

Las colecciones de Documentos de Trabajo del CIDE representan un medio para difundir los avances de la labor de investigación, y para permitir que los autores reciban comentarios antes de su publicación definitiva. Se agradecerá que los comentarios se hagan llegar directamente al (los) autor(es).

❖ D.R. © 1999, Centro de Investigación y Docencia Económicas, A. C., carretera México-Toluca 3655 (km. 16.5), Lomas de Santa Fe, 01210 México, D. F., tel. 727-9800, fax: 292-1304 y 570-4277. ❖ Producción a cargo del (los) autor(es), por lo que tanto el contenido como el estilo y la redacción son responsabilidad exclusiva suya.



NÚMERO 163

Andrés Zamudio

**EDUCACIÓN Y LA DISTRIBUCIÓN CONDICIONAL DEL
INGRESO: UNA APLICACIÓN DE REGRESIÓN CUANTIL**

Resumen

En los modelos usuales de capital humano se determina cómo la media condicional del ingreso de los individuos depende de la educación y de otras variables condicionantes. En este trabajo se investiga no sólo la media condicional sino toda la distribución condicional del ingreso. Al investigar a la entera distribución se obtiene información adicional sobre la relación entre educación e ingreso, por ejemplo cómo la educación afecta a la posición (media), la dispersión y la forma de la distribución. Esta información adicional es relevante para estudios sobre la desigualdad del ingreso, y sobre todo para la evaluación de la educación como inversión.

Para estimar la distribución condicional del ingreso en este trabajo llevamos a cabo una aplicación de la Regresión Cuantil para el caso de México. Utilizamos información sobre empleados y auto-empleados correspondientes a las Encuestas de Ingreso y Gasto de los Hogares de los años 1984, 1989, 1992, 1994 y 1996.

Los resultados indican que la distribución del ingreso depende en gran medida de la educación. La media de la distribución varía en razón directa con la educación, lo que indica que los individuos con más educación ganan en promedio más. La educación paga más en los percentiles inferiores y superiores, esto se refleja en la educación contribuye a una reducción de la dispersión, una reducción de la asimetría negativa y la creación de asimetría positiva.

Abstract

In traditional human capital models it is studied how the conditional mean of income depends on education and other conditional variables. In this paper we investigate not only the conditional mean but also the entire conditional distribution of income.

Investigating the entire distribution is important because we can obtain additional information on the relation between income and education, for example the position (mean), the variance and the shape of the distribution. This additional information is important in order to study income inequality and to evaluate the importance of education as investment.

In this paper we apply quantile regression to estimate the conditional distribution of income for the case of Mexico. We use data on employees and self-employed from the Income and Expenditure Surveys for the years 1984, 1989, 1992, 1994 and 1996.

The results indicate that the distribution of income depends in large extent on education. The mean is a direct function of education, this means that education pays in average. Education pays more in the lower and upper percentiles, these results is expressed in the fact that education contributes to a lower variance, less negative skewness and more positive skewness.

I. Introducción

En los trabajos aplicados basados en la teoría del capital humano se relaciona el ingreso de los individuos con características personales como educación o experiencia laboral. Si se encuentra que existe una relación positiva entre ingreso y alguna de estas variables, por ejemplo educación, se concluye que a mayor nivel educativo de un individuo corresponde un mayor nivel de ingresos. Sin embargo, la relación entre educación e ingreso se encuentra lejos de ser determinística, ya que a cada nivel de educación existe una gran dispersión de ingreso, de modo que puede ocurrir que un individuo con mayor nivel educativo obtenga un ingreso menor al de un individuo menos educado. En este caso, la conclusión de que a mayor nivel educativo corresponde un mayor nivel de ingresos debe ser interpretada como a mayor nivel educativo corresponde, en promedio, un mayor nivel de ingresos.

En los trabajos empíricos sobre capital humano usualmente se emplea el método de mínimos cuadrados ordinarios (MCO) para obtener la relación entre ingreso¹ y las variables explicativas. En este caso, la relación entre estas variables se expresa por medio de los parámetros estimados. Sin embargo, estos parámetros solamente nos indican cómo las variables explicativas afectan a la media del ingreso², es decir, el promedio; pero, nada nos dicen acerca de cómo afectan a la entera distribución del ingreso. Si queremos analizar algo más que la media condicional necesitamos considerar a la entera distribución condicional, donde nos interesan no sólo medidas de posición, sino también medidas de dispersión, asimetría, entre otras.

Resulta importante el considerar a la entera distribución condicional porque de esta manera podemos estudiar de una mejor manera cómo las variables explicativas afectan al ingreso, o la variable dependiente. Por ejemplo, es posible que la educación contribuya a que el promedio de ingresos se incremente; sin embargo, también es posible que contribuya a una mayor dispersión, por lo que el mayor ingreso esperado se vuelve también más incierto, y puede resultar que para algunos individuos la educación contribuye mucho al incremento del ingreso mientras que para otros la mejora no existe o es muy pequeña³. También podemos analizar como esta variable explicativa afecta no solo a la posición central, como la media o la mediana, sino a algunos de los percentiles. Por ejemplo, es posible que el percentil 90 se desplace más que el percentil 50, y este a su vez más que el percentil 10. Estos desplazamientos diferenciales de los percentiles tienen una interpretación interesante en términos de los retornos a la educación para cada punto de la

¹ Normalmente el logaritmo natural del ingreso.

² En este caso media condicional.

³ Desde un punto de vista microeconómico, si la inversión en educación produce un ingreso medio mayor pero con una mayor incertidumbre resultante de la mayor dispersión, la demanda por esta inversión podría reducirse, al menos, para individuos con aversión al riesgo.

distribución del ingreso. Con relación a la forma de la distribución, es posible que la educación contribuya a la eliminación o reducción de los valores extremos a la izquierda de la media, es decir, que contribuya a hacer que la distribución tenga menos asimetría negativa, o que se reduzca la importancia relativa de los individuos con muy poco ingreso.

Por otro lado, si se quiere estudiar los determinantes de la desigualdad del ingreso, resulta provechoso el estudiar la distribución condicional del ingreso, ya que nos provee de una fuente adicional de información. Por ejemplo, si se quiere analizar la relación que tiene la educación con la desigualdad del ingreso, existen tres puntos importantes a considerar. Suponiendo que el ingreso solamente depende del nivel educativo, la desigualdad del ingreso puede cambiar porque existe un cambio en la distribución de educación entre los individuos. Aún suponiendo que la distribución de la educación no cambia, si ocurre un cambio en los retornos a la educación puede cambiar la distribución del ingreso⁴. Finalmente, la distribución del ingreso puede cambiar aún si no ocurren cambios en la distribución de la educación o en los retornos, esto sucede cuando se presentan cambios en la distribución del ingreso dentro de cada grupo de educación.

El análisis de la distribución condicional del ingreso se puede llevar a cabo de muchas maneras. Por ejemplo, podemos pensar en determinar la media y varianza condicionales, es decir expresarlas en función de algunas variables explicativas. En este trabajo seguimos la metodología de Koenker y Bassett (1978) que consiste en estimar algunos puntos de interés en la distribución, en particular, los cuantiles. Este es un procedimiento adecuado que nos permite conocer más acerca de la distribución; además, con los cuantiles podemos también obtener medidas de posición, dispersión o asimetría. Por ejemplo, como medida de posición podemos utilizar el percentil 50, el cual es igual a la mediana y resulta en una mejor medida de posición que la media en presencia de valores extremos. Igualmente, podemos obtener medidas de dispersión y asimetría utilizando los cuantiles. Como estamos hablando de distribuciones condicionales es necesario el considerar cuantiles condicionales, es decir, expresar estos cuantiles como funciones de variables explicativas. La estimación de estas funciones se lleva a cabo por medio de la técnica de regresión cuantil, con la cual obtenemos los parámetros que nos indican la dependencia de los cuantiles condicionales de las variables explicativas.

En el ámbito internacional se han hecho varios trabajos sobre cuantiles condicionales, incluso con aplicaciones a la distribución y formación del ingreso, de entre los que cabe mencionar a Buchinsky (1994), Buchinsky (1995) o Gosling, Machin y Meghir (1998).

Para el caso de México se han hecho diversas estimaciones para cuantificar la relación entre la media del ingreso y algunas características de los individuos. De estos estudios cabe mencionar, entre otros, a Bracho y Zamudio (1992), Zamudio

⁴ Por ejemplo, Cragg y Epelbaum (1996) discuten sobre el incremento que se ha producido en la desigualdad del ingreso, el cual se ve reflejado en un incremento en las tasas de retorno a la educación.

(1994), Psacharopoulos y Chu-Ng (1992), Psacharopoulos, Velez, Panagides y Yang (1996), Villagómez y Zamudio (1999). En cuanto a estudios sobre la distribución del ingreso cabe mencionar, entre otros, a Alarcón y McKinley (1997) o Cragg y Epelbaum (1996). Sin embargo, no tenemos conocimiento de trabajos sobre México basados en la estimación de la distribución condicional del ingreso y, en particular, de los cuantiles condicionales.

En el presente trabajo utilizamos información original de la Encuesta Nacional de Ingreso y Gasto de los Hogares (ENIGH), correspondiente a los años 1984, 1989, 1992, 1994 y 1996, para analizar la formación del ingreso de los individuos en el contexto de la llamada ecuación minceriana. En esta forma funcional la variable a explicar es el logaritmo natural del ingreso monetario de los individuos, y las variables explicativas o condicionantes son la educación, la experiencia laboral, género, posición en el trabajo, zona de residencia y horas trabajadas.

Es importante el analizar lo que ha sucedido con la distribución condicional del ingreso en el periodo considerado. Es un periodo en el cual México ha tenido transformaciones importantes en el orden económico tales como la apertura de la economía a la competencia externa y la desregulación económica. Estos cambios en el contexto macroeconómico tienen implicaciones importantes en cuanto a la importancia que tienen las variables explicativas en la formación del ingreso. Por ejemplo, es de esperarse que la educación tenga un papel diferente, ya sea que los retornos cambien, en cuyo caso estaríamos hablando de cambios en la media o mediana condicional⁵, que existan cambios en la dispersión⁶, o que los cambios estén asociados a la formación de una elite de individuos, es decir, que la educación explique la creación de una cola superior en la distribución.

En este trabajo nos interesa principalmente el efecto que tiene la educación sobre la formación del ingreso de los individuos, sin embargo, es necesario el incluir en la estimación de la ecuación "minceriana" algunas otras variables explicativas, variables que por sí mismas son importantes de analizar en su relación con el ingreso y los cambios que han ocurrido recientemente. En este trabajo presentaremos una breve discusión del efecto que tienen variables como la experiencia laboral, zona de residencia, horas trabajadas, entre otras.

El presente trabajo está organizado como sigue: en la sección II presentamos una discusión de la regresión cuantil, en la sección III discutimos sobre la información y presentamos algunos resultados descriptivos, en la sección IV presentamos los resultados de la estimación y en la última sección concluimos.

⁵ Algunos autores discuten sobre los incrementos que se han producido recientemente en los retornos a la educación, explicando que una de las causas de este incremento es la mayor competitividad de la economía mexicana, producto de la apertura, con la consiguiente mayor demanda por personal altamente calificado.

⁶ Alarcón y McKinley (1997) o Cragg y Epelbaum (1996) discuten sobre el incremento en la desigualdad del ingreso que se ha producido recientemente.

