

Desigualdad salarial en el Gran Buenos Aires. Una aplicación de regresión por cuantiles en microdescomposiciones.

Javier Alejo (CEDLAS - UNLP)

Abstrac

The aim of this paper is to analyze the changes in the wage inequality of the Greater Buenos Aires during 1995-2003. In order to do so I apply the Juhn, Murphy and Pearse (1993) microdecomposition methodology. Although, I estimate the parameters through a quantile regression technique proposed by Machado and Mata (2005) and extended by Autor, Katz and Kearney (2005). At the same time, I calculate the confidence intervals for the microdecomposition estimations with a bootstrap exercise.

Resumen

Este trabajo intenta interpretar los cambios en la desigualdad salarial en el Gran Buenos Aires para el periodo 1995–2003. La metodología utilizada está basada en microdescomposiciones al estilo de Juhn, Murphy y Pearse (1993) pero basando la estimación de los parámetros en la técnica de regresión por cuantiles (*quantile regression*), propuesta por Machado y Matta (2005) y extendida por Autor, Katz y Kearney (2005). En forma complementaria se realiza un ejercicio de bootstrap para calcular intervalos de confianza de las estimaciones de la microdescomposición.

JEL Codes [J3] [D3] [C1]

Palabras clave: desigualdad, quantile regression, microdescomposiciones, bootstrap.

Desigualdad salarial en el Gran Buenos Aires. Una aplicación de regresión por cuantiles en microdescomposiciones.

Javier Alejo (CEDLAS - UNLP)

Introducción:

La distribución del ingreso del Gran Buenos Aires a experimentado grandes cambios distributivos en los últimos diez años. La década de los noventa fue escenario de múltiples reformas en materia económica, que junto con la crisis del plan de convertibilidad en 2001 y la posterior recesión impactaron profundamente en la desigualdad de ingresos y salarios de los individuos.

Estos movimientos distributivos pueden estar asociados a cambios en la forma en que el mercado valora a los distintos atributos de los trabajadores como indicadores de su productividad laboral. Un claro ejemplo de este fenómeno es el incremento en la brecha salarial entre trabajadores calificados y no calificados como consecuencia de la incorporación de capital por parte de las firmas, tornando al proceso productivo más intensivo en mano de obra capacitada.

Por otra parte, la distribución en los salarios de los trabajadores depende de las características de los mismos las cuales no son homogéneas entre individuos, ni invariantes en el tiempo e incluso muchas de ellas son inobservables a los ojos del investigador.

Dilucidar la forma en que estos factores son afectaron los cambios distributivos experimentados por los habitantes del Gran Buenos Aires en el periodo que va desde mayo de 1995 a mayo del 2003 es el objetivo de este trabajo. Para ello se utilizara la técnica de microdescomposiciones al estilo de Juhn, Murphy y Pearse (1993) pero basando la estimación de los parámetros en la técnica de quantile regression para un manejo más adecuado de las heterogeneidades en las características inobservables.

El trabajo se estructura de la siguiente forma: en la sección 1 se explica la metodología de microdescomposiciones bajo las distintas técnicas de regresión a utilizar: Mínimos Cuadrados Ordinarios y Quantile Regresion; en la sección 2 se describe brevemente los datos, variables y las medidas de desigualdad a utilizar y se explica como se realizó la descomposición; en la sección 3 se presentan los resultados de las estimaciones y finalmente en la sección 4 se presentan las conclusiones del trabajo.

1. Metodología

1.1 Microdescomposiciones JMP

Juhn, Murphy y Pierce (2003) proponen una metodología para la descomposición de en el cambio de índices basada en la estimación de modelos de regresión para la variable de interés en función de distintas características. En particular si la variable de interés es el salario por hora, la función a estimar sería entonces la clásica ecuación de Mincer, que para un individuo i en el año t se define como:

$$(1.1) \quad w_{it} = x_{it}\beta_t + u_{it}$$

donde w es el logaritmo natural del salario por hora, x es el conjunto de variables explicativas (características), β son los parámetros del modelo (también llamados *precios*) y u son fuentes no observables de heterogeneidad en los salarios por hora que se asumen son generadas por alguna distribución $F_t(u|x)$ con función de densidad $f_t(u|x) > 0$ para todo $u|x$ y $E(u|x) = 0$.

En el trabajo original de JMP se asume que los efectos de u sobre w son homogéneos, en el sentido de que la varianza de u no cambia para los distintos valores de x (homocedasticidad). En este caso, es posible describir la ecuación (1.1) de la siguiente forma:

$$(1.2) \quad w_{it} = x_{it}\beta_t + F_t^{-1}(\theta_{it} | x_{it})$$

donde θ_{it} es generada por una distribución uniforme en el intervalo $[0,1]$. Nótese que la expresión $F_t^{-1}(\theta|x)$ no es otra cosa que el cuantil θ de la variable u .

Tradicionalmente la literatura estima los parámetros β_t por Mínimos Cuadrados Ordinarios (MCO) y $F_t^{-1}(\theta|x)$ con el cuantil θ -ésimo de los errores estimados.¹ El número total de cuantiles estimados se denotará con M .²

Definamos:

$$\bar{\beta} = \frac{(\beta_t + \beta_{t+1})}{2}; \quad \bar{F}^{-1}(\theta|x) = \frac{F_t^{-1}(\theta|x) + F_{t+1}^{-1}(\theta|x)}{2}$$

Con esta información es posible realizar el siguiente procedimiento de descomposición:

(i) Estimar la distribución que surgiría si se mantuviese los parámetros fijos y la misma distribución de factores inobservables:

$$w_{it}^1 = x_{it}\bar{\beta} + \bar{F}^{-1}(\theta_{it} | x_{it}); \quad \Rightarrow \text{generar la distribución } \{w_{it}^1\}_{i=1}^{N_t}$$

(ii) Estimar la distribución que surgiría si solo se mantuviese fija distribución de factores inobservables:

$$w_{it}^2 = x_{it}\beta_t + \bar{F}^{-1}(\theta_{it} | x_{it}); \quad \Rightarrow \text{generar la distribución } \{w_{it}^2\}_{i=1}^{N_t}$$

(iii) Finalmente notar que si todo se deja cambiar se obtiene la distribución del periodo t :

$$w_{it}^3 = x_{it}\beta_t + F_t^{-1}(\theta_{it} | x_{it}) = x_{it}\beta_t + u_{it} = w_{it}$$

Debe aclararse que la elección de cada cuantil de u se hace en forma aleatoria, es decir θ_{it} es una realización de una distribución uniformemente distribuida en $[0,1]$.

¹ En este trabajo se utilizara en forma indistinta la notación para los parámetros estimados y los parámetros poblacionales.

² Nótese que la aproximación a la verdadera distribución de los errores será mejor para un número de cuantiles M bastante grande.

