0,133 (2,8)	0,187 (5,28)
Secundaria Inc.	0,25 (3,31)	0,278 (6,51)	0,291 (7,18)	0,298 (8,74)	0,297 (8,78)	0,322 (8,59)	0,286 (7,76)	0,32 (7,59)	0,344 (7,07)	0,317 (8,82)
Secundaria comp.	0,545 (7,22)	0,512 (11,99)	0,524 (12,9)	0,518 (15,18)	0,532 (15,72)	0,57 (15,2)	0,558 (15,14)	0,595 (14,13)	0,597 (12,31)	0,562 (15,67)
Superior inc.	0,738 (9,06)	0,723 (15,67)	0,785 (17,97)	0,779 (21,19)	0,774 (21,25)	0,823 (20,43)	0,82 (20,68)	0,854 (18,82)	0,937 (17,89)	0,816 (21,16)
Superior comp.	1,026 (12,93)	1,067 (23,61)	1,116 (26,)	1,133 (31,34)	1,16 (32,39)	1,238 (31,26)	1,237 (31,78)	1,327 (29,87)	1,442 (28,22)	1,18 (31,1)

Año 2008

Variable	q(0,10)	q(0,20)	q(0,30)	q(0,40)	q(0,50)	q(0,60)	q(0,70)	q(0,80)	q(0,90)	media
Primaria completa	0,304 (5,78)	0,196 (5,85)	0,205 (6,82)	0,2 (7,24)	0,227 (7,74)	0,215 (6,88)	0,198 (6,27)	0,217 (7,83)	0,217 (5,38)	0,226 (8,65)
Secundaria Inc.	0,341 (6,43)	0,27 (7,94)	0,291 (9,55)	0,31 (11,1)	0,332 (11,19)	0,338 (10,69)	0,323 (10,09)	0,344 (12,25)	0,331 (8,11)	0,322 (12,19)
Secundaria comp.	0,654 (12,61)	0,545 (16,43)	0,537 (18,07)	0,536 (19,69)	0,551 (19,1)	0,537 (17,44)	0,52 (16,69)	0,543 (19,88)	0,518 (13,02)	0,556 (21,61)
Superior inc.	0,815 (14,14)	0,742 (20,25)	0,721 (21,99)	0,73 (24,34)	0,755 (23,73)	0,717 (21,11)	0,707 (20,58)	0,731 (24,25)	0,768 (17,55)	0,748 (26,37)
Superior comp.	1,028 (18,62)	0,954 (27,1)	0,995 (31,48)	1,027 (35,43)	1,074 (34,91)	1,081 (32,87)	1,082 (32,56)	1,126 (38,62)	1,164 (27,47)	1,072 (39,06)

Año 2014

Variable	q(0,10)	q(0,20)	q(0,30)	q(0,40)	q(0,50)	q(0,60)	q(0,70)	q(0,80)	q(0,90)	media
Primaria completa	0,337 (4,09)	0,136 (2,36)	0,143 (2,59)	0,174 (4,04)	0,183 (4,42)	0,186 (4,56)	0,186 (4,39)	0,167 (3,37)	0,205 (3,43)	0,207 (5,)
Secundaria Inc.	0,356 (4,32)	0,203 (3,51)	0,216 (3,9)	0,252 (5,83)	0,281 (6,75)	0,27 (6,61)	0,267 (6,3)	0,264 (5,31)	0,336 (5,57)	0,289 (6,95)
Secundaria comp.	0,589 (7,37)	0,401 (7,17)	0,419 (7,82)	0,435 (10,42)	0,455 (11,31)	0,43 (10,89)	0,422 (10,29)	0,398 (8,3)	0,453 (7,79)	0,474 (11,79)
Superior inc.	0,745 (8,52)	0,597 (9,78)	0,644 (10,98)	0,634 (13,87)	0,664 (15,11)	0,643 (14,92)	0,626 (13,99)	0,624 (11,9)	0,676 (10,68)	0,675 (15,38)
Superior comp.	1,069 (12,72)	0,886 (15,1)	0,917 (16,25)	0,923 (20,99)	0,956 (22,6)	0,964 (23,22)	0,961 (22,29)	0,988 (19,54)	1,074 (17,57)	1,001 (23,68)