II. Regresión cuantil

Usualmente en los modelos de capital humano se investiga la relación que existe entre diversas formas de capital humano, como educación formal o experiencia laboral, e ingreso. La relación entre estas variables se mide utilizando la media condicional del ingreso, condicional en un nivel determinado de educación formal, experiencia laboral y tal vez algunas otras variables que se encuentran correlacionadas con el ingreso. Esta relación la podemos expresar como sigue,

$$E[Y_i | X_i] = X_i\beta$$

donde Y_i representa el ingreso (usualmente el logaritmo natural del ingreso), X_i un vector de variables explicativas, entre las que se encuentra educación, sobre las que se está condicionando y β un vector de parámetros. De esta manera, si el parámetro correspondiente a la variable de educación es positivo entonces decimos que el ingreso varía en relación directa con la educación, esto quiere decir que la media condicional del ingreso se incrementa al incrementarse la educación.

Si es de nuestro interés el estudiar no solamente la media sino la entera distribución condicional, entonces, sería conveniente el considerar otros momentos condicionales, como varianzas, sesgo, cuantiles entre otros. Para estudiar estos aspectos de la distribución en este trabajo se utilizan diversos cuantiles. Al analizar los cuantiles se puede determinar la forma de la distribución en términos de la posición, dispersión o simetría. Como es de nuestro interés el hacer que estos cuantiles sean una función de variables explicativas, es necesario el estimar cuantiles condicionales.

En este trabajo los cuantiles condicionales se estiman de acuerdo con la metodología sugerida por Koenker y Bassett (1978), que consiste en una aplicación de la regresión cuantil. A continuación presentamos los aspectos importantes de esta metodología.

Si Y_i es una variable aleatoria continua, entonces, el cuantil θ denotado por Y_θ , se define como la solución a

$$\theta = \text{Prob}[Y_i \leq Y_\theta]$$

$$\text{con } 0 < \theta < 1$$

Si θ es igual a 0.5 tenemos que $Y_{0.5}$ corresponde a la mediana. La anterior expresión corresponde a los cuantiles incondicionales, en términos de los cuantiles

condicionales tenemos que estos van a ser una función lineal⁷ de un vector de variables explicativas y de un vector de parámetros a estimar, tal como se hace al estimar la media condicional. Esta relación se puede escribir como,

$$\text{Quant}_\theta(Y_i | X_i) = X_i \beta_\theta$$

Los coeficientes de las variables explicativas son en este caso una función del cuantil correspondiente, de manera que las variables explicativas afectan de diferente manera al ingreso dependiendo del punto de la distribución de que se trate.

Si estamos hablando de la media condicional de Y, la interpretación del vector de coeficientes β se basa en los cambios producidos en $E[Y]$ a raíz de un cambio en alguna de las variables explicativas o condicionantes. Por ejemplo, si X_{ik} es una variable continua, la expresión para el parámetro β_k es,

$$\frac{\partial E(Y_i | X_i)}{\partial X_{ik}} = \beta_k$$

Lo que indica como cambia la posición de la distribución de Y_i , en particular la media, ante cambios en la variable explicativa. Para el caso de los cuantiles condicionales, la expresión es,

$$\frac{\partial \text{Quant}_\theta(Y_i | X_i)}{\partial X_{ik}} = \beta_{\theta,k}$$

Como los cuantiles se utilizan para construir algunas medidas de dispersión o asimetría, los coeficientes β_θ se pueden utilizar para analizar cómo algunas variables explicativas producen cambios en la dispersión o la asimetría. Por ejemplo, una posible medida de dispersión es el rango intercuartilico⁸

$$D(Y_i | X_i) = \text{Quant}_{0.75}(Y_i | X_i) - \text{Quant}_{0.25}(Y_i | X_i)$$

Por lo que el efecto marginal que tiene la variable X_{ik} sobre esta medida de dispersión es

$$\frac{\partial D(Y_i | X_i)}{\partial X_{ik}} = \beta_{0.75,k} - \beta_{0.25,k}$$

⁷ Lineal en parámetros aunque no necesariamente lineal en variables.

⁸ O también podríamos emplear el rango percentil 90-10.

Una posible medida de asimetría consiste en comparar la media y la mediana. Otra posibilidad se basa en la siguiente diferencia entre cuantiles⁹

$$S(Y_i | X_i) = [\text{Quant}_{0.75}(Y_i | X_i) - \text{Quant}_{0.50}(Y_i | X_i)] - [\text{Quant}_{0.50}(Y_i | X_i) - \text{Quant}_{0.25}(Y_i | X_i)]$$

Aquí, el efecto que tiene la variable X_{ik} sobre el coeficiente de asimetría es

$$\frac{\partial S(Y_i, X_i)}{\partial X_{ik}} = (\beta_{0.75,k} - \beta_{0.50,k}) - (\beta_{0.50,k} - \beta_{0.25,k})$$

De esta manera podemos ver cómo cambios en las variables explicativas producen cambios en la distribución de Y .

Para efectos de estimación, Y_0 , el cuantil incondicional, se puede obtener como la solución a¹⁰

$$\text{Min}_{Y_0 \in \mathbb{R}} \left[\sum_{\{i: y_i \geq b\}} \theta y_i - Y_0 + \sum_{\{i: y_i < b\}} (1 - \theta) y_i - Y_0 \right]$$

El caso de los cuantiles condicionales es similar, sólo que para este caso se requiere de estimar un vector de parámetros, entonces β_0 se encuentra como la solución a

$$\text{Min}_{\beta_\theta \in \mathbb{R}^k} \left[\sum_{\{i: y_i \geq x_i b\}} \theta y_i - x_i \beta_\theta + \sum_{\{i: y_i < b\}} (1 - \theta) y_i - x_i \beta_\theta \right]$$

⁹ También se puede hablar de diferencias entre deciles.

¹⁰ Koenker y Bassett (1978)

III. Datos

En el presente trabajo se utilizó información original de las Encuestas de Ingreso y Gasto de los Hogares (ENIGH) correspondientes a los años de 1984, 1989, 1992, 1994 y 1996. Se trabajó con información sobre individuos, donde se utilizó información sobre características personales como edad, educación, género, ingreso, entre otras. Como se estiman ecuaciones de ingreso, fue necesario el acotar la muestra. Se consideró solamente a individuos que trabajaron el mes anterior, a la fecha de la entrevista, al menos una hora, que obtuvieran un ingreso positivo y que estuvieran en el rango de edad entre 15 y 80 años. Además, se excluyeron del análisis a individuos que trabajaron como patronos, aunque se dejaron a los auto-empleados. En el cuadro 1 se presenta, por nivel educativo, la distribución de la muestra para los distintos años.

Cuadro 1

Total de individuos por encuesta y nivel de educación

	Total	Sin Instrucción	Primaria	Secundaria	Bachillerato	Superior
1984	6,066	811	3,253	871	691	440
1989	15,844	1,838	6,981	2,768	2,516	1,741
1992	14,106	1,724	6,481	2,608	2,039	1,254
1994	18,398	2,535	8,317	3,190	2,618	1,738
1996	20,027	2,065	8,949	3,768	3,219	2,026

En los modelos de capital humano normalmente se trabajan con grupos bien definidos, como por ejemplo empleados o empleados hombres; nosotros decidimos incluir a los auto-empleados por la siguiente razón: una gran parte de los auto-empleados son individuos que trabajan en el sector informal, usualmente son individuos con menor nivel educativo y que obtienen un menor ingreso que los empleados en el sector formal¹¹. El efecto que tiene la educación sobre el ingreso no solo se tiene que ver por los diferenciales de ingreso que tienen empleados con distinto nivel educativo, sino que es necesario el considerar que la educación provee una mayor oportunidad de acceder a trabajos mejor remunerados, es decir, no trabajar como auto-empleado sino como empleado. Por lo tanto, debemos considerar

¹¹ Es importante aclarar que no estamos identificando a los auto-empleados con trabajadores del sector informal, ya que los auto-empleados trabajan tanto en el sector formal como en el informal, igualmente los empleados trabajan también en ambos sectores. Lo que estamos indicando en el texto es simplemente reflejo de las tendencias recientes, es decir, la proporción de trabajadores en el sector informal es mayor entre los auto-empleados que entre los empleados.

a los auto-empleados simplemente como empleados, pero con un menor nivel de ingresos.

En el cuadro 2 se presenta la distribución de individuos por posición en el empleo. En este cuadro se observa que la proporción de individuos que trabajan como auto-empleados es menor a un tercio, y esta proporción se ha incrementado ligeramente en los dos últimos años. En el cuadro 3 se presentan el promedio, desviación estándar y coeficiente de variación de los años de educación por encuesta y posición en el empleo. En este cuadro se ven claramente los mayores niveles de educación que tienen los empleados en comparación con los auto-empleados. En la última parte de la gráfica 3 se comparan las distribuciones de ingreso entre empleados y auto-empleados, donde se puede ver que este último grupo presenta una media menor y una dispersión mayor que el primer grupo.

Cuadro 2

Individuos por encuesta y tipo de empleo

Encuesta	Empleados	Auto-empleados	Total	% AE/total*
1984	4,357	1,709	6,066	28.17
1989	11,831	4,013	15,844	25.33
1992	10,486	3,620	14,106	25.66
1994	13,114	5,284	18,398	28.72
1996	14,516	5,511	20,027	27.52

*Porcentaje de auto-empleados en el total

Cuadro 3

Promedios de escolaridad por tipo de empleo

		1984	1989	1992	1994	1996
Empleados	Media	6.83	7.87	7.49	7.52	7.92
	Desv-Std	4.36	4.51	4.39	4.53	4.44
	CV*	0.64	0.57	0.59	0.60	0.56
Auto-empl	Media	3.63	4.46	4.22	4.27	4.75
	Desv-Std	3.20	3.95	3.76	3.88	4.00
	CV	0.88	0.88	0.89	0.91	0.84
Total	Media	5.93	7.01	6.65	6.59	7.05
	Desv-Std	4.32	4.62	4.47	4.59	4.55
	CV	0.73	0.66	0.67	0.70	0.65

*Coeficiente de variación

La variable de ingreso se construyó considerando todos los tipos de ingreso monetario de los individuos, exceptuando al ingreso de capital. De esta manera se

consideró como ingreso a las remuneraciones al trabajo, el ingreso proveniente de rentas y ganancias de negocios y a las transferencias. Se consideraron otros rubros del ingreso aparte de las remuneraciones porque en la muestra se incluyeron a los auto-empleados, los cuales obtienen su ingreso principalmente como beneficios o rentas. En el cuadro 4 se presentan promedio, desviación estándar y cuartiles del logaritmo de ingreso, por nivel educativo, para toda la muestra.