Sea $I(\{w_{it}\})$ un índice de desigualdad que se calcula sobre la distribución del año t , entonces es posible separar el cambio en la desigualdad del año t al $t+1$ de la siguiente forma:

$$\begin{aligned} EC &= I(\{w_{it+1}^1\}) - I(\{w_{it}^1\}); && \text{efecto características} \\ EP &= I(\{w_{it+1}^2\}) - I(\{w_{it}^2\}) - EC; && \text{efecto parámetros} \\ EI &= I(\{w_{it+1}\}) - I(\{w_{it}\}) - EC - EP; && \text{efecto inobservables} \end{aligned}$$

En consecuencia por construcción: $EC + EP + EI = I(\{w_{it+1}\}) - I(\{w_{it}\}) = ET$, que es el cambio total que experimentó el indicador de desigualdad entre el periodo t al $t+1$.

El primer efecto muestra cambios en la desigualdad provocados por cambios en las características que determinan la distribución del salario por hora, es decir refleja cambios de las x . Intuitivamente sería un cambio en la estructura de cantidades en el mercado laboral.

El segundo efecto refleja los cambios distributivos vinculados solo con el cambio en los parámetros del modelo. Nuevamente la interpretación económica sería un cambio en la estructura de precios en el mercado laboral.

Por último el efecto de los inobservables refleja los cambios en la desigualdad que son no explicados por el modelo. En general se interpreta como un cambio en la distribución de habilidades y talentos de las personas que no son observables al investigador.

1.2 Microdescomposiciones JMP: Regresión por Cuantiles

Como se mencionó más arriba, tradicionalmente las descomposiciones JMP se basaron en estimaciones por MCO. Sin embargo, esto tiene implícita la idea de que las fuentes de desigualdad inobservables no tienen ningún tipo de relación con las variables explicativas (homocedasticidad). Es por eso que Autor, Katz y Kearney (2005) proponen una descomposición del tipo JMP pero utilizando estimaciones con regresión por cuantiles (Quantile Regression).

1.2.1 Regresión por Cuantiles

Sea $Q_\theta(w|x)$ el cuantil θ -ésimo de la distribución del logaritmo del salario horario condicional a x . Un modelo para el cuantil de w_t condicional en x_t es:

$$(1.3) \quad Q_\theta(w_t | x_t) = x_t \beta_t(\theta)$$

donde nuevamente x es el conjunto de características que determinan el salario por hora y $\beta(\theta)$ son parámetros que dependen de θ , para θ en el intervalo $[0,1]$.

El método de quantile regression (QR) es formalizado en el paper seminal de Koenker y Bassett (1978) donde muestran que los estimadores de los parámetros surgen del siguiente problema de optimización:

$$\min_{\beta(\theta)} \sum_{i=1}^n \rho_\theta[w_i - x_i \beta(\theta)]; \quad \text{con } \rho_\theta[h] = \begin{cases} \theta h & \text{para } h \geq 0 \\ (\theta - 1)h & \text{para } h < 0 \end{cases}$$

Entre las propiedades deseables de estos estimadores se encuentran que son robustos ante observaciones extremas y que no se asume ningún tipo de distribución para los inobservables (*distribution free*). Además Koenker y Bassett demuestran la consistencia y la normalidad asintótica de los estimadores de QR.

1.2.2 Simulación de una distribución con QR

Una vez estimados los parámetros para M cuantiles condicionales, podemos nuevamente utilizar la técnica anterior para generar una distribución del salario por hora no condicional. Es decir, dada la distribución de las x , se genera una realización uniformemente distribuida de θ y utilizando los parámetros $\beta(\theta)$ se obtiene la distribución no condicional de w . Formalmente este proceso es numéricamente equivalente a integrar la distribución condicional $Q_\theta(w|x)$ sobre la distribución de las x (llamémosla $g(x)$) y θ (que es uniforme) obteniéndose la distribución no condicional de w , es decir:

$$f(w_t) = \int \int_x Q_\theta(w_t | x_t) g(x_t) d\theta dx$$

Esta técnica es utilizada en su trabajo por Autor, Katz y Kearney (2005) para la distribución del salario en el mercado laboral de Estados Unidos.

1.2.3 Microdescomposiciones

Sea β_t^B un vector de parámetros de tendencia central, estos se denominan parámetros *between*.³ Utilizando la ecuación (1.3), sumando y restando $x_t \beta_t^B$ se obtiene:

$$(1.4) \quad Q_\theta(w_t | x_t) = x_t \beta_t^B + x[\beta_t(\theta) - \beta_t^B] = x_t \beta_t^B + x_t \beta_t^W(\theta)$$

que es equivalente a (1.3), donde $\beta_t^W(\theta) = [\beta_t(\theta) - \beta_t^B(\theta)]$. Este conjunto de parámetros se definen como parámetros *within*. La interpretación de los mismos es que son una medida de desigualdad en los inobservables, para un valor dado de las x . En consecuencia el término $x_t \beta_t^W$ es equivalente a $F_t^{-1}(\theta | x)$ pero con una forma funcional que viene determinada por la forma funcional de los parámetros.⁴ Si $\beta_t^W(\theta)$ es cero para cada variable explicativa (y para todo θ) excepto para la constante entonces estamos en el caso de homocedasticidad y en consecuencia utilizar MCO o QR es trivial. Si este no es el caso, entonces la descripción de QR será la adecuada ya que tiene en cuenta las correlaciones en la variabilidad de los factores inobservables con las variables explicativas.

Una vez estimados todos los parámetros es posible entonces realizar el procedimiento de descomposición en forma análoga a JMP:

Sean:

$$\bar{\beta}^B = \frac{(\beta_t^B + \beta_{t+1}^B)}{2}; \quad \bar{\beta}^W(\theta) = \frac{\beta_t^W(\theta) + \beta_{t+1}^W(\theta)}{2} \quad \forall \theta \in [0,1]$$

(i) Estimar la distribución que surgiría si se mantuviese los parámetros *between* y *within* fijos:

$$w_{it}^1 = x_{it} \bar{\beta}^B + x_{it} \bar{\beta}^W(\theta_{it}); \quad \Rightarrow \text{generar la distribución } \{w_{it}^1\}_{i=1}^{N_t}$$

³ El mismo puede ser el de MCO (también llamado *Mean Regression*) o el cuantil condicional 0.5, o *Median Regression*. En dos dimensiones, la idea es que los parámetros sean los de la recta que pasa "por el medio" de la nube de puntos.

⁴ La cual es muy flexible al estimarla por quantile regression.

(ii) Estimar la distribución que surgiría si solo se mantuviese los parámetros *within* fijos (vgr. si la distribución de inobservables condicional a x no cambia):

$$w_{it}^2 = x_{it} \beta_t^B + x_{it} \bar{\beta}^W(\theta_{it}); \quad \Rightarrow \text{generar la distribución } \{w_{it}^2\}_{i=1}^{N_t}$$

(iii) Finalmente notar que nuevamente si todo se deja cambiar se obtiene la distribución del periodo t :

$$w_{it}^3 = x_t \beta_t^B + x_t \beta_t^W(\theta_{it}) = w_{it}$$

Finalmente calculando algún índice de desigualdad $I(\{w_{it}\})$ para t y $t+1$ la microdescomposición se hace con los mismos pasos explicados en la sección 1.1.

Nótese que en caso de heterocedasticidad la descomposición por MCO puede confundir los efectos. Por ejemplo supongamos que w es el salario por hora y x los años de educación y que la varianza de los factores inobservables condicional a x aumenta con los años de educación, entonces un incremento en los años promedios de educación en el mercado laboral que no cambie los parámetros *within* hará que la descomposición calculada por MCO no solo detecte un efecto características si no que también detectará que la desigualdad aumenta por causas inobservables; en cambio con QR solo se detectará un efecto características, que fue lo que realmente generó el cambio distributivo.

