

C | E | D | L | A | S

Centro de Estudios
Distributivos, Laborales y Sociales

Maestría en Economía
Universidad Nacional de La Plata



**Desigualdad Salarial en el Gran Buenos Aires: Una
Aplicación de Regresión por Cuantiles en
Microdescomposiciones**

Javier Alejo

Documento de Trabajo Nro. 36
Mayo, 2006

Universidad Nacional de La Plata
Facultad de Ciencias Económicas



Maestría en Economía

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

Javier Alejo

Introducción

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 Jhun, 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 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.

El trabajo se estructura de la siguiente forma: en la sección 1 se explica la metodología de microdescomposiciones bajo las distintas técnicas de regresión; 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

Jhun, Murphy y Pierce (2003) proponen una metodología para la descomposición 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 que 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 rescribir 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:

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

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

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

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

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

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.

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 $[0,1]$.

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: $EC + EP + EI = I(\{w_{it+1}\}) - I(\{w_{it}\}) = ET$.

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 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:

$$f(w_i) = \int \int_{x \theta} Q_{\theta}(w_i | x_i) g(x_i) d\theta dx$$

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 el 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:

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

que es equivalente (1.3), donde $\beta_t^W(\theta) = [\beta_t(\theta) - \beta_t^B]$, que 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 $x_t \beta_t^W(\theta)$ 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.

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*.

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:

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

(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):

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

(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 $I(\{w_{it}\})$ 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 de detectará un efecto características que fue lo que realmente generó un 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 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 y 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 genera una cantidad de 124 cuantiles. Luego, para generar cada distribución contrafáctica se utilizó los parámetros estimados y

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.

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 3), 1998-2003 (Tabla 4) y 1995-2003 (Tabla 5). 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 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.

En las Tablas 3.a y 3.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 lo dicho en el párrafo anterior.

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 en el mercado laboral. La dirección de este efecto fue un incremento en la desigualdad salarial.

En las Tablas 4.a y 4.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 5.a y 5.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, pero 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.

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

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 6 del Anexo.⁷

Como se observo en los párrafos anteriores, si bien el signo y la significatividad en la medición de los efectos al utilizar ambas técnicas coinciden, la Tabla 6 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 significativa, indicando algún grado de homogeneidad en el comportamiento de las variables inobservables. En los Gráficos 1 a 3 se presentan 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 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.⁸ Por otro lado, nótese hay diferencias 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 de GBA para el periodo 1995-2003 aplicando tanto

⁷ La diferencia es definida como el efecto que surge por MCO menos el efecto que surge por QR.

⁸ Notar que las estimaciones de los coeficientes por MCO cae dentro del intervalo de confianza de las estimaciones de los coeficientes por QR.

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 no condicional del salario por hora.

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 Basset, 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:

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 3.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 3.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 4.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 4.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 5.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 5.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

