

# ENDOGENEIDAD Y RENDIMIENTOS DE LA EDUCACIÓN

Fernando Barceinas\*

*Universidad Autónoma Metropolitana*

*Resumen:* Debido a que infringir el supuesto de exogeneidad de la educación en una función de ingresos produce estimadores MCO inconsistentes, el objetivo del artículo es presentar un conjunto de procedimientos, basados, sobre todo, en la aplicación de variables instrumentales, para estimar los rendimientos de la educación en México, considerando que la escolaridad es endógena. El resultado general es que los rendimientos se incrementan notablemente, lo que puede estar caracterizando el rendimiento de grupos específicos de población con restricciones financieras y rendimiento de la inversión educativa superior a la media. Las bases de datos utilizadas son la ENIGH, 1994 y 1996.

*Abstract:* Based on the fact that the non-fulfilment of the exogeneity assumption on education in an earning function produces inconsistent OLS estimates, the object of this article is to show a set of procedures, mainly based on the use of instrumental variables, to estimate the return to education in Mexico considering that schooling is endogenous. The general result is that returns are notably increased, what might be showing the return of specific groups of population with financial restrictions and a higher return with respect to the average return. The data base used were the *Household Budget Survey*, 1994 and 1996.

*Clasificación JEL: I21, J31*

*Fecha de recepción: 22 X 2001*

*Fecha de aceptación: 25 VI 2002*

---

\* Agradezco los valiosos comentarios de un dictaminador anónimo, así como el apoyo financiero de Conacyt. Los errores u omisiones son mi responsabilidad. fbarceinas@correo.azc.uam.mx

## 1. Introducción

En el contexto de la ampliamente utilizada ecuación “minceriana”, uno de los mayores desafíos de los economistas que analizan la relación entre escolaridad e ingresos consiste en determinar si las estimaciones *Mínimo Cuadráticas Ordinarias*, MCO, de los rendimientos educativos son adecuadas. Existen tres argumentos bien conocidos que ofrecen una explicación de por qué las estimaciones MCO de los rendimientos de la educación tienden a ser inconsistentes: el sesgo de endogeneidad, el sesgo de habilidad y el error de medición de la variable “escolaridad”. No obstante, puede darse el caso que los dos primeros problemas estén íntimamente relacionados, esto es, que constituyan simplemente distintas maneras de ver la misma dificultad. Supóngase, por ejemplo, que el término de perturbación en la ecuación de ingresos refleja, entre otros factores, la habilidad innata de los individuos, lo que traería consigo la aparición del denominado “sesgo de habilidad”. Si se cumple además, que los individuos más hábiles son aquellos que obtienen los mayores niveles de escolaridad, la perturbación aleatoria y el regresor (los años de escolaridad) estarán correlacionados y, en consecuencia, la estimación será inconsistente.

Con el objeto de evitar dichos sesgos se han utilizado una serie de estrategias. Entre éstas la más socorrida ha sido el uso del método de estimación de *Variables Instrumentales*, VI, que, como es conocido, actúa en dos etapas. En la primera, se estima una ecuación cuya variable dependiente es la variable endógena de la ecuación de ingresos<sup>1</sup> y, posteriormente, se utilizan los valores predichos de la variable endógena como regresor en la ecuación de ingresos. Nótese que la clave del procedimiento pasa por encontrar los instrumentos adecuados, es decir, variables que afecten directamente a la escolaridad, y sólo a través de ella a los ingresos.

Empero, no debe perderse de vista que una condición necesaria para que VI proporcione estimadores consistentes del rendimiento promedio de la educación es que los instrumentos no estén correlacionados con la habilidad. No obstante, si existe heterogeneidad en los rendimientos de la educación, se necesita una condición más fuerte para lograr la consistencia de los estimadores por VI: que los instrumentos sean independientes, por un lado, de los dos componentes de habilidad: el que afecta la intersección y la pendiente de la relación

---

<sup>1</sup> Típicamente sólo la variable años de educación se considera endógena, pero nótese que cuando se utiliza experiencia potencial (edad - escolaridad - 6) como regresor en la ecuación de ingresos, esta variable es por definición endógena. Ver anexo 2 para una discusión sobre el tema.

escolaridad-ingreso en una función de ingreso (Card, 2000) y, por el otro, de los residuos de la función de escolaridad. El problema es que el método de VI estándar tan sólo elimina la influencia de la heterogeneidad proveniente de la intersección. No obstante, como el mismo Card (1999) demuestra, existe una alternativa basada en Garen (1984) que tiene la virtud de purgar los dos tipos de sesgo de endogeneidad, y se aplicará en este trabajo de manera sistemática.<sup>2</sup>

En consecuencia, el proceso de estimación por VI de los rendimientos de la educación comporta la solución de dos aspectos cruciales. Primero, el tipo de instrumentos a utilizar y, segundo, la interpretación de los rendimientos resultantes. Con relación al primero, cabe recordar que en los últimos años la elección de los instrumentos se ha concentrado en las fuentes de variación de las estructuras institucionales, por el lado de la oferta del sistema educativo (edad mínima obligatoria de escolaridad, costos de matrícula, proximidad geográfica al centro escolar, etc.). De esta manera, al atender el lado de la oferta, se estaría, teóricamente, en condiciones de identificar información para estimar los parámetros del lado de la demanda. Sin embargo, como Card (2000) comprueba, los cambios en las estructuras institucionales de los sistemas educativos afecta la relación entre habilidad individual y resultados educativos, lo que conduce al incumplimiento del supuesto de independencia, necesario para que los estimadores de VI convencionales produzcan estimadores consistentes del promedio del rendimiento marginal de la educación.

Respecto a los resultados, hasta hace unos años el panorama era poco menos que confuso, pues el grado de variación de los rendimientos por VI era cuantioso y variable, en función de los instrumentos utilizados. No obstante, en los trabajos pioneros de Imbens y Angrist (1994) y Angrist e Imbens (1995) se ofrece una explicación bien fundamentada: la posibilidad de que las estimaciones por VI estén captando rendimientos específicos asociados a determinados núcleos de población, en particular los afectados por los instrumentos utilizados, y que se les designa como "grupo con tratamiento". Esta nueva manera de encarar el problema constituye la base del denominado "efecto tratamiento" que, además de permitir la existencia de rendimientos heterogéneos en la población, abre la posibilidad de explicar los cambios de rendimientos asociados a distintos instrumentos. En este sentido, la idea de efecto tratamiento concilia el tipo de instrumentos utilizado con la interpretación del rendimiento estimado.

---

<sup>2</sup> El anexo 3 presenta de forma sucinta la metodología basada en Garen (1984).

En este contexto, el objetivo de nuestro trabajo es presentar diversos procedimientos que intentan controlar el problema de endogeneidad de la educación, enfatizando el impacto que esto acarrea sobre la estimación de los rendimientos y, en la medida de lo posible, interpretando los rendimientos por VI como un efecto tratamiento. En adición, se pretende dar una idea de los determinantes de la escolaridad en México.

El artículo se organiza de la siguiente manera. Después de la introducción, se hace un breve repaso sobre el tratamiento del problema de la endogeneidad de la educación. La sección 3 comprende la parte fundamental del artículo, que presenta las estimaciones de rendimientos de la educación para el caso mexicano a través de diversas metodologías. En la subsección 3.1 se presentan las estimaciones estándar con “regresiones por partes” sobre la edad como variables instrumentales. En la 3.2 se utilizan como instrumentos el PIB y el presupuesto en educación per cápita en términos constantes en momentos del ciclo vital, que se supone condicionan la elección escolar y, por ende, el nivel de escolaridad de los individuos. La 3.3 comprende las estimaciones que controlan por “antecedentes familiares”. Para finalizar, en la 3.4 se utiliza la propuesta de *Variables Instrumentales de Orden de Rango*, VIOR, de Rummery, Vella y Verbeek (1999), que tiene la virtud de evitar las restricciones de exclusión del enfoque tradicional. En general, en el proceso de estimación se introducen adicionalmente dos variaciones: el hecho de que la heterogeneidad no observable interactúa con una variable endógena continua (Garen, 1984) y la estimación de *Variables Instrumentales con Muestra Dividida*, VIMD, (Angrist y Krueger, 1995), que evita por construcción la correlación entre las perturbaciones de las ecuaciones de ingreso y de escolaridad. En la sección 4 se exponen las conclusiones del trabajo.

La base de datos utilizada en el análisis proviene de la *Encuesta nacional de ingresos y gastos de los hogares*, ENIGH, para 1994 y 1996. La muestra se basa en una población que consta de aproximadamente 90 millones de habitantes repartidos en cerca de 20 mil hogares, lo que proporciona un tamaño promedio del hogar de 4.5 miembros. Existen un poco más de 60 mil registros individuales en cada encuesta con información correspondiente, entre otras, a ingreso, sexo, edad y escolaridad. La conformación de la muestra se realizó tomando como criterio base la variable ingreso. En las ENIGH los ingresos totales se dividen en corrientes y percepciones de capital. A su vez, los ingresos corrientes monetarios están constituidos, básicamente, de remuneraciones del trabajo (alrededor de 65%) y de la renta empresarial (cerca de 25%).

La muestra, para efectos de análisis, está constituida por individuos que trabajan de tiempo completo y reciben un ingreso por remuneraciones al trabajo, pero no por renta empresarial, esto es, se excluyó a individuos que percibían simultáneamente los dos. Los ingresos son netos y trimestrales.<sup>3</sup> La muestra se redujo a hombres asalariados, en aras de mantener, en lo posible, un esquema comparativo de los diversos métodos que en ocasiones y, por cuestiones relacionadas con el propio método, reducen el tamaño muestral, lo que imposibilita el uso de una muestra de mujeres. El ajuste final redundó en una muestra constituida por 7,762 hombres en 1994 y 8,510 en 1996.

Una vez determinada la muestra de individuos a partir del ingreso, se procedió a conjuntar el resto de variables. Desafortunadamente, las encuestas no proporcionan los años reales de estudio, sino el grado máximo de escolaridad alcanzado, a partir del cual se inferirá una *proxy* de los años de estudio ( $S$ ). No obstante, la desagregación de los niveles escolares es bastante detallada. Para la ENIGH 1994 los niveles y su asignación de años de escolaridad ( $S$ ) son: sin instrucción (0 años), primaria incompleta (3 años), primaria completa (6), secundaria incompleta (7.5), secundaria completa (9), preparatoria incompleta<sup>4</sup> (10.5), preparatoria completa (12), superior incompleta (14.5), superior completa (17) y posgrado (18.5 años). En la ENIGH 1996 la desagregación es aún mayor, pues los niveles primaria incompleta y secundaria incompleta se presentan subdivididos. La primera se divide en primer año de primaria (1 año), segundo año de primaria (2), tercer año de primaria (3), cuarto año de primaria (4) y quinto año de primaria (5 años), mientras que la segunda se divide en primer año de secundaria (7 años) y segundo año de secundaria (8).

En el cuadro 1 se presentan las estadísticas que relacionan el nivel de estudios formales con los ingresos, tanto trimestrales como por hora.<sup>5</sup> Lo que interesa hacer notar es la clara relación positiva que guarda el nivel de estudios con los ingresos. En la cuarta y novena columna se muestran los incrementos porcentuales en el salario por hora, al pasar de un nivel educativo a otro. Como se observa, en casi

---

<sup>3</sup> En general, la ENIGH proporciona dos tipos de ingresos: el del mes anterior y el trimestral normalizado. Debido a que el primero varía más por factores probablemente coyunturales, se utiliza el segundo.

<sup>4</sup> El nivel preparatoria incluye también vocacional y normal.

<sup>5</sup> El nivel de estudios se refiere al nivel máximo alcanzado, por ejemplo, el nivel primaria incluye tanto primaria terminada, como secundaria no terminada, y así sucesivamente.

**Cuadro 1**  
*Valores promedios de salario trimestral por hora y edad,*  
*por nivel educativo. Hombres*

	1994					1996				
	Salario trimestre	Salario hora	Cambio %	Edad	Obs.	Salario trimestre	Salario hora	Cambio %	Edad	Obs.
Sin estudios	1,971	3.1	-	37	2,251	2,649	4.1	-	37	2,149
Primaria	2,554	4.0	32	30	2,366	3,401	5.3	29	31	2,593
Secundaria	3,083	5.0	24	27	1,926	4,342	6.8	27	28	2,343
Preparatoria	5,950	9.9	99	32	834	6,977	11.5	69	31	1,003
Licenciatura	12,412	20.6	108	37	497	14,419	23.6	106	37	563
Total	3,499	5.6	-	32	7,874	4,601	7.3	-	32	8,651

Fuente: ENIGH 1994 y 1996.

todos los casos los incrementos son sustanciales y crecientes (con excepción del asociado a primaria, que es mayor al de secundaria). Nótese, en particular, el importante incremento porcentual (un poco más del 100%) relativo al nivel licenciatura. Este fenómeno provoca que las diferencias salariales entre niveles educativos sean muy considerables: los salarios promedio de “licenciatura” son entre 5 y 6 veces mayores que los correspondientes a “sin estudios”. Finalmente, cabe mencionar que los mayores promedios de edad se localizan, precisamente, en estos dos niveles escolares extremos.