2. Estimaciones

2.1 Fuentes de datos

La fuente de datos utilizada en este trabajo es la Encuesta Permanente de Hogares (EPH) que elabora el Instituto de Estadísticas y Censos (INDEC) para el aglomerado del Gran Buenos Aires (GBA).

Dado que los análisis de cambios distributivos son relevantes para periodos de tiempo relativamente largos se utilizó el periodo que va desde el mayo del año 1995 a mayo de 2003, que es la última encuesta para GBA disponible antes del cambio a la EPH Continua. Sin embargo para apreciar algún tipo de dinámica se consideró dos sub periodos: el primero que va desde mayo de 1995 a mayo de 1998 (anterior a la recesión) y el segundo que va desde mayo de 1998 a mayo 2003.

2.2 Variables a utilizar

La variable para medir el bienestar es el ingreso laboral por hora (*wage*)⁵. Las variables explicativas a utilizar en las ecuaciones de Mincer son:

.educ: años de educación.

.exper: años de experiencia potencial.

.hombre: dummy que toma valor 1 si el individuo es hombre.

.part-time: dummy que toma valor 1 si el individuo trabaja menos de 28 horas semanales.

.nativo: dummy que toma valor 1 si el individuo es argentino.

También se incluyen la edad y experiencia al cuadrado, así como el término cruzado entre ellas. Las variables incluidas son las tradicionales en la literatura a excepción de nativo que intenta controlar los efectos de alguna posible discriminación laboral en contra de

⁵ Debe mencionarse que si bien las regresiones se realizan sobre el logaritmo del salario, se aplica la función exponencial para generar las distribuciones contrafácticas.

aquellos que trabajan y no son argentinos. En la Tabla 1 del Anexo se presentan las estadísticas básicas de cada variable.

2.3 Índices de desigualdad

Se utilizó cinco índices para medir la desigualdad del salario por hora: los tradicionales coeficientes de Gini y Theil y los cocientes de los deciles 90-10, 90-50 y 50-10. Tanto el coeficiente de Gini como el Theil son indicadores globales ya que miden la desigualdad sobre toda la distribución, mientras que los otros tres son indicadores parciales puesto que se enfocan en determinados tramos de la distribución. Estos índices pueden interpretarse como complementarios entre sí ya que miden la desigualdad en tres tramos de la distribución no condicional: el cociente 90-10 mide la brecha de salarios total; el ratio 90-50 mide la brecha de la cola superior de la distribución mientras que el cociente 50-10 mide la desigualdad salarial en la cola inferior de la distribución. En consecuencia con estos indicadores puede observarse si el cambio en la brecha salarial total es simétrico o asimétrico. La Tabla 2 del Anexo muestra los valores de estos índices para los años analizados.

2.4 Cómputo de la descomposición

Se realizó la microdescomposición utilizando las dos metodologías econométricas: MCO y QR. En el segundo caso los parámetros *between* elegidos fueron los de MCO. Los cuantiles estimados fueron: $\theta = 0.008, 0.016, 0.024, \dots, 0.984, 0.996$; esto da una cantidad de 124 cuantiles estimados. Luego, para generar cada distribución contrafáctica se utilizó los parámetros estimados y para cada observación de la muestra se eligió al azar uno de los 124 cuantiles (siguiendo una distribución uniforme).

En las tablas del Anexo se presentan los resultados para las microdescomposiciones por ambos métodos de los periodos 1995-1998 (Tabla 4), 1998-2003 (Tabla 5) y 1995-2003 (Tabla 6). Cada uno de los efectos se presenta junto a su intervalo de 95% confianza los cuales se estimaron utilizando la técnica de *bootstrap* con 150 reposiciones. Con una doble estrella se indica si el efecto es estadísticamente significativo.⁶

3. Resultados

Como se observa en la Tabla 2 los índices de desigualdad en la distribución del salario por hora en el GBA han aumentado paulatinamente durante todo el periodo analizado, a excepción del ratio 50-10 el cual tiene un leve incremento de 1995 a 1998 pero luego retorna a un nivel similar al del 95 en el año 2003. Esto indicaría un incremento asimétrico en la desigualdad salarial puesto que las posiciones relativas de los salarios bajos y medios han permanecido constantes pero la brecha entre los salarios altos y medios a aumentado considerablemente.

A modo de tener una idea de la distribución condicional del salario horario en el GBA, en la Tablas 3.a a 3.c se muestran las estimaciones de los parámetros de los cuantiles condicionales 0.10, 0.25, 0.5, 0.75 y 0.90, así como las estimaciones de los parámetros de la esperanza condicional para los años bajo estudio. La interpretación de los coeficientes es la usual⁷, sin embargo hacen referencia a los efectos de un cambio en las variables explicativas sobre distintas características de la distribución condicional del salario por hora, más precisamente sobre la media condicional de w en el caso de MCO y sobre el cuantil condicional de w en el caso de QR. También se muestra los valores-p de cada estimación que permiten realizar tests de hipótesis de significatividad individual. Como se observa, en general los coeficientes son estadísticamente significativos a los niveles de usuales de confianza. En algunos casos se ve claramente que si bien el efecto sobre la esperanza

⁶ El efecto se considera estadísticamente significativo si el intervalo de confianza no contiene al cero.

⁷ Semielasticidades para las variables explicativas continuas y diferencia porcentual entre categorías en el caso de las variables binarias.

condicional es significativo, no lo es en algunos de los cuantiles de la distribución condicional. Tal es el caso, por ejemplo, de la variable binaria de sexo para el año 2003 la cual es significativa para los cuantiles condicionales medios y superiores pero no lo es para las colas inferiores de la distribución condicional del salario horario.

En las Tablas 4.a y 4.b se muestra las microdescomposiciones de la variación de cada indicador para el periodo anterior a la recesión 1995 -1998. Puede verse que los cambios en la desigualdad solo son significativos al 5% de confianza para el índice de Gini y los ratios 90-10 y 90-50, confirmando el incremento asimétrico en las brechas salariales comentado más arriba.

Nótese que para todos los indicadores, tanto en la microdescomposición por QR como por MCO, el efecto parámetros es el único estadísticamente significativo para el periodo bajo estudio, indicando que los cambios distributivos en los salarios fueron explicados en su mayoría por cambios en los precios relativos del mercado laboral. La dirección de este efecto fue un incremento en la desigualdad salarial.

En las Tablas 5.a y 5.b se muestra la misma descomposición pero para el periodo 1998-2003. Es llamativo que durante este periodo de crisis los indicadores de desigualdad salarial no presenten cambios estadísticamente significativos. Lo mismo pasa para cada uno de los efectos de la microdescomposición, independientemente de la técnica de regresión utilizada.

En las Tablas 6.a y 6.b se presentan las microdescomposiciones estimadas para todo el periodo considerado: 1995-2003. Nuevamente se encuentra que la variación en los distintos indicadores de desigualdad es significativa al 5% de confianza a excepción de la desigualdad medida por el ratio 50-10. La diferencia en este caso es que el cambio en el Theil ahora es significativo. A su vez, se tiene otra vez evidencia de que el único efecto que es significativo a la hora de explicar los cambios distributivos es el cambio en los parámetros, el cual tiene un signo positivo.