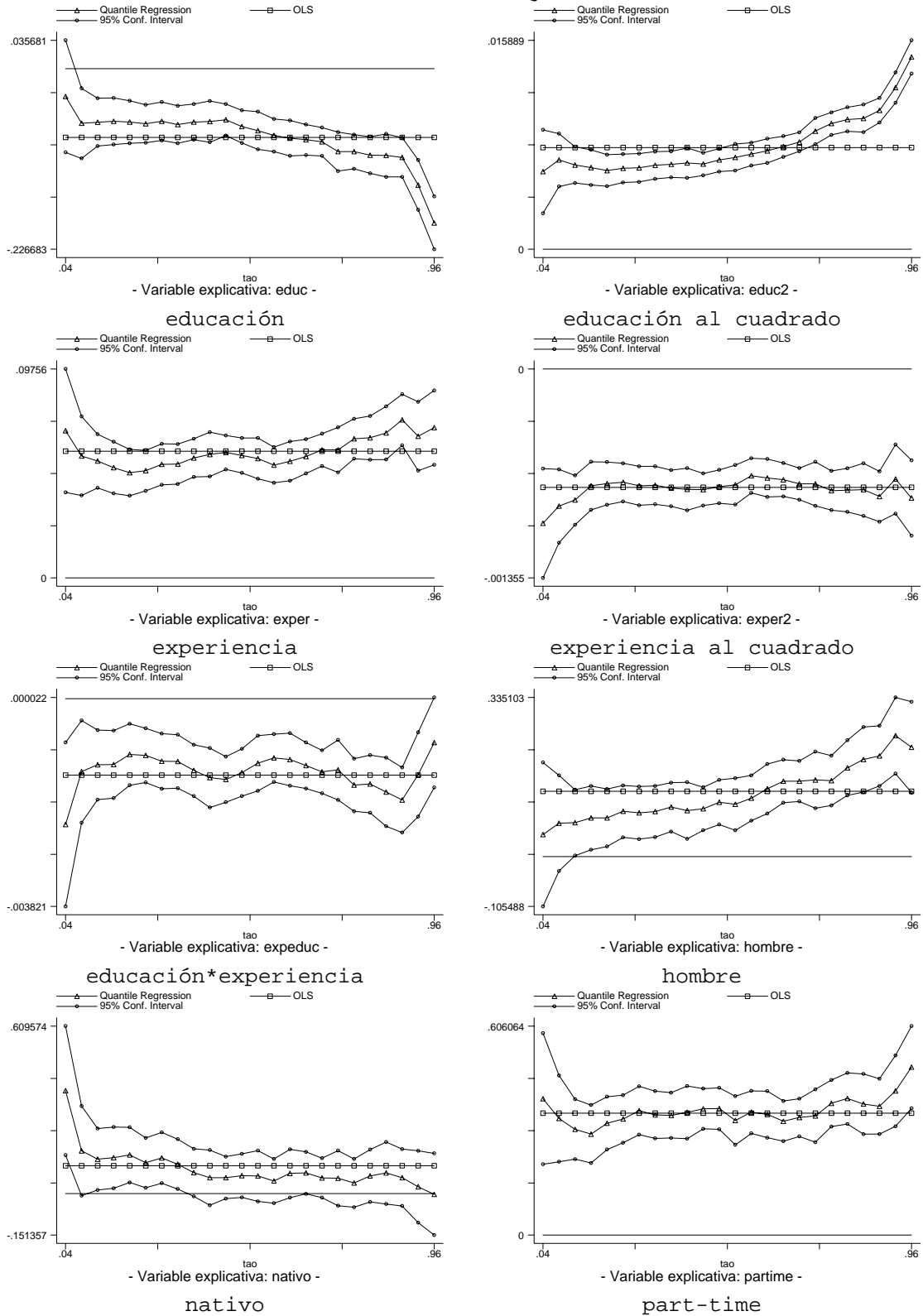
Fuente: Elaboración propia en base a la EPH del INDEC.

