Heterogeneidad en educación y distribución del ingreso en Argentina y México: Ecuaciones de Mincer por Cuantiles *

María Luz Vera ♣
Gabriela Galassi ♦

Resumen

Se ha demostrado que el ingreso se encuentra principalmente determinado por la educación. Resultados obtenidos para el año 2006, tanto por regiones geográficas de Argentina como en comparación con Paraguay, muestran que las tasas de retorno a la educación están negativamente relacionadas con el nivel de desarrollo. Se conoce, además, que a cada nivel de desarrollo subyace una distribución del ingreso diferente. El presente trabajo indaga sobre la heterogeneidad en la relación empírica entre el ingreso y la educación en Argentina y México para el año 2008. La presencia de condiciones de heterogeneidad en la distribución de ingresos de los individuos causa serias distorsiones en los estudios de regresión que investigan el efecto medio de factores asociados con la educación. La disparidad de los efectos de la educación a lo largo de la distribución de ingresos podría señalar problemas de polarización en la sociedad, de donde pueden proporcionarse directrices más eficaces para la política educativa. Por ello, se utiliza la técnica de regresión por cuantiles sobre la especificación de la Ecuación de Mincer para analizar el efecto diferenciado que covariables reflejo de niveles educativos ejercen sobre la distribución del ingreso de individuos de Argentina y México en el año 2008.

Palabras claves: Distribución de ingresos, educación, Mincer, tasa de retorno a la educación, cuantiles, Argentina, México.

---

* Trabajo presentado en el IV Congreso de la Asociación Latinoamericana de Población, ALAP, realizado en La Habana, Cuba, del 16 al 19 de Noviembre de 2010.

♣ Departamento de Economía y Finanzas -FCE (UNC)-; Instituto de Economía y Finanzas -FCE (UNC)-; IERAL de Fundación Mediterránea; e-mail: maluvera@gmail.com.

♦ CEA-CONICET (UNC); Departamento de Economía y Finanzas -FCE (UNC)-; e-mail: gabygalassi0502@gmail.com.

Heterogeneidad en la distribución de ingresos y de educación en Argentina y México: Ecuaciones de Mincer por Cuantiles *

María L. Vera ♣
Gabriela L. Galassi ♦

I. Introducción

Detrás de los distintos indicadores de la distribución del ingreso subyace, a nivel micro, la disparidad en el nivel de ingreso de los individuos de una sociedad relacionada con las distintas valoraciones de la productividad laboral de los trabajadores. Existe una larga tradición en torno al debate sobre los determinantes del ingreso y los métodos correctos para su estudio. Es sabido que la determinación de los salarios[2] es un proceso complejo en el que intervienen varios factores. En general (Ramoni y otros, 2007), dichos factores se clasifican en dos grupos: uno que contiene las características del trabajo y otro que reúne las características del trabajador. Sin embargo, en la práctica, la determinación del salario se basa más en los atributos de los trabajadores que en las particularidades del trabajo. En efecto, mientras que estas últimas son bastante más subjetivas, los conocimientos y habilidades de los trabajadores son relativamente más fáciles de definir y de medir. En este argumento se apoya la Teoría del Capital Humano, presentada por Becker en su famoso libro "el Capital Humano" (Becker, 1964). Esta teoría ha tenido una gran aceptación en la investigación académica y se ha aplicado en la mayoría de los estudios relacionados con la distribución del ingreso y los determinantes de la misma, conteniendo un fuerte soporte tanto teórico como empírico. En pocas palabras, Becker define al capital humano como el conjunto de habilidades, capacidades y conocimientos inherentes a los trabajadores, características éstas que se adquieren mediante el estudio, la formación y la experiencia.

La herramienta principal empleada en la investigación empírica al respecto consiste en la estimación de Ecuaciones de Mincer (Mincer, 1974), donde la variable dependiente está constituida por el salario de los individuos, y la explicativa, por el nivel educativo, controlando por el nivel de experiencia. Sin embargo, las ecuaciones de Mincer estimadas por Mínimos Cuadrados Ordinarios como generalmente se han aplicado, no permiten identificar si existen efectos heterogéneos de la educación en el nivel de salarios, dependiendo de la ubicación de éstos en la distribución del ingreso. Es decir, puede pensarse en la posibilidad de un impacto diferencial del nivel educativo según los salarios estén más próximos al límite inferior, dentro de la sección central, o se ubiquen más cerca del límite superior. Debe recordarse que los modelos

---

* Trabajo presentado en el IV Congreso de la Asociación Latinoamericana de Población, ALAP, realizado en La Habana, Cuba, del 16 al 19 de Noviembre de 2010.
♣ Departamento de Economía y Finanzas -FCE (UNC)-; Instituto de Economía y Finanzas -FCE (UNC)-; IERAL de Fundación Mediterránea; e-mail: maluvera@gmail.com.
♦ CEA-CONICET (UNC); Departamento de Economía y Finanzas -FCE (UNC)-; e-mail: gabygalassi0502@gmail.com.
[2] Se considerará en este trabajo sinónimos a las palabras "ingreso" y "salario", tomando como ingreso aquél obtenido de la actividad principal de los trabajadores.

de regresión lineal estiman parámetros asociados con covariables que reflejan el efecto medio de las mismas sobre la esperanza condicional de la variable dependiente, en este caso la esperanza del ingreso. La presencia de condiciones de heterogeneidad en los niveles de ingreso de los individuos causa serias distorsiones en los estudios de regresión que investigan el efecto de factores asociados con la educación y la experiencia en el mercado laboral sobre los niveles de ingreso. Considerando que la educación es uno de los mecanismos tradicionales de movilidad social, particularmente importante en América Latina, el hecho de indagar en qué medida la tasa de retorno de la misma varía a través de los diferentes cuantiles de la distribución del ingreso podría señalar más eficientemente la medida en la cual realmente la formación posibilita un ascenso social o, por el contrario, reproduce los patrones de distribución del ingreso.