## 2. El tratamiento de la endogeneidad de la educación

Como ya se mencionó, una de las estrategias más socorridas para enfrentar el problema de la correlación entre los términos de perturbación de las ecuaciones de ingreso y la escolaridad, consiste en identificar un conjunto de variables (instrumentos) que afecten la escolaridad, pero no los ingresos. En términos generales, los instrumentos pueden clasificarse en dos tipos: los que recogen información de antecedentes familiares y los que utilizan experimentos naturales específicos.

En el primer caso, los instrumentos más frecuentes hacen referencia a determinadas características de los padres, como su nivel educativo o tipo de trabajo (Blackburn y Neumark, 1991, 1995; Uusitalo, 1999; Brunello y Miniaci, 1999, entre otros) o la composición de los hermanos con relación al género (Butcher y Case, 1994).

Por otra parte, la idea subyacente en la utilización de las variaciones naturales de los datos es que, de esta forma se estaría frente a una especie de “experimento aleatorio” llevado a cabo en un laboratorio. Esto es, la configuración de un grupo de individuos que reciben un “tratamiento” independientemente de sus características. El trabajo pionero al respecto es el de Angrist y Krueger (1991) en el que utilizan el trimestre de nacimiento como instrumento, sobre la base de que los individuos que nacen a principios de año tienen una escolaridad promedio menor, pues alcanzan la edad mínima obligatoria para abandonar la escuela antes que los individuos que nacen hacia finales del año. Otros trabajos que merece la pena resaltar por su originalidad son Card (1993), quien utiliza un indicador de la cercanía de la escuela como instrumento, y Harmon y Walker (1995) donde se consideran las leyes de escolaridad obligatoria como un determinante exógeno del nivel educativo alcanzado.<sup>6</sup>

<sup>6</sup> Una revisión exhaustiva de los distintos instrumentos utilizados en este tipo

Tal como lo mencionamos en la introducción, Imbens y Angrist (1994) y Angrist e Imbens (1995) sientan las bases del denominado “efecto tratamiento”, que más que una solución al problema de la endogeneidad, debe entenderse como una manera alternativa de interpretar los rendimientos de la educación cuando se utilizan VI. El punto de partida es el reconocimiento de la existencia de heterogeneidad de los rendimientos de la educación en la población, y la posibilidad de asociar estos con los distintos tipos de instrumentos utilizados. En particular, si el instrumento utilizado es un “experimento aleatorio” o “tratamiento” binario, la estimación por VI refleja el rendimiento específico de los individuos afectados por dicho tratamiento.<sup>7</sup>

Existen algunos trabajos empíricos que han utilizado esta metodología. Por ejemplo, Angrist, Imbens y Rubin (1996) estiman el efecto de los veteranos de Vietnam sobre la mortalidad utilizando como instrumento los números de lotería de reclutamiento militar. En concreto, con relación a los rendimientos de la educación, Angrist e Imbens (1995) toman como instrumento el trimestre de nacimiento; Ichino y Winter-Ebmer (1999) consideran si el padre estuvo en la II Guerra Mundial y si cuenta con un nivel de educación superior; y Ginther (2000) dentro de un marco teórico más global, utiliza como instrumentos la estructura familiar, la proximidad a la escuela y la calidad de la misma.

Una alternativa en el uso de variables instrumentales se basa en la restricción de la matriz de covarianzas de los residuos de las ecuaciones de salarios y de escolaridad y, particularmente, en el uso de observaciones repetidas en el tiempo para un mismo individuo (datos de panel). Dentro de este marco teórico se han llevado a cabo estimaciones con efectos específicos individuales que reflejan, en cierta medida, la “habilidad” individual. Dichos efectos pueden suponerse fijos (Angrist y Newey, 1991) o bien aleatorios (Kalwij, 2000).

Finalmente, otra alternativa para enfrentar el problema de endogeneidad son los modelos para hermanos o gemelos, que explotan el hecho de que algunas de las diferencias no observadas que sesgan una comparación de sección cruzada entre ingresos y educación, se reducen o eliminan dentro de una familia.<sup>8</sup>

---

de literatura se encuentra en Card (1995,1999).

<sup>7</sup> El anexo 1 expone con más detalle la teoría relativa al “efecto tratamiento”.

<sup>8</sup> Nótese que la estrategia de estos estudios, esto es, la aplicación de MCO entre la diferencia del log de ingresos y la diferencia de la escolaridad entre gemelos es exactamente equivalente a una estimación por VI entre log de ingresos y escolaridad, siendo los instrumentos para la escolaridad las diferencias de la misma entre los gemelos. Para una revisión véase Card (1999), y para una posición crítica

### 3. Estimaciones

#### 3.1. Regresiones por partes

Diversos factores han contribuido a elevar el nivel promedio de la educación de las nuevas generaciones, a saber: aumento de la oferta educativa pública, su creciente expansión entre las generaciones más jóvenes y el incremento del nivel obligatorio de educación.<sup>9</sup> Por ello, y debido a que los cambios en el sistema educativo mexicano han tenido un impacto mayor en las generaciones más jóvenes que en las de edad más avanzada, se ha considerado que la variable 'edad' ( $E$ ), o alguna variante de la misma, puede funcionar como una variable instrumental adecuada, tomando en consideración que la habilidad innata de los individuos es independiente de las generaciones. La forma funcional adoptada de la ecuación de escolaridad incluye la edad, la edad<sup>2</sup> y algunos términos de "regresiones por partes", esto es

$$S_i = \varphi_0 + \varphi_1 E + \varphi_2 E^2 + \delta_1 [D_1(E - E_1)] \\ + \delta_2 [D_2(E - E_2)] + \dots + \delta_m [D_m(E - E_m)] + v_i$$

Donde

$$D_j = 0 \quad \text{si } E \leq E_j \\ D_j = 1 \quad \text{si } E > E_j \quad \text{para } j = 1, 2, \dots, m$$

Entonces, lo que el enfoque requiere es una selección correcta de  $E_j$ . Con el propósito de seleccionar estos valores se llevó a cabo un proceso por etapas de la siguiente forma. En la primera, se utilizaron los posibles valores de  $E_1$ , seleccionándose aquel que producía el mejor ajuste. En la segunda, con  $E_1$  fijo, se llevó a efecto un proceso idéntico con los valores posibles de  $E_2$  ( $E_2 > E_1$ ), y así sucesivamente.

El procedimiento descrito genera instrumentos que son adecuados, ya que la oferta creciente de escolaridad está relacionada con incrementos en los años de esta última. Es decir, los instrumentos están relacionados con el regresor 'años de escolaridad' de la ecuación de

---

de la validez de este enfoque véase Bound y Solon (1999).

<sup>9</sup> No obstante, debe reconocerse que la última modificación a la ley en relación con el nivel de estudios obligatorio, aquella que incluye la secundaria, fue llevada a cabo en 1993, por lo que aún no es posible captar su impacto en el nivel de escolaridad general de la población.

ingresos, pero al mismo tiempo es razonable esperar que la habilidad innata de los individuos no se haya modificado en los últimos 50 años. Lo que implica que los instrumentos elegidos son independientes del término de perturbación.

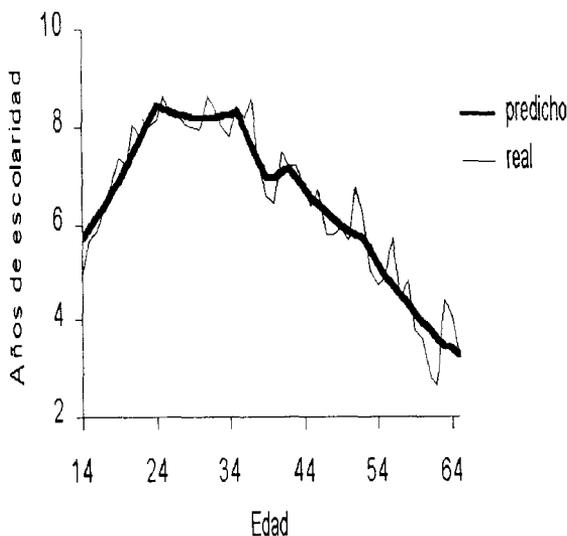
Las “regresiones por partes” seleccionadas fueron *E24*, *E35*, *E39*, *E42* y *E52* en el caso de la ENIGH 1994, y únicamente *E27* para la ENIGH 1996. Ambas funciones de escolaridad se presentan en el cuadro A1 del anexo estadístico. Por otro lado, en la gráfica 1 se muestran los valores medios por edad de la escolaridad real y de la escolaridad predicha a partir de la función con regresiones por partes. El objetivo es tan sólo poner en evidencia que el ajuste es aceptable, sin perder de vista, evidentemente, que el ajuste auténtico debe realizarse a nivel individual, y no con valores medios.

Los resultados de las estimaciones por MCO y VI se presentan en el cuadro 2. Las estimaciones por VI fueron realizadas en tres formas

### Gráfica 1

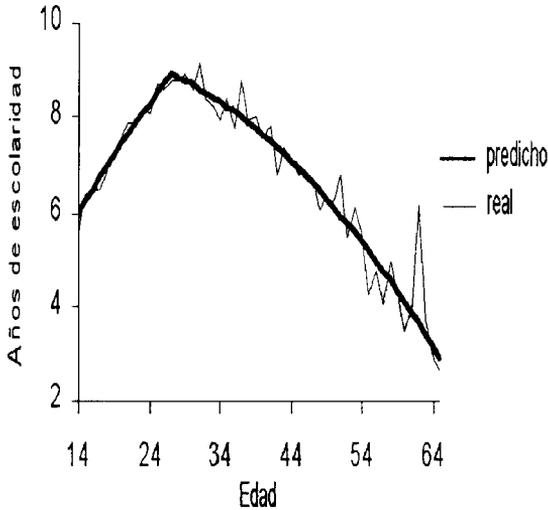
*Valores reales y estimados con “regresiones por partes” de escolaridad. Hombres*

a) 1994



**Gráfica 1**  
(continuación)

b) 1996



diferentes. La primera es la estándar, la segunda está basada en la propuesta de Garen (1984), y la última se basa en una propuesta de Angrist y Krueger (1995) denominada *Variables Instrumentales con Muestra Dividida*, VIMD, que consiste en dividir aleatoriamente la muestra total en dos partes y utilizar una mitad aleatoria de la muestra total para estimar los parámetros de la ecuación de escolaridad, es decir, para llevar a cabo la primera etapa del proceso de estimación. Posteriormente, estos parámetros son utilizados tanto para construir los valores predichos, como para estimar los parámetros de la ecuación de ingresos a partir de la segunda mitad de la muestra. Cabe mencionar que dicho enfoque es una respuesta a la crítica de Bound, Jaeger y Baker (1995), en el sentido de que si los instrumentos están débilmente correlacionados con la variable endógena explicativa (como en general es el caso), entonces incluso una débil correlación entre los instrumentos y el término de perturbación de la ecuación de ingresos puede provocar inconsistencias importantes en las estimaciones por VI. En este sentido, el objetivo del método de VIMD es

resolver el problema de inferencia espúrea asociado al método original de VI, a través del rompimiento del vínculo entre las perturbaciones de las ecuaciones de ingreso y de escolaridad.

Antes de comentar los resultados de las estimaciones conviene analizar la calidad y validez de los instrumentos utilizados, procedimiento efectuado a través de las pruebas de Bound, de Sargan y de Hausman reportadas en el cuadro 2. La primera fue propuesta en el artículo previamente mencionado de Bound, Jaeger y Baker (1995) en el que se recomienda, con base en los potenciales problemas de inconsistencia derivados de la correlación débil entre los instrumentos y la variable endógena explicativa, reportar en las estimaciones por VI el estadístico  $F$  de la significatividad conjunta de los instrumentos excluidos en la regresión de la primera etapa. Los valores resultantes de los estadísticos  $F$  sugieren que los instrumentos utilizados son los correctos.

Para probar si los instrumentos utilizados son los adecuados o, en otros términos, para verificar si tienen una influencia directa en los ingresos, se llevó a cabo una prueba de Sargan. La prueba es válida únicamente en casos de sobreidentificación de la ecuación, razón por la cual para 1996 no es aplicable. Para 1994 la prueba no rechaza, a un nivel de confianza de 95%, la hipótesis nula de adecuación de los instrumentos.

Finalmente, para determinar el efecto de la potencial endogeneidad de la escolaridad se aplicó una prueba de endogeneidad de Hausman. En ambos casos se rechaza la hipótesis nula, por lo cual puede afirmarse que la endogeneidad de la escolaridad tiene un efecto significativo sobre los rendimientos de la educación y, por lo tanto, el uso de VI es justificado.

Con relación a los resultados de los rendimientos, es evidente que los 3 métodos que se aplican para tomar en consideración la endogeneidad de la educación apuntan, en términos generales, en la misma dirección, esto es, hacia un incremento notable en los rendimientos de la educación.