Tabla 6

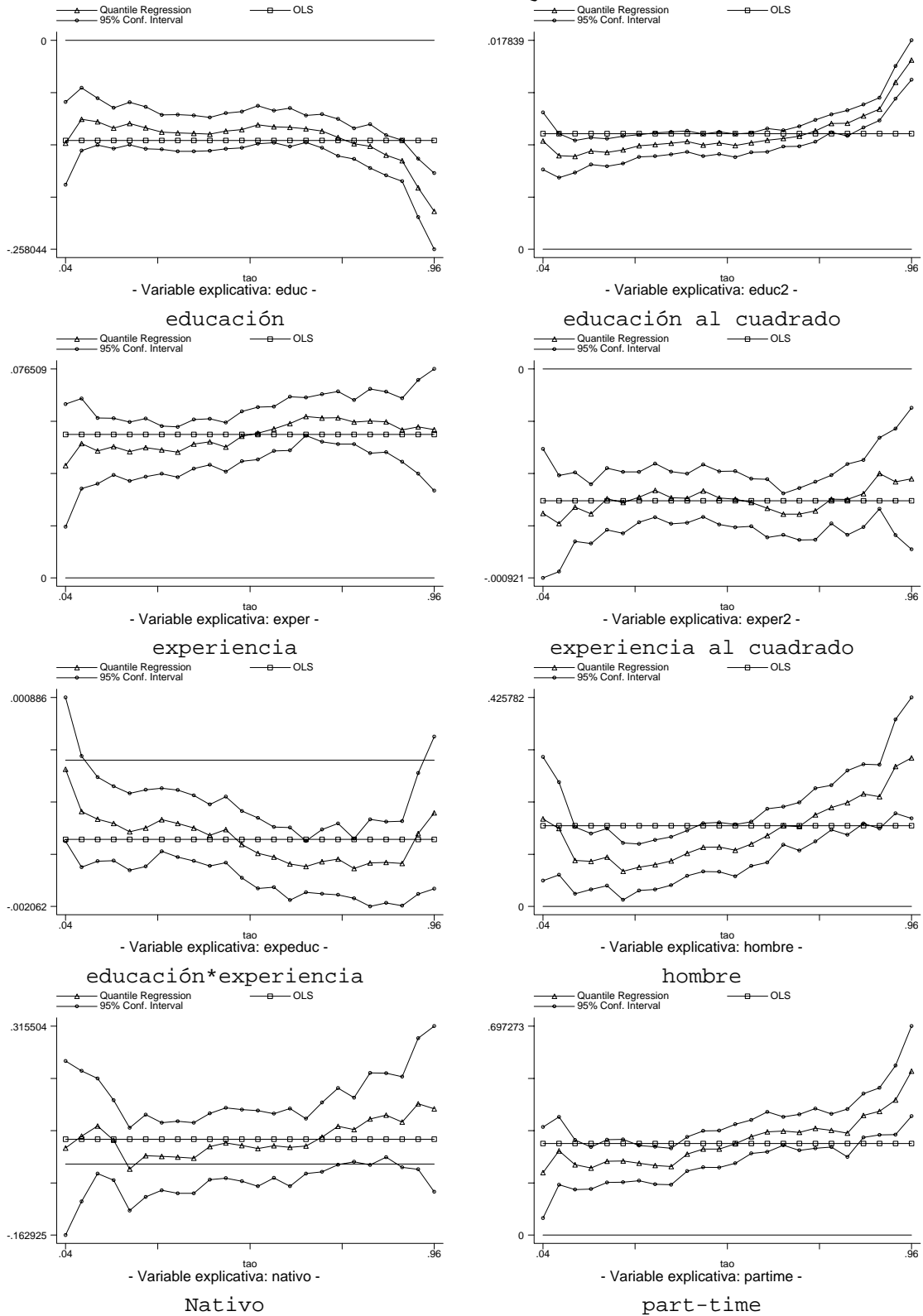
Microdescomposiciones JMP - Diferencias entre MCO y QR			
Bootstrap de 150 reposiciones - periodo 1995 - 2003 -			
	Diferencia	Interv. de 95% de conf.	
Gini			
Características	-0.00045	-0.02264	-0.00113 **
Parámetros	-0.00672	-0.01026	-0.00413 **
Inobservables	0.00717	0.00427	0.02510 **
Theil			
Características	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.