Tabla 3.5 Efectos marginales de la educación en la distribución incondicional del ingreso – Regresiones RIF – Hombres entre 15 y 65 años de edad

Año 1992

Variable	q(0,10)	q(0,20)	q(0,30)	q(0,40)	q(0,50)	q(0,60)	q(0,70)	q(0,80)	q(0,90)	Gini
Indicador	17,408	22,043	26,413	31,036	35,922	43,106	52,903	66,249	96,988	41,36
Efectos marginales										
Primaria completa	0,342 (8,4)	0,291 (10,23)	0,273 (11,1)	0,261 (11,1)	0,257 (11,05)	0,246 (10,56)	0,209 (8,79)	0,169 (7,59)	0,143 (5,78)	-3,4 (-2,5)
Secundaria Inc.	0,423 (10,09)	0,386 (13,17)	0,377 (14,87)	0,364 (14,89)	0,388 (15,93)	0,432 (17,28)	0,396 (15,19)	0,353 (13,81)	0,339 (11,11)	-2,7 (-1,91)
Secundaria comp.	0,607 (14,97)	0,595 (20,75)	0,576 (22,71)	0,595 (24,16)	0,67 (26,8)	0,714 (26,98)	0,721 (25,09)	0,655 (22,07)	0,612 (16,02)	-2,8 (-1,89)
Superior inc.	0,692 (15,37)	0,726 (22,92)	0,74 (25,63)	0,786 (27,39)	0,847 (27,8)	0,922 (27,1)	0,922 (23,96)	0,901 (21,19)	0,979 (15,87)	0,9 (,53)
Superior comp.	0,724 (19,11)	0,751 (27,57)	0,822 (33,86)	0,907 (37,64)	1,073 (42,63)	1,306 (45,87)	1,484 (42,72)	1,588 (36,76)	2,031 (27,06)	35,6 (20,92)

Año 1998

Variable	q(0,10)	q(0,20)	q(0,30)	q(0,40)	q(0,50)	q(0,60)	q(0,70)	q(0,80)	q(0,90)	Gini
Indicador	15,533	20,387	24,853	29,125	34,95	41,939	50,836	66,571	104,85	44,45
Efectos marginales										
Primaria completa	0,348	0,253	0,2	0,173	0,215	0,211	0,209	0,192	0,172	-1,2
	(6,52)	(6,92)	(6,39)	(5,79)	(7,51)	(7,58)	(7,48)	(6,77)	(5,85)	-(,74)
Secundaria Inc.	0,478	0,362	0,332	0,345	0,382	0,389	0,385	0,399	0,288	-2,3
	(8,86)	(9,75)	(10,46)	(11,32)	(12,92)	(13,37)	(12,96)	(12,5)	(8,72)	-(1,37)
Secundaria comp.	0,625	0,55	0,544	0,557	0,604	0,628	0,644	0,63	0,599	-3,6
	(11,8)	(15,02)	(17,2)	(18,09)	(19,89)	(20,55)	(20,15)	(17,66)	(14,19)	-(2,08)
Superior inc.	0,767	0,73	0,75	0,816	0,916	0,948	1,001	1,079	0,973	-3,2
	(13,94)	(18,97)	(22,19)	(24,16)	(26,61)	(26,2)	(25,29)	(22,11)	(15,46)	-(1,69)
Superior comp.	0,783	0,76	0,814	0,939	1,119	1,302	1,518	1,953	2,293	36,9
	(15,7)	(22,)	(27,1)	(31,73)	(37,4)	(41,89)	(43,6)	(40,47)	(29,03)	(19,36)