El presente trabajo indaga sobre la heterogeneidad en la relación empírica entre el ingreso y la educación recibida por trabajadores de Argentina y México, empleando datos de la Encuesta Permanente de Hogares (EPH) de Argentina y de la Encuesta Nacional de Ingresos y Gastos de los Hogares (ENIGH) de México para el año 2008. A fin de captar el efecto diferenciado que covariables reflejo de niveles educativos y de experiencia laboral ejercen a lo largo de la distribución del ingreso de los individuos de una sociedad, se utiliza la técnica de regresión por cuantiles aplicándola sobre la conocida especificación de la Ecuación de Mincer.

II. Marco Conceptual

El análisis propuesto involucra la confluencia de dos desarrollos que han sido aplicados a la investigación empírica: en primer lugar, la teoría del capital humano y dentro de ella el reflejo de la misma en la especificación de Mincer (Mincer, 1974) y, en segundo término, las regresiones por cuantiles, cuyos desarrollos seminales datan del año 1978 (Basset y Koenker, 1978).

II.1. Teoría del Capital Humano de Becker

En un primer momento, la educación se consideraba simplemente un mecanismo de obtener una sociedad más igualitaria y justa, a través de los valores humanos y sociales impartidos. Posteriormente han surgido visiones más “productivistas” de la relación entre educación y economía, que consideran al capital humano cualquier movilización voluntaria de recursos escasos dedicados a aumentar la capacidad productiva del individuo. Los economistas inscriptos en la teoría del capital humano, en el marco neoclásico, presentan al proceso educativo como una decisión de inversión: los agentes invierten en educación para incrementar sus capacidades personales y, por lo tanto, su productividad. Esto necesariamente se traduce en un incremento de salarios (en un mundo neoclásico, la retribución a los factores se determina según su rendimiento marginal o productividad). El gasto en educación viene a ser una inversión y no únicamente gasto de consumo, y el stock de conocimientos es considerado un capital bajo esta óptica.

El estudio sobre la Teoría del Capital Humano desarrollada por Becker (1964) fue motivado por el hallazgo de una proporción sustancial de crecimiento de ingreso no explicado en Estados Unidos luego de aislar el efecto del aumento del capital físico y la mano de obra. La hipótesis de Becker, en concordancia con lo que algunos economistas ya habían expuesto respecto a la importancia de la educación en la promoción del desarrollo económico, es que este residuo en el crecimiento está constituido por el capital humano, no incluido en las mediciones tradicionales a partir de la contabilidad del crecimiento. Su objetivo original era entonces la estimación de la tasa

de retorno de la educación, pero luego de revisar los antecedentes, tomó conciencia de que no había un marco teórico para explicar el proceso de inversión sobre las personas. Becker formalizó entonces la teoría del capital humano, como explicación de una amplia gama de fenómenos observados empíricamente.

Con respecto al efecto intertemporal de la educación, Becker (1962) hizo referencia a que mientras algunas actividades impactan principalmente en el presente, otras pueden tener un efecto sobre el bienestar futuro. La educación, por su parte, tiene tanto efectos presentes (costo de recursos dedicados a la educación y de ingresos no recibidos por la postergación de la inserción laboral) como futuros (modificación del perfil de ingresos).

Becker define entonces a la inversión en capital humano como la actividad que repercute sobre la renta monetaria y psíquica futura de los individuos a través del incremento de recursos incorporados a los mismos. Esta inversión puede materializarse a través de escolarización, formación en el empleo, atención médica, migraciones y adquisición de información sobre el sistema económico. Los conocimientos adquiridos incrementan la productividad individual y por lo tanto las perspectivas de ingresos. De esta manera, tanto la educación como la formación y el aprendizaje pueden ser analizados en términos de inversión y, por lo tanto, es posible obtener sus retornos.

De la expansión de la Teoría del Capital Humano durante los años sesenta, emerge el reconocimiento de la educación como una de las claves para el desarrollo económico y la reducción de las desigualdades sociales. Una de las recomendaciones derivadas de dicha teoría consiste en que la educación sea considerada un elemento clave en el diseño de políticas nacionales dirigidas a aumentar simultáneamente la eficiencia y la igualdad.

II.1.1. Tasa de Retorno a la Educación

Habiendo hecho mención a la relación positiva entre la educación y la determinación de los salarios, implicada por la teoría del capital humano, es importante identificar los factores determinantes de la magnitud de las inversiones en capital humano. El factor más importante en esta decisión es la tasa de retorno a la educación (Becker, 1962). Sin embargo, no puede soslayarse la dificultad inherente a su identificación, principalmente debido a la extensión y la variabilidad del período durante el cual tiene lugar la inversión, por lo que resulta complejo utilizar para su evaluación las herramientas tradicionales de evaluación de proyectos de inversión.

Particularmente, en el caso de la inversión en capital humano mediante educación, su tasa de retorno constituye el vínculo entre el mercado de trabajo y el sistema educativo, ya que la misma es la expresión del ingreso adicional que proporciona un año extra de educación. De esta forma, la tasa de rendimiento de la educación actúa como una guía en las decisiones de la demanda educativa: un alto retorno de determinado nivel de educación aumenta su demanda y, si la oferta responde a esta señal, la fuerza de trabajo con el nivel de calificación consiguiente también aumentará, produciendo una disminución de la tasa de rendimiento. Bajo este enfoque, las tasas de rendimiento de los diferentes niveles de educación tenderían a igualarse. Sin embargo, la existencia de algunos desequilibrios entre oferta y demanda, principalmente por la concesión de subvenciones públicas a determinados niveles educativos (que resultan en una ruptura de la

relación directa entre la oferta y la demanda en el sistema educativo y las necesidades de capital humano en la economía) hace que esta predicción no se mantenga.