Finalmente, para evaluar la performance de la utilización de MCO para realizar el procedimiento de descomposición se construyó un intervalo de confianza para la diferencia de efectos mediante la técnica de bootstrap con 150 replicaciones. Los resultados para el periodo 1995-1998 se muestran en la Tabla 7 del Anexo.⁸

Como se observó en los párrafos anteriores, si bien el signo y la significatividad en la medición de los efectos al utilizar ambas técnicas coinciden, la Tabla 7 muestra que existen algunas discrepancias significativas entre los métodos.

En el caso del Gini, pareciera que hay diferencias sistemáticas en todos los efectos; en particular QR le da un mayor peso a los efectos características y parámetros, mientras que el cambio en inobservables tiene un papel menor.

El indicador de Theil en cambio solo presenta discrepancias sistemáticas en el efecto parámetros, siendo menor el que surge de aplicar como técnica de regresión MCO.

Por último, en el caso del ratio 90-50, las diferencias significativas parecieran estar en la medición del efecto inobservables, el cual es mayor en el caso de MCO.

En el resto de los índices no pareciera existir una discrepancia sistemática, indicando algún grado de homogeneidad en el comportamiento de las variables inobservables.

En los Gráficos 1 a 3 se muestra la tradicional representación de los coeficientes de QR, para cada variable explicativa. El eje horizontal representa los valores de θ que van de 0 a 1, mientras que en el eje vertical representa los distintos valores del coeficiente estimado. Cada coeficiente es acompañado por su intervalo de confianza del 95% y también se superpone en el gráfico la estimación del parámetro por MCO.

Como se observa, para 1995 no hay grandes discrepancias en los parámetros de las variables de experiencia (incluyendo el término cruzado), género, part-time y nativo calculados por QR y aquellos calculados por MCO.⁹ Por otro lado, nótese que hay

⁸ La diferencia es definida como el efecto que surge por MCO menos el efecto que surge por QR.

⁹ Notar que las estimaciones de los coeficientes por MCO caen dentro del intervalo de confianza de las estimaciones de los coeficientes por QR.

diferencias significativas en los coeficientes de educación y educación al cuadrado para los cuantiles superiores de la distribución condicional.

Un mayor grado de homogeneidad en los parámetros se presenta en el año 2003 en donde, a excepción de algunos tramos intermedios del coeficiente de género, las diferencias entre los coeficientes de MCO y QR parecieran ser poco significativas.

4. Conclusiones

En este trabajo se ha realizado una microdescomposición del cambio en la desigualdad en los salarios del GBA para el periodo 1995-2003 aplicando tanto los métodos de MCO como QR. Los resultados muestran que si bien los cambios distributivos a lo largo de todo el periodo fueron estadísticamente significativos, las variaciones en los índices en el periodo que va de 1998 a 2003 son no significativos. Además, mirando los ratios entre cuantiles de la distribución no condicional del salario puede apreciarse que si bien hay un aumento en la desigualdad total, el mismo se localiza principalmente en la parte superior de la distribución.

Al aplicar el método de microdescomposiciones se encuentra que, independientemente de la metodología de regresión utilizada, el único efecto estadísticamente significativo es el efecto parámetros. Esto indicaría que los cambios distributivos evidenciados a lo largo de todo el periodo corresponden principalmente a cambios en los precios relativos de las diferentes características del trabajador (educación, experiencia, etc.) en el mercado laboral.

Finalmente, al evaluar las diferencias de aplicar MCO versus QR se obtiene que para algunos indicadores el uso de uno u otro método es trivial, mientras que para los índices de Gini, Theil y el ratio 90-50, la utilización de QR implica una separación distinta de los efectos sobre el cambio en la desigualdad. La fuente de estas discrepancias estaría originada en la no-homogeneidad de los factores inobservables para los distintos valores de las variables explicativas.

Dado que el efecto parámetros es el único estadísticamente significativo, queda para un trabajo posterior la descomposición con mayor grado de detalle para ver cuál es puntualmente el precio relativo que está jugando un rol importante en el incremento de la desigualdad en el GBA.

Referencias

- Autor, D., Katz, L. y Kearney, M., 2005, Rising Wage Inequality: The Role of Composition and Prices, *Working Paper*, NBER.
- Buchinsky, M., 1994, Changes in US wage structure 1963-1987: an application of quantile regression. *Econometrica*.
- Buchinsky, M., 1997, The dynamics of changes in the female wage distribution in the USA : a quantile regression approach. *Journal of Applied Econometrics*.
- Gasparini, L. , Marchionni, M., Sosa Escudero, W., 2004. Characterization of inequality changes through microeconomic decompositions. *UNLP*.
- Juhn, C., Murphy, K., y Pierce, B., 1993, Wage Inequality and the rise in Returns to skill. *Journal of Political Economy*.
- Koenker, R. y Bassett, G., 1978, Regression quantiles, *Econometrica*.
- Koenker, R., 2005, Quantile Regression, *Cambridge University Press*.
- Sosa Escudero, W., 2005, Perspectivas y avances recientes en regresión por cuantiles. *Progresos en Econometría, AAEP*.
- Székely, M. and Hilgert, M., 2000, What drives differences in inequality across countries? *IDB Working paper*.

ANEXO:

Tabla 1

Estadísticas Básicas			
Variable	Media	Desv. Est.	Obs.
1995			
wage	4.5767	4.9563	3639
educ	7.3882	4.7467	3639
exper	24.4166	14.1269	3639
hombre	0.6249	0.4842	3639
part-time	0.1687	0.3746	3639
nativo	0.9184	0.2739	3638
1998			
wage	4.7825	5.5063	4053
educ	7.2058	4.9040	4053
exper	25.2518	14.6715	4053
hombre	0.6146	0.4867	4053
part-time	0.1895	0.3919	4053
nativo	0.9107	0.2852	4053
2003			
wage	4.4504	5.2677	1851
educ	7.6656	5.2561	1851
exper	25.5881	14.4390	1851
hombre	0.5662	0.4957	1851
part-time	0.3187	0.4661	1851
nativo	0.9152	0.2787	1851

Fuente: Elaboración propia en base a la EPH del INDEC.

Tabla 2

Desigualdad del salario por hora - GBA -			
Indices	1995	1998	2003
Gini	0.4008	0.4274	0.4436
Theil	0.3098	0.3554	0.3836
P(90)/P(10)	5.3397	5.9603	6.1655
P(90)/P(50)	2.5015	2.7027	2.8567
P(50)/P(10)	2.1346	2.2053	2.1583

Fuente: Elaboración propia en base a la EPH del INDEC.