Cuadro 4

Logaritmo de ingreso

	Media	Desv-Std	Q1	Q2	Q3	CV	Q3-Q1*	Q2-Med**
Sin Instrucción	6.69	1.18	6.10	6.91	7.48	0.177	1.387	0.217
Primaria	7.23	1.06	6.77	7.40	7.89	0.146	1.121	0.169
Secundaria	7.50	0.94	7.12	7.63	8.07	0.125	0.947	0.131
Bachillerato	7.88	0.89	7.48	7.96	8.40	0.113	0.916	0.082
Superior	8.56	0.87	8.08	8.56	9.08	0.101	0.994	0.004

*Rango intercuartílico

**Mediana menos media

En este cuadro se observa claramente como las medidas de posición del logaritmo de ingreso dependen del nivel educativo, a mayor educación mayor nivel de ingresos. Pero no solamente la media y mediana dependen de la educación sino toda la distribución. En cuanto a las medidas de dispersión, como la desviación estándar y el rango intercuartílico, es claro como varían en función inversa al nivel educativo. Por otro lado, si se compara la media y la mediana, se ve que a medida que se incrementa el nivel educativo, la diferencia se hace menor. Esto indica que la distribución se hace más simétrica conforme se incrementa el nivel educativo. A niveles bajos de educación la media es menor a la mediana lo que indica asimetría negativa¹², es decir, los puntos extremos se encuentran en los niveles bajos de ingreso.

El anterior análisis se hizo con toda la muestra, es decir, sin hacer ninguna diferenciación por encuesta. En el cuadro 5 se presentan media y desviación estándar por nivel educativo, pero separando por encuesta. En dicho cuadro podemos ver que la dispersión se incrementa ligeramente a través del tiempo. Esta tendencia a una mayor dispersión es más pronunciada en los niveles bajos de ingreso.

La dependencia de la distribución del ingreso de la educación¹³ también se puede ver obteniendo la función de densidad condicional empírica¹⁴. En la gráfica 1 se presenta la función de densidad para toda la muestra dividida en cuatro niveles educativos: sin instrucción, primaria, educación media y superior.

¹² Coeficiente de sesgo negativo.

¹³ Aunque el ingreso también depende de otras variables como edad, género, zona de residencia, entre otras.

¹⁴ *Kernel density*.

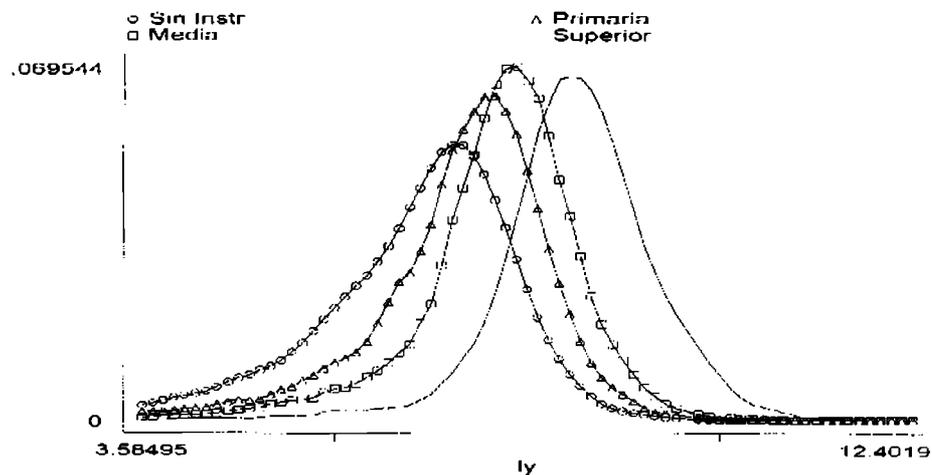
Cuadro 5

Logaritmo de ingreso

		Sin Instrucción	Primaria	Secundaria	Bachillerato	Superior	Total
1984	Media	6.94	7.49	7.72	8.05	8.49	7.58
	Desv-Std	0.97	0.97	0.96	0.78	0.81	1.01
1989	Media	6.97	7.47	7.64	7.95	8.50	7.63
	Desv-Std	1.10	0.96	0.89	0.81	0.80	1.01
1992	Media	6.75	7.33	7.59	7.98	8.66	7.52
	Desv-Std	1.13	1.01	0.89	0.88	0.87	1.09
1994	Media	6.52	7.18	7.55	7.99	8.79	7.42
	Desv-Std	1.30	1.13	0.93	0.91	0.86	1.23
1996	Media	6.50	6.92	7.23	7.63	8.37	7.20
	Desv-Std	1.15	1.04	0.96	0.91	0.90	1.12
Total	Media	6.69	7.23	7.50	7.88	8.56	
	Desv-Std	1.18	1.06	0.94	0.89	0.87	

Gráfica 1

Función de densidad del logaritmo de ingreso



Comparando los casos extremos, es decir, educación superior y sin instrucción, podemos ver las diferencias en la distribución del ingreso. La posición de la distribución es superior para el nivel alto de educación, la dispersión es menor

y la asimetría casi no existe. En el caso del grupo sin instrucción se ve, además de una media menor y una mayor dispersión, que existe asimetría negativa por la cola de la distribución a la izquierda de la media, esto es, en este grupo son relativamente más importantes los individuos con muy poco nivel de ingresos. Comparando los cuatro casos es claro que la media de la distribución se mueve en razón directa con el nivel educativo, mientras que sucede lo opuesto con la dispersión.

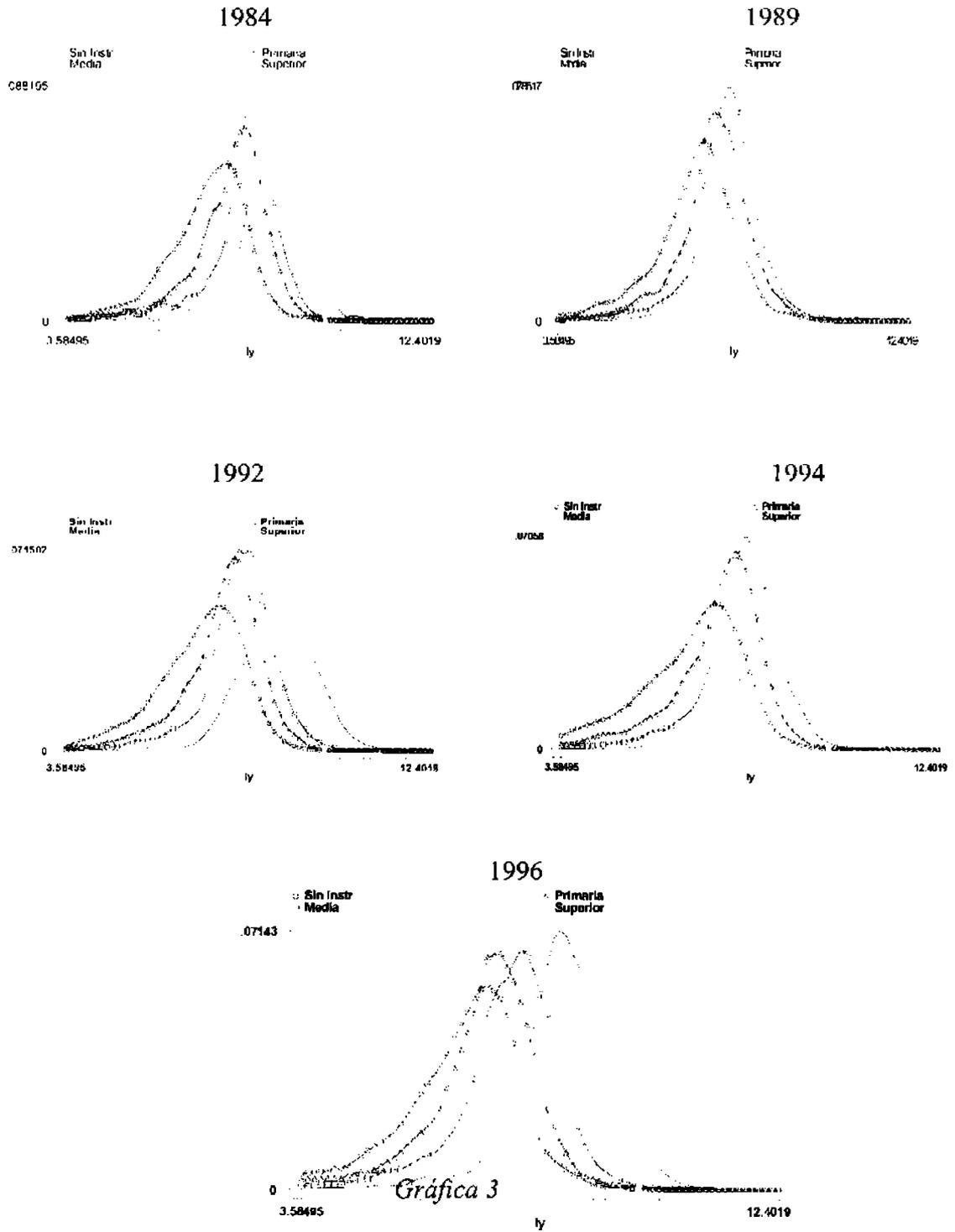
En la anterior gráfica se presentaron los resultados para toda la muestra, en tanto que en la gráfica 2 se presentan las estimaciones de las funciones de densidad empíricas diferenciando por año de encuesta y nivel educativo. En esta gráfica se pueden ver varios aspectos. La distribución de la educación superior se desplaza cada vez más a la derecha en los últimos años, esto como se verá posteriormente tiene sus consecuencias en los incrementos de los retornos a la educación superior que se presentan en años recientes. En 1989 existen menos diferencias en términos de la posición de las distribuciones por nivel educativo, esto también tiene sus repercusiones sobre los retornos a la educación, ya que en este año la educación explica menos la variación en el ingreso. En términos de posición, no así de dispersión o forma, la distribución del grupo sin instrucción se acerca más a la distribución del grupo primaria, lo cual también tiene repercusiones en cuanto a los retornos para la educación primaria.

Las funciones de densidad también se pueden analizar separando los individuos por medio de otras variables como género o zona de residencia. Cuando se tienen muchas variables como en el presente caso, el análisis se tendría que hacer por cada combinación de variables explicativas, es decir por cada combinación de educación, género, zona de residencia, encuesta y grupo de edad¹⁵, lo que haría esta sección muy extensa. Con objeto de ver tendencias en la gráfica 3 se presentan las funciones de densidad para los casos de diferenciación por género, zona de residencia y posición en el trabajo. Estas gráficas corresponden a toda la muestra y a todos los niveles educativos.

En cuanto a la diferenciación por género se ven ciertos contrastes en las distribuciones. La media es mayor para el caso de hombres, la dispersión es mayor para mujeres, y para este último grupo tenemos una asimetría negativa. En cuanto a zona de residencia las diferencias son mayores, la distribución presenta una media significativamente mayor para la zona urbana, una menor dispersión y asimetría casi nula. Para la diferencia entre empleados y auto-empleados vemos que el primer grupo presenta una media mayor, el segundo grupo tiene una mayor dispersión y además presenta una asimetría negativa.

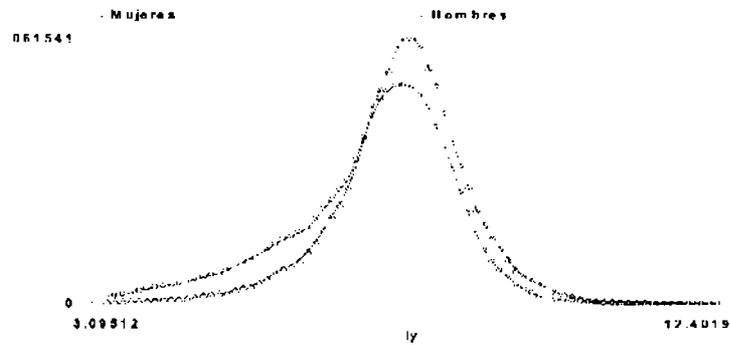
¹⁵ De hecho en las estimaciones de la regresión cuantil se toma en cuenta a este tipo de variables.