### 3.2. *Producto Interno Bruto y gasto de la educación*

Teóricamente, el entorno macroeconómico puede condicionar, hasta cierto punto, las decisiones de inversión en educación. Es decir, si las condiciones macroeconómicas son desfavorables, un individuo (o en todo caso sus padres) puede tomar la decisión de limitar su estancia en el centro escolar ya que, probablemente, se vea forzado de alguna

**Cuadro 2**  
*Estimación por Variables Instrumentales con "regresiones por partes" como instrumentos. Hombres*

	1994												
	MCO			VI			VI (Garen)			VI (muestra dividida)			
	Coef.	Est. t		Coef.	Est. t		Coef.	Est. t		Coef.	Est. t		
Constante	5.8778	183.6		4.9564	34.6		5.2329	50.3		5.4156	33.9		
Escolaridad	<b>0.1376</b>	64.8		<b>0.2775</b>	13.2		<b>0.2395</b>	16.3		<b>0.2059</b>	8.8		
Experiencia	0.0761	33.5		0.0545	11.9		0.0613	22.9		0.0658	11.6		
Experiencia <sup>2</sup>	-0.0010	-23.2		-0.0005	-4.1		-0.0007	-10.5		-0.0007	-5.5		
$R^2$ ajustada	0.41			-0.01			0.42			0.17			
Núm. de obs.	7762			7762			7762			3969			
Hausman				46.3	7.8*								
Sargan				6.7	9.5*								
Bound				80.2									
							1996						
Constante	6.0837	187.9		4.7821	27.1		5.0612	47.4		4.9128	26.0		
Escolaridad	<b>0.1367</b>	67.1		<b>0.3259</b>	12.8		<b>0.2801</b>	20.3		<b>0.3024</b>	11.1		

**Cuadro 2**  
(*continuación*)

	MCO		VI		VI (Garen)		VI (muestra dividida)	
	Coef.	Est. t	Coef.	Est. t	Coef.	Est. t	Coef.	Est. t
Experiencia	0.0791	35.1	0.0492	8.6	0.0570	22.3	0.0585	9.2
Experiencia <sup>2</sup>	-0.0011	-24.9	-0.0003	-1.8	-0.0005	-8.0	-0.0005	-3.1
$R^2$ ajustada	0.39		-0.31		0.40		0.20	
Núm. de obs.	8510		8510		8510		4270	
Hausman			58.6	7.8*				
Sargan			nd					
Bound			220.6					

\* Chi-cuadrada a un nivel de confianza de 95%.

Fuente: ENIGH 1994 y 1996.

manera, a ingresar de forma más o menos inmediata a la fuerza laboral, para protegerse de la situación económica adversa.<sup>10</sup> Por otra parte, es conocido que en tiempos de crisis económica, el gobierno tiende a recortar el gasto social, incluido el asignado a la educación. Los ajustes pueden, asimismo, afectar la decisión individual de estudiar, en cuanto que actúan sobre la oferta educativa a través, por ejemplo, de un menor número de becas o menores montos de inversión en infraestructura.

Visto desde otra perspectiva, la teoría del capital humano predice dos respuestas opuestas en la inversión educativa dentro de un entorno económico a la baja. La primera es que el costo de oportunidad (los salarios dejados de percibir por los estudiantes) cae, lo que reduciría el precio de la escolaridad e incrementaría la matrícula (efecto precio positivo). Pero al mismo tiempo, una proporción cada vez mayor de estudiantes se enfrentaría a fuertes restricciones de liquidez, consecuencia de un ingreso familiar en descenso (efecto ingreso negativo). Sólo en caso de que el efecto ingreso fuese dominante, la inversión en capital humano se reduciría.<sup>11</sup>

A pesar de que la relación causal entorno macroeconómico-escolaridad resulta fácil de comprender, la dificultad empírica estriba en seleccionar las variables macroeconómicas que tengan la capacidad de reflejar dicha relación. En este trabajo se han elegido el Producto Interno Bruto real per cápita y el Gasto Real en Educación per cápita, como determinantes históricos de los niveles de educación individual.<sup>12</sup> Sin embargo, permanece latente el problema de esclarecer en qué momento del ciclo vital del individuo estas variables asumen un papel determinante. En consecuencia, la estrategia de selección consistió en probar 3 momentos específicos, tanto en forma aislada como

---

<sup>10</sup> No obstante, debe reconocerse que el efecto puede ser inverso: una situación macroeconómica mala puede redundar en una oferta de trabajo poco atractiva (por ejemplo, con un alto nivel de desempleo), que induzca a los individuos a preferir una mayor permanencia en la escuela a la espera de mejores tiempos. Empero, en países en vías de desarrollo, como México, suponemos que este no es el efecto dominante, si no más bien el declarado anteriormente, es decir, el que una situación económica macro desfavorable induce a los individuos a trabajar en detrimento del estudio.

<sup>11</sup> De acuerdo con Binder (1999), en México durante la época de los 80 el efecto ingreso excede levemente el efecto precio.

<sup>12</sup> Estas series fueron deflactadas de acuerdo con el deflactor implícito del PIB con base 1980. Posteriormente, y para limitar los efectos específicos de determinados años, las series fueron suavizadas a través de la aplicación del filtro de Hodrick-Prescott.

en conjunto: el año de nacimiento, cuando se tiene 6 años y cuando se tienen 12. Estos dos últimos momentos corresponden al inicio de los estudios obligatorios de primaria y al fin de los mismos.<sup>13</sup>

En la gráfica 2 se muestran, en la parte a), la series suavizadas de los años de escolaridad promedio por año de nacimiento de ambas encuestas (ENIGH, 1994 y 1996) *vs.* el Índice del Gasto Real en Educación per cápita a los 6 (GEDU6) y a los 12 años (GEDU12) y, en la parte b), la misma serie de escolaridad *vs.* el Índice del Producto Interno Bruto Real per cápita a los 6 años (PIB6) y a los 12 (PIB12). La muestra, en este caso, se limitó a mayores de 25 años debido a que el conjunto de asalariados entre 18 y 24 años puede considerarse especial, en cuanto a que a pesar de ser los más jóvenes de la muestra exhiben, obviamente, niveles de escolaridad menores a los grupos de 25 a 30 años, por ejemplo. La razón de lo anterior no es, de ninguna manera, que el nivel de escolaridad esté disminuyendo con las últimas generaciones, sino que dicho conglomerado de 18 a 24 años está constituido por individuos que decidieron, casi en su totalidad, abandonar la escuela para ingresar al mercado laboral en un momento en que tenían aún, teóricamente, posibilidades de continuar estudiando.

Después de probar con las diversas alternativas propuestas los instrumentos utilizados fueron, en el caso de la ENIGH 1994, el PIB real per cápita a los 6 años y el gasto en educación per cápita a los 6 y 12 años y, para la ENIGH 1996, el PIB real per cápita a los 12 años y el gasto en educación per cápita a los 6 y 12 años. En el cuadro 3 se muestran las estimaciones por MCO, VI y con la corrección de Garen (1984).<sup>14</sup>

En relación con las pruebas se tiene que, de acuerdo con la prueba de Sargan, los instrumentos son los adecuados. No obstante, la conclusión de la prueba de Hausman es no rechazar, a un nivel de confianza de 95%, la hipótesis nula.<sup>15</sup>

<sup>13</sup> En términos teóricos, los individuos deberían tomar la decisión de continuar o no sus estudios, una vez terminados los estudios oficialmente obligatorios. No obstante, en México, y a pesar de la ley, una proporción no despreciable de la población no tiene esos mínimos estudios obligatorios (aproximadamente un tercio de la población). Por esta razón, se utilizan las condiciones macro al inicio de los estudios primarios.

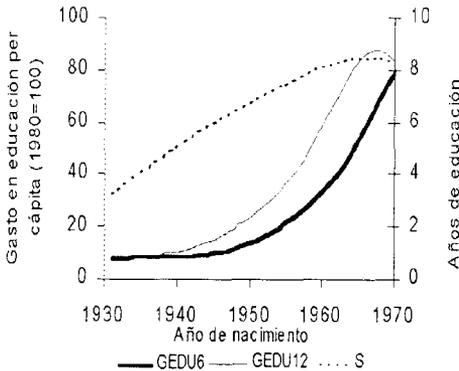
<sup>14</sup> La estimación por VIMD no se llevó a cabo debido a los resultados poco robustos que se obtuvieron, consecuencia quizás del bajo número de observaciones.

<sup>15</sup> Es necesario destacar que, el hecho de que la hipótesis nula no resulte rechazada, no prueba *per se* la exogeneidad de la educación, sino tan sólo que los dos estimadores no difieren entre sí de forma significativa. Ello puede ser debido a la exogeneidad del regresor, al tamaño muestral disponible, o al hecho de que en la

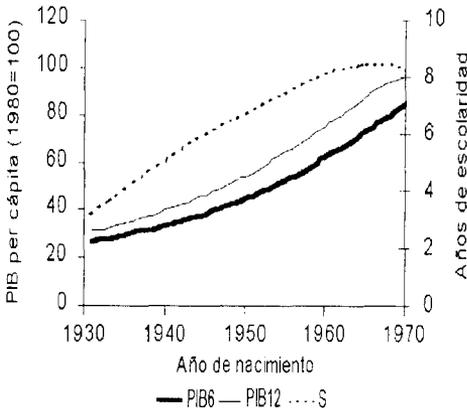
**Gráfica 2**

*Años de escolaridad vs. gasto en educación y PIB per cápita. Hombres asalariados mayores de 25 años.*

a) Escolaridad vs. gasto en educación per cápita a los 6 y 12 años



b) Escolaridad vs. PIB per cápita a los 6 y 12 años



Fuente: ENIGH 1994, 1996 y Estadísticas históricas de México, INEGI, tomo I.

**Cuadro 3**

*Estimación por Variables Instrumentales con variables macroeconómicas como instrumentos. Hombres mayores de 25 años*

	1994					
	MCO		VI		VI (Garen)	
	Coef.	Est. t	Coef.	Est. t	Coef.	Est. t
Constante	6.2266	100.5	5.5701	11.0	5.8430	15.4
Escolaridad	<b>0.1336</b>	52.6	<b>0.2042</b>	3.5	<b>0.1680</b>	4.1
Experiencia	0.0518	13.1	0.0556	11.0	0.0537	13.0
Experiencia <sup>2</sup>	-0.0007	-9.9	-0.0006	-4.2	-0.0006	-7.4
<b>R<sup>2</sup> ajustada</b>						
	0.41		-0.29		0.42	
<b>Núm. obs.</b>						
	5104		5104		5104	
<b>Hausman</b>						
			2.9	7.8*		
<b>Sargan</b>						
			0.2	6.0*		
<b>Bound</b>						
			68.0			
<b>1996</b>						
Constante	6.6188	123.4	5.6362	5.6	5.6401	11.7
Escolaridad	<b>0.1267</b>	53.4	<b>0.2257</b>	2.1	<b>0.2254</b>	4.5
Experiencia	0.0450	13.9	0.0521	11.7	0.0486	12.8
Experiencia <sup>2</sup>	-0.0006	-10.5	-0.0005	-2.1		
<b>R<sup>2</sup> ajustada</b>						
	0.36		0.13		0.37	
<b>Núm. obs.</b>						
	5833		5833		5833	
<b>Hausman</b>						
			5.7	7.8*		
<b>Sargan</b>						
			0.0	6.0*		
<b>Bound</b>						
			95.3			

\*Chi-cuadrada a un nivel de confianza de 95%.

Fuente: ENIGH 1994 y 1996.

En cuanto a los rendimientos de la educación estimados se tiene, en primer lugar, que la delimitación de la muestra (a individuos mayores de 25 años) no modifica la estimación MCO de los rendimientos.

Por otra parte, en el caso de la estimación por VI, e igual que en el caso de las “regresiones por partes”, los rendimientos se incrementan notablemente aunque pierden mucha precisión (nótese el gran decremento en el valor de los estadísticos  $t$  en VI comparado con MCO).

### 3.3. *Antecedentes familiares*

Como mencionamos en la introducción, existe una amplia tradición en la literatura de VI y rendimientos de la educación que utiliza como instrumentos los denominados “antecedentes familiares”, esto es, las características educativas, ocupacionales y, en general, socio-económicas de los distintos miembros del hogar.<sup>16</sup> En teoría es muy evidente que los antecedentes familiares juegan un papel fundamental en la determinación del nivel educativo de los individuos (Haveman y Wolfe, 1995; Peraita y Sanchez, 1998). El problema, no obstante, radica en la poca o nula disponibilidad de datos que den cuenta de dichos antecedentes. En el caso de México, y por tratarse de encuestas a hogares, es posible recabar indirectamente información relativa al nivel educativo de los padres, así como su ocupación, pero no sin ciertos inconvenientes: la muestra se vería reducida a asalariados que viven con sus padres, lo que no deja de crear dudas sobre la aleatoriedad de la muestra.<sup>17</sup>

A pesar de los temores que dicho enfoque inspira, en este trabajo se llevó adelante sustentado por tres hechos: primero, que los rendimientos de la educación de la submuestra de hijos que viven con sus padres no muestra diferencias sustanciales con el rendimiento de

---

<sup>16</sup> Sin embargo, el uso de “antecedentes familiares” como instrumento no está exento de críticas. En primer lugar, se dice que condiciones familiares favorables, además de afectar positivamente la escolaridad de los hijos, puede tener cierta incidencia directa en el ingreso de los mismos, lo que invalidaría al instrumento como tal (por ejemplo, padres con un nivel alto de escolaridad y, en consecuencia, de ingresos, cuyas relaciones sociales facilitan las condiciones laborales de sus hijos). Por otro lado, Card (1999) sostiene que los antecedentes familiares no son instrumentos legítimos, a menos que los componentes no observables de habilidad sean absorbidos por el control de éstos.