Las diferencias en las tasas de rendimiento de la educación no sólo se observan entre diferentes niveles educativos, sino también a nivel mundial. En los países en desarrollo, los rendimientos son generalmente más altos que en los países desarrollados debido al acceso limitado a la educación, y una mayor concesión de subvenciones públicas al sistema educativo. Por otra parte, las tasas de rentabilidad social de la educación tienden a ser inferiores a las privadas, debido a que incorporan el costo de oportunidad de los fondos públicos destinados al sistema educativo. La diferencia es especialmente importante en los niveles superiores y, por ende, suele derivarse la recomendación de reasignar fondos desde estos niveles hacia la educación básica, que tiene mayores externalidades positivas (reducción de la delincuencia, mejora de responsabilidad social, etc.).

En cuanto a la estimación de la tasa de rendimiento de la educación, dos son los métodos más difundidos (Margot, 2001). El más apropiado es el dinámico, que consiste en obtener el perfil de ingresos de una persona (o cohorte), sobre la base de sus ingresos observados en los diferentes momentos en el tiempo. Este enfoque, a pesar de ser metodológicamente conveniente (por su analogía con la evaluación de un proyecto de inversión), adolece de la escasez de datos longitudinales. Otra posibilidad es utilizar un método estático, basado en datos de corte transversal. La idea principal consiste en inferir el perfil de ingresos de una persona a lo largo de su vida a partir de ingresos de otras personas con las mismas características. El autor más famoso inscripto en esta línea es Jacob Mincer.

El Enfoque de Mincer

De acuerdo con la Teoría del Capital Humano, Jacob Mincer, en su trabajo "Escolarización, experiencia e ingresos" (Mincer, 1974), presenta un modelo de determinación de los ingresos, centrado en la dinámica del ciclo de vida de los mismos. En dicha modelización se explora la relación entre los ingresos observados, los ingresos potenciales y la inversión en capital humano, tanto en términos de educación formal como de entrenamiento laboral.[3]

La idea subyacente de la formulación de Mincer es que, una vez que las personas han terminado la escuela, continuarán invirtiendo en sí mismos trabajando en ocupaciones con salarios más bajos, pero que proporcionen un mayor contenido de capacitación laboral, en los primeros años de su tránsito por el mercado laboral. Los años siguientes pueden acceder a ocupaciones mejor pagas, porque la formación comienza a dar sus frutos. Se supone que la elección de los individuos del nivel educativo es tal que se iguala el valor presente de los ingresos de por vida al valor de la inversión en educación.

Sobre la base de sus observaciones, Mincer introdujo un nuevo concepto en la relación clásica entre el salario y los años de escolaridad: la experiencia laboral (en lugar de la edad, como se hacía en trabajos anteriores). Sin embargo, debido a la falta de información sobre los años de experiencia laboral, se emplea el concepto de "experiencia potencial", definido generalmente

[3] Este modelo tiene pretensiones de aplicabilidad universal dado que no depende de supuestos explícitos acerca del contexto económico (Heckman, 2003).

como la edad menos los años de escolaridad menos los años de iniciación (seis por convención). Además, para capturar el efecto decreciente de la experiencia sobre la renta, se añade un término cuadrático.

La versión más generalizada de la ecuación de Mincer propone al logaritmo natural del ingreso por hora como la suma de una función lineal de los años de educación y una cuadrática de los de experiencia potencial:

$$\ln[w(s,x)] = \alpha_0 + \rho_s s + \beta_0 x + \beta_1 x^2 + \varepsilon \qquad (1)$$

siendo w los ingresos laborales, s los años de escolaridad, x la experiencia potencial en el mercado laboral, α_0, ρ_s, β_0 y β_1 los parámetros de la regresión, y ε un término de error, que se supone de media de cero (ruido blanco).

Mincer reconoce que el argumento que subyace a su ecuación de determinación de los salarios es incompleto. El modelo de salarios determinado por la inversión de los individuos se centra en la oferta de capital humano, dejando de lado los efectos de la demanda creada en el mercado laboral. Además, mientras que la distribución de los ingresos se explica por la distribución del capital humano acumulado, este último es a su vez explicado por la distribución de las capacidades y oportunidades.

Sin embargo, es notable que más de treinta años después de la formulación de Mincer, su función de ingresos sigue siendo empleada en la gran mayoría de los estudios sobre la determinación del ingreso, en su especificación original o en versiones modificadas. Se ha verificado que la ecuación (1) representa el modelo más parsimonioso de determinación de ingresos de todos aquéllos que se obtendrían mediante pruebas de especificación econométrica, sugiriendo que la ecuación de Mincer es una especie de "ley" de la determinación de los ingresos. Además, la difusión de esta ecuación permite la comparación entre países y períodos, que es una característica muy valiosa de la especificación del modelo.