Gráfica 2

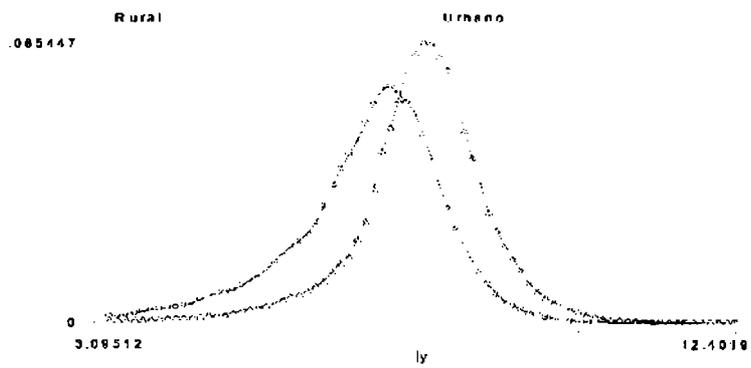


Gráfica 3

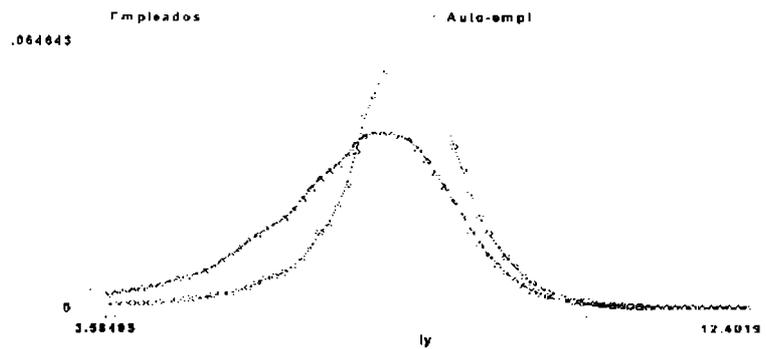
Función de densidad por género



Función de densidad por zona de residencia



Función de densidad por posición en el empleo



En la siguiente sección se presentan los resultados de la regresión cuantil. En esta parte se podrá ver con más detalle como la distribución -los cuantiles- del

ingreso depende de cada una de las variables explicativas. Como en este caso la estimación de los cuantiles se hace en función de todas las variables explicativas, los coeficientes estimados nos indicarán el efecto neto que tiene cada una de estas variables en la determinación de los cuantiles, y por lo tanto de la distribución.

IV. Resultados

La base de la estimación consistió en la llamada ecuación “minceriana”, donde la variable explicativa es el logaritmo natural del ingreso y las variables explicativas son diversas variables que denotan educación, experiencia laboral potencial¹⁶, el cuadrado de esta, logaritmo natural de horas trabajadas a la semana, y variables dicotómicas que denotan género¹⁷, zona de residencia¹⁸ y posición en el empleo¹⁹.

Para determinar la forma de la distribución condicional del logaritmo de ingreso se estimaron varios puntos de esta distribución. Se utilizó mínimos cuadrados ordinarios (MCO) para determinar la media condicional, y se utilizó regresión cuantil para determinar los percentiles 10, 25, 50, 75 y 90²⁰.

La estimación se llevó a cabo para cada una de las cinco encuestas y se consideraron dos casos en la medición de educación. En el primer caso se utilizó como variable de educación simplemente a los años de educación formal, y en el segundo se consideró a la educación como variable categórica por lo que se construyeron variables dicotómicas para medir el efecto de cada una de las categorías educativas. Los resultados de la estimación se presentan en el Apéndice, pero en esta sección presentamos los aspectos principales de la estimación. En el cuadro 6 se presentan los coeficientes de la variable años de educación para los seis puntos de la distribución y para cada una de las encuestas.

Cuadro 6

Coeficientes de Educación*

	1984	1989	1992	1994	1996
Media	0.125	0.112	0.128	0.142	0.136
Mediana	0.112	0.102	0.119	0.132	0.129
P10	0.134	0.117	0.134	0.147	0.137
P25	0.119	0.108	0.124	0.134	0.130
P75	0.113	0.105	0.120	0.134	0.133
P90	0.121	0.112	0.130	0.139	0.137

*Educación medida como años de educación formal

¹⁶ Se calcula como Edad – años de educación – 6.

¹⁷ Género = 1 si hombre, 0 si mujer.

¹⁸ Zona = 1 si urbano, 0 si rural.

¹⁹ Empleado = 1 si empleado, 0 si auto-empleado.

²⁰ Estos son los puntos utilizados por Buchinsky, M. (1994).

El primer renglón corresponde a los coeficientes de la educación para la media condicional del logaritmo del ingreso²¹, este es el parámetro que se obtiene cuando calculan las tasas de retorno al aplicar MCO a la ecuación “minceriana”. En este primer renglón se puede ver que las tasas de retorno a la educación se han incrementado en los últimos años, las tasas son altas, incluso en 1996, año de crisis económica²². En el segundo renglón tenemos otra medición de los retornos la cual se basa en la mediana condicional, en lugar de la media. Como se sabe la mediana es una mejor medida de posición central que la media en presencia de valores extremos; dado que en este trabajo no incluimos ningún procedimiento para eliminar los valores extremos, tanto los pequeños como los grandes, es de esperarse que la mediana condicional sea un mejor procedimiento para calcular los retornos. En este caso podemos ver que los retornos son menores cuando se utiliza la mediana, lo que sugiere que los valores extremos estaban produciendo una sobre-estimación de los retornos. A pesar de que en esta nueva estimación se producen retornos menores, la tendencia a través del tiempo se mantiene.

La interpretación de los coeficientes para los siguientes percentiles es un tanto complicada. Por ejemplo, el coeficiente del percentil 10 nos indica en cuánto se incrementa el logaritmo del ingreso para que un individuo siga permaneciendo en el mismo percentil ante un incremento en el nivel educativo de un año, y permaneciendo las otras variables condicionantes constantes. Este coeficiente se podría interpretar como una tasa de retorno si pensamos que un individuo o grupo de individuos siempre van a estar en la misma posición de la distribución condicional del ingreso sin importar en cuanto se incremente su nivel educativo²³. Esto es, al incrementarse el nivel educativo se produce un desplazamiento de la distribución del ingreso²⁴, ya que ahora los individuos obtienen en promedio un ingreso mayor, sin embargo, los individuos que estaban en el percentil 10 antes del cambio en el nivel educativo, deben permanecer en el décimo percentil, y el cambio en el logaritmo de ingreso se puede en este caso interpretar como una tasa de retorno²⁵.

Si no queremos utilizar la interpretación de tasa de retorno para los coeficientes, entonces, podríamos simplemente considerarlos como desplazamientos, o incrementos, de los percentiles condicionales ante cambios en los años de

²¹ Las otras variables condicionantes son experiencia laboral, género, zona de residencia, logaritmo de horas trabajadas y posición en el trabajo.

²² Psacharopoulos, Velez, Panagides y Yang (1996) argumentan que en época de crisis económica las tasas de retorno se reducen.

²³ Véase Buchinsky, M. (1994).

²⁴ Lo cual se vio en la sección 4 cuando se estimaron las densidades empíricas.

²⁵ Una posible explicación de por qué este pudiera ser el caso consiste en que el ingreso de los individuos depende, entre otros factores, de variables no observables o de difícil medición, como productividad innata, características familiares que influyen en el desenvolvimiento en el mercado laboral, relaciones, posición social, calidad de la educación, entre otras. Si un individuo tiene una pequeña dotación de las anteriores características entonces va a estar siempre en la cola inferior de la distribución del ingreso. Si el individuo incrementa su nivel educativo, formará parte de una nueva distribución condicional del ingreso, y en esta nueva distribución el individuo va a seguir ubicado en la cola inferior de la distribución.

educación. En la parte final de esta sección hablaremos de nuevo de los coeficientes de la educación y para lo cual será conveniente mantener la interpretación de retornos a la educación.

En los últimos cuatro renglones del cuadro 6 podemos ver que los mayores incrementos (o retornos) del ingreso se producen en los percentiles extremos, es decir, el 10 y el 90. Este resultado es consistente con las gráficas de las funciones de densidad empíricas presentadas en la anterior sección. Por ejemplo, si el coeficiente de educación para el P10 es mayor que el correspondiente al P50, entonces, tenemos que ante cambios en el nivel educativo la mediana condicional se desplaza²⁶ menos que el P10 condicional, esto indica que la forma de la distribución cambia un poco, en este caso la cola inferior de la distribución se hace menos importante. Esta menor importancia de la cola inferior se puede explicar como una disminución de la dispersión y/o una disminución de la asimetría negativa. Por otro lado, tenemos que también el P90 se desplaza más que la mediana, este mayor desplazamiento puede indicar un incremento en la dispersión y/o la creación o el incremento de asimetría positiva. Si calculamos los cambios en los rangos intercuartílicos y percentil 90-10, vemos que la dispersión se reduce²⁷ al incrementarse el nivel educativo, por lo tanto los mayores desplazamientos de P10 y P90 indican que existen cambios en la forma de la distribución, en este caso se reduce la importancia de la cola inferior y se incrementa la importancia de la cola superior. En otras palabras los valores extremos pequeños tienden a ser cada vez menos importantes, mientras que los grandes son cada vez más importantes, esto indica que la probabilidad de tener individuos muy pobres disminuye mientras que la probabilidad de encontrarse individuos muy ricos aumenta al incrementarse el nivel educativo. Estos cambios en la asimetría producto de incrementos en el nivel educativo también se puede ver al comparar cómo cambian la media y la mediana condicional, en este caso vemos que la media se incrementa más que la mediana, lo cual indica una reducción de la asimetría negativa o un incremento de la asimetría positiva.

A través del tiempo vemos que los incrementos se hacen cada vez más grandes para el P90, lo que indica la creciente importancia relativa de los valores extremos grandes cuando se incrementa el nivel educativo. Este crecimiento de los valores extremos a la derecha puede estar explicando el incremento en los retornos a la educación que se ha producido recientemente.

En los cuadros 7, 8, 9, y 10 se presentan los coeficientes de las otras variables explicativas.

Los coeficientes de la variable zona de residencia son por demás interesantes. En los casos de la media y mediana condicional, vemos que los residentes de zonas urbanas ganan significativamente más que los residentes de zonas rurales, y existe una cierta tendencia a que se incremente esta diferencia a través del tiempo. En cuanto a los coeficientes de los distintos percentiles, vemos que todos son positivos y que son más grandes para los extremos inferiores de la distribución. En términos

²⁶ En este caso, a la derecha porque los coeficientes son positivos.

²⁷ Al menos para 1984, 1989 y 1992.

de la forma de la distribución esto quiere decir que la distribución presenta menor asimetría negativa para el caso urbano que para el caso rural. Esto es, en el sector rural existe en términos relativos un mayor número de individuos muy pobres, esto es, en el extremo inferior de la distribución. Al comparar los cambios en los rangos intercuantílicos y percentiles 90-10 vemos que la dispersión se reduce al pasar de zona rural a zona urbana. Cuando se analizan los coeficientes a través del tiempo vemos que existe una cierta tendencia a incrementarse en magnitud todos los coeficientes, sin embargo los que más se incrementan son los correspondientes a P10 y P25, este hecho está indicando que cada vez existe una mayor diferencia entre sector urbano y rural en cuanto a la forma de la distribución del ingreso, esto es, en términos de la importancia relativa de los individuos con muy bajo nivel de ingreso²⁸.