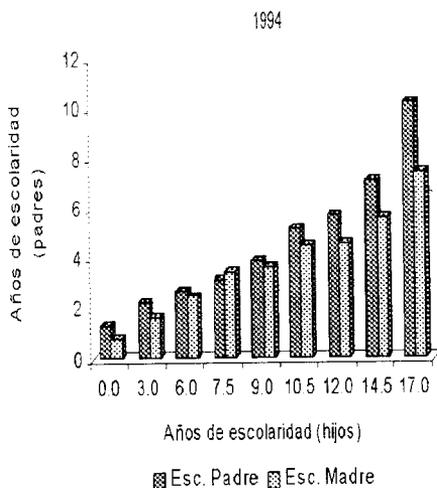
<sup>17</sup> El hecho de que un individuo asalariado viva con sus padres, sobre todo si no es joven, ciertamente podría ser indicativo de la falta de “habilidad” para independizarse. No obstante, ser cabeza de familia tampoco garantiza que dicha habilidad se posea, ya que puede darse simplemente el caso de que el padre (o madre) hubiese fallecido o abandonado el hogar, lo que explicaría su aparente “independencia”.

la muestra total (aproximadamente es un 19% menor); segundo, que la proporción de la submuestra respecto a la muestra total es importante (entre 19-22%); y tercero, que la capacidad explicativa de los antecedentes familiares en el nivel de estudios, en particular de los padres, supera por mucho a los otros instrumentos utilizados (ver cuadros A3 y A4 del anexo estadístico).<sup>18</sup>

Antes de la presentación y análisis de las estimaciones, resulta conveniente mostrar la estrecha relación que existe entre la escolaridad de los padres y los hijos. En la gráfica 3 se muestran los años promedio de escolaridad de los padres por nivel de escolaridad de los hijos. Resulta evidente que entre mayor sea el nivel de escolaridad de los hijos, el nivel de escolaridad de sus correspondientes padres es también más elevado. Adicionalmente, se observa que, en general, las madres presentan un nivel escolar menor que el de los padres.

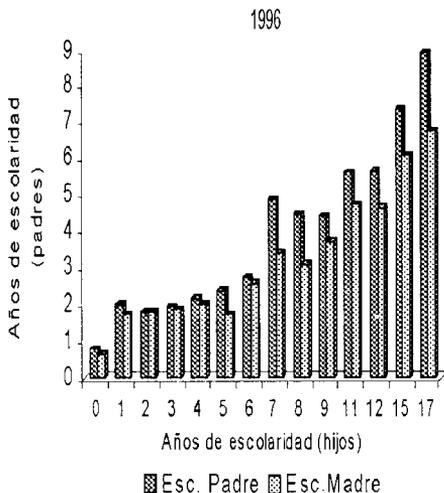
### Gráfica 3

*Promedio de años de escolaridad de los padres por años de escolaridad de los hijos*



<sup>18</sup> La existencia de una fuerte transferencia de capital humano entre generaciones es algo que pocos ponen en duda. La cuestión, no obstante, es determinar la vía: ingreso de los padres, genes, antecedentes sociales, cultura, etc. Según Plug y Vijverberg (2000), y con base en una comparación entre hijos naturales y adoptivos, entre un 65-80% de la habilidad de los padres es transmitida genéticamente.

**Gráfica 3**  
(continuación)



Fuente: ENIGH 1994 y 1996.

Para capturar el efecto que sobre un grupo en particular de la muestra tiene la escolaridad y ocupación de los padres, se ha adoptado la idea básica del efecto “tratamiento” (ver anexo 1). En este sentido, y para facilitar la interpretación del mismo, se ha optado, por un lado, por definir instrumentos dicotómicos y, por el otro, y en aras de limitar el número de variables endógenas de la ecuación de ingresos, por la sustitución de la experiencia por la edad. Dada la importancia de este último procedimiento, merece la pena detenerse brevemente en el tema.

En su forma original, la ecuación minceriana tiene como variables explicativas, además de la escolaridad, a la experiencia y su cuadrado. Cuando se utiliza experiencia potencial (como en este trabajo), la endogeneidad de la escolaridad se trasmite a la experiencia y su cuadrado, lo que implicaría, un mínimo de 3 instrumentos para que la ecuación estuviera identificada. Una alternativa para solventar tal inconveniente consiste en sustituir la variable endógena “experiencia” por una exógena, como lo es la edad. Sin embargo, la sustitución trae consigo un problema adicional: la verdadera interpretación del coeficiente asociado a la escolaridad, considerando que el coeficiente en

cuestión difiere si las otras variables explicativas están referidas a la experiencia o a la edad.<sup>19</sup> Una manera de evitar estos equívocos consiste en calcular la *Tasa Interna de Rendimiento*, TIR, de acuerdo con el llamado método “elaborado” propuesto por Psacharopoulos (1973). Como se ha comprobado empíricamente, en una ecuación de ingresos que utiliza experiencia y su cuadrado, la TIR y el coeficiente asociado a la escolaridad son prácticamente los mismos, no así en el caso del uso de la edad. Empero, y como queda comprobado en los resultados presentados a continuación, la TIR para una ecuación de ingresos con edad es muy parecida a la de una ecuación de ingresos con experiencia y, por ende, al coeficiente de escolaridad en esta última.

El cuadro 4 presenta los resultados de la estimación de los efectos “tratamiento” de tener un padre o madre con educación superior o igual a primaria. Debajo de las estimaciones de los coeficientes se muestra la TIR correspondiente y, entre paréntesis, la TIR derivada de una ecuación con experiencia en lugar de edad. En primer lugar, y como punto de referencia, se presenta la estimación por MCO para el total de la muestra y, a continuación, la estimación por MCO para la submuestra de hijos que viven con sus padres y las dos estimaciones con efecto tratamiento, siendo la primera la estándar, y la segunda la obtenida de acuerdo con método de Garen.

El resultado básico a resaltar es el notable incremento en el rendimiento de la educación de los hijos cuyo padre o madre gozan de un nivel de estudios al menos de primaria. En 1994, el “tratamiento” de tener un padre con un mínimo de primaria incrementa el rendimiento de los hijos en aproximadamente 50%, mientras que el de la madre lo hace en un 40%. Para 1996 los incrementos en los rendimientos son, en promedio, de 70% para el padre con un nivel mínimo de primaria y 50% en el caso de la madre. Analizados de forma separada, se nota que la influencia de la educación del padre es siempre mayor que la de la madre.

En el cuadro A5 del anexo estadístico se muestra el mismo tipo de estimaciones, pero ahora con el instrumento dicotómico de si el padre o madre desempeñan una ocupación de “cuello blanco”. Los resultados varían muy poco en relación con los del cuadro 4, salvo que se acentúa el incremento del efecto tratamiento cuando la madre tiene una ocupación de cuello blanco. No obstante, cabe mencionar que la muestra en este caso se reduce sustancialmente, dado que muchas madres al desempeñarse en labores domésticas no reportan tipo de ocupación alguno.

---

<sup>19</sup> Para una discusión más detallada del tema ver anexo 2.

**Cuadro 4**  
*Estimación por Variables Instrumentales con escolaridad de los padres como instrumentos. Hombres que viven con sus padres*

1994												
<i>Instrumento: escolaridad del padre, mayor o igual a primaria</i>												
	MCO Muestra total			MCO Hijos			VI Hijos			Garen Hijos		
	Coef.	Est. t		Coef.	Est. t		Coef.	Est. t		Coef.	Est. t	
Constante	4.7531	66.7		3.6800	12.9		4.0485	13.6		4.1468	13.7	
Escolaridad	0.1038	54.1		0.0746	13.2		0.1302	9.3		0.1276	9.5	
Edad	0.1161	27.6		0.2228	9.5		0.1610	5.9		0.1532	5.5	
Edad <sup>2</sup>	-0.0013	-21.8		-0.0036	-8.0		-0.0025	-4.8		-0.0024	-4.6	
<hr/>												
TIR	<b>17.6%</b>	(14.7%)		<b>13.9%</b>	(15.0%)		<b>20.6%</b>	(20.6%)		<b>19.7%</b>	(19.6%)	
R <sup>2</sup> ajustada	0.41			0.22			0.18			0.24		
Núm. de obs.	7762			1741			1741			1741		
Hausman							16.2			3.84*		
Bound							306.1					
<hr/>												
<i>Instrumento: escolaridad de la madre, mayor o igual a primaria</i>												
Constante	4.7531	76.3		3.9474	15.4		4.1971	15.9		4.2238	16.1	
Escolaridad	0.1038	55.8		0.0800	16.4		0.1284	10.9		0.1281	11.0	

**Cuadro 4**  
(*continuación*)

	MCO Muestra total		MCO Hijos		VI Hijos		Garen Hijos	
	Coef.	Est. t	Coef.	Est. t	Coef.	Est. t	Coef.	Est. t
Edad	0.1161	30.9	0.1983	9.4	0.1521	6.4	0.1499	6.3
Edad <sup>2</sup>	-0.0013	-24.6	-0.0031	-7.7	-0.0023	-5.3	-0.0024	-5.5
<hr/>								
TIR	<b>17.6%</b>	(14.7%)	<b>14.3%</b>	(14.6%)	<b>19.9%</b>	(19.3%)	<b>19.4%</b>	(19.0%)
R <sup>2</sup> ajustada	0.41		0.25		0.21		0.26	
Núm. de obs.	7762		2157		2157		2157	
Hausman					18.3	3.84*		
Bound					397.4			
<hr/>								
<i>Instrumento: escolaridad del padre, mayor o igual a primaria</i>								
<hr/>								
Constante	4.7888	66.2	3.8115	11.3	4.2597	11.1	4.2910	13.9
Escolaridad	0.1066	54.3	0.0827	13.5	0.1825	10.7	0.1849	11.2
Edad	0.1284	30.4	0.2176	7.6	0.1248	3.5	0.1208	4.1
Edad <sup>2</sup>	-0.0014	-24.8	-0.0034	-5.8	-0.0018	-2.5	-0.0018	-3.1
<hr/>								
TIR	<b>17.9%</b>	(14.6%)	<b>15.6%</b>	(15.9%)	<b>26.8%</b>	(25.7%)	<b>26.5%</b>	(25.2%)

**Cuadro 4**  
(continuación)

	MCO Muestra total		MCO Hijos		VI Hijos		Garen Hijos	
	Coef.	Est. t	Coef.	Est. t	Coef.	Est. t	Coef.	Est. t
$R^2$ ajustada	0.39		0.24		0.12		0.26	
Núm. de obs.	8510		1740		1740		1740	
Hausman					35.2	3.84*		
Bound					271.5			
<i>Instrumento: escolaridad de la madre, mayor o igual a primaria</i>								
Constante	4.7888	66.2	4.2763	13.0	4.5062	14.0	4.5902	19.8
Escolaridad	0.1006	54.3	0.0818	16.3	0.1454	10.0	0.1466	10.1
Edad	0.1284	30.4	0.1785	6.2	0.1239	4.1	0.1156	5.2
Edad <sup>2</sup>	-0.0014	-24.8	-0.0026	-4.4	-0.0016	-2.7	-0.0015	-3.6
<b>TIR</b>								
	<b>17.9%</b>	(14.6%)	<b>15.1%</b>	(15.4%)	<b>22.3%</b>	(21.7%)	<b>22.0%</b>	(21.0%)
$R^2$ ajustada	0.39		0.24		0.19		0.25	
Núm. de obs.	8510		2349		2349		2349	
Hausman					20.1	3.84*		
Bound					323.9			

Fuente: ENIGH 1994 y 1996; \*Chi-cuadrada a un nivel de confianza de 95%

Finalmente, cabe preguntarse si el hecho de ser afectado por el tratamiento tiene una influencia diferencial entre niveles educativos. Por ejemplo, si tener un padre con 6 o más años de educación tiene un impacto mayor en la transición de 8 a 9 años de educación de los hijos, o en la transición de 11 a 12 años. Una manera de tener una idea de estos impactos diferenciados es a través de la denominada “función de respuesta”, que se estima a partir de la *Función de Distribución Acumulada*, FD, de la escolaridad para los dos valores que adopta el instrumento (Angrist e Imbens, 1995; Kling, 1999). La diferencia en la FD normalizada a sumar 1 equivaldría a la fracción de la población que recibe, al menos, un año más de educación debido al tratamiento. Es decir, la normalización a la unidad de la diferencia:

$$\sum_{j=1}^J P(S < j/Z = 0) - \sum_{j=1}^J P(S < j/Z = 1)$$

donde  $j$  es el número de años de escolaridad y  $Z$  el instrumento dicotómico. En la gráfica A1 se presenta la estimación de la función de respuesta para el tratamiento de nivel escolar de los padres. Se muestra que los grupos que contribuyen más son los comprendidos entre los 6 y 9 años de escolaridad. Por ejemplo, en 1996 el 15% de los individuos fueron inducidos a obtener 6 años o más de escolaridad, debido al hecho de tener un padre (y madre, pues el efecto es similar) con un mínimo escolar de primaria. Mientras que, únicamente 5% de los individuos fue inducido a estudiar 12 años o más por el mismo factor (la escolaridad de los padres). Esto significa que el tratamiento de tener padres con nivel primaria mínimo afecta paulatinamente menos la decisión de estudiar, a medida que aumenta el grado escolar. En otras palabras, que un individuo termine, por ejemplo, el 9 año de educación depende menos del nivel escolar de los padres, y más de otros factores, como pueden ser las ayudas y becas, o la situación económica del hogar, entre otros.