David Card (1999) proporciona una síntesis completa de los principales trabajos de investigación que han empleado a la ecuación de Mincer. Dichos trabajos se centran generalmente en la estimación de la incidencia promedio de la escolaridad en los ingresos, por medio de mínimos cuadrados ordinarios y técnicas de variables instrumentales. Se han hecho intentos de construir una formulación dinámica de las ecuaciones de Mincer (Andini, 2007) sobre el argumento que los ingresos observados no se ajustan de forma instantánea a los ingresos potenciales netos, introduciendo un término con salario rezagado como predictor. Sin embargo, esta propuesta requiere datos longitudinales, escasamente disponibles. En Argentina, Jorge Paz (2000, 2007) ha trabajado extensivamente con la ecuación de Mincer con diferentes objetivos: indagar en su potencialidad y limitaciones metodológicas, explorar la relación entre el ingreso y las condiciones de desigualdad y pobreza, analizar la diferencia de ingresos entre cónyuges, trabajar con el concepto de ingreso potencial, entre otros. De este modo, queda en evidencia la gran versatilidad del uso de esta ecuación. Otros trabajos que han aplicado la ecuación de Mincer al caso argentino han indagado en la existencia de diferenciales de ingreso entre determinadas ocupaciones (Herrero, De Santis y Gertel, 2004; Calderón y Ríos Rolla, 2003), y en la estimación de los retornos a la educación en determinadas actividades (Lema y Casellas, 2009), entre otros.

II.2. Regresión por cuantiles

Con la idea de explicar efectos diferenciales de covariables independientes a lo largo de una distribución específica (la de la variable dependiente), el método de regresión por cuantiles ha ganado un amplio reconocimiento como técnica capaz de tratar datos heterocedásticos y ser lo suficientemente flexible para ser aplicado a diversos campos. El trabajo pionero de Koenker y Basset (1978) estableció formalmente el proceso de optimización necesario para obtener estimadores de los parámetros de las variables regresoras para distintos cuantiles de la variable dependiente, obteniendo una familia de regresiones lineales. Otros documentos importantes enriquecieron este campo teórico, tales como Bassett y Koenker (1982, 1986), Koenker (2005) y Hao y Naiman (2007).

Un nuevo impulso a este tipo de modelos tuvo lugar en la década de 1990 cuando se publicaron los artículos de Buchinsky (1998) y Chamberlain (1994). La técnica desarrollada por Koenker y Basset fue empleada esta vez para estimar regresiones lineales de la distribución condicional de los salarios (Buchinsky 1962, 1998), el rendimiento de estudiantes en una universidad australiana (Birch y Miller, 2006), los retornos a la educación (Chamberlain, 1994 y Pereira y Martins, 2004), y el crecimiento económico internacional (Machado y Koenker, 1999), por mencionar sólo algunos ejemplos. En Argentina, la mayoría de los documentos se han centrado en el mercado laboral y las desigualdades en la distribución del ingreso (Alejo, 2006 y Gasparini y Sosa Escudero, 2004), así como también para explicar retornos a la educación (Arias, Hallock y Sosa Escudero, 2000).

III. Metodología

Con el fin de analizar los efectos de la escolarización en los ingresos, se proponen dos alternativas: una con años de educación y otra con niveles educativos. Las especificaciones resultan:

$$\ln[w(s,x)] = \alpha_0 + \rho_s s + \beta_0 x + \beta_1 x^2 + \gamma gen + \varepsilon \qquad (2)$$

$$\ln[w(s,x)] = \alpha_0 + \sum_i \rho_{si} s_i + \beta_0 x + \beta_1 x^2 + \gamma gen + \varepsilon \qquad (3)$$

donde los parámetros y variables de las ecuaciones (2) y (3) son afines a los especificados en la ecuación (1), adicionando además la variable género (gen), una *dummy* que asigna 1 para varones y 0 para mujeres, y en la ecuación (3), para incluir entre los regresores a la educación, se incorporó un conjunto de variables dicotómicas, una por cada nivel educativo considerado tomando como referencia al nivel "primario incompleto". A cada una de estas variables corresponde un coeficiente ρ_{si}, que recoge la tasa de rendimiento diferencial para cada nivel educativo respecto de los ingresos del nivel de referencia.

En el modelo clásico de regresión se supone que la media condicional es representativa del conjunto de datos, lo cual implica la ausencia de heterocedasticidad. Sin embargo, cuando los datos no son homocedásticos, si se emplea COM, los estimadores resultarán insuficientes para capturar adecuadamente la relación; en este caso, métodos alternativos de estimación, tales como la regresión por cuantiles, pueden ser aplicados para resolver este problema. Este método cuenta con la ventaja de que permite al investigador caracterizar la distribución total de los datos a través de diferentes regresiones lineales (una para cada cuantil de interés). Asimismo, este método

resuelve el problema presentado en MCO por los valores extremos para el efecto medio, insensibilizando su influencia en regresión por cuantiles.

Los cuantiles se definen generalmente como aquella observación para la cual el valor de la variable de referencia es superior a un determinado porcentaje Φ de observaciones de la muestra e inferior al (1 - Φ)% restante. Koenker y Bassett (1978) utilizaron la definición señalada y definieron la Φ-ésima regresión cuantílica de un proceso de regresión $y_i = \beta x_i + u_i$, como la solución al siguiente problema de optimización, en el cual se minimiza la suma del valor absoluto de los errores:

$$\min_{\hat{\beta}\in\square}\left[\sum_{i\in\{i:y_i\geq x_i\hat{\beta}_\Phi\}}\Phi\,|\,y_i - x_i\hat{\beta}_\Phi\,| + \sum_{i\in\{i:y_i< x_i\hat{\beta}_\Phi\}}(1-\Phi)\,|\,y_i - x_i\hat{\beta}_\Phi\,|\right]; \qquad 0<\Phi<1 \tag{4}$$

Dentro de esta formulación, la mediana es un caso especial (Φ = 0,5), donde la cantidad de errores positivos y negativos se iguala, ya que, por definición, existe el mismo total de observaciones por debajo y por encima de la mediana. Por otra parte, cuando se introduce Φ con un valor distinto de 0,5, el valor absoluto de la función de pérdida de los errores se vuelve asimétrico debido a que un peso diferente es asignado a los errores positivos y a los negativos. De esta forma, se obtienen estimaciones condicionadas de β para diferentes valores de Φ (cuantiles) minimizando la función anterior (Hallock y Koenker, 2001).