Cuadro 7

Coefficiente de zona de residencia

	1984	1989	1992	1994	1996
Media	0.254	0.375	0.366	0.404	0.326
Mediana	0.279	0.332	0.312	0.381	0.310
P10	0.334	0.559	0.556	0.574	0.518
P25	0.330	0.404	0.426	0.477	0.418
P75	0.187	0.282	0.253	0.283	0.208
P90	0.137	0.277	0.231	0.238	0.158

Cuadro 8

Coefficiente de Género

	1984	1989	1992	1994	1996
Media	0.291	0.345	0.374	0.381	0.343
Mediana	0.192	0.259	0.281	0.285	0.251
P10	0.464	0.469	0.495	0.466	0.456
P25	0.303	0.284	0.308	0.316	0.315
P75	0.151	0.271	0.273	0.266	0.236
P90	0.199	0.284	0.260	0.281	0.270

²⁸ Esto pudiera indicar que el sector urbano cada vez contribuye menos a la desigualdad del ingreso.

En el cuadro 8 se pueden ver los coeficientes de la variable dicotómica género²⁹. En los dos primeros renglones podemos observar que los hombres obtienen ingresos mayores a las mujeres y que esta diferencia se incrementa con el tiempo. Los coeficientes para los otros percentiles son también positivos y existe una muy pequeña tendencia a incrementarse a través del tiempo. Al igual que el caso de zona de residencia, podemos ver que los coeficientes para P10 y P25 son los mayores, indicando con esto que existe una diferencia en la forma de la distribución entre sexos. La distribución del ingreso para las mujeres presenta una mayor importancia en los individuos con muy poco ingreso. Este resultado también se puede ver al comparar los coeficientes para la media y la mediana. Esto es consistente con los resultados de la sección anterior cuando se presentaron las gráficas de las funciones de densidad empíricas, como se vio antes la distribución del ingreso presenta asimetría negativa para el caso de las mujeres. Con la técnica de regresión cuantil corroboramos este resultado aunque ahora en la estimación estamos controlando por un conjunto de otras variables explicativas. Al calcular medidas de dispersión vemos que la distribución para las mujeres presenta una mayor dispersión, aunque esta diferencia se reduce un poco a través del tiempo.

Cuadro 9

Coefficiente de la variable dicotómica empleado

	1984	1989	1992	1994	1996
Media	0.115	0.088	0.283	0.360	0.208
Mediana	0.104	0.058	0.230	0.296	0.200
P10	0.501	0.495	0.667	0.772	0.479
P25	0.291	0.289	0.437	0.522	0.331
P75	-0.084	-0.106	0.063	0.095	0.042
P90	-0.219	-0.278	-0.083	-0.034	-0.079

En el cuadro 9 se reportan los coeficientes de la variable dicotómica empleado. Aquí tenemos que los empleados obtienen en promedio un mayor ingreso que los auto-empleados, lo cual se ve en los dos primeros renglones. Existe una pequeña tendencia a que esta diferencia se incremente con el tiempo. Al analizar los cambios en las medidas de dispersión vemos que el grupo de empleados presenta una mucho menor dispersión que el otro grupo. En términos de la forma se ve claramente que el grupo de auto-empleados presenta una distribución con una mayor asimetría negativa. Esto quedó claro en la sección anterior donde se vio la mayor importancia relativa que tienen los individuos muy pobres en la distribución para los auto-empleados. Es de notar, por los coeficientes negativos para los percentiles superiores, que de los individuos con mayor ingreso, los auto-empleados obtienen un mayor ingreso que los empleados.

²⁹ Los valores que toma esta variable son 1 hombre y 0 mujer.

Cuadro 10

Coeficiente de Logaritmo de horas trabajadas

	1984	1989	1992	1994	1996
Media	0.627	0.405	0.385	0.520	0.453
Mediana	0.583	0.320	0.380	0.502	0.422
P10	0.910	0.615	0.567	0.724	0.700
P25	0.705	0.493	0.517	0.634	0.588
P75	0.459	0.248	0.263	0.358	0.291
P90	0.306	0.232	0.217	0.298	0.240

En el cuadro 10 se tienen los coeficientes del logaritmo natural de las horas trabajadas a la semana. En este caso tenemos que todos los coeficientes son positivos, lo cual es algo esperado. Al analizar las medidas de dispersión vemos que la desigualdad disminuye al aumentar el número de horas trabajadas, mientras que la forma de la distribución también cambia, esto es, a mayor número de horas trabajadas nos encontramos con distribuciones más simétricas, o con menos asimetría negativa.

Las otras dos variables explicativas incluidas en las ecuaciones "mincerianas" fueron la experiencia laboral potencial y el cuadrado de esta. En los cuadros 11 y 12 se presentan los coeficientes de estas variables.

Cuadro 11

Coeficiente de experiencia laboral

	1984	1989	1992	1994	1996
Media	0.063	0.058	0.060	0.061	0.061
Mediana	0.053	0.051	0.054	0.057	0.055
P10	0.084	0.068	0.074	0.072	0.076
P25	0.066	0.054	0.059	0.063	0.062
P75	0.052	0.055	0.055	0.057	0.053
P90	0.055	0.059	0.060	0.057	0.054

Interpretar el efecto que tiene la experiencia laboral sobre la distribución del ingreso es un poco más complicado en este caso, dados los términos lineales y cuadráticos que están presentes. Todos los coeficientes de los términos lineales son positivos, mientras que los coeficientes de los términos cuadráticos son negativos, además tenemos que el valor absoluto de los términos lineales es mayor al de los términos cuadráticos. Esta combinación nos indica que el efecto que tiene la experiencia laboral sobre el ingreso tiene la forma de una "U" invertida, sin importar el punto de la distribución de que se trate.

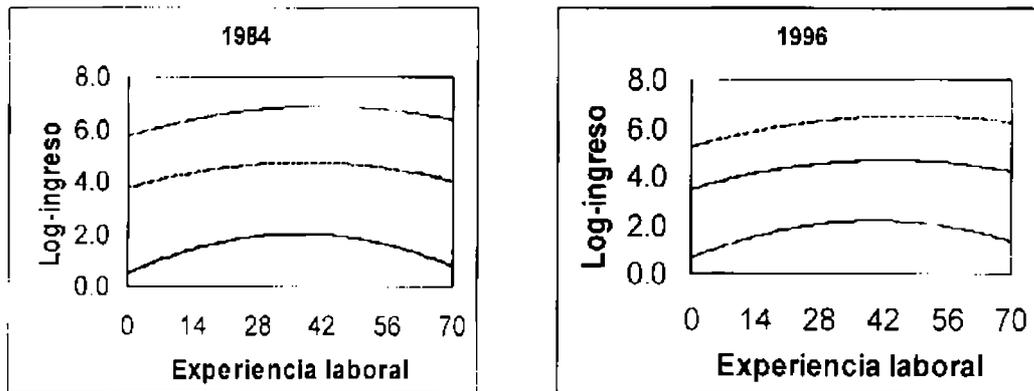
Cuadro 12

Coefficiente de experiencia laboral al cuadrado

	1984	1989	1992	1994	1996
Media	-0.00080	-0.00072	-0.00073	-0.00072	-0.00068
Mediana	-0.00070	-0.00065	-0.00068	-0.00069	-0.00064
P10	-0.00114	-0.00091	-0.00096	-0.00089	-0.00095
P25	-0.00090	-0.00070	-0.00075	-0.00078	-0.00075
P75	-0.00066	-0.00067	-0.00066	-0.00067	-0.00057
P90	-0.00066	-0.00070	-0.00071	-0.00064	-0.00056

Para dar una idea de la forma que tiene el efecto experiencia laboral sobre el ingreso en la gráfica 4 se presentan los percentiles P10, P50 y P90 para las encuestas de 1984 y 1996. En esta gráfica se presentan, a pesar que no se indica, los percentiles anteriores en orden creciente³⁰.

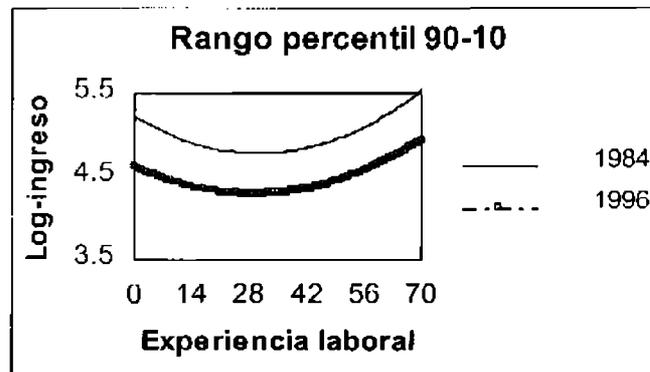
Gráfica 4



³⁰ Estas gráficas se construyeron para ilustrar la forma de la relación entre experiencia laboral e ingreso, para lo cual se hicieron el resto de la variables explicativas igual a cero, por lo que estas gráficas en sentido estricto corresponden a mujeres, sin instrucción, auto-empleados, residentes de zona rural y con una hora trabajada a la semana. Por esta razón no es muy importante el comparar directamente los niveles de las gráficas entre distintos periodos.

En todos los percentiles el efecto de la experiencia laboral tiene la forma de “U” invertida, por esta razón tal vez tenga más interés el presentar diferencias de percentiles. En la gráfica 5 se presenta la desviación percentil 90-10 para los años 1984 y 1996. La dispersión es alta a bajos niveles de experiencia laboral³¹, después se reduce y finalmente se incrementa a altos niveles de experiencia.

Gráfica 5



Todos los resultados de esta sección fueron producto de la estimación de ecuaciones “mincerianas” donde la variable de educación se encuentra en forma numérica y continua, es decir años de educación. Esta manera de medir la educación tiene el inconveniente de no poder diferenciar la importancia que tienen los distintos niveles educativos, es decir un año de educación elemental es equivalente a un año de educación superior. Con el fin de superar este inconveniente se utilizó una variable de educación en forma categórica. Esta nueva variable presenta 10 posibles valores que van de la categoría sin instrucción a la categoría de postgrado. Para efectos de la estimación se tuvieron que construir 9 variables dicotómicas, siendo que se omitió el grupo sin instrucción. En el apéndice se presentan los resultados de la nueva estimación. En esta sección solamente presentamos los resultados relacionados con las variables de educación.

Con el fin de lograr una interpretación más clara, utilizamos los coeficientes de las variables que denotan ciclos completos -primaria, secundaria, bachillerato y educación superior completa- para calcular “tasas de retomo” en la forma usual. Los resultados se presentan en el cuadro 13. En la primer parte se reportan los resultados para la media condicional y que corresponden a la forma usual de calcular los

³¹ Gosling, A., S. Machin and C. Meghir (1998) encuentran que se han incrementado a través del tiempo las disparidades en el sueldo inicial para empleados hombres en el Reino Unido.

retornos basándose en la ecuación “minceriana”. Estos retornos se deben interpretar como la tasa de retorno por cada año adicional de educación del nivel correspondiente. El cálculo de estos retornos se hizo con la siguiente fórmula³²,

$$\delta_k = \frac{\beta_k - \beta_{k-1}}{S_k - S_{k-1}}$$

donde δ_k , es el retorno para el nivel educativo “k”, β_k es el coeficiente estimado para la categoría educación completa del correspondiente al nivel “k”, y S_k representa los años de educación que se requiere para completar el nivel “k”.