### 3.4. Instrumentos de rango

Las diversas metodologías utilizadas para controlar la endogeneidad de la escolaridad en la ecuación de ingresos, están asociadas a supuestos estadísticos y económicos que, en general, producen implicaciones conflictivas en ese mismo sentido. En este contexto, Vella y Verbeek (1997) y Rummery, Vella y Verbeek (1999) proponen un estimador

de *Variables Instrumentales de Orden de Rango*, VIOR, que goza de la virtud de evitar el uso de restricciones de exclusión.

Al partir del hecho de que la heterogeneidad no observable de los individuos es la responsable de la endogeneidad de la escolaridad, se trata entonces de identificar y, posteriormente, explotar la similitud de las observaciones a partir de un determinado criterio. Para ello, es necesario, en primer lugar, ordenar la muestra en varias submuestras. Posteriormente, los individuos se ordenan al interior de cada una de ellas en función de alguna medida de la heterogeneidad no observable (orden de rango), suponiendo que las observaciones de una submuestra son similares a las observaciones de otro subconjunto con el mismo orden de rango. El efecto de la educación en los salarios se identifica entonces comparando los individuos de una submuestra, con los correspondientes de otra submuestra ubicada en la misma área de la distribución de la heterogeneidad no observable.<sup>20</sup>

La idea formal del procedimiento de VIOR es la siguiente. Considérese el tradicional modelo de una ecuación de ingresos con escolaridad endógena expresado de la forma:

$$\ln(Y_i) = x_i'\beta + \delta S_i + z_i'\theta + u_i$$

$$S_i = x_i'\gamma + v_i$$

Donde  $Y_i$  y  $S_i$  denotan los salarios y los años de escolaridad del individuo  $i$  respectivamente,  $x_i'$  y  $z_i'$  son vectores de características individuales,  $\beta$ ,  $\delta$ ,  $\gamma$  y  $\theta$  son los parámetros a estimar, y  $u_i$  y  $v_i$  son los términos de perturbación con media cero, pero que se supone guardan una correlación distinta de cero, lo que significa, precisamente, endogeneidad de los salarios y, por lo tanto, inconsistencia de la estimación por MCO.

Si se toma en consideración que la endogeneidad de la escolaridad depende de la apropiación de una determinada heterogeneidad no observable, el método de VIOR supone: 1) que la característica principal de la dotación individual de la heterogeneidad no observable no es el nivel, sino más bien la posición, en términos de orden de rango, en la distribución de la heterogeneidad no observable, y 2) que

---

<sup>20</sup> En el fondo, el método de VIOR opera en la misma forma que el enfoque basado en gemelos: trata de aislar el efecto de la escolaridad sobre los ingresos, depurando la heterogeneidad no observable causante de la endogeneidad de la educación. En el caso de los gemelos, tomando diferencias entre ellos, de forma tal que la unidad de observación es dicha diferencia y, en el caso de VIOR, controlando la posición de los individuos en la distribución de la habilidad no observable que, en último de los casos, es lo que está reflejando el orden de rango individual.

los datos pueden dividirse en múltiples submuestras de forma tal que, los individuos localizados en la misma área de la distribución de la heterogeneidad no observable, pero en distintas submuestras, gocen de distintos niveles educativos. Entonces, comparando individuos con el mismo orden de rango, pero con diferentes niveles educativos, el estimador MCO identifica el efecto de la educación sobre los salarios.

Los datos fueron divididos en  $S$  submuestras mutuamente excluyentes, que corresponden a cada una de las regiones ( $r_i =$  Distrito Federal, Centro, Pacífico, Sur, Norte y Golfo), donde cada región tiene  $N_s$  observaciones. Se supone, además, que la función de distribución condicional de  $v_i$ , dado  $r_i$ , es  $F(\cdot/r_i)$ . Por otra parte, sea  $c_i$  el orden de rango de la observación  $i$ , esto es,  $c_i = F(v_{ii}/r_i)$ . Se supone que:

$$E\{u_i/x_i, S_i, r_i\} = E\{u_i/v_i, r_i\} = E\{e_i/c_i\} = f(c_i).$$

Donde  $f(c_i)$  denota alguna función desconocida que estable una correspondencia del orden de rango sobre los salarios. El supuesto crucial es que  $E\{u_i/v_i, r_i\}$  depende de los residuos  $v_i$  y de la región  $r_i$  únicamente a través del rango de orden  $c_i$ , dentro de cada submuestra. Esto se conoce como la restricción de orden, y se interpreta como que la contribución a cada salario individual provocado por la heterogeneidad no observable, depende únicamente de la ubicación de los individuos, medida a través del orden de rango en la distribución del error, de la forma reducida de cada submuestra de datos.

Dentro de este orden de ideas, se procedió a estimar las ecuaciones de la forma reducida de escolaridad, de la cual se obtuvieron los residuos,  $\hat{v}_i$ . Posteriormente, se ordenaron los datos en función de dichos residuos dentro de cada submuestra o región,  $r_i$ ; y se le otorgó a cada individuo un número secuencial 1, 2, ...  $N_s$ . Mas adelante se normalizó cada valor. Este procedimiento proporcionó una estimación no paramétrica de  $c_i$ , que es función de  $v_i$ , condicionado en  $r_i$ , es decir,  $\hat{c}_i = F(\hat{v}_i/r_i)$ . La aproximación a la forma funcional,  $f(\cdot)$ , se realizó de manera lineal, habida cuenta que un polinomio de orden superior proporcionaba términos no significativos. Los resultados de la estimación de la función de ingresos se muestran en el cuadro 5, mientras que la estimación de la función de escolaridad se localiza en el cuadro A6 del anexo estadístico.<sup>21</sup>

---

<sup>21</sup> Con el objetivo de que, desde un punto de vista teórico el modelo esté identificado, la función de escolaridad incluye "regresiones por partes", edad y edad<sup>2</sup>, además de las variables propiamente exógenas de la función de ingresos.

**Cuadro 5**  
*Funciones de ingreso. MCO vs. VIOR. Hombres*

1994						
	MCO		Rango VI		Rango VI	
	<i>Coef.</i>	<i>Est. t</i>	<i>Coef.</i>	<i>Est. t</i>	<i>Coef.</i>	<i>Est. t</i>
Constante	6.2713	185.8	6.2773	187.2	5.9142	95.0
Escolaridad	<b>0.1036</b>	47.2	<b>0.1544</b>	21.6	<b>0.1508</b>	21.2
Experiencia	0.0476	19.8	0.0413	16.5	0.0442	14.5
Experiencia <sup>2</sup>	-0.0007	-15.9	-0.0005	-10.8	-0.0006	-9.6
Centro	-0.1233	-5.3	-0.0425	-1.7	-0.0451	-1.7
Pacífico	-0.0491	-2.0	0.0165	0.6	0.0143	0.5
Norte	-0.3577	-9.3	-0.0943	-4.2	-0.0956	-4.2
Sur	-0.1454	-6.8	-0.2805	-7.1	-0.2835	-6.7
Golfo	-0.2879	-13.6	-0.2108	-9.0	-0.2133	-8.9
Cabeza de familia = 1	0.3421	18.2	0.3646	19.1	0.3599	17.7
Emp. fijo=1	0.3705	24.5	0.2013	7.3	0.2260	8.5
Rango			-0.7073	-7.6		
R <sup>2</sup> ajustada						
	0.48		0.49		0.45	
Error estándar.						
	0.65		0.65		0.67	
Estadíst. F						
	727.7		673.0		531.0	
Núm. obs.						
	7762		7762		7762	
1996						
Constante	6.3245	158.0	6.3213	159.0	5.9332	91.5
Escolaridad	<b>0.0974</b>	42.2	<b>0.1614</b>	21.7	<b>0.1484</b>	21.6
Experiencia	0.0500	19.4	0.0439	17.0	0.0497	15.5
Experiencia <sup>2</sup>	-0.0007	-16.4	-0.0005	-11.4	-0.0007	-11.0
Centro	0.0191	0.7	0.1121	3.8	0.0975	3.2
Pacífico	0.0606	2.2	0.1105	3.9	0.1049	3.6
Norte	<b>0.0872</b>	3.4	0.1444	5.6	0.1345	5.0

**Cuadro 5**  
(continuación)

	MCO		Rango VI		Rango VI	
	Coef.	Est. t	Coef.	Est. t	Coef.	Est. t
Sur	-0.3178	-7.6	-0.2180	-5.0	-0.2345	-5.3
Golfo	-0.0666	-2.7	-0.0414	-1.7	-0.0422	-1.6
Cabeza de familia = 1	0.3701	18.3	0.3745	18.6	0.3641	17.2
Emp. fijo=1	0.4800	28.6	0.2379	7.6	0.3040	10.9
Rango			-0.8486	-9.1		
-						
R <sup>2</sup> ajustada	0.48		0.49		0.44	
Error están.	0.67		0.67		0.70	
Estadisti. F	714.8		664.1		569.1	
Núm. obs.	7719		7719		7719	

Fuente: ENIGH 1994 y 1996.

Los rendimientos MCO bajo esta nueva especificación se colocan alrededor del 10%, es decir, 3 puntos porcentuales por debajo de la estimación MCO estándar. El resultado no es en absoluto sorprendente dado que, como se sabe, la introducción de variables adicionales trae como consecuencia una reducción de la tasa de rentabilidad.

Nótese que la variable "rango" puede interpretarse, de cierta manera, como una *proxy* de la habilidad no observada de los individuos, pues los que experimentan un valor bajo son aquellos que, de acuerdo con la función de escolaridad, deberían haber estudiado más de lo que realmente lo hicieron, y viceversa. En este sentido, el rendimiento de la educación debería disminuir cuando se introduce la variable de rango, pero lo que acontece es exactamente lo contrario: la rentabilidad se incrementa entre 50 y 65%. Las justificaciones para tal resultado pueden ser varias y complementarias. En primer lugar, dentro de un esquema de optimización de la escolaridad, alerta sobre la posibilidad de que, dado que los individuos más hábiles enfrentan costos de oportunidad de estudiar mayores, entonces abandonen la escuela más pronto que los menos hábiles, aunado al hecho de que los

empleadores pueden no estar dispuestos a pagar más allá de lo reflejado en el nivel de estudios alcanzado.<sup>22</sup> En segundo, nótese que la variable rango se asemeja, más bien, a una prueba “académica”, esto es, a una cierta capacidad para estudiar, lo que no necesariamente refleja una “habilidad” para obtener mayor ingreso, dado un cierto nivel de estudios.<sup>23</sup> Finalmente, si observamos el valor de la variable rango a través de las generaciones, se nota un ligero descenso.<sup>24</sup> Descartado que los más jóvenes sean más hábiles que los más viejos, lo que la variable rango puede estar recogiendo es el hecho de que, a través de los años, existe una mayor accesibilidad a la educación, es decir, que con el transcurrir del tiempo, un creciente número de individuos menos hábiles (en el sentido reflejado por el rango) tienen la oportunidad de estudiar más.

Al volver al tema de la estimación, y tomando en consideración que la experiencia potencial es también endógena, se presenta una estimación por VI estándar, siendo los instrumentos la edad y su cuadrado, las regiones  $y$ , en particular, como un instrumento de la educación, empleamos  $S_i - E\{S_i/c_i\}$ .<sup>25</sup> Los resultados, como se nota en el cuadro 5, varían muy poco respecto a la estimación por VIOR. Finalmente, aprovechando el gran impacto de los “antecedentes familiares” en la escolaridad, se llevó a cabo el anterior procedimiento, teniendo como muestra los hijos que viven con sus padres. Los resultados se muestran en el cuadro A7 (Función de escolaridad) y A8 (Función de ingresos) del anexo estadístico. Al igual que en el caso general, los rendimientos se incrementan, pero en menor medida (aproximadamente 30%).

---

<sup>22</sup> “In optimizing models there is no good a priori reason to expect the ‘ability bias’ (or the direct coefficient of a measure of ability in the earnings function) to be positive. Thus, it shouldn’t be too surprising if it turns out to be small or negative” (Griliches, 1977, p. 18).

<sup>23</sup> Por ejemplo, Blackburn y Newmark (1995) aproximan la “habilidad” mediante una prueba académica y una no académica  $y$ , en general, el coeficiente asociado a la prueba académica en la función de ingresos tiene un coeficiente negativo.

<sup>24</sup> Por ejemplo, en 1994 pasa de 0.51 en los menores de 35 años a 0.48 en los mayores de 35 años.

<sup>25</sup> Esta propuesta de instrumento para la educación es sugerida igualmente por Rummery, Vella y Verbeek (1999). Los valores predichos se obtienen de una regresión MCO de  $S$  en función de una constante y la variable de rango.

#### 4. Conclusiones

La estimación de los rendimientos de la educación por MCO a partir de una ecuación minceriana de ingresos ha estado tradicionalmente sujeta a severas críticas, consecuencia de la falta de consideración tanto del sesgo de habilidad como de endogeneidad.