Tabla 3.a:

Ecuaciones de Mincer - Regresión por Cuantiles - GBA Mayo 1995						
	$\tau = 0.10$	$\tau = 0.25$	$\tau = 0.5$	$\tau = 0.75$	$\tau = 0.95$	MCO
educ	-0.0836 (0.000) **	-0.0796 (0.000) **	-0.0753 (0.000) **	-0.1005 (0.000) **	-0.1062 (0.000) **	-0.0841 (0.000) **
educ_sq	0.0067 (0.000) **	0.0063 (0.000) **	0.0069 (0.000) **	0.0096 (0.000) **	0.0111 (0.000) **	0.0076 (0.000) **
exper	0.0440 (0.000) **	0.0411 (0.000) **	0.0558 (0.000) **	0.0716 (0.000) **	0.0865 (0.000) **	0.0620 (0.000) **
exper_sq	-0.0008 (0.000) **	-0.0006 (0.000) **	-0.0008 (0.000) **	-0.0009 (0.000) **	-0.0010 (0.000) **	-0.0008 (0.000) **
exper*educ	-0.0007 (0.035) **	-0.0007 (0.024) **	-0.0013 (0.000) **	-0.0018 (0.000) **	-0.0024 (0.000) **	-0.0015 (0.000) **
hombre	0.0680 (0.091) *	0.0893 (0.001) **	0.1108 (0.000) **	0.1569 (0.000) **	0.2319 (0.000) **	0.1372 (0.000) **
part-time	0.3195 (0.000) **	0.3267 (0.000) **	0.3409 (0.000) **	0.3312 (0.000) **	0.3356 (0.000) **	0.3409 (0.000) **
nativo	0.0845 (0.245)	0.1171 (0.018) **	0.0653 (0.158)	0.0386 (0.432)	0.0192 (0.775)	0.0990 (0.012) **
_cons	0.0935 (0.529)	0.3658 (0.000) **	0.5358 (0.000) **	0.6952 (0.000) **	0.7577 (0.000) **	0.4243 (0.000) **

Fuente: Elaboración propia en base a la EPH del INDEC.

Nota: los p-values se indican entre parentesis; * y ** indican que el coeficiente es significativo al 10% y 5%, respectivamente.

Tabla 3.b:

Ecuaciones de Mincer - Regresión por Cuantiles - GBA Mayo 1998						
	$\tau = 0.10$	$\tau = 0.25$	$\tau = 0.5$	$\tau = 0.75$	$\tau = 0.95$	MCO
educ	-0.1059 (0.000) **	-0.1172 (0.000) **	-0.1095 (0.000) **	-0.1261 (0.000) **	-0.1413 (0.000) **	-0.1231 (0.000) **
educ_sq	0.0077 (0.000) **	0.0086 (0.000) **	0.0089 (0.000) **	0.0102 (0.000) **	0.0122 (0.000) **	0.0097 (0.000) **
exper	0.0343 (0.000) **	0.0389 (0.000) **	0.0495 (0.000) **	0.0546 (0.000) **	0.0644 (0.000) **	0.0514 (0.000) **
exper_sq	-0.0005 (0.000) **	-0.0005 (0.000) **	-0.0005 (0.000) **	-0.0006 (0.000) **	-0.0006 (0.000) **	-0.0006 (0.000) **
exper*educ	-0.0003 (0.445)	-0.0006 (0.094) *	-0.0011 (0.000) **	-0.0012 (0.000) **	-0.0019 (0.000) **	-0.0010 (0.000) **
hombre	0.1142 (0.009) **	0.0831 (0.000) **	0.1102 (0.000) **	0.1947 (0.000) **	0.2345 (0.000) **	0.1592 (0.000) **
part-time	0.2381 (0.000) **	0.2507 (0.000) **	0.3013 (0.000) **	0.3486 (0.000) **	0.3988 (0.000) **	0.2988 (0.000) **
nativo	0.1043 (0.033) **	0.0255 (0.469)	0.0588 (0.227)	0.0897 (0.012) **	0.0817 (0.186)	0.0670 (0.065) *
_cons	0.0718 (0.657)	0.4636 (0.000) **	0.5747 (0.000) **	0.8069 (0.000) **	0.9830 (0.000) **	0.5520 (0.000) **

Fuente: Elaboración propia en base a la EPH del INDEC.

Nota: los p-values se indican entre paréntesis; * y ** indican que el coeficiente es significativo al 10% y 5%, respectivamente.

Tabla 3.c:

Ecuaciones de Mincer - Regresión por Cuantiles - GBA Mayo 2003						
	$\tau = 0.10$	$\tau = 0.25$	$\tau = 0.5$	$\tau = 0.75$	$\tau = 0.95$	MCO
educ	-0.1044 (0.001) **	-0.1425 (0.000) **	-0.1630 (0.000) **	-0.1532 (0.000) **	-0.1567 (0.000) **	-0.1534 (0.000) **
educ_sq	0.0074 (0.000) **	0.0096 (0.000) **	0.0103 (0.000) **	0.0104 (0.000) **	0.0116 (0.000) **	0.0106 (0.000) **
exper	0.0229 (0.141)	0.0313 (0.000) **	0.0313 (0.000) **	0.0544 (0.000) **	0.0616 (0.000) **	0.0432 (0.000) **
exper_sq	-0.0002 (0.301)	-0.0003 (0.005) **	-0.0003 (0.000) **	-0.0006 (0.000) **	-0.0006 (0.001) **	-0.0004 (0.000) **
exper*educ	0.0002 (0.758)	-0.0001 (0.887)	0.0000 (0.974)	-0.0006 (0.235)	-0.0012 (0.030) **	-0.0004 (0.294)
hombre	0.1144 (0.161)	0.0650 (0.118)	0.1283 (0.000) **	0.1937 (0.000) **	0.1860 (0.000) **	0.1537 (0.000) **
part-time	0.2238 (0.001) *	0.1268 (0.003) **	0.1300 (0.001) **	0.1958 (0.001) **	0.2197 (0.000) **	0.1915 (0.000) **
nativo	0.2699 (0.148)	0.1170 (0.096) *	0.1221 (0.053) *	0.1574 (0.031) **	0.1808 (0.026) **	0.1883 (0.001) **
_cons	-0.2369 (0.487)	0.3574 (0.033) **	0.7556 (0.000) **	0.7291 (0.000) **	0.8896 (0.000) **	0.4365 (0.004) **

Fuente: Elaboración propia en base a la EPH del INDEC.

Nota: los p-values se indican entre paréntesis; * y ** indican que el coeficiente es significativo al 10% y 5%, respectivamente.

Tabla 4.a:

Microdescomposiciones JMP - Mínimos Cuadrados Ordinarios				
Bootstrap de 150 reposiciones - periodo 1995 - 1998 -				
	Efecto	Interv. de 95% de conf.		
Gini				
Características	-0.00101	-0.01465	0.00787	
Parámetros	0.01481	0.02081	0.00530	**
Inobservables	0.01275	-0.00950	0.03254	
Cambio Total	0.02655	0.00147	0.04243	**
Theil				
Características	-0.00330	-0.02265	0.01301	
Parámetros	0.02144	0.00757	0.02968	**
Inobservables	0.02749	-0.05246	0.07160	
Cambio Total	0.04563	-0.02783	0.08772	
Ratio P(90)/P(10)				
Características	0.07753	-0.47885	0.36500	
Parámetros	0.49050	0.14343	0.62233	**
Inobservables	0.05249	-0.52305	0.65454	
Cambio Total	0.62052	0.15354	0.95396	**
Ratio P(90)/P(50)				
Características	-0.06060	-0.16221	0.11405	
Parámetros	0.12526	0.03201	0.16957	**
Inobservables	0.13654	-0.14507	0.30337	
Cambio Total	0.20120	0.02795	0.37007	**
Ratio P(50)/P(10)				
Características	0.09441	-0.16029	0.10406	
Parámetros	0.07630	0.00207	0.11590	**
Inobservables	-0.10002	-0.25261	0.11924	
Cambio Total	0.07068	-0.10721	0.14621	

Fuente: Elaboración propia en base a la EPH del INDEC.