La ventaja de este método es que diferentes líneas de regresión se obtienen utilizando toda la información disponible, y que permiten mostrar la heterogeneidad del efecto de las co-variables sobre los distintos tramos de la distribución de la variable explicada. Hay que destacar que la estimación de los coeficientes para cada una de las rectas de regresión por cuantiles se basa en la utilización de los datos de toda la muestra en forma ponderada, y no de la porción de la muestra correspondiente a cada cuantil.

Los coeficientes estimados ($\hat{\beta}$) muestran la respuesta de la distribución condicional del Φ-ésimo cuantil de y_i ante un cambio marginal en una variable explicativa en ese cuantil en particular. Por lo tanto, es posible obtener diferentes estimaciones de β para los distintos cuantiles.

Fuentes de Datos

El análisis es efectuado a partir de la Encuesta Permanente de Hogares (EPH) de Argentina -Instituto Nacional de Estadísticas y Censos (INDEC)-, y de la Encuesta Nacional de Ingresos y Gastos de los Hogares (ENIGH) de México -Instituto Nacional de Estadística y Geografía (INEGI)-. En ambos casos se consideró del total de observaciones de cada país, la porción de individuos con información relevante para el análisis en cuestión. En Argentina, la encuesta provee 62.115 observaciones, 8.490 de las cuales son utilizadas para la estimación de las ecuaciones de Mincer. La encuesta mexicana cuenta con 118.927 casos, pudiendo emplearse 36.926 en la ecuación de ingresos.

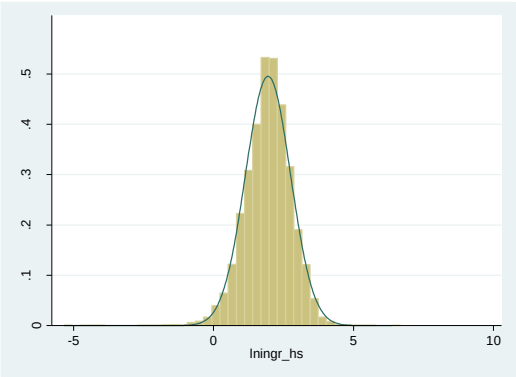
La Encuesta Permanente de Hogares (EPH) es un programa nacional de producción sistemática y permanente de indicadores sociales. El objetivo principal de esta encuesta consiste en conocer y caracterizar a la población desde la perspectiva de su inserción socio-económica, a través de

información a nivel de individuos y de hogares, núcleos básicos de convivencia en donde los individuos se asocian según su lugar en la estructura social. Una limitación de la EPH consiste en que es relevada en los principales aglomerados urbanos del país únicamente, excluyendo las áreas rurales. Además, el relevamiento es en la modalidad de encuesta, y no censal. Sin embargo, a fin de permitir la expansión de la muestra a la población cubierta con la encuesta, el INDEC proporciona ponderadores, que emplean como variable auxiliar las proyecciones demográficas de población elaboradas por el INDEC para dichos aglomerados. La EPH es la única fuente a nivel país que proporciona información sobre ingresos. La Encuesta Nacional de Ingresos y Gastos de los Hogares (ENIGH) de México está dirigida a proporcionar un panorama estadístico del comportamiento de los ingresos y gastos de los hogares en cuanto a su monto, procedencia y distribución; adicionalmente ofrece información sobre las características ocupacionales y sociodemográficas de los integrantes del hogar, así como las características de la infraestructura de la vivienda y el equipamiento del hogar. Al igual que en el caso de la EPH, los microdatos incluyen variables tanto a nivel de individuos como de hogares, además de proporcionar un ponderador para expandir la muestra a la población total.

IV. Resultados

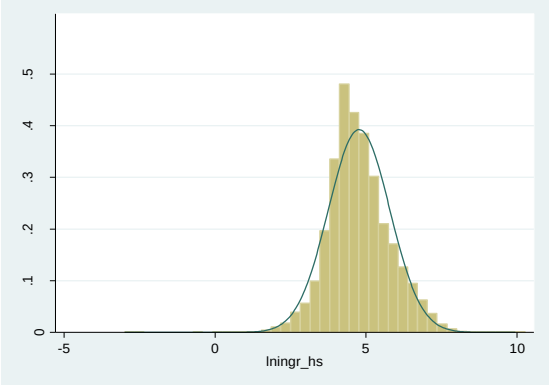
Una primera aproximación al problema de heterogeneidad del ingreso respecto a los distintos niveles educativos se desprende de observar la distribución del salario horario (en logaritmo natural) condicionada por niveles educativos, comparada con aquélla sin condicionar. En los Gráficos 1 y 2 se exhibe la distribución de los ingresos de Argentina y México respectivamente, no condicionada, mientras que en los Gráficos 3 y 4 están las distribuciones condicionadas respectivas por diferentes niveles educativos.

Gráfico 1: Distribución del ingreso horario (en ln) en Argentina en 2008



Fuente:Elaboración propia en base a datos de la EPH (2008).

Gráfico 2: Distribución del ingreso horario (en ln) en México en 2008



Fuente:Elaboración propia en base a datos de la ENIGH (2008).