Una manera de resolver el problema de endogeneidad de la educación consiste en estimar la función de ingresos por VI. En este trabajo se han llevado a cabo diversas estimaciones con instrumentos alternativos: “regresiones por partes” en la edad, condiciones macroeconómicas al momento de tomar la decisión de estudiar y “antecedentes familiares”. Todas ellas apuntan a un mismo resultado: un incremento sustancial en los rendimientos cuando se controla el problema de la endogeneidad de la educación vía VI.

Una explicación de índole técnica del porqué las estimaciones por VI son mayores a las obtenidas por MCO radica en que, cuando VI se basa en comparar grupos de acuerdo con cuasi-experimentos, la estimación por VI se asemeja a una estimación que utiliza datos agrupados. En este caso la agrupación puede acentuar cualquier sesgo inherente en el modelo micro, reduciendo la varianza en la variable independiente (escolaridad), más que la reducción de la covarianza de la variable independiente con el sesgo.

No obstante, razonar en estos términos provoca ciertos problemas de interpretación de los rendimientos. En otras palabras, ¿los rendimientos estimados por VI, son rendimientos promedio de la muestra? Una respuesta proveniente de la teoría del efecto “tratamiento” es que, el estimador por VI no representa un rendimiento promedio de la educación, sino el de un grupo particular muy alejado del promedio muestral, pero fuertemente correlacionado con los instrumentos utilizados. En concreto, que el rendimiento estimado por VI representa una media ponderada de los rendimientos de los individuos con diferentes beneficios y costos marginales de la escolaridad. Los instrumentos actúan de forma diferencial sobre grupos que comparten los mismos beneficios y costos marginales, y el rendimiento estimado es un promedio de tales efectos. Sin embargo, en general y por la manera en que se diseñan los instrumentos, VI afecta, básicamente, a los individuos con “antecedentes familiares” más desfavorables, y como éstos tienen tasas de descuentos más altas, sus rendimientos, y por ende los asociados a VI, son mayores. Empero, no puede soslayarse que cuando se trata de varios instrumentos, y cada uno de ellos toma más de dos valores, el aislamiento de los rendimientos de cada grupo puede resultar una tarea complicada.

Independiente de la posibilidad de aislar los efectos, un hecho resulta evidente: en México no existe una tasa única de rendimientos de la educación que pueda ser aplicada a cada uno de los grupos poblacionales. La heterogeneidad de los rendimientos de la educación es incuestionable, y ello queda demostrado por la gran diferencia entre las estimaciones por MCO y VI.

En términos de política económica la conclusión anterior no es desdeñable: la eficiencia de una política educativa orientada a mejorar el nivel o distribución del ingreso, debe tomar en consideración los grupos que afectará, pues los resultados pueden ser diametralmente distintos, dependiendo del "tratamiento" y el grupo afectado.

Por ejemplo, en lo relativo a los resultados del efecto tratamiento de tener un padre o madre con un cierto nivel educativo, se desprendería un panorama de doble circularidad: el lado virtuoso es que, unos padres con escolaridad mayor a la obligatoria tenderían a tener hijos con escolaridad mayor a la promedio y rendimiento superior al general. Si invertimos los argumentos tendríamos el círculo vicioso. En otras palabras: no todos los niños en México nacen con las mismas posibilidades de educación. En consecuencia, resulta evidente que una política de abatimiento de las desigualdades económicas debería encaminarse a: 1) abatir los bajos niveles educativos para poder compensar, a mediano plazo, las condiciones de los hijos de esa generación, y 2) crear mecanismos de compensación a corto plazo para los hijos de padres con nivel de educación bajo.

Finalmente, la alternativa de controlar la endogeneidad utilizando la metodología de VIOR apunta, aunque de forma menos pronunciada, al mismo resultado, esto es, a un incremento de los rendimientos de la educación, una vez controlada la endogeneidad de la misma.

## Bibliografía

- Angrist, J. D., G. Imbens y D. B. Rubin (1996). "Identification of Causal Effects Using Instrumental Variables", *Journal of the American Statistical Association*, vol. 91, núm. 434, pp. 444-455.
- (1995). "Two-Stage Least Squares Estimation of Average Causal Effects in Models with Variable Treatment Effect", *Journal of the American Statistical Association*, 90, pp. 431-442.
- Angrist, J. D. y A. B. Krueger (1995). "Split-Sample Instrumental Variables Estimates of the Return to Schooling", *Journal of Business and Economic Statistics*, vol. 13, núm. 2, pp. 225-235.
- (1991). "Does Compulsory School Attendance Affect Schooling and Earnings?", *Quarterly Journal of Economics*, 106, pp. 979-1014.

- Angrist, J. D. y W. K. Newey (1991). "Over-Identification Tests in Earnings Functions with Fixed Effects", *Journal of Business and Economic Statistics*, 9, pp. 317-323.
- Barceinas, F., et al. (2000). "Los rendimientos de la educación en España", *Papeles de Economía Española*, núm. 86.
- Becker, G. (1964). *Human Capital*, NBER, Cambridge.
- Blinder, M. (1999). "Schooling Indicators During Mexico's 'Lost Decade'", *Economics of Education Review*, 18, pp. 183-199.
- Blackburn, M. y D. Neumark (1995). "Are OLS Estimates of the Return to Schooling Biased Downward? Another Look", *Review of Economics and Statistics*, 77, pp. 217-229.
- (1991). *Omitted-ability Bias and the Increase in the Return to Schooling*, Working Paper 3693, NBER, Cambridge.
- Bound, J. y G. Solon (1999). "Double Trouble: on the Value of Twins-based Estimation of the Return to Schooling", *Economics of Education Review*, 18, pp. 169-182.
- Bound, J., D. A. Jaeger y R. M. Baker (1995). "Problems With Instrumental Variables Estimation When the Correlation Between the Instruments and the Endogenous Explanatory Variables is Weak", *Journal of the American Statistical Association*, vol. 90, núm. 430, pp. 443-450.
- Brunello, G. y R. Miniaci (1999). "The Economic Return to Schooling for Italian Men. An Evaluation Based on Instrumental Variables", *Labour Economics*, 6, pp. 509-519.
- Butcher, K.F. y A. Case (1994). "The Effect of Sibling Sex Composition on Women's Education and Earnings", *Quarterly Journal of Economics*, 109, pp. 531-563.
- Card, D. (2000). *Estimating the Return to Schooling: Progress on Some Persistent Econometric Problems*, Working Paper 7769, NBER.
- (1999). "The Causal Effect of Education on Earnings", en O. Ashenfelter y D. Card (comps.), *Handbook of Labour Economics*, vol. 3, North-Holland.
- (1995). "Earnings, Schooling, and Ability Revisited", *Research in Labor Economics*, vol. 14, pp. 23-48.
- (1993). *Using Geographic Variation in College Proximity to Estimate the Return to Schooling*, Working Paper 4483, NBER.
- Garen, J. (1984). "The Return to Schooling: A Selectivity Bias Approach with a Continuous Choice Variable", *Econometrica*, 52, pp. 1199-1218.
- Ginther, D. K. (2000). "Alternative Estimates of the Effect of Schooling on Earnings", *The Review of Economics and Statistics*, 82(1), pp. 103-116.
- Griliches, Z. (1977). "Estimating the Return to Schooling: Some Econometric Problems", *Econometrica*, 45, pp. 1-22.
- Harmon, C. y I. Walker (1995). "Economic Return to Schooling for the UK", *American Economic Review*, 85, pp. 1278-1286.
- Haveman, R. y B. Wolfe (1995). "The Determinants of Children's Attainments: A Review of Methods and Findings", *Journal of Economic Review*, 33, pp. 1829-1878.
- Heckman, J. J. y E. Vytlacil (2000). "The Relationship Between Treatment Parameters within a Latent Variable Framework", *Economics Letters*, 66, pp. 33-39.

- Ichino, A. y R. Winter-Ebmer (1999). "Lower and Upper Bounds of Return to Schooling: An Exercise in IV Estimation with Different Instruments", *European Economic Review*, 43, 4-6, pp. 889-902.
- Imbens, G. y J. D. Angrist (1994). "Identification and Estimation of Local Average Treatment Effects", *Econometrica*, 62, pp. 467-475.
- Kalwij, A. (2000). "Estimating the Economic Return to Schooling on the Basis of Panel Data", *Applied Economics*, 32, pp. 61-71.
- Kling, J. (1999). *Interpreting Instrumental Variables Estimates of the Return to Schooling*, Working Paper 415, Industrial Relations Section, Princeton University.
- Plug, E. y W. Vijverberg (2000). *Schooling, Family Background, and Adoption: Is it Nature or is it Nurture?* (mimeo).
- Rummery, S. F. Vella y M. Verbeek (1999). "Estimating the Return to Education for Australian Youth Via Rank-order Instrumental Variables", *Labour Economics*, 6, pp. 491-507.
- Peraita, C. y M. Sanchez (1998). "The Effect of Family Background on Children's Level of Schooling Attainment in Spain", *Applied Economics*, 30, pp. 1327-1334.
- Psacharopoulos, G. (1973). *Return to Education: An International Comparison*, Joessey-Bass, Elsevier.
- Uusitalo, R. (1999). "Return to Education in Finland", *Labour Economics*, 6, pp. 569-580.
- Vella F., y M. Verbeek (1997). *Using rank order as an instrumental variable: an application to the return to schooling*, CES, DP 97.10, RU, Leuven.

## Anexos

### 1. Efecto tratamiento

Tal como se demuestra en Card (1995; 1999), la estimación por VI admite la interpretación de que el efecto de las mismas se perciba como una "intervención" que afecta a un grupo específico, por lo que VI proporcionaría estimaciones sesgadas de la rentabilidad promedio de la población. Esta nueva manera de encarar el problema del efecto causal de la educación sobre los ingresos generaría también dos nuevos y determinantes postulados en este campo, a saber: 1) la rentabilidad de la educación es heterogénea en la población; y 2) diferentes instrumentos deberían producir distintos rendimientos promedios, para diferentes subgrupos de la población.

La formalización de la nueva idea de un "efecto tratamiento" se realiza en los trabajos de Imbens y Angrist (1994) y Angrist e Imbens (1995). Como se menciona, en el contexto del problema de endogeneidad de la educación en una función de ingreso, una solución plausible

consistiría en llevar a cabo un experimento en el cual la escolaridad se asignara aleatoriamente. Aunque, ciertamente, no es posible efectuar tal tipo de experimentos. Sin embargo, algunos “experimentos naturales” pueden generar variables instrumentales que sirvan para el mismo fin.

El enfoque aplicado en el artículo se refiere al denominado “efecto tratamiento promedio local”, cuya idea de identificación y estimación es la siguiente. Sea  $Y_0(i)$  la respuesta sin tratamiento del individuo  $i$  (por ejemplo, el ingreso de dicho individuo cuando no es afectado por el “tratamiento”), y  $Y_1(i)$  la respuesta con tratamiento. Sea  $D(i)$  una variable binaria indicadora del tratamiento. Entonces, es posible observar  $D(i)$  y  $Y(i) = Y(i) \cdot D(i) = D(i) \cdot Y_1(i) + (1 - D(i)) \cdot Y_0(i)$  para una muestra aleatoria de individuos.<sup>26</sup> El “efecto tratamiento individual” o “efecto causal” se define entonces como  $Y_1(i) - Y_0(i)$ .

Por otra parte, es posible definir un *Efecto Tratamiento Promedio Poblacional*, ETPP, como la diferencia  $E(Y_1) - E(Y_0)$ . Dicho efecto tratamiento se puede interpretar como el promedio de las diferencias entre los que reciben y los que no reciben el tratamiento de todos los individuos de la población. Si se utilizan las leyes de la probabilidad total es factible reescribir  $E(Y_1)$  y  $E(Y_0)$  de la siguiente forma:

$$E(Y_1) = E(Y_1/D = 1) \cdot P(D = 1) + E(Y_1/D = 0) \cdot P(D = 0),$$

$$E(Y_0) = E(Y_0/D = 1) \cdot P(D = 1) + E(Y_0/D = 0) \cdot P(D = 0).$$

No obstante, por medio de los datos sólo es posible identificar  $E(Y_1/D = 1)$ ,  $P(D = 1)$ ,  $E(Y_0/D = 0)$  y  $P(D = 0)$ , pero no así  $E(Y_1/D = 0)$  y  $E(Y_0/D = 1)$ , salvo que se efectúen supuestos específicos acerca del proceso de selección.

Dada la dificultad de identificar un ETPP, otros efectos tratamiento han aparecido en la literatura al respecto, en particular, Imbens y Angrist (1994) y Angrist e Imbens (1995) proporcionan otra alternativa: el *Efecto Tratamiento Promedio Local*, ETPL.<sup>27</sup> La identificación de dicho tratamiento se basa en el supuesto de que, la probabilidad de recibir un tratamiento esté afectada por un cambio monótono

<sup>26</sup> Nótese que el resultado  $Y_i$  depende, en todos los casos, de las características individuales  $X$ , por lo que todo está condicionado a ella. Con el objetivo de simplificar la notación no se explicita dicho condicionamiento.