Año 2003

Variable	q(0,10)	q(0,20)	q(0,30)	q(0,40)	q(0,50)	q(0,60)	q(0,70)	q(0,80)	q(0,90)	Gini
Indicador	6,3971	12,239	15,993	19,991	24,242	29,154	35,913	48,483	74,072	47,66
Efectos marginales										
Primaria completa	0,274	0,183	0,227	0,228	0,202	0,166	0,124	0,111	0,121	-3
	(2,86)	(4,15)	(5,21)	(5,43)	(5,35)	(4,83)	(3,49)	(3,23)	(3,39)	-(1,31)
Secundaria Inc.	0,356	0,206	0,299	0,337	0,315	0,302	0,282	0,301	0,284	-0,9
	(3,66)	(4,6)	(6,83)	(7,98)	(8,24)	(8,58)	(7,68)	(8,18)	(7,08)	-(,37)
Secundaria comp.	0,646	0,428	0,574	0,617	0,576	0,569	0,584	0,547	0,473	-6,8
	(6,87)	(9,77)	(13,37)	(14,75)	(14,99)	(15,85)	(15,18)	(13,73)	(10,47)	-(2,87)
Superior inc.	0,836	0,611	0,742	0,876	0,855	0,821	0,909	0,89	0,821	-3
	(8,65)	(13,52)	(16,59)	(20,)	(20,76)	(20,77)	(20,66)	(18,3)	(13,49)	-(1,17)
Superior comp.	0,794	0,654	0,808	0,966	1,064	1,132	1,376	1,653	2,017	20,9
	(8,58)	(15,23)	(19,01)	(23,27)	(27,62)	(30,51)	(32,42)	(32,6)	(25,79)	(8,37)

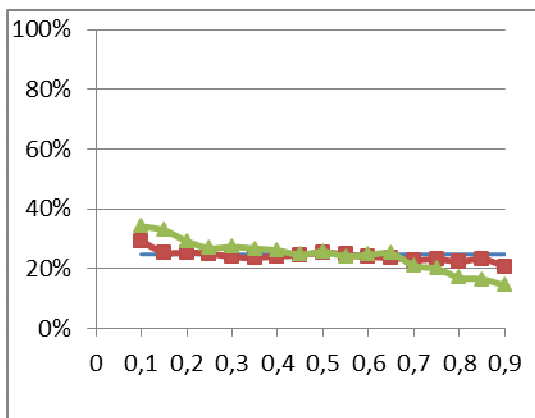
Año 2008

Variable	q(0,10)	q(0,20)	q(0,30)	q(0,40)	q(0,50)	q(0,60)	q(0,70)	q(0,80)	q(0,90)	Gini
Indicador	13,176	19,671	24,705	29,646	34,77	41,175	49,457	63,227	87,84	41,54
Efectos marginales										
Primaria completa	0,374	0,286	0,264	0,213	0,181	0,177	0,157	0,101	0,073	-2,4
	(5,35)	(6,49)	(6,85)	(6,49)	(6,24)	(6,52)	(5,83)	(3,76)	(2,19)	-(,91)
Secundaria Inc.	0,417	0,392	0,382	0,341	0,295	0,295	0,278	0,223	0,187	-1,7
	(5,9)	(8,89)	(9,93)	(10,34)	(10,08)	(10,6)	(10,)	(7,83)	(5,21)	-(,65)
Secundaria comp.	0,725	0,699	0,682	0,599	0,54	0,51	0,48	0,386	0,309	-4,5
	(10,74)	(16,53)	(18,49)	(18,78)	(18,89)	(18,61)	(17,36)	(13,46)	(8,58)	-(1,75)
Superior inc.	0,888	0,89	0,876	0,814	0,739	0,695	0,655	0,57	0,548	-7
	(12,61)	(20,)	(22,28)	(23,53)	(23,13)	(21,98)	(20,06)	(16,26)	(11,82)	-(2,49)
Superior comp.	0,884	0,956	0,956	0,962	0,957	1,041	1,117	1,192	1,39	12
	(13,24)	(22,76)	(25,9)	(29,88)	(32,36)	(35,45)	(35,49)	(32,39)	(24,85)	(4,36)