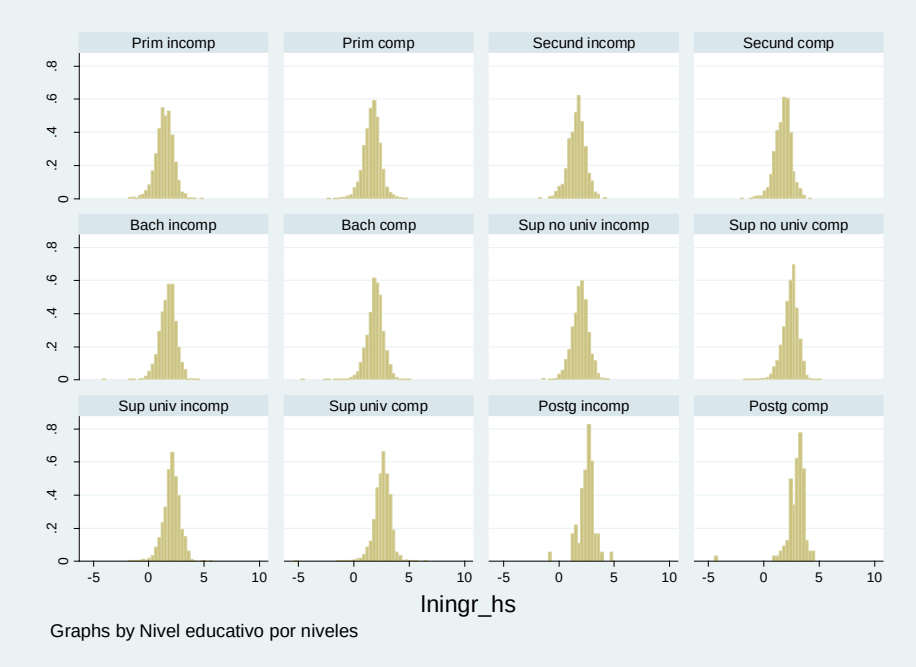
El procedimiento fue llevado a cabo de forma tal de homogeneizar los distintos niveles educativos de cada país para adaptarlos a la comparación entre los mismos, de lo que resultaron los siguientes niveles educativos: (1) Primaria: es el primer tramo de educación reconocido como tal en ambos países; (2) Secundaria: responde a la estructura del sistema educativo mexicano, correspondiendo a los dos primeros años de secundario (ó 3 del EGB3) de Argentina; (3) Bachillerato o preparatoria: bajo la estructura educativa mexicana, correspondería al trayecto de los últimos tres años del secundario argentino, o al polimodal; (4) Superior no universitario: en México, corresponde a los terciarios, incluyendo escuelas técnicas y comerciales con bachillerato

o preparatoria como requisito, y las escuelas normales (formación docente) con el mismo requisito; en Argentina, incluye a las carreras terciarias una vez finalizado el secundario; (5) Superior universitario: se trata de las carreras de grado, cuyo requisito para ingresar es el secundario o polimodal completo en el caso argentino, y la preparatoria o bachillerato en el de México; (6) Postgrado: incluye a los programas de maestría y doctorado, con un título de grado habilitante.

A fin de incluir un mayor grado de detalle, y considerando que existe una distinción importante en términos de las posibilidades de ingreso al mercado laboral en cuanto a la titulación, además de la formación en sí misma, cada uno de estos niveles fue dividido en términos de si se ha completado o no.

Para el caso de Argentina, el Gráfico 1 muestra la distribución no condicionada de los ingresos en el año 2008. Esta distribución muestra aproximadamente un promedio de 2 (en ln) y un coeficiente de variación de 41%. Con respecto a las distribuciones del ingreso condicionadas por nivel de educación, se observa que el promedio del logaritmo del ingreso va aumentando con el nivel educativo, desde 1,5 cuando se considera el primario incompleto, hasta cerca de 3 para postgrado completo. Pero no sólo la distribución se desplaza de derecha a izquierda, sino que también varía la dispersión, con una tendencia descendente con el nivel de formación. Para el primario incompleto, la dispersión asciende a 53% del promedio, pasando luego a 29,4% para el superior no universitario completo y 28% para el universitario completo. Finalmente, el coeficiente de variación es 32% para el postgrado completo.

Gráfico 3: Distribución del ing. hor. (en ln) condicionada por niveles educativos (Argentina 2008)

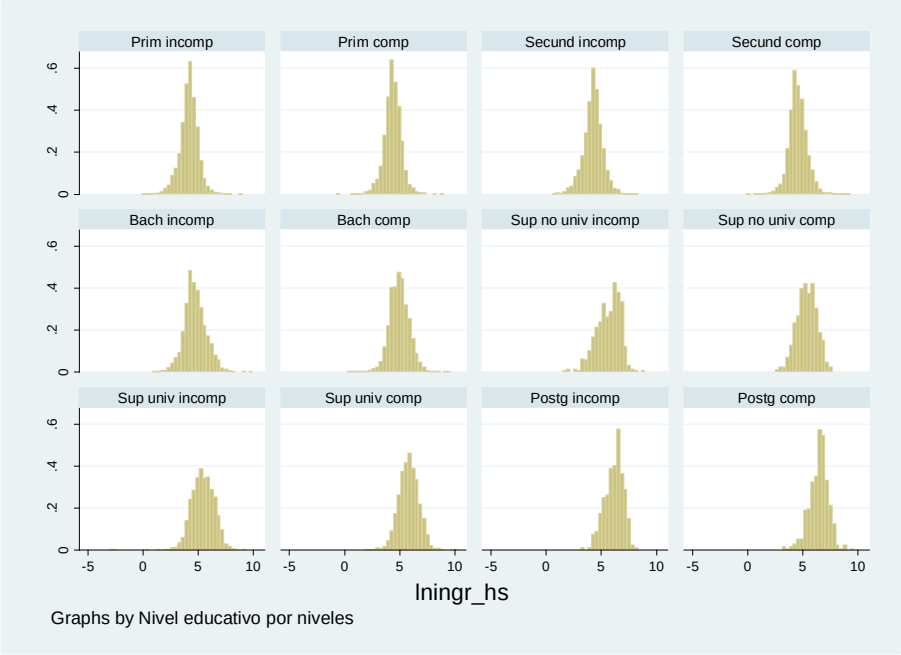


Fuente:Elaboración propia en base a datos de la EPH (2008).