<sup>27</sup> Existen otros tipos de efectos tratamiento, además del promedio poblacional y local: el efecto del tratamiento en los afectados y el de Variables Instrumentales local. Para un análisis de las relaciones entre ellos véase Heckman y Vytlačil (2000).

en una restricción de exclusión. Por otra parte, en Angrist, Imbens y Rubin (1996) se establece el marco teórico para una interpretación del ETPL utilizando Variables Instrumentales: si  $Z_i$  es un instrumento dicotómico que determina, a su vez, el resultado del tratamiento, esto es,  $D_i(Z)$ , y dados ciertos supuestos,<sup>28</sup> el ETPL puede interpretarse como un estimador de VI:

$$\frac{E(Y/Z = 1) - E(Y/Z = 0)}{E(D/Z = 1) - E(D/Z = 0)}$$

Nótese que si el resultado  $Y$  representa el ingreso y  $D_i = S_i$  de forma que

$$E(S_i/Z_i = 1) \neq E(S_i/Z_i = 0),$$

el modelo descrito puede enmarcarse dentro del esquema de una clásica ecuación minceriana. Adicionalmente, si  $\beta_i$  denota el rendimiento marginal de la educación, el efecto de un “tratamiento” sobre los ingresos para el individuo  $i$  es

$$\Delta \log Y_i = \beta_i \Delta S_i$$

Y el límite de la probabilidad de un estimador por VI con un instrumento  $Z_i$  dicotómico será:

$$\begin{aligned} \text{plim } \beta_{VI} &= \text{cov}(\log Y_i, Z_i) / \text{cov}(S_i, Z_i) \\ &= \frac{E(\log Y_i/Z_i = 1) - E(\log Y_i/Z_i = 0)}{E(S_i/Z_i = 1) - E(S_i/Z_i = 0)}. \end{aligned}$$

Si se supone que

$$E(S_i/Z_i = 1) = E(S_i/Z_i = 0) + E(\Delta S_i),$$

y

$$E(\log Y_i/Z_i = 1) = E(\log Y_i/Z_i = 0) + E(\beta_i \Delta S_i)$$

Entonces

$$\text{plim } \beta_{VI} = \frac{E(\beta_i \Delta S_i)}{E(\Delta S_i)},$$

<sup>28</sup> A saber, que: 1) los resultados de cada persona  $i$  no están relacionados con el nivel de tratamiento de otros individuos; 2)  $Z$  afecta  $Y$  sólo a través de  $D$ ; 3) el efecto promedio causal de  $Z$  en  $D$  es no cero; y 4)  $D_i(1) \geq D_i(0)$  para toda  $i$ .

que debe ser interpretado como un promedio ponderado de los rendimientos marginales de la educación de la población, donde la ponderación para una persona particular es el tamaño relativo del incremento en la escolaridad de esta persona como consecuencia del "tratamiento".

Cabe señalar que, teóricamente, los individuos en relación con el tratamiento y la variación exógena o instrumento, pueden clasificarse en 4 grupos: 1) aquellos que incrementaron su nivel educativo como consecuencia del "tratamiento" (cumplidor), 2) los que no incrementaron su nivel educativo a pesar del tratamiento (nunca tomadores), 3) los que incrementaron su nivel educativo independientemente del tratamiento (siempre tomadores), y 4) aquellos que disminuyeron su nivel educativo por causa del tratamiento (contrarios).

Debido a las restricciones de exclusión los grupos 2) y 3) tienen un efecto causal cero de  $Z$  sobre  $Y$ . Además, debido al supuesto de monotonía no existen "contrarios". Por lo tanto, el efecto causal promedio de  $Z$  en  $Y$  es proporcional al efecto causal promedio de  $S$  en  $Y$  para los "cumplidores".

## 2. Edad versus experiencia en la ecuación de ingresos y el cálculo de la TIR

La ecuación minceriana de ingresos tradicional considera, además de la escolaridad, la experiencia y la experiencia al cuadrado como variables explicativas. Como en la mayoría de las ocasiones, no existe información sobre la experiencia "real", ha sido práctica común utilizar en su lugar la denominada experiencia "potencial", es decir, la edad, menos la escolaridad, menos 6. No obstante, este planteamiento genera un problema adicional: si la escolaridad se considera endógena, las otras dos variables de la ecuación de ingreso (la experiencia potencial y su cuadrado) lo serán igualmente. Una manera habitual de resolver tal inconveniente ha consistido en sustituir la experiencia potencial por la variable 'edad'. Sin embargo, dicha alternativa provoca, a su vez, un problema de interpretación en el concepto de "tasa de rendimiento".

En efecto, en el contexto de una ecuación minceriana de ingresos:

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 \cdot S_i + \beta_2 \cdot \text{Experiencia}_i + \beta_3 \text{Experiencia}_i^2 + u_i$$

en donde  $Y$  es el logaritmo de los salarios y  $S$  la escolaridad, la rentabilidad de la educación se demuestra que viene directamente dada por el coeficiente  $\beta_1$  (Véase Becker 1964).

Si en lugar de la variable experiencia se utiliza la edad,  $E$ , entonces el coeficiente asociado a la escolaridad deja de constituir una medida directa de la rentabilidad de la educación. Así, al realizar la aproximación:

$$\text{Experiencia} = E - S - 6,$$

y regresar a la ecuación minceriana de ingresos, se obtiene:

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 \cdot S_i + \beta_2 \cdot (E_i - S_i - 6) + \beta_3 \cdot (E_i - S_i - 6)^2 + u_i$$

Al emplear una ecuación en la que la variable explicativa es la edad en lugar de la experiencia, es decir, una ecuación del tipo:

$$Y_i = \beta_0^* + \beta_1^* \cdot S_i + \beta_2^* \cdot E_i + \beta_3^* \cdot E_i^2 + u_i^*$$

en este caso, la derivada de  $Y$  con respecto a  $S$  está dada por:

$$\partial Y_i / \partial S_i = \beta_1^* = \beta_1 - \beta_2 - 2 \cdot \beta_3 \cdot (E_i - S_i - 6).$$

En consecuencia, esta derivada no ofrece directamente la rentabilidad de la educación. Para obtenerla, al coeficiente  $\beta_1^*$  estimado es preciso añadirle el sumando:  $\beta_2 + 2 \cdot \beta_3 \cdot (E - S - 6)$ .

En el cuadro A2.1 se presentan, a manera de ejemplo, los cálculos efectuados utilizando edad o experiencia para hombres, con base en la ENIGH 1996. En la primera fila se muestra el valor estimado de  $\beta_1$ , considerado, por lo regular, el rendimiento de la educación (13.7%), que es, prácticamente, el mismo que el obtenido de acuerdo con la formulación previa, con experiencia promedio, y que se presenta en la segunda fila (14.0%). En la tercera fila se muestra la rentabilidad proveniente de una especificación con edad y su cuadrado (10.1%) que, salvo pequeñas diferencias, es igual a la rentabilidad obtenida mediante el cálculo de la derivada de una función con experiencia y su cuadrado respecto a la escolaridad, que se presenta en la cuarta fila (9.7%). En otras palabras, se verifica la igualdad:

$$\beta_1^* = \beta_1 - \beta_2 - 2 \cdot \beta_3 \cdot (E - S - 6)$$

A pesar de la amplia difusión de la que gozan las estimaciones de las tasas de rendimiento de la educación, basadas directamente en la interpretación de los coeficientes de la ecuación de ingresos, aquellas no dejan de ser más que una aproximación a la verdadera tasa de rendimiento, esto es, a la tasa de descuento o tasa interna

de rendimiento, TIR, que iguala el flujo de beneficios con el flujo de costos del ciclo de vida actualizado a un punto dado en el tiempo. Por esta razón, en las dos últimas filas del cuadro A2.1 se muestran los cálculos de la TIR a partir de una especificación con edad y otra con experiencia.

**Cuadro A2.1**  
*Tasas de rendimiento, experiencia*  
*versus edad. Hombres. 1996*

<i>Coefficientes</i>	
Experiencia	
$\beta_1$	13.7%
$\beta_1^* + \beta_2 + 2 \cdot \beta_3 \cdot (E - S - 6)$	14.0%
Edad	
$\beta_1^*$	10.1%
$\beta_1 - \beta_2 - 2 \cdot \beta_3 \cdot (E - S - 6)$	9.7%
TIR	
Experiencia, experiencia <sup>2</sup>	14.6%
Edad, edad <sup>2</sup>	17.8%

Fuente: ENIGH 1996.

En este punto es importante resaltar varios hechos. Primero, que el coeficiente estimado que afecta a la escolaridad, cuando se emplea la edad, es del orden de un 26% menor que cuando se usa la experiencia. Segundo, que el coeficiente  $\beta_1$  se asemeja a la TIR cuando se calcula con base en una ecuación con experiencia. Finalmente, que la TIR obtenida a partir de una ecuación con edad, dista mucho de  $\beta_1^*$  pero, aún con cierta diferencia, se asemeja más a la TIR que se basa en una ecuación con experiencia.

### 3. Método de Garen

La idea básica de este método es hacer algunos supuestos acerca de la naturaleza de las covarianzas entre los componentes no observados de la habilidad y las variables observables (escolaridad e instrumentos),

e incluir términos adicionales en el modelo de ingresos que capture tales relaciones.

El método procede de la siguiente manera: a partir de un conjunto de elecciones educativas  $\{S = 0, 1, 2, \dots, n\}$ , y suponiendo que éstas determinan de manera distinta los ingresos,  $Y$ , el sistema de ecuaciones de ingresos se puede expresar como:

$$Y = a_0 + b_0X_1 + e_0 \quad \text{si } S = 0$$

$$Y = a_1 + b_1X_1 + e_1 \quad \text{si } S = 1$$

.

.

.

$$Y = a_n + b_nX_1 + e_n \quad \text{si } S = n$$

donde  $X_1$  es un conjunto de variables que afecta el ingreso y  $e_j$  representa la heterogeneidad no observable. Cuando  $n$  es muy grande, una aproximación plausible del anterior sistema es:

$$Y = \beta_0 + \beta_1X_1 + \beta_2S + \beta_3X_1^2 + \beta_4S^2 + \beta_5S \cdot X_1 + e + \phi \cdot S$$

donde  $e + \phi \cdot S$  es una aproximación a las  $e_j$ 's, lo que permite que la heterogeneidad no observable tenga diferentes efectos en  $Y$ , dependiendo de la elección de  $S$ . Por este último motivo, es decir, por ser la escolaridad una variable de elección, se desprende que la misma es endógena. En consecuencia, Garen deriva una ecuación para  $S$  a partir de un modelo de maximización del ingreso neto esperado (ingreso total menos el costo de adquirir el nivel educativo correspondiente) basada en la elección de  $S$ . La expresión es:

$$S = \pi_0 + \pi_1X_1 + \pi_2X_2 + \eta$$

donde  $X_2$  es un vector de variables que afecta el costo de adquirir el nivel educativo  $S$  y  $\eta = -\phi/2\beta_4$ . Estas dos ecuaciones forman un sistema que, sin embargo, y dada la estructura triangular, produce un valor esperado de los residuos diferente de cero y, por lo tanto, una estimación MCO inconsistente. La solución radica en obtener estimadores consistentes de  $\eta$  a partir de los residuos de la ecuación de escolaridad, es decir,  $\hat{\eta} = S - (\hat{\pi}_0 + \hat{\pi}_1X_1 + \hat{\pi}_2X_2)$  y, posteriormente, sustituir  $\hat{\pi}$  en la ecuación de salarios. De esta manera, la estimación consistiría en aplicar MCO a la siguiente ecuación:

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 S + \beta_3 X_1^2 + \beta_4 S^2 + \beta_5 S \cdot X_1 + \gamma_1 \hat{\eta} + \gamma_2 \hat{\eta} \cdot S + \theta$$

Cabe mencionar que, como demuestra Card (1999), la aplicación de este método purga los dos tipos de sesgo de endogeneidad de la relación observada entre *log* (ingresos) y escolaridad (el atribuible a la correlación entre escolaridad y el término de intersección de la función de ingresos, y el atribuible a la correlación entre escolaridad y la pendiente de la misma función). Mientras VI estándar únicamente elimina la influencia de la heterogeneidad proveniente del término de intersección.

## Anexo estadístico

**Cuadro A1**  
*Funciones de escolaridad con "regresiones por partes". Hombres*

	1994		1996	
	<i>Coficiente</i>	<i>Estadíst. t</i>	<i>Coficiente</i>	<i>Estadíst. t</i>
Constante	4.0020	2.0	1.8608	5.1
Edad	0.0315	0.2	0.3258	14.5
Edad <sup>2</sup>	0.0064	1.2	-0.0024	-4.4
E24	-0.4188	-3.6		
E27			-0.2630	7.7
E35	-0.4404	-3.2		
E39	0.3858	2.4		
E42	-0.3050	-2.0		
E52	-0.1844	-1.3		
<i>R</i> <sup>2</sup> ajustada	0.067		0.072	
Error estándar	4.23		4.12	
Estadístico <i>F</i>	80.2		220.6	
Núm. de obs.	7762		8510	

Fuente: ENIGH 1994 y 1996.

**Cuadro A2**

*Funciones de escolaridad con PIB y gasto en educación. Hombres mayores de 25 años*

	1994		1996	
	Coef.	Estad. t	Coef.	Estad. t
Constante	-128.0238	-2.0	-14.9751	-0.5
Edad	2.6592	1.9	0.5004	0.8
Edad <sup>2</sup>	-0.0168	-1.8	-0.0046	-1.1
Gasto en educ. (6 años)	-0.1801	-2.8	-0.0052	-0.1
Gasto en educ. (12 años)	-0.0599	-2.4	-0.0218	-0.6
PIB (6 años)	1.2040	2.5		
PIB (12 años)			0.1666	0.9
<hr/>				
$R^2$ ajustada	0.06		0.07	
Error estándar	4.71		4.55	
Estadístico F	68.0		95.3	
Núm. de obs.	5104		5833	

Fuente: ENIGH 1994 y 1996.