Tabla 4.b:

Microdescomposiciones JMP - Regresión por Cuantiles				
Bootstrap de 150 reposiciones - periodo 1995 - 1998 -				
	Efecto	Interv. de 95% de conf.		
Gini				
Características	0.00790	-0.02388	0.02160	
Parámetros	0.01958	0.00899	0.02750	**
Inobservables	-0.00093	-0.02887	0.02691	
Cambio Total	0.02655	0.00147	0.04243	**
Theil				
Características	0.02358	-0.10329	0.05713	
Parámetros	0.03691	0.01049	0.05352	**
Inobservables	-0.01486	-0.10106	0.07925	
Cambio Total	0.04563	-0.02783	0.08772	
Ratio P(90)/P(10)				
Características	0.01565	-0.38935	0.44890	
Parámetros	0.55047	0.08494	0.60442	**
Inobservables	0.05440	-0.54524	0.54002	
Cambio Total	0.62052	0.15354	0.95396	**

Tabla 4.b: continuación

Microdescomposiciones JMP - Regresión por Cuantiles			
Bootstrap de 150 reposiciones - periodo 1995 - 1998 -			
	Efecto	Interv. de 95% de conf.	
Ratio P(90)/P(50)			
Características	-0.04266	-0.14566	0.16008
Parámetros	0.15541	0.04962	0.18423 **
Inobservables	0.08844	-0.18659	0.24415
Cambio Total	0.20120	0.02795	0.37007 **
Ratio P(50)/P(10)			
Características	0.04534	-0.12020	0.10632
Parámetros	0.07882	-0.02524	0.09187
Inobservables	-0.05347	-0.20310	0.12423
Cambio Total	0.07068	-0.10721	0.14621

Fuente: Elaboración propia en base a la EPH del INDEC.

Tabla 5.a

Microdescomposiciones JMP - Mínimos Cuadrados Ordinarios			
Bootstrap de 150 reposiciones - periodo 1998 - 2003 -			
	Efecto	Interv. de 95% de conf.	
Gini			
Características	-0.01469	-0.01549	0.01314
Parámetros	0.00346	-0.00769	0.01318
Inobservables	0.02739	-0.02296	0.02653
Cambio Total	0.01617	-0.01199	0.03330
Theil			
Características	-0.02593	-0.02470	0.02325
Parámetros	0.00411	-0.01150	0.01847
Inobservables	0.05004	-0.06652	0.06489
Cambio Total	0.02822	-0.05317	0.07441
Ratio P(90)/P(10)			
Características	-0.35629	-0.63551	0.38489
Parámetros	0.25493	-0.21233	0.58038
Inobservables	0.30657	-0.73380	0.81322
Cambio Total	0.20520	-0.41978	0.88956
Ratio P(90)/P(50)			
Características	-0.02746	-0.16981	0.13899
Parámetros	0.01527	-0.09309	0.11066
Inobservables	0.16616	-0.15920	0.33946
Cambio Total	0.15396	-0.05324	0.34291
Ratio P(50)/P(10)			
Características	-0.11691	-0.18867	0.12489
Parámetros	0.08833	-0.01922	0.13415
Inobservables	-0.01845	-0.31915	0.13392
Cambio Total	-0.04702	-0.24476	0.16168

Fuente: Elaboración propia en base a la EPH del INDEC.

Tabla 5.b

Microdescomposiciones JMP - Regresión por Cuantiles			
Bootstrap de 150 reposiciones - periodo 1998 - 2003 -			
	Efecto	Interv. de 95% de conf.	
Gini			
Características	-0.01885	-0.01509	0.02388
Parámetros	0.00455	-0.00867	0.01517
Inobservables	0.03047	-0.03406	0.02381
Cambio Total	0.01617	-0.01199	0.03330
Theil			
Características	-0.05510	-0.03755	0.06481
Parámetros	0.00473	-0.01793	0.02172
Inobservables	0.07859	-0.10877	0.06586
Cambio Total	0.02822	-0.05317	0.07441
Ratio P(90)/P(10)			
Características	-0.22159	-0.59859	0.50177
Parámetros	0.14433	-0.18515	0.54743
Inobservables	0.28246	-0.87822	0.73537
Cambio Total	0.20520	-0.41978	0.88956
Ratio P(90)/P(50)			
Características	0.00097	-0.18655	0.18580
Parámetros	0.00618	-0.08821	0.14249
Inobservables	0.14681	-0.25422	0.31466
Cambio Total	0.15396	-0.05324	0.34291
Ratio P(50)/P(10)			
Características	-0.08609	-0.15211	0.12997
Parámetros	0.04998	-0.04484	0.11226
Inobservables	-0.01092	-0.31617	0.12543
Cambio Total	-0.04702	-0.24476	0.16168

Fuente: Elaboración propia en base a la EPH del INDEC.

Tabla 6.a

Microdescomposiciones JMP - Mínimos Cuadrados Ordinarios				
Bootstrap de 150 reposiciones - periodo 1995 - 2003 -				
	Efecto	Interv. de 95% de conf.		
Gini				
Características	-0.01475	-0.01772	0.01241	
Parámetros	0.01787	0.00748	0.02839	**
Inobservables	0.03961	-0.00192	0.04562	
Cambio Total	0.04272	0.01831	0.06203	**
Theil				
Características	-0.02476	-0.02550	0.02017	
Parámetros	0.02295	0.00886	0.03859	**
Inobservables	0.07566	-0.01487	0.10326	
Cambio Total	0.07385	0.00626	0.12807	**
Ratio P(90)/P(10)				
Características	-0.19247	-0.58596	0.39273	
Parámetros	0.62311	0.26304	1.00815	**
Inobservables	0.39508	-0.75948	0.87522	
Cambio Total	0.82572	0.27184	1.34371	**

Tabla 6.a: continuación

Microdescomposiciones JMP - Mínimos Cuadrados Ordinarios			
Bootstrap de 150 reposiciones - periodo 1995 - 2003 -			
	Efecto	Interv. de 95% de conf.	
Ratio P(90)/P(50)			
Características	-0.06232	-0.16301	0.14601
Parámetros	0.10621	0.00304	0.23778 **
Inobservables	0.31127	-0.03301	0.42644
Cambio Total	0.35516	0.10879	0.54183 **
Ratio P(50)/P(10)			
Características	-0.01723	-0.19440	0.12095
Parámetros	0.15166	0.01145	0.21439 **
Inobservables	-0.11077	-0.34987	0.07216
Cambio Total	0.02366	-0.14323	0.13811

Fuente: Elaboración propia en base a la EPH del INDEC.