En esta primera parte, es decir para el caso de la media condicional, podemos ver que los retornos son usualmente mayores para los niveles de bachillerato y educación superior. A través del tiempo podemos ver que los retornos correspondientes a estos niveles educativos son los que presentan un crecimiento mayor, en particular el correspondiente a la educación superior. El retorno a la educación superior ha estado creciendo continuamente llegando a un máximo en 1994 y teniendo una pequeña caída en 1996. Psacharopoulos, G, E. Velez, A. Panagides y H. Yang (1996) argumentan que los retornos a la educación tienden a caer en épocas de crisis, indicando con esto que la desigualdad en el ingreso se reduce en épocas de crisis, o al menos la desigualdad explicada por la educación. Los retornos al bachillerato y a la educación superior caen un poco de 1994 a 1996, sin embargo la caída es muy pequeña ya que los retornos son aún superiores a los que existían en 1992, esto indica que los individuos con mejor nivel educativo estuvieron en una mejor posición para defenderse en épocas de crisis³³.

En cuanto a los percentiles condicionales se puede ver que los retornos más altos se presentan en los niveles educativos más altos y para los percentiles superiores. En general encontramos retornos mayores en los percentiles superiores y para los niveles educativos mayores.

³² Es importante notar que calculamos los retornos a la educación primaria dividiendo el coeficiente correspondiente a primaria completa entre 6. G. Psacharopoulos, E. Velez, A. Panagides y H. Yang (1996) recomiendan dividir este coeficiente entre 2 porque el costo de oportunidad para los niños casi no existe. Decidimos dividir entre 6, y no entre 2, para poder hacer comparaciones con los retornos de los otros niveles.

³³ Los retornos para 1996 se presentan de forma creciente con el nivel educativo en una forma muy clara.

Cuadro 13

Retornos a la educación por nivel

Media condicional

	1984	1989	1992	1994	1996
Primaria	12.10	9.95	10.62	11.01	8.75
Secundaria	9.25	7.55	10.10	11.42	12.00
Bachillerato	19.04	14.13	15.78	17.13	16.70
Superior	10.04	14.65	16.90	20.17	18.76

Mediana condicional

Primaria	11.30	8.75	8.79	10.19	7.90
Secundaria	8.87	6.51	9.58	10.05	10.76
Bachillerato	14.83	11.90	14.05	16.45	15.76
Superior	10.33	14.51	17.12	19.14	18.82

Percentil 10 condicional

Primaria	13.07	10.06	12.35	11.62	9.76
Secundaria	8.16	9.28	10.58	12.30	10.84
Bachillerato	23.73	14.10	16.03	16.19	17.87
Superior	8.70	14.64	16.71	20.17	16.88

Percentil 25 condicional

Primaria	12.13	9.49	9.95	10.56	8.26
Secundaria	7.43	7.11	9.80	11.47	10.27
Bachillerato	20.61	12.81	14.96	13.77	16.19
Superior	8.62	14.18	16.14	20.71	18.01

Percentil 75 condicional

Primaria	11.90	8.61	8.93	9.75	8.28
Secundaria	8.86	7.67	8.50	9.03	10.72
Bachillerato	13.53	12.03	15.02	18.76	16.53
Superior	11.73	15.11	17.12	18.66	18.33

Percentil 90 condicional

Primaria	12.54	9.07	10.17	9.86	9.02
Secundaria	10.16	8.13	9.22	10.10	11.30
Bachillerato	12.26	12.50	16.76	19.74	15.36
Superior	14.55	15.70	17.30	20.36	20.72

V. Conclusiones

El objetivo principal de este trabajo consistió en analizar como las variables explicativas de una ecuación típica "minceriana", en particular la educación, afectan no sólo la media sino la entera distribución condicional del ingreso. El análisis se hizo para el caso de México y se evaluó su trayectoria a través del tiempo.

En este trabajo se utilizó información original de las Encuestas de Ingreso y Gasto de los Hogares, elaboradas por el INEGI, correspondientes a los años 1984, 1989, 1992, 1994 y 1996. Se trabajó a nivel de individuos, no hogares, y se restringió el estudio a empleados y auto-empleados. Además, solamente se consideraron a individuos entre 15 y 80 años de edad, que tuvieran un ingreso positivo y que trabajaron al menos una hora en la semana de referencia.

El análisis de la distribución condicional del ingreso tiene su base principal en la regresión cuantil, aunque se presentaron algunos resultados preliminares utilizando estadística descriptiva y las funciones de densidad empíricas.

Se encontró que la entera distribución del ingreso, y no sólo la media como usualmente se trabaja, es muy sensible a las variables explicativas o condicionantes. En cuanto a la educación, se encontró que esta variable es muy importante para explicar desplazamientos de la distribución, esto es, la educación afecta a las medidas de posición en el sentido de que a mayor educación se tiene una media de ingreso mayor. Este resultado no es sorprendente y es consistente con otros trabajos sobre los retornos a la educación.

Lo que sí es contrastante es que la dispersión se reduce al aumentar la educación³⁴. Este resultado se mantiene sin importar el tipo de medición de la dispersión, esto es, tal resultado lo obtenemos si utilizamos la varianza, los rangos intercuartílicos o percentil 90-10, e igualmente se observa en las gráficas de las funciones de densidad empíricas. Y el mismo resultado se mantiene sin importar qué variables condicionantes se incluyen en la estimación de los cuartiles³⁵.

La educación también explica la forma de la distribución, en particular, la existencia de valores extremos en la distribución; a mayor nivel educativo se reduce la importancia relativa de los individuos muy pobres, mientras que para los individuos con un nivel elevado de ingresos, se incrementa.

Los retornos a la educación, medidos en términos de la media o mediana condicional, resultaron mayores para los niveles educativos altos. A través del tiempo encontramos que, en general, los retornos se incrementaron, sin embargo, el incremento fue mayor para la educación superior, y en alguna medida para la educación media. Este hecho puede estar reflejando las consecuencias que ha tenido

³⁴ Autores como Groot y Oosterbeek (1991) encuentran que la varianza cambia en razón directa al nivel educativo.

³⁵ Aquí conviene aclarar que la relación inversa entre dispersión y educación no se mantiene, al menos para el caso de educación superior, si la muestra consiste exclusivamente de empleadores.

la liberación económica del país en la demanda por personal altamente calificado. En cuanto a los otros percentiles, encontramos que los retornos³⁶ más altos se encuentran en los niveles educativos altos y para los percentiles superiores. Esto simplemente dice que la educación paga más a los individuos que se encuentran en la parte superior de la distribución y con los niveles educativos más altos³⁷.

En cuanto a las otras variables explicativas encontramos que también son muy importantes en la determinación de la distribución del ingreso. La distribución del ingreso para las mujeres, a diferencia del caso de los hombres, se encuentra centrada en un nivel inferior, con una mayor dispersión y exhibiendo asimetría negativa. Una situación similar ocurre en cuanto a la diferenciación por zona de residencia: en la zona rural tenemos una media significativamente menor, una mayor dispersión y una asimetría negativa. Algo parecido tenemos al diferenciar entre empleados y auto-empleados, para este último grupo tenemos una media menor, una dispersión significativamente mayor y la presencia de asimetría negativa.

Los resultados referentes a la relación entre educación y distribución del ingreso apuntan en el sentido de enfatizar los efectos positivos que tiene la educación en cuanto a la determinación del ingreso. Normalmente, en los estudios sobre las tasas de retorno a la educación se restringe el análisis a la relación entre educación y el promedio de ingresos. De esta manera, se llega a la conclusión de que a mayor nivel educativo del individuo corresponde, en promedio, un mayor nivel de ingresos. Sin embargo, esta relación positiva se podría cuestionar si la dispersión del ingreso también se incrementara con la educación. Si este fuera el caso, el mayor nivel de ingresos que se esperaría ante un incremento en el nivel educativo sería también más incierto, la probabilidad de que un individuo realmente incremente su ingreso sería baja. Sin embargo, esto no ocurre, la dispersión se reduce cuando se incrementa la educación, lo que ocasiona que la probabilidad de que se dé un aumento en el ingreso, cuando se invierte en educación, sea alta.

En términos de la demanda desde un punto de vista microeconómico, mayor ingreso y menor dispersión hacen todavía más atractiva a la educación como una forma de inversión en capital humano. A esto conviene agregar el hecho de que la educación contribuye a cambiar la forma de la distribución, es decir, a hacer que disminuya la importancia de los extremos muy pobres, aunque es de notar que también contribuye al aumento de la importancia relativa de los extremos muy ricos³⁸.

³⁶ Es necesario decir que la interpretación de retornos para este caso de los percentiles distintos de la mediana es algo imprecisa.

³⁷ Igualmente, esta conclusión es correcta si interpretamos los coeficientes de educación para percentiles distintos de la media, o una función de estos, como retornos.

³⁸ Esta interpretación tiene sentido si pensamos que la educación es una variable exógena.

Referencias

- Alarcón, D. y T. McKinley (1997) "The rising contribution of Labor Income to inequality in México". *North American Journal of Economics and Finance*, 8(2) : 201-212.
- Bracho, I. y A. Zamudio (1994) "Los rendimientos económicos de la escolaridad en México, 1989". *Economía Mexicana: Nueva Época*, vol. III, núm. 2 : 345-377.
- Buchinsky, M. (1994) "Changes in the U. S. Wage structure 1963-1987: Application of quantile regression". *Econometrica*, 62(2) : 405-458.
- Buchinsky, M. (1995) "Quantile regression, Box-Cox transformation model, and the U. S. Wage structure, 1963-1987", *Journal of Econometrics*, 65(1) : 109-154.
- Deaton, A. (1997) *The Analysis of Household Surveys*, The World Bank.
- Cragg, M. And M. Epelbaum (1996) "Why wage dispersion grown in Mexico? Is it the incidence of reforms or the growing demand for skills?", *Journal of Development Economics*, 51(1) : 99-116.
- DiNardo, J., N. Fortin y T. Lemieux (1996) "Labor market institutions and the distribution of wages, 1973-1992: A semiparametric approach", *Econometrica*, 64(5) : 1001-1044.
- Gosling, A., S. Machin y C. Meghir (1998) "The changing distribution of males wages in the UK". Mimeo.
- Groot, W. y H. Oosterbeek (1991) "Optimal investment of human capital under uncertainty", *Economics of Education Review*, 11(1) : 41-49.
- Instituto Nacional de Estadística, Geografía e Informática. *Encuesta Nacional de Ingresos y Gastos de los Hogares*. 1984, 1989, 1992, 1994 y 1996.
- Koenker, R. and G. Bassett (1978) "Regression quantiles". *Econometrica*, 46(1) : 33-50.
- Mincer, J. (1974), *Schooling, experience and earnings*, NBER.
- Psacharopoulos, G. y Y. Chu-Ng (1992) *Earnings and education in Latin America*. Working Papers Series, World Bank, WPS-1056.
- Psacharopoulos, G, E. Velcz, A. Panagides y H. Yang (1996) "Returns to education during economic boom and recession: México 1984, 1989 and 1992". *Education Economics*, 4(3) : 219-230.
- Villagómez, A. Y A. Zamudio (1999) "A dynamic analysis of household decising-making: The Mexican case", Mimeo.
- Zamudio, A. (1995) "Rendimientos a la educación superior en México: ajuste por sesgo utilizando máxima verosimilitud" *Economía Mexicana: Nueva Epoca*. Vol. IV, núm. 1 : 69-91.