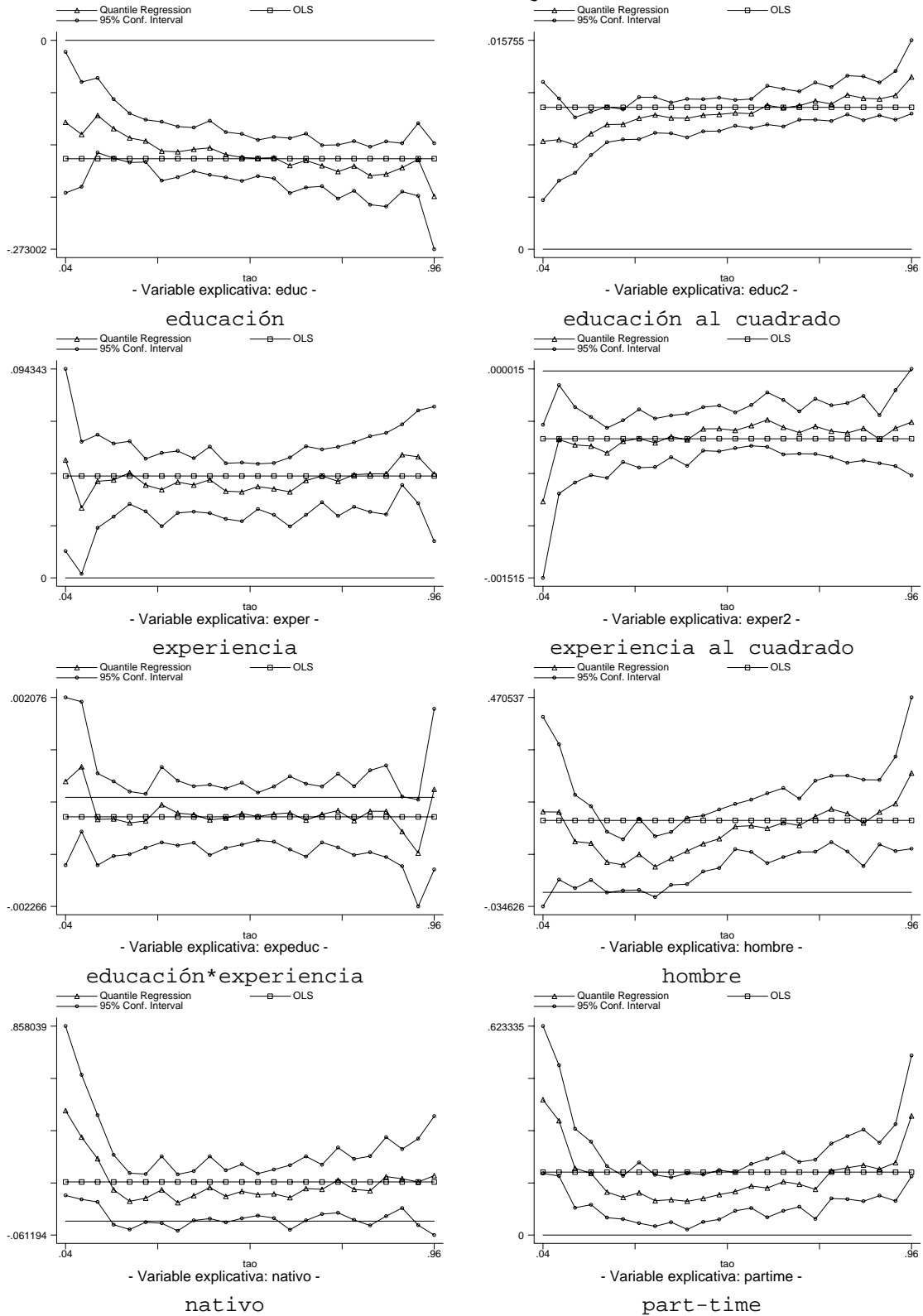
Gráficos 1: coeficientes QR - Año 1995



Gráficos 2: coeficientes QR - Año 1998



Gráficos 3: coeficientes QR - Año 2003



SERIE DOCUMENTOS DE TRABAJO DEL CEDLAS

Todos los Documentos de Trabajo del CEDLAS están disponibles en formato electrónico en www.depeco.econo.unlp.edu.ar/cedlas.

-
- Nro. 36 (Mayo, 2006). Javier Alejo. "Desigualdad Salarial en el Gran Buenos Aires: Una Aplicación de Regresión por Cuantiles en Microdescomposiciones".
 - Nro. 35 (Abril, 2006). Jerónimo Carballo y María Bongiorno. "La Evolución de la Pobreza en Argentina: Crónica, Transitoria, Diferencias Regionales y Determinantes (1995-2003)".
 - Nro. 34 (Marzo, 2006). Francisco Haimovich, Hernán Winkler y Leonardo Gasparini. "Distribución del Ingreso en América Latina: Explorando las Diferencias entre Países".
 - Nro. 33 (Febrero, 2006). Nicolás Parlamento y Ernesto Salinardi. "Explicando los Cambios en la Desigualdad: Son Estadísticamente Significativas las Microsimulaciones? Una Aplicación para el Gran Buenos Aires".
 - Nro. 32 (Enero, 2006). Rodrigo González. "Distribución de la Prima Salarial del Sector Público en Argentina".
 - Nro. 31 (Enero, 2006). Luis Casanova. "Análisis estático y dinámico de la pobreza en Argentina: Evidencia Empírica para el Periodo 1998-2002".
 - Nro. 30 (Diciembre, 2005). Leonardo Gasparini, Federico Gutiérrez y Leopoldo Tornarolli. "Growth and Income Poverty in Latin America and the Caribbean: Evidence from Household Surveys".
 - Nro. 29 (Noviembre, 2005). Mariana Marchionni. "Labor Participation and Earnings for Young Women in Argentina".
 - Nro. 28 (Octubre, 2005). Martín Tetaz. "Educación y Mercado de Trabajo".
 - Nro. 27 (Septiembre, 2005). Matías Busso, Martín Cicowiez y Leonardo Gasparini. "Ethnicity and the Millennium Development Goals in Latin America and the Caribbean".
 - Nro. 26 (Agosto, 2005). Hernán Winkler. "Monitoring the Socio-Economic Conditions in Uruguay".
 - Nro. 25 (Julio, 2005). Leonardo Gasparini, Federico Gutiérrez y Guido G. Porto. "Trade and Labor Outcomes in Latin America's Rural Areas: A Cross-Household Surveys Approach".
 - Nro. 24 (Junio, 2005). Francisco Haimovich y Hernán Winkler. "Pobreza Rural y Urbana en Argentina: Un Análisis de Descomposiciones".