Tabla 6.b:

Microdescomposiciones JMP - Regresión por Cuantiles			
Bootstrap de 150 reposiciones - periodo 1995 -2003 -			
	Efecto	Interv. de 95% de conf.	
Gini			
Características	-0.01430	-0.01462	0.02581
Parámetros	0.02459	0.01064	0.03431 **
Inobservables	0.03243	-0.01740	0.03110
Cambio Total	0.04272	0.01831	0.06203 **
Theil			
Características	-0.03806	-0.03237	0.05850
Parámetros	0.03873	0.01223	0.05895 **
Inobservables	0.07319	-0.05855	0.07816
Cambio Total	0.07385	0.00626	0.07791 **
Ratio P(90)/P(10)			
Características	-0.10336	-0.51821	0.60575
Parámetros	0.63267	0.21799	1.00605 **
Inobservables	0.29641	-0.92272	0.68353
Cambio Total	0.82572	0.27184	1.34371 **
Ratio P(90)/P(50)			
Características	-0.02306	-0.19410	0.23725
Parámetros	0.22049	0.06995	0.31814 **
Inobservables	0.15774	-0.19457	0.33414
Cambio Total	0.35516	0.10879	0.54183 **
Ratio P(50)/P(10)			
Características	-0.02066	-0.15996	0.12650
Parámetros	0.05335	-0.03644	0.14128
Inobservables	-0.00904	-0.29499	0.11864
Cambio Total	0.02366	-0.14323	0.13811

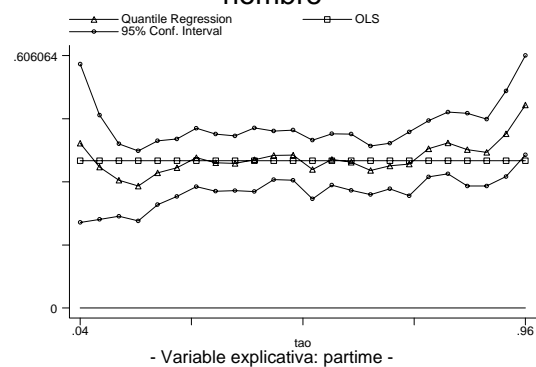
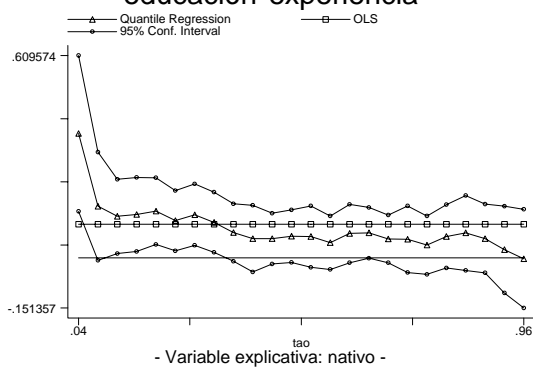
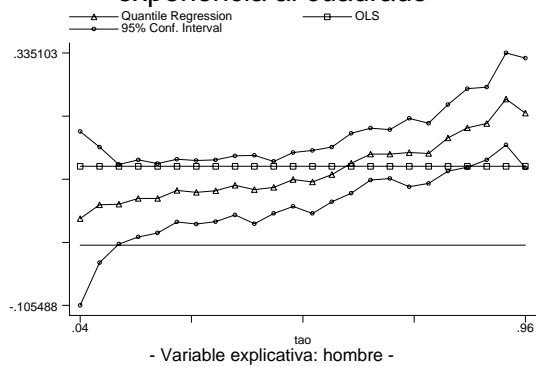
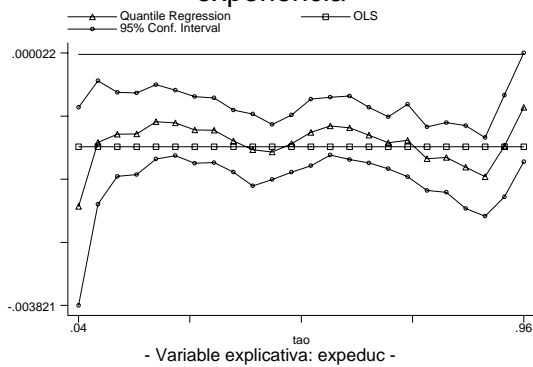
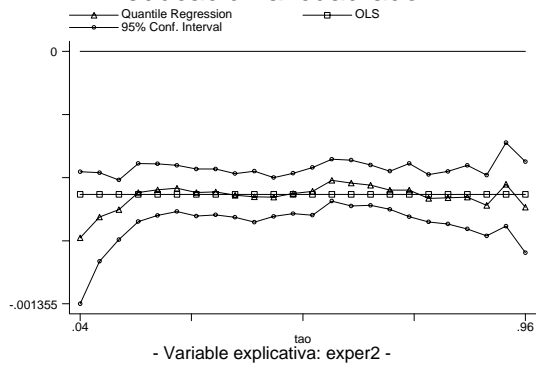
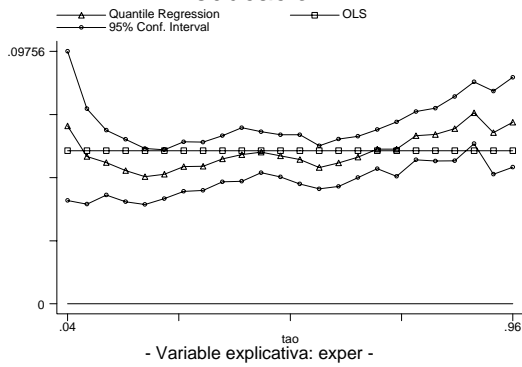
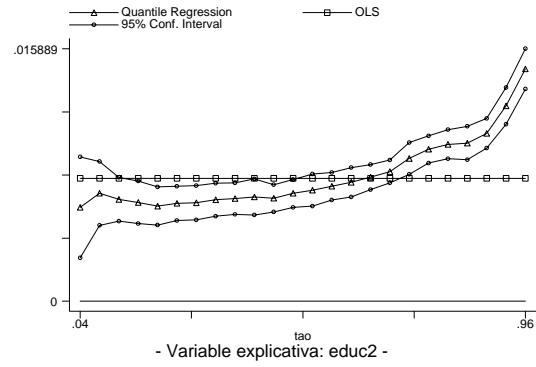
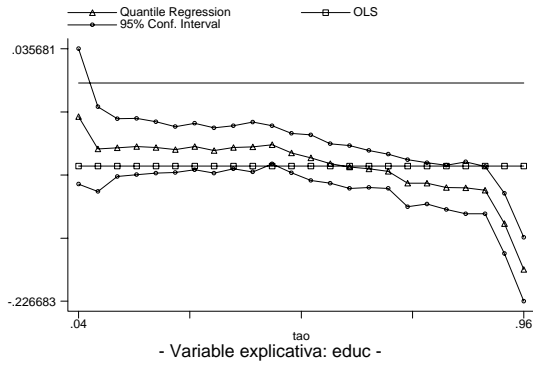
Fuente: Elaboración propia en base a la EPH del INDEC.