Apéndice

Resultados de la estimación

Ecuación Minceriana

Media

	1984	1989	1992	1994	1996
Escol	0.125 (0.0031)	0.112 (0.0019)	0.128 (0.0021)	0.142 (0.0019)	0.136 (0.0018)
Exper	0.063 (0.0023)	0.058 (0.0014)	0.060 (0.0016)	0.061 (0.0014)	0.061 (0.0013)
Exper ²	-0.001 (0.0000)	-0.001 (0.0000)	-0.001 (0.0000)	-0.001 (0.0000)	-0.001 (0.0000)
Log-hrs	0.627 (0.0228)	0.405 (0.0148)	0.385 (0.0149)	0.520 (0.0123)	0.453 (0.0113)
Género	0.291 (0.0239)	0.345 (0.0149)	0.374 (0.0163)	0.381 (0.0150)	0.343 (0.0136)
Zona	0.254 (0.0234)	0.375 (0.0157)	0.366 (0.0166)	0.404 (0.0153)	0.326 (0.0142)
Empleado	0.115 (0.0255)	0.088 (0.0168)	0.283 (0.0186)	0.360 (0.0168)	0.208 (0.0155)
Constante	3.216 (0.0897)	4.023 (0.0602)	3.738 (0.0596)	2.985 (0.0491)	3.118 (0.0458)
Muestra	6,066	15,844	14,106	18,398	20,027
R ²	0.400	0.349	0.403	0.476	0.417

Nota: Error estándar entre paréntesis

Mediana

	1984	1989	1992	1994	1996
Escol	0.112 (0.003)	0.102 (0.002)	0.119 (0.002)	0.132 (0.002)	0.129 (0.002)
Exper	0.053 (0.002)	0.051 (0.001)	0.054 (0.001)	0.057 (0.001)	0.055 (0.001)
Exper ²	-0.001 (0.000)	-0.001 (0.000)	-0.001 (0.000)	-0.001 (0.000)	-0.001 (0.000)
Log-hrs	0.583 (0.022)	0.320 (0.015)	0.380 (0.014)	0.502 (0.011)	0.422 (0.010)
Género	0.192 (0.023)	0.259 (0.015)	0.281 (0.015)	0.285 (0.013)	0.251 (0.012)
Zona	0.279 (0.023)	0.332 (0.016)	0.312 (0.015)	0.381 (0.013)	0.310 (0.013)
Empleado	0.104 (0.025)	0.058 (0.017)	0.230 (0.017)	0.296 (0.015)	0.200 (0.014)
Constante	3.768 (0.087)	4.667 (0.063)	4.114 (0.055)	3.399 (0.043)	3.520 (0.042)
Obs.	6,066	15,844	14,106	18,398	20,027
R ²	0.238	0.200	0.227	0.279	0.247

Decil 1

	1984	1989	1992	1994	1996
Escol	0.134 (0.008)	0.117 (0.003)	0.134 (0.004)	0.147 (0.003)	0.137 (0.004)
Exper	0.084 (0.006)	0.068 (0.003)	0.074 (0.003)	0.072 (0.003)	0.076 (0.003)
Exper ²	-0.001 (0.000)	-0.001 (0.000)	-0.001 (0.000)	-0.001 (0.000)	0.001 (0.000)
Log-hrs	0.910 (0.062)	0.615 (0.030)	0.567 (0.033)	0.724 (0.024)	0.700 (0.027)
Género	0.464 (0.057)	0.469 (0.026)	0.495 (0.033)	0.466 (0.027)	0.456 (0.029)
Zona	0.334 (0.057)	0.559 (0.028)	0.556 (0.033)	0.574 (0.028)	0.518 (0.031)
Empleado	0.501 (0.063)	0.495 (0.030)	0.667 (0.037)	0.772 (0.030)	0.479 (0.035)
Constante	0.502 (0.257)	1.682 (0.127)	1.394 (0.134)	0.591 (0.103)	0.649 (0.115)
Obs.	6,066	15,844	14,106	18,398	20,027
R ²	0.285	0.256	0.283	0.341	0.290

Cuartil 1

	1984	1989	1992	1994	1996
Escol	0.119 (0.004)	0.108 (0.002)	0.124 (0.002)	0.134 (0.002)	0.130 (0.002)
Exper	0.066 (0.003)	0.054 (0.001)	0.059 (0.002)	0.063 (0.002)	0.062 (0.002)
Exper ²	-0.001 (0.000)	-0.001 (0.000)	-0.001 (0.000)	-0.001 (0.000)	-0.001 (0.000)
Log-hrs	0.705 (0.029)	0.493 (0.016)	0.517 (0.017)	0.634 (0.015)	0.588 (0.015)
Género	0.303 (0.028)	0.284 (0.015)	0.308 (0.017)	0.316 (0.018)	0.315 (0.018)
Zona	0.330 (0.028)	0.404 (0.016)	0.426 (0.018)	0.477 (0.018)	0.418 (0.018)
Empleado	0.291 (0.030)	0.289 (0.017)	0.437 (0.020)	0.522 (0.020)	0.331 (0.020)
Constante	2.424 (0.116)	3.269 (0.066)	2.790 (0.067)	2.084 (0.064)	2.125 (0.064)
Obs.	6,066	15,844	14,106	18,398	20,027
R ²	0.272	0.224	0.261	0.316	0.268

Cuartil 3

	1984	1989	1992	1994	1996
Escol	0.113 (0.003)	0.105 (0.002)	0.120 (0.002)	0.134 (0.002)	0.133 (0.002)
Exper	0.052 (0.002)	0.055 (0.001)	0.055 (0.002)	0.057 (0.001)	0.053 (0.001)
Exper ²	-0.001 (0.000)	-0.001 (0.000)	-0.001 (0.000)	-0.001 (0.000)	-0.001 (0.000)
Log-hrs	0.459 (0.021)	0.248 (0.016)	0.263 (0.016)	0.358 (0.013)	0.291 (0.011)
Género	0.151 (0.023)	0.271 (0.016)	0.273 (0.017)	0.266 (0.015)	0.236 (0.013)
Zona	0.187 (0.023)	0.282 (0.017)	0.253 (0.017)	0.283 (0.016)	0.208 (0.013)
Empleado	-0.084 (0.024)	-0.106 (0.017)	0.063 (0.019)	0.095 (0.017)	0.042 (0.014)
Constante	4.829 (0.081)	5.430 (0.063)	5.135 (0.062)	4.583 (0.049)	4.637 (0.042)
Obs.	6,066	15,844	14,106	18,398	20,027
R ²	0.214	0.194	0.227	0.271	0.247

Decil 9

	1984	1989	1992	1994	1996
Escol	0.121 (0.003)	0.112 (0.003)	0.130 (0.003)	0.139 (0.003)	0.137 (0.003)
Exper	0.055 (0.002)	0.059 (0.002)	0.060 (0.002)	0.057 (0.002)	0.054 (0.002)
Exper ²	-0.001 (0.000)	-0.001 (0.000)	-0.001 (0.000)	-0.001 (0.000)	-0.001 (0.000)
Log-hrs	0.306 (0.024)	0.232 (0.024)	0.217 (0.024)	0.298 (0.015)	0.240 (0.017)
Género	0.199 (0.025)	0.284 (0.024)	0.260 (0.024)	0.281 (0.018)	0.270 (0.020)
Zona	0.137 (0.024)	0.277 (0.024)	0.231 (0.025)	0.238 (0.018)	0.158 (0.021)
Empleado	-0.219 (0.025)	-0.278 (0.026)	-0.083 (0.026)	-0.034 (0.020)	-0.079 (0.022)
Constante	5.721 (0.090)	5.913 (0.095)	5.712 (0.094)	5.244 (0.060)	5.268 (0.067)
Obs.	6,066	15,844	14,106	18,398	20,027
R ²	0.217	0.195	0.245	0.287	0.244

Media

	1984	1989	1992	1994	1996
Prim-inc	0.343 (0.035)	0.294 (0.024)	0.310 (0.026)	0.334 (0.023)	0.239 (0.023)
Prim-com	0.726 (0.040)	0.597 (0.027)	0.637 (0.029)	0.661 (0.026)	0.525 (0.026)
Secn-inc	0.882 (0.057)	0.728 (0.038)	0.752 (0.040)	0.842 (0.039)	0.711 (0.037)
Secn-com	1.004 (0.050)	0.823 (0.032)	0.940 (0.034)	1.003 (0.031)	0.885 (0.029)
Bach-inc	1.083 (0.077)	1.047 (0.048)	1.099 (0.047)	1.207 (0.045)	1.037 (0.039)
Bach-com	1.575 (0.051)	1.247 (0.033)	1.413 (0.036)	1.517 (0.032)	1.386 (0.031)
Sup-inc	1.666 (0.069)	1.470 (0.039)	1.677 (0.044)	1.862 (0.041)	1.713 (0.038)
Sup-com	1.976 (0.063)	1.833 (0.038)	2.089 (0.043)	2.324 (0.038)	2.136 (0.036)
Postgr	2.280 (0.280)	2.243 (0.117)	2.476 (0.112)	2.768 (0.102)	2.536 (0.085)
Exper	0.062 (0.002)	0.056 (0.001)	0.058 (0.002)	0.058 (0.001)	0.059 (0.001)
Exper ²	-0.001 (0.000)	-0.001 (0.000)	-0.001 (0.000)	-0.001 (0.000)	-0.001 (0.000)
Log-hrs	0.627 (0.023)	0.409 (0.015)	0.394 (0.015)	0.530 (0.012)	0.462 (0.011)
Género	0.310 (0.024)	0.347 (0.015)	0.383 (0.016)	0.387 (0.015)	0.359 (0.014)
Zona	0.259 (0.024)	0.394 (0.016)	0.384 (0.017)	0.426 (0.015)	0.344 (0.014)
Empleado	0.112 (0.025)	0.088 (0.017)	0.280 (0.019)	0.354 (0.017)	0.198 (0.015)
Constante	3.252 (0.092)	4.106 (0.062)	3.848 (0.061)	3.131 (0.051)	3.360 (0.048)
Obs.	6,066	15,844	14,106	18,398	20,027
R ²	0.403	0.352	0.406	0.481	0.424