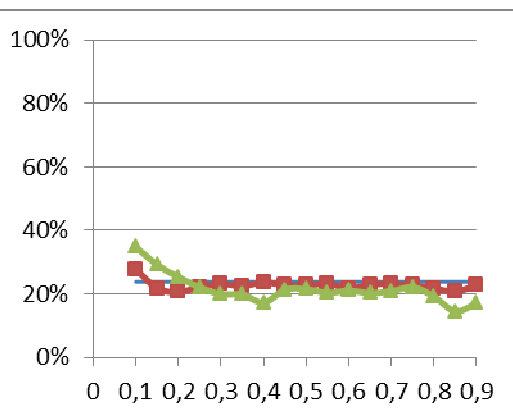
Año 2014

Variable	q(0,10)	q(0,20)	q(0,30)	q(0,40)	q(0,50)	q(0,60)	q(0,70)	q(0,80)	q(0,90)	Gini
Indicador	14,248	21,043	26,304	31,565	36,825	43,84	51,464	61,892	87,68	39,34
Efectos marginales										
Primaria completa	0,327	0,261	0,235	0,157	0,106	0,131	0,13	0,151	0,148	-1,4
	(2,86)	(3,32)	(3,86)	(3,09)	(2,38)	(3,18)	(3,28)	(3,67)	(4,66)	-(,43)
Secundaria Inc.	0,408	0,347	0,293	0,246	0,22	0,195	0,202	0,236	0,251	-3,6
	(3,58)	(4,43)	(4,82)	(4,85)	(4,92)	(4,73)	(5,09)	(5,61)	(7,45)	-(1,08)
Secundaria comp.	0,652	0,605	0,519	0,459	0,407	0,368	0,379	0,375	0,276	-6,5
	(5,94)	(8,05)	(8,88)	(9,39)	(9,43)	(9,18)	(9,7)	(9,08)	(8,65)	-(2,01)
Superior inc.	0,756	0,77	0,694	0,687	0,672	0,637	0,62	0,576	0,474	-6,3
	(6,65)	(9,81)	(11,28)	(13,02)	(14,12)	(14,04)	(13,42)	(11,37)	(10,11)	-(1,79)
Superior comp.	0,873	0,896	0,839	0,881	0,885	0,915	1,058	1,133	1,096	11
	(8,07)	(12,05)	(14,46)	(17,94)	(19,92)	(21,7)	(24,31)	(22,09)	(19,79)	(3,29)

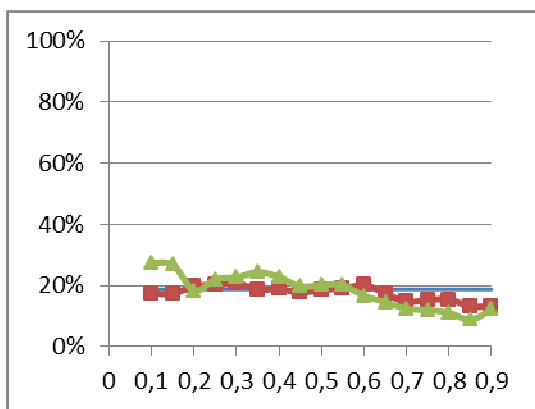
b.) Nivel primario



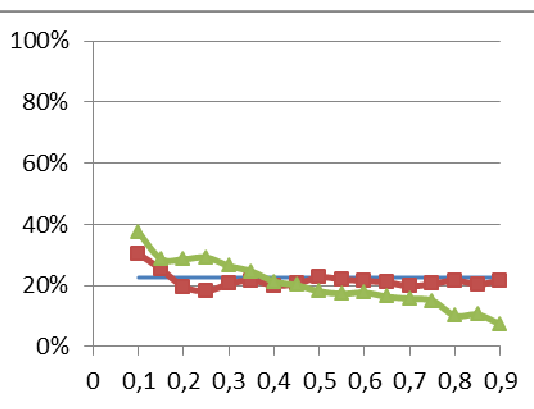
1992



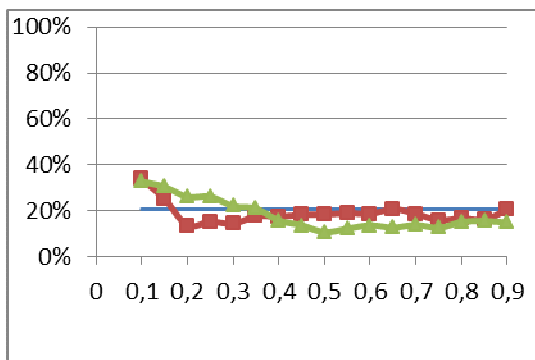
1998



2003



2008



2014

- Media
- Cuantiles Condicionales
- ▲— Cuantiles incondicionales