**Cuadro A3**  
*Funciones de escolaridad con antecedentes familiares (escolaridad de los padres).*  
*Hijos que viven con sus padres*

	1994				1996			
	Coefc.	Estad. t						
Constante	-5.4975	-5.0	-4.7528	-4.1	-3.7119	-3.1	-3.3438	-4.1
Edad	0.9485	9.8	0.8630	8.4	0.7950	7.4	0.7778	11.2
Edad <sup>2</sup>	-0.0170	-8.3	-0.0146	-6.6	-0.0134	-5.7	-0.0131	-9.1
Esc. padre $\geq$ 6	2.8206	17.2			2.4838	16.9		
Esc. madre $\geq$ 6			3.0706	20.0			2.5502	18.4
$R^2$ ajustada	0.22		0.22		0.21		0.19	
Error estándar	3.09		3.20		2.99		3.12	
Estadístico F	163.7		209.1		156.2		185.0	
Núm. de obs.	1741		2157		1740		2349	

Fuente: ENIGH 1994 y 1996.



**Cuadro A5**  
*Estimación por Variables Instrumentales con ocupación de los padres*  
*como instrumentos. Hombres que viven con sus padres*

1994									
Instrumento: ocupación del padre, de "cuello blanco"									
	MCO Muestra total			MCO Hijos		VI Hijos		Garen Hijos	
	Coef.	Est. t		Coef.	Est. t	Coef.	Est. t	Coef.	Est. t
Constante	4.7531	66.7		3.6709	12.1	4.0998	12.1	4.1531	12.0
Escolaridad	0.1038	54.1		0.0723	11.5	0.1375	6.9	0.1330	6.7
Edad	0.1161	27.6		0.2248	9.0	0.1524	4.5	0.1492	4.2
Edad <sup>2</sup>	-0.0013	-21.8		-0.0037	-7.7	-0.0024	-3.7	-0.0024	-3.4
TIR	<b>17.6%</b>	(14.7%)		<b>13.3%</b>	(14.7%)	<b>21.2%</b>	(20.7%)	<b>20.2%</b>	(20.0%)
R <sup>2</sup> ajustada	0.41			0.21		0.15		0.22	
Núm. de obs.	7762			1489		1489		1489	
Hausman						11.7	3.84*		
Bound						160.5			
Instrumento: ocupación de la madre, de "cuello blanco"									
Constante	4.7531	76.3		3.5285	6.9	4.3056	6.8	4.2974	7.2
Escolaridad	0.1038	55.8		0.0773	7.8	0.1820	4.5	0.1733	4.3

**Cuadro A5**  
(continuación)

	MCO Muestra total		MCO Hijos		VI Hijos		Garen Hijos	
	Coef.	Est. t	Coef.	Est. t	Coef.	Est. t	Coef.	Est. t
Edad	0.1161	30.9	0.2379	5.6	0.1142	1.7	0.1191	1.8
Edad <sup>2</sup>	-0.0013	-24.6	-0.0041	-5.1	-0.0019	-1.5	-0.0021	-1.7
<b>TIR</b>	<b>17.6%</b>	<b>(14.7%)</b>	<b>13.5%</b>	<b>(14.3%)</b>	<b>25.0%</b>	<b>(24.7%)</b>	<b>23.4%</b>	<b>(23.4%)</b>
R <sup>2</sup> ajustada	0.41		0.20		0.05		0.22	
Núm. de obs.	7762		628		628		628	
Hausman					6.0	3.84*		
Bound					39.0			
<b>1996</b>								
<i>Instrumento: ocupación del padre, de "cuello blanco"</i>								
Constante	4.7888	66.2	3.6583	9.3	4.1194	8.5	4.0682	10.6
Escolaridad	0.1006	54.3	0.0796	11.7	0.2049	6.5	0.2030	6.7
Edad	0.1284	30.4	0.2372	6.8	0.1286	2.6	0.1345	3.2
Edad <sup>2</sup>	-0.0014	-24.8	-0.0040	-5.4	-0.0021	-2.1	-0.0023	-2.8
<b>TIR</b>	<b>17.9%</b>	<b>(14.6%)</b>	<b>14.6%</b>	<b>(15.2%)</b>	<b>29.0%</b>	<b>(27.4%)</b>	<b>28.4%</b>	<b>(26.9%)</b>

**Cuadro A5**  
(continuación)

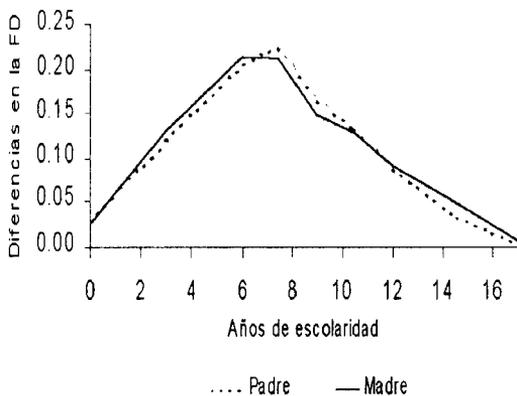
	MCO Muestra total		MCO Hijos		VI Hijos		Garen Hijos	
	Coef.	Est. t	Coef.	Est. t	Coef.	Est. t	Coef.	Est. t
$R^2$ ajustada	0.39		0.21		0.03		0.83	
Núm. de obs.	8510		1513		1513		1513	
Hausman					16.6	3.84*		
Bound					78.1			
<i>Instrumento: ocupación de la madre, de "cuello blanco"</i>								
Constante	4.7888	66.2	3.830	7.1	4.034	8.5	4.111	9.5
Escolaridad	0.1006	54.3	0.084	8.1	0.216	4.7	0.210	4.7
Edad	0.1284	30.4	0.212	4.6	0.112	2.2	0.108	2.2
Edad <sup>2</sup>	-0.0014	-24.8	-0.003	-3.7	-0.002	-1.6	-0.001	-1.6
<b>TIR</b>								
	<b>17.9%</b>	(14.6%)	<b>15.2%</b>	(16.2%)	<b>31.2%</b>	(30.3%)	<b>30.1%</b>	(26.1%)
$R^2$ ajustada	0.39		0.92		0.00		0.18	
Núm. de obs.	8510		728		728		728	
Hausman					7.5	3.84*		
Bound					43.6			

Fuente: ENIGH 1994 y 1996; \*Chi-cuadrada a un nivel de confianza de 95%

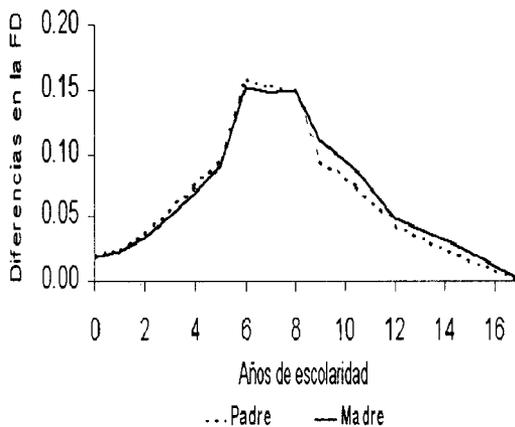
**Gráfica A1**

*Funciones de respuesta. Escolaridad de los padres como "tratamiento"*

1994



1996



**Cuadro A6**  
*Funciones de escolaridad. VIOR.*  
*Muestra total. Hombres*

	1994		1996	
	<i>Coefficiente</i>	<i>Estad. t</i>	<i>Coefficiente</i>	<i>Estad. t</i>
Constante	6.1056	3.2	4.3248	12.2
Edad	-0.0371	-0.2	0.1874	7.9
Edad <sup>2</sup>	0.0060	1.2	-0.0016	-2.9
E27			-0.1845	-5.8
E24	-0.3373	-3.1		
E35	-0.3998	-2.9		
E39	0.6050	1.8		
E42	-0.2261	-1.4		
E52	-0.1593	-1.2		
Centro	-1.7092	-11.6	-1.5884	-10.1
Pacífico	-1.3984	-8.7	-0.8815	-5.3
Sur	-1.6566	-6.5	-1.6484	-8.3
Norte	-1.1165	-8.3	-0.9747	-6.7
Golfo	-1.6446	-12.3	-2.0541	-8.8
C. de fam.=1	-0.5998	-4.9	-0.2164	-1.9
Emp. fijo=1	3.1577	31.7	3.5745	36.9
$R^2$ ajustada		0.22		0.24
Error estándar		3.9		3.76
Estadístico $F$		155.4		246.4
Núm. de obs.		7762		7719

Fuente: ENIGH 1994 y 1996.

**Cuadro A7**

*Funciones de escolaridad. VIOR.  
Hijos hombres que viven con su madre*

	1994		1996	
	<i>Coficiente</i>	<i>Estad. t</i>	<i>Coficiente</i>	<i>Estad. t</i>
Constante	-1.8619	-1.7	-0.8688	-1.1
Edad	0.6463	6.8	0.5586	8.7
Edad <sup>2</sup>	-0.0110	-5.5	-0.0098	-7.5
Centro	-1.4352	-6.9	-0.9105	-4.3
Pacífico	-1.4623	-6.2	-0.4155	-1.8
Sur	-1.4485	-3.8	-1.3287	-4.9
Norte	-1.3909	-7.2	-0.7889	-3.9
Golfo	-1.2401	-5.9	0.1415	0.7
Emp. fijo=1	1.6118	9.7	2.0779	12.9
Esc. madre	0.4904	21.2	0.3817	15.8
R <sup>2</sup> ajustada	0.34		0.30	
Error estándar	2.96		2.91	
Estadístico F	121.9		101.2	
Núm. de obs.	2157		2152	

Fuente: ENIGH 1994 y 1996.

**Cuadro A8**

*Funciones de ingreso. VIOR. Hijos hombres  
que viven con su madre*

	1994					
	MCO		Rango		Rango VI	
	<i>Cof.</i>	<i>Est. t</i>	<i>Cof.</i>	<i>Est. t</i>	<i>Cof.</i>	<i>Est. t</i>
Constante	6.1231	77.0	6.1584	77.0	5.8590	56.1
Escolaridad	<b>0.1051</b>	19.1	<b>0.1349</b>	15.4	<b>0.1327</b>	15.4
Experiencia	0.0879	11.5	0.0769	9.4	0.0984	6.6
Experiencia <sup>2</sup>	-0.0021	-7.5	-0.0018	-6.3	-0.0026	-4.6

**Cuadro A8**  
(continuación)

1994						
	MCO		Rango		Rango VI	
	<i>Coef.</i>	<i>Est. t</i>	<i>Coef.</i>	<i>Est. t</i>	<i>Coef.</i>	<i>Est. t</i>
Centro	-0.2154	-4.1	-0.1463	-2.7	-0.1563	-2.8
Pacífico	-0.1645	-3.0	-0.1079	-2.0	-0.1157	-2.1
Norte	-0.4490	-5.3	-0.1953	-4.1	-0.1996	-4.2
Sur	-0.2438	-5.3	-0.3589	-4.2	-0.3685	-4.2
Golfo	-0.4199	-9.5	-0.3544	-7.7	-0.3627	-7.8
Emp. fijo=1	0.4242	13.2	0.3426	9.3	0.3495	9.5
Rango			-0.4551	-4.2		
$R^2$ ajustada	0.31		0.32		0.30	
Error están.	0.73		0.73		0.74	
Estadisti. $F$	110.0		101.3		101.7	
Núm. obs.	2157		2157		2157	
1996						
Constante	5.9805	61.4	6.0212	62.6	5.7772	47.6
Escolaridad	<b>0.1063</b>	17.6	<b>0.1411</b>	12.5	<b>0.1394</b>	12.6
Experiencia	0.0908	9.2	0.0790	7.8	0.0808	5.7
Experiencia <sup>2</sup>	-0.0019	-4.7	-0.0016	-3.8	-0.0016	-2.8
Centro	0.0776	1.3	0.1273	2.0	0.1269	2.0
Pacífico	0.1484	2.3	0.1606	2.5	0.1629	2.4
Norte	0.0858	1.4	0.1134	1.9	0.1125	1.9
Sur	-0.4925	-5.0	-0.4179	-4.2	-0.4209	-4.2
Golfo	-0.0917	-1.6	-0.0851	-1.5	-0.0838	-1.4
Emp. fijo=1	0.5796	15.2	0.4662	9.8	0.4790	10.5
Rango			-0.4812	-3.7		
$R^2$ ajustada	0.32		0.32		0.30	

**Cuadro A8**  
(continuación)

1996						
	MCO		Rango		Rango VI	
	<i>Coef.</i>	<i>Est. t</i>	<i>Coef.</i>	<i>Est. t</i>	<i>Coef.</i>	<i>Est. t</i>
Error estándar.	0.78		0.78		0.79	
Estadísti. <i>F</i>	111.6		102.1		104.7	
Núm. obs.	2152		2152		2152	

Fuente: ENIGH 1994 y 1996.