- Nro. 23 (Mayo, 2005). Leonardo Gasparini y Martín Cicowiez. "Equality of Opportunity and Optimal Cash and In-Kind Policies".
- Nro. 22 (Abril, 2005). Leonardo Gasparini y Santiago Pinto. "Equality of Opportunity and Optimal Cash and In-Kind Policies".
- Nro. 21 (Abril, 2005). Matías Busso, Federico Cerimedo y Martín Cicowiez. "Pobreza, Crecimiento y Desigualdad: Descifrando la Última Década en Argentina".
- Nro. 20 (Marzo, 2005). Georgina Pizzolitto. "Poverty and Inequality in Chile: Methodological Issues and a Literature Review".
- Nro. 19 (Marzo, 2005). Paula Giovagnoli, Georgina Pizzolitto y Julieta Trías. "Monitoring the Socio-Economic Conditions in Chile".
- Nro. 18 (Febrero, 2005). Leonardo Gasparini. "Assessing Benefit-Incidence Results Using Decompositions: The Case of Health Policy in Argentina".
- Nro. 17 (Enero, 2005). Leonardo Gasparini. "Protección Social y Empleo en América Latina: Estudio sobre la Base de Encuestas de Hogares".
- Nro. 16 (Diciembre, 2004). Evelyn Vezza. "Poder de Mercado en las Profesiones Autorreguladas: El Desempeño Médico en Argentina".
- Nro. 15 (Noviembre, 2004). Matías Horenstein y Sergio Olivieri. "Polarización del Ingreso en la Argentina: Teoría y Aplicación de la Polarización Pura del Ingreso".
- Nro. 14 (Octubre, 2004). Leonardo Gasparini y Walter Sosa Escudero. "Implicit Rents from Own-Housing and Income Distribution: Econometric Estimates for Greater Buenos Aires".
- Nro. 13 (Septiembre, 2004). Monserrat Bustelo. "Caracterización de los Cambios en la Desigualdad y la Pobreza en Argentina Haciendo Uso de Técnicas de Descomposiciones Microeconómicas (1992-2001)".
- Nro. 12 (Agosto, 2004). Leonardo Gasparini, Martín Cicowiez, Federico Gutiérrez y Mariana Marchionni. "Simulating Income Distribution Changes in Bolivia: a Microeconomic Approach".
- Nro. 11 (Julio, 2004). Federico H. Gutierrez. "Dinámica Salarial y Ocupacional: Análisis de Panel para Argentina 1998-2002".
- Nro. 10 (Junio, 2004). María Victoria Fazio. "Incidencia de las Horas Trabajadas en el Rendimiento Académico de Estudiantes Universitarios Argentinos".
- Nro. 9 (Mayo, 2004). Julieta Trías. "Determinantes de la Utilización de los Servicios de Salud: El Caso de los Niños en la Argentina".
- Nro. 8 (Abril, 2004). Federico Cerimedo. "Duración del Desempleo y Ciclo Económico en la Argentina".

- Nro. 7 (Marzo, 2004). Monserrat Bustelo y Leonardo Lucchetti. "La Pobreza en Argentina: Perfil, Evolución y Determinantes Profundos (1996, 1998 Y 2001)".
 - Nro. 6 (Febrero, 2004). Hernán Winkler. "Estructura de Edades de la Fuerza Laboral y Distribución del Ingreso: Un Análisis Empírico para la Argentina".
 - Nro. 5 (Enero, 2004). Pablo Acosta y Leonardo Gasparini. "Capital Accumulation, Trade Liberalization and Rising Wage Inequality: The Case of Argentina".
 - Nro. 4 (Diciembre, 2003). Mariana Marchionni y Leonardo Gasparini. "Tracing Out the Effects of Demographic Changes on the Income Distribution. The Case of Greater Buenos Aires".
 - Nro. 3 (Noviembre, 2003). Martín Cicowiez. "Comercio y Desigualdad Salarial en Argentina: Un Enfoque de Equilibrio General Computado".
 - Nro. 2 (Octubre, 2003). Leonardo Gasparini. "Income Inequality in Latin America and the Caribbean: Evidence from Household Surveys".
 - Nro. 1 (Septiembre, 2003). Leonardo Gasparini. "Argentina's Distributional Failure: The Role of Integration and Public Policies".
-