Tabla 7

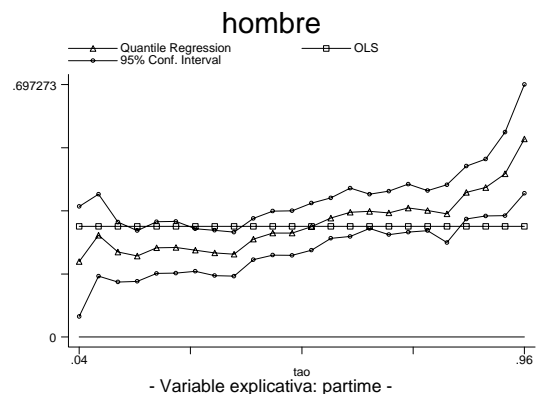
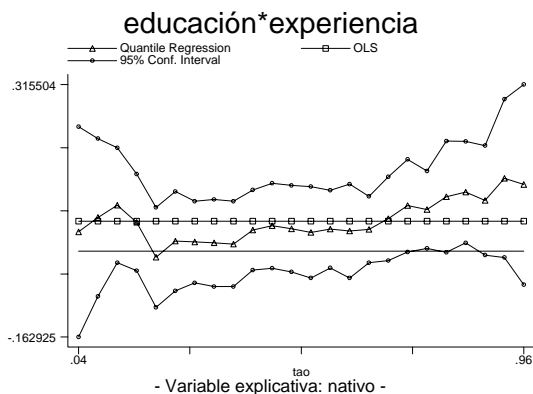
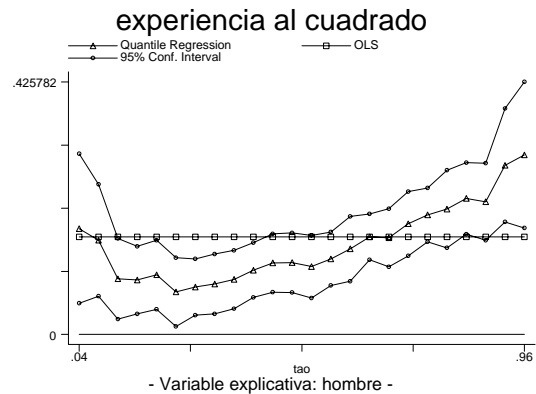
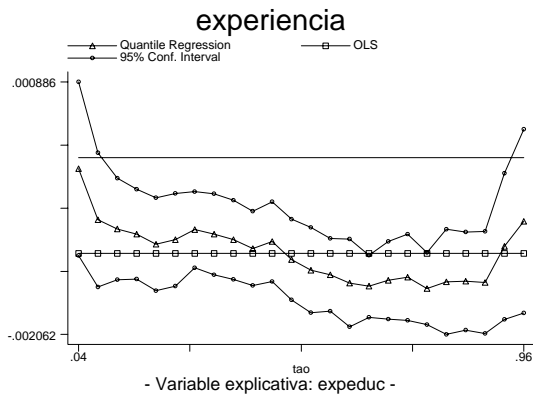
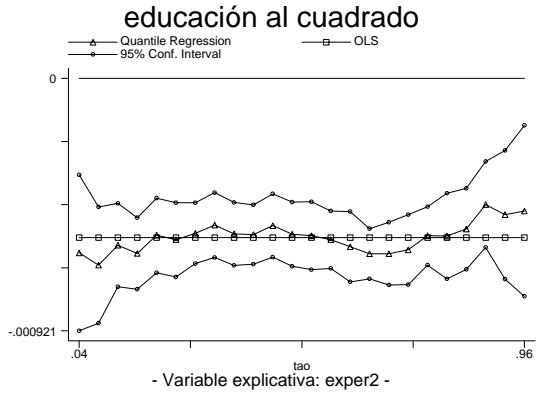
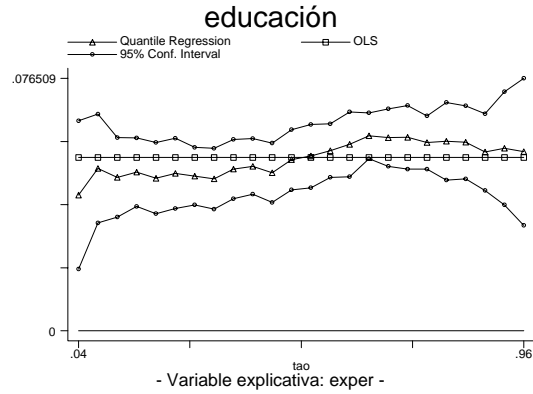
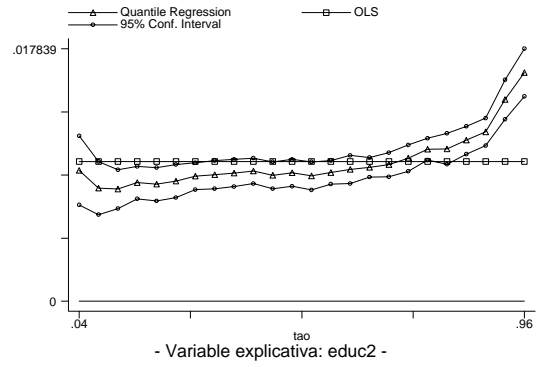
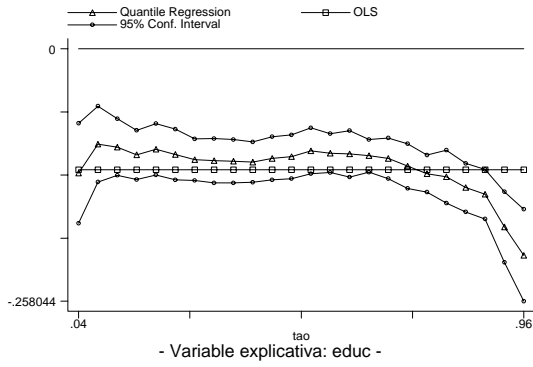
Microdescomposiciones JMP - Diferencias entre MCO y QR				
Bootstrap de 150 reposiciones - periodo 1995 - 2003 -				
	Diferencia	Interv. de 95% de conf.		
Gini				
Características	-0.00045	-0.02264	-0.00113	**
Parámetros	-0.00672	-0.01026	-0.00413	**
Inobservables	0.00717	0.00427	0.02510	**
Theil				
Características	0.01331	-0.06926	0.00577	
Parámetros	-0.01578	-0.03035	-0.00738	**
Inobservables	0.00248	-0.00035	0.06833	
Ratio P(90)/P(10)				
Características	-0.08911	-0.51859	0.08802	
Parámetros	-0.00956	-0.43858	0.29013	
Inobservables	0.09868	-0.17484	0.39718	
Ratio P(90)/P(50)				
Características	-0.03926	-0.15270	0.04649	
Parámetros	-0.11428	-0.20645	0.01387	
Inobservables	0.15353	0.00604	0.20716	**
Ratio P(50)/P(10)				
Características	0.00342	-0.12386	0.06299	
Parámetros	0.09831	-0.04555	0.14636	
Inobservables	-0.10173	-0.14337	0.02299	

Fuente: Elaboración propia en base a la EPH del INDEC.

Gráficos 1: coeficientes QR – Año 1995



Gráficos 2: coeficientes QR – Año 1998



Gráficos 3: coeficientes QR – Año 2003