Para México, se observa algo similar que en Argentina, siendo el promedio del logaritmo natural del ingreso cercano a 5, mientras que cuando se condiciona por niveles educativos, se pasa de 4,2 condicional a primario incompleto a 6,5 para postgrado completo. Este último valor medio es

50% mayor al observado para los que tienen primario incompleto, mientras que en Argentina el promedio del ln del ingreso de la población con postgrado completo duplica al de aquéllos que tienen primario incompleto. La dispersión en los subconjuntos de población de diferente nivel educativo (en términos del coeficiente de variación), muestra también una tendencia decreciente en México, pasando de 19,5% cuando se considera al primario incompleto y 17,1% para primario completo, a 13,5% para postgrado completo. La dispersión de ingresos no condicionada en México es de 21,3% del promedio, la mitad que la observada en Argentina.

Gráfico 4: Distribución del ingreso horario (en ln) condicionada por niveles educativos (México 2008)



Fuente:Elaboración propia en base a datos de la ENIGH (2008).

La Tabla 1 recoge las estimaciones de los coeficientes de las variables independientes consignadas en la Ecuación (2), es decir, la versión de la ecuación de Mincer que utiliza "años de educación formal". Los resultados se presentan, tanto en Argentina como en México, para la estimación mediante MCO[4] y aquélla obtenida para los cuantiles 0,25, 0,50 y 0,75. Tanto la estimación por MCO como la correspondiente a los distintos cuantiles arrojan coeficientes con el signo esperado (positivo para la educación, la experiencia y el género, y negativo para el término cuadrático de la experiencia[5]). Los estimadores obtenidos por cuantiles difieren de los MCO, correspondientes a una estimación "promedio", dando cuenta de la heterogeneidad de la distribución del ingreso respecto al impacto de sus determinantes. Con respecto a la interpretación de los coeficientes de la regresión, debe tenerse en consideración que los mismos corresponden al cambio en la variable explicada y_i ante una alteración de una variable explicativa x_i (derivada parcial), pero suponiendo que la observación permanece en el mismo cuantil de la distribución luego del cambio (Cameron y Trivedi, 2010). En la Tabla 2 se agregan las pruebas

[4] MCO suele abreviarse OLS, que son las siglas en inglés: *Ordinary Least Squares*.
[5] El término cuadrático de experiencia potencial en el mercado laboral, al ser negativo, recoge el impacto decreciente de la experiencia sobre el ingreso.

de Wald, para contrastar la hipótesis de igualdad (desigualdad) de los coeficientes estimados en los diferentes tramos de la distribución de la variable dependiente. Por cuestión de espacio, los tests son presentados únicamente para las variables relativas a la educación.

Tabla 1: Coeficientes de regresión y valores p de la ecuación (2)

Variable	Argentina				México			
	OLS	**q25**	**q50**	**q75**	**OLS**	**q25**	**q50**	**q75**
Intercepto	0.620	0.146	0.646	1.064	2.677	2.438	2.705	2.978
	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)
Años Educación	0.086	0.080	0.078	0.078	0.141	0.122	0.138	0.152
	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)
Exper. Potencial	0.016	0.021	0.020	0.020	0.050	0.046	0.051	0.056
	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)
Exper. Potencial^2	-0.0001	-0.0002	-0.0002	-0.0001	-0.001	-0.001	-0.001	-0.001
	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)
Género	0.196	0.228	0.186	0.154	0.139	0.161	0.147	0.143
	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)
R^2 and pseudo-R^2	0.1609	0.0702	0.0729	0.0764	0.3756	0.1565	0.213	0.2695
n	8,490	8,490	8,490	8,490	36,926	36,926	36,926	36,926
F	406.79				5,552			

Notas: Entre paréntesis p-values.

Fuente:Elaboración propia en base a datos de la EPH (2008) y de la ENIGH (2008).

Tabla 2: P-values test de diferencia de coeficientes entre cuantiles (Wald)

	Años de educación		
Variable	q_{25} - q_{50}	q_{25} - q_{75}	q_{50} - q_{75}
Argentina	0.410	0.418	0.968
México	0.000	0.000	0.000

Fuente:Elaboración propia en base a datos de la EPH (2008) y de la ENIGH (2008).

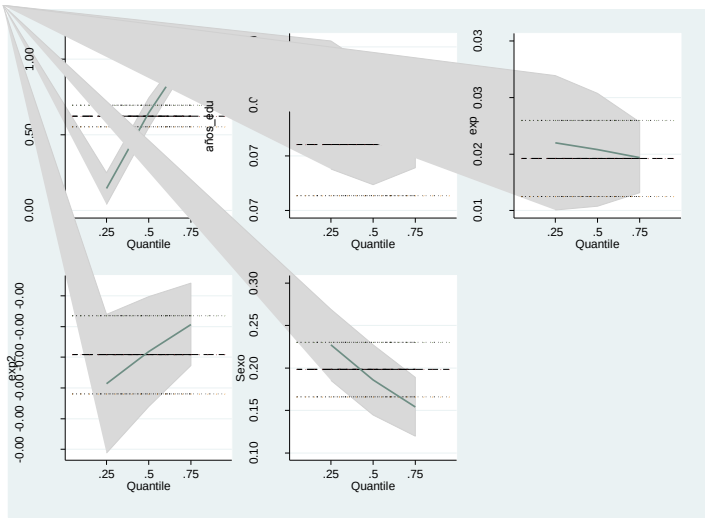
El coeficiente por MCO de la variable años de educación formal está indicando que el rendimiento de un año adicional de educación en Argentina fue de 8,6% en 2008, mientras que en México ascendió a 14,1%. La regresión por cuantiles permite observar que el rendimiento de la educación varía según el cuantil de ingreso. En Argentina, era superior para el primer cuartil (q25), 8%, y descendía en alguna medida para el segundo y tercer cuartil (q50 y q75). En México se observa la relación inversa, siendo la tasa de rendimiento 12,2% en el cuartil q25, 13,8% en el q50 y 15,2% en el q75. El test de igualdad de coeficientes muestra que no existe diferencia estadísticamente significativa entre los valores estimados para los cuantiles en Argentina, mientras que en México las diferencias son significativas en todos los casos. Como el objetivo principal de este estudio es observar la diferencia de impacto de la educación sobre los ingresos dependiendo del nivel de estos últimos, el hecho de que en Argentina las diferencias no sean significativas estadísticamente implica que no tiene sentido aplicar cuantiles. Sin embargo, con los datos mexicanos, es posible identificar un impacto diferencial de la educación a lo largo de la distribución del ingreso, siendo más elevado a medida que nos corremos a la derecha de la distribución de ingresos.