Mediana

	1984	1989	1992	1994	1996
Prim-inc	0.341 (0.033)	0.261 (0.023)	0.258 (0.027)	0.319 (0.023)	0.212 (0.022)
Prim-com	0.678 (0.038)	0.525 (0.026)	0.528 (0.030)	0.611 (0.026)	0.474 (0.024)
Secn-inc	0.823 (0.055)	0.672 (0.037)	0.679 (0.041)	0.820 (0.038)	0.679 (0.035)
Secn com	0.944 (0.048)	0.720 (0.031)	0.815 (0.035)	0.913 (0.030)	0.797 (0.028)
Bach inc	0.990 (0.074)	0.938 (0.046)	0.980 (0.048)	1.108 (0.044)	0.929 (0.037)
Bach com	1.389 (0.049)	1.077 (0.032)	1.236 (0.037)	1.406 (0.032)	1.269 (0.029)
Sup-inc	1.516 (0.066)	1.349 (0.038)	1.530 (0.046)	1.740 (0.040)	1.618 (0.036)
Sup-com	1.802 (0.060)	1.658 (0.036)	1.921 (0.044)	2.172 (0.037)	2.022 (0.034)
Postgr	2.326 (0.251)	1.994 (0.111)	2.319 (0.114)	2.532 (0.099)	2.386 (0.080)
Exper	0.052 (0.002)	0.049 (0.001)	0.051 (0.002)	0.054 (0.001)	0.053 (0.001)
Exper ²	-0.001 (0.000)	-0.001 (0.000)	-0.001 (0.000)	-0.001 (0.000)	-0.001 (0.000)
Log-hrs	0.581 (0.022)	0.326 (0.014)	0.396 (0.015)	0.514 (0.012)	0.427 (0.011)
Género	0.212 (0.023)	0.252 (0.014)	0.289 (0.017)	0.285 (0.015)	0.267 (0.013)
Zona	0.280 (0.023)	0.354 (0.015)	0.337 (0.017)	0.392 (0.015)	0.329 (0.013)
Empleado	0.106 (0.024)	0.056 (0.016)	0.224 (0.019)	0.289 (0.016)	0.186 (0.015)
Constante	3.767 (0.088)	4.762 (0.060)	4.249 (0.063)	3.554 (0.050)	3.791 (0.046)
Obs.	6,066	15,844	14,106	18,398	20,027
R ²	0.239	0.203	0.231	0.285	0.254

Decil 1

	1984	1989	1992	1994	1996
Prim-inc	0.292 (0.079)	0.337 (0.040)	0.360 (0.054)	0.355 (0.045)	0.290 (0.049)
Prim-com	0.784 (0.092)	0.603 (0.045)	0.741 (0.062)	0.697 (0.050)	0.585 (0.054)
Secn-inc	0.955 (0.129)	0.659 (0.063)	0.831 (0.086)	0.812 (0.074)	0.741 (0.076)
Secn com	1.029 (0.114)	0.882 (0.054)	1.058 (0.073)	1.066 (0.060)	0.911 (0.061)
Bach-inc	1.056 (0.170)	0.988 (0.080)	1.188 (0.099)	1.245 (0.086)	1.111 (0.081)
Bach-com	1.741 (0.120)	1.305 (0.056)	1.539 (0.078)	1.552 (0.062)	1.447 (0.064)
Sup-inc	1.697 (0.157)	1.469 (0.066)	1.746 (0.095)	1.916 (0.078)	1.689 (0.079)
Sup-com	2.089 (0.147)	1.890 (0.064)	2.207 (0.091)	2.359 (0.075)	2.122 (0.074)
Postgr	1.615 (0.212)	2.194 (0.191)	2.738 (0.236)	2.778 (0.195)	2.719 (0.174)
Exper	0.082 (0.006)	0.066 (0.003)	0.070 (0.004)	0.069 (0.003)	0.073 (0.003)
Exper ²	-0.001 (0.000)	-0.001 (0.000)	-0.001 (0.000)	-0.001 (0.000)	-0.001 (0.000)
Log-hrs	0.914 (0.057)	0.626 (0.028)	0.569 (0.034)	0.739 (0.025)	0.717 (0.025)
Género	0.466 (0.055)	0.479 (0.025)	0.508 (0.035)	0.467 (0.028)	0.455 (0.028)
Zona	0.303 (0.052)	0.596 (0.026)	0.587 (0.035)	0.615 (0.029)	0.563 (0.029)
Empleado	0.507 (0.058)	0.498 (0.028)	0.659 (0.038)	0.774 (0.031)	0.482 (0.032)
Constante	0.595 (0.238)	1.736 (0.120)	1.496 (0.143)	0.729 (0.107)	0.836 (0.111)
Obs.	6,066	15,844	14,106	18,398	20,027
R ²	0.289	0.258	0.284	0.343	0.292

Cuartil 1

	1984	1989	1992	1994	1996
Prim-inc	0.372 (0.041)	0.285 (0.026)	0.286 (0.031)	0.321 (0.026)	0.222 (0.025)
Prim-com	0.728 (0.047)	0.569 (0.029)	0.597 (0.034)	0.634 (0.029)	0.495 (0.028)
Secn-inc	0.908 (0.068)	0.654 (0.040)	0.739 (0.048)	0.758 (0.042)	0.639 (0.040)
Secn-com	0.951 (0.060)	0.783 (0.034)	0.891 (0.040)	0.978 (0.034)	0.804 (0.032)
Bach-inc	1.065 (0.091)	0.962 (0.051)	1.080 (0.055)	1.116 (0.049)	0.952 (0.042)
Bach-com	1.569 (0.062)	1.167 (0.035)	1.340 (0.043)	1.391 (0.035)	1.289 (0.033)
Sup-inc	1.574 (0.083)	1.409 (0.042)	1.600 (0.052)	1.752 (0.044)	1.572 (0.041)
Sup-com	1.914 (0.076)	1.734 (0.040)	1.985 (0.051)	2.219 (0.042)	2.010 (0.039)
Postgr	1.996 (0.327)	2.099 (0.121)	2.463 (0.132)	2.622 (0.111)	2.409 (0.091)
Exper	0.064 (0.003)	0.052 (0.002)	0.057 (0.002)	0.060 (0.002)	0.060 (0.002)
Exper ²	-0.001 (0.000)	-0.001 (0.000)	-0.001 (0.000)	-0.001 (0.000)	-0.001 (0.000)
Log-hrs	0.691 (0.029)	0.501 (0.016)	0.536 (0.018)	0.647 (0.014)	0.606 (0.013)
Género	0.323 (0.029)	0.289 (0.016)	0.311 (0.019)	0.314 (0.016)	0.327 (0.015)
Zona	0.331 (0.028)	0.441 (0.017)	0.450 (0.019)	0.505 (0.016)	0.447 (0.015)
Empleado	0.287 (0.031)	0.295 (0.018)	0.441 (0.022)	0.528 (0.018)	0.329 (0.017)
Constante	2.495 (0.119)	3.323 (0.071)	2.862 (0.076)	2.211 (0.059)	2.340 (0.055)
Obs.	6,066	15,844	14,106	18,398	20,027
R ²	0.275	0.226	0.264	0.320	0.273

Cuartil 3

	1984	1989	1992	1994	1996
Prim-inc	0.364 (0.031)	0.258 (0.027)	0.267 (0.026)	0.311 (0.024)	0.221 (0.022)
Prim-com	0.714 (0.036)	0.517 (0.030)	0.536 (0.030)	0.585 (0.027)	0.497 (0.024)
Secn-inc	0.868 (0.053)	0.680 (0.042)	0.661 (0.042)	0.781 (0.040)	0.695 (0.035)
Secn-com	0.980 (0.047)	0.747 (0.036)	0.790 (0.035)	0.856 (0.032)	0.818 (0.028)
Bach-inc	1.062 (0.071)	0.968 (0.053)	0.992 (0.049)	1.098 (0.047)	0.990 (0.037)
Bach-com	1.385 (0.047)	1.108 (0.036)	1.241 (0.037)	1.418 (0.034)	1.314 (0.029)
Sup-inc	1.534 (0.063)	1.371 (0.043)	1.556 (0.046)	1.750 (0.042)	1.662 (0.036)
Sup-com	1.855 (0.057)	1.712 (0.042)	1.926 (0.044)	2.165 (0.040)	2.047 (0.034)
Postgr	2.393 (0.250)	2.271 (0.126)	2.293 (0.114)	2.729 (0.103)	2.531 (0.079)
Exper	0.051 (0.002)	0.052 (0.002)	0.051 (0.002)	0.053 (0.002)	0.052 (0.001)
Exper ²	-0.001 (0.000)	-0.001 (0.000)	-0.001 (0.000)	-0.001 (0.000)	-0.001 (0.000)
Log-hrs	0.453 (0.020)	0.246 (0.016)	0.259 (0.016)	0.369 (0.013)	0.306 (0.011)
Género	0.163 (0.022)	0.267 (0.017)	0.278 (0.017)	0.273 (0.016)	0.253 (0.013)
Zona	0.191 (0.022)	0.299 (0.018)	0.272 (0.017)	0.303 (0.016)	0.234 (0.013)
Empleado	-0.100 (0.023)	-0.114 (0.018)	0.068 (0.019)	0.087 (0.017)	0.022 (0.014)
Constante	4.847 (0.079)	5.577 (0.068)	5.350 (0.063)	4.766 (0.051)	4.859 (0.045)
Obs.	6,066	15,844	14,106	18,398	20,027
R ²	0.215	0.197	0.233	0.280	0.255

Decil 9

	1984	1989	1992	1994	1996
Prim-inc	0.382 (0.039)	0.252 (0.039)	0.280 (0.038)	0.283 (0.027)	0.239 (0.030)
Prim-com	0.752 (0.046)	0.544 (0.043)	0.610 (0.043)	0.592 (0.031)	0.541 (0.033)
Secn-inc	0.858 (0.066)	0.704 (0.061)	0.703 (0.060)	0.770 (0.047)	0.740 (0.047)
Secn-com	1.057 (0.059)	0.788 (0.052)	0.887 (0.052)	0.895 (0.038)	0.880 (0.038)
Bach-inc	1.145 (0.087)	1.020 (0.078)	1.167 (0.070)	1.191 (0.054)	1.037 (0.051)
Bach-com	1.425 (0.058)	1.164 (0.053)	1.389 (0.054)	1.487 (0.039)	1.341 (0.040)
Sup-inc	1.709 (0.078)	1.434 (0.063)	1.727 (0.066)	1.850 (0.049)	1.714 (0.049)
Sup-com	2.007 (0.071)	1.791 (0.061)	2.082 (0.064)	2.302 (0.046)	2.170 (0.046)
Postgr	2.751 (0.106)	2.564 (0.187)	2.440 (0.163)	2.861 (0.121)	2.572 (0.108)
Iixper	0.054 (0.003)	0.057 (0.002)	0.057 (0.002)	0.056 (0.002)	0.052 (0.002)
Exper ²	-0.001 (0.000)	-0.001 (0.000)	-0.001 (0.000)	-0.001 (0.000)	-0.001 (0.000)
Log-hrs	0.295 (0.026)	0.227 (0.025)	0.234 (0.024)	0.298 (0.015)	0.241 (0.015)
Género	0.182 (0.028)	0.281 (0.025)	0.256 (0.024)	0.288 (0.018)	0.276 (0.018)
Zona	0.131 (0.027)	0.288 (0.026)	0.244 (0.025)	0.246 (0.019)	0.183 (0.018)
Empleado	-0.213 (0.028)	-0.269 (0.027)	-0.106 (0.026)	-0.065 (0.020)	-0.087 (0.019)
Constante	5.782 (0.100)	6.062 (0.100)	5.854 (0.095)	5.461 (0.061)	5.535 (0.062)
Obs.	6,066	15,844	14,106	18,398	20,027
R ²	0.220	0.198	0.251	0.298	0.252