Cabe mencionar que el *género* tiene un coeficiente estadísticamente significativo en todas las especificaciones, mostrando efectos diferenciales importantes entre varones y mujeres sobre el salario. En Argentina, los hombres tienen un ingreso (en ln) 0,2 veces superior al de las mujeres (según la estimación por MCO). En México, la brecha por género es menor a medida que se pasa

a cuantiles superiores de ingresos. Sin embargo, como para todas las sub-poblaciones de niveles de ingreso el coeficiente del género es inferior en comparación con el de Argentina, esto implica que la diferencia de ingreso debido al género es inferior en México.

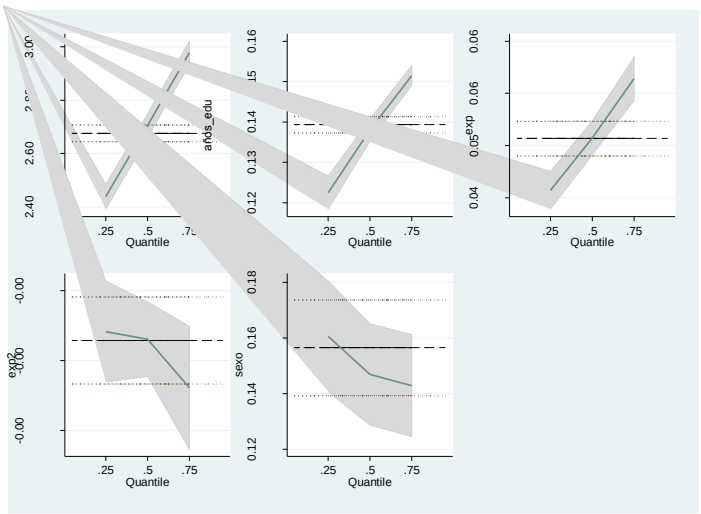
Los Gráficos 5 y 6 muestran las estimaciones de los coeficientes por cuantiles a lo largo de la distribución del ingreso, contrastado con aquélla por MCO, y los respectivos intervalos de confianza.

Gráfico 5: Coeficientes estimados por cuantiles de la ecuación (2) en Argentina (2008)



Fuente:Elaboración propia en base a datos de la EPH (2008).

Gráfico 6: Coeficientes estimados por cuantiles de la ecuación (2) en México (2008)



Fuente:Elaboración propia en base a datos de la EPH (2008) y de la ENIGH (2008).

Concentrando la atención en el coeficiente correspondiente a los años de educación formal, puede observarse cómo en Argentina la diferencia entre cuantiles no significativa se refleja en que el intervalo de confianza de la estimación por MCO contiene a los coeficientes estimados por cuantiles. Por otra parte, en el caso de México queda claro gráficamente que el rendimiento de la

educación por cuantiles difiere de aquél por MCO y, además, que crece a medida que aumenta el ingreso.

La Tabla 3 presenta los coeficientes estimados mediante la ecuación (3), a fin de tener un panorama de las tasas de rendimiento de los diferentes niveles de educación. A su vez, la Tabla 4 presenta los p-valores correspondientes de los tests de diferencias entre coeficientes.

En primer lugar, cabe destacar que en este caso, la estimación en Argentina desechó las variables correspondientes al bachiller superior no universitario y universitario, y postgrado, todos completos, debido a la existencia de multicolinealidad entre niveles educativos. Además, en dicho país las diferencias entre coeficientes por cuantiles son todas estadísticamente no significativas, indicando que la estimación por cuantiles no mejora aquélla por MCO, por lo que para concluir se emplearán los coeficientes de esta última estimación.

Tabla 3: Coeficientes de regresión y valores p de la ecuación (3)

	Argentina				México			
Variable	OLS	q25	q50	q75	OLS	q25	q50	q75
Intercepto	0.986	0.476	0.955	1.356	3.200	2.938	3.274	3.569
	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)
Primario completo	0.006	-0.040	0.076	0.051	0.265	0.247	0.243	0.272
	(0.934)	(0.675)	(0.567)	(0.464)	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)
Secundario incompleto	0.258	0.287	0.331	0.369	0.431	0.326	0.415	0.489
	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)
Secundario completo	0.307	0.355	0.401	0.354	0.634	0.509	0.556	0.660
	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)
Bachiller incompleto	0.367	0.368	0.407	0.415	0.976	0.756	0.855	1.048
	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)
Bachiller completo					1.136	0.940	1.042	1.215
					(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)
Sup. no univ. incompleto	0.782	0.728	0.717	0.723	1.847	1.485	1.804	1.997
	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)
Sup. no univ. completo					1.489	1.249	1.448	1.572
					(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)
Sup. univ. incompleto	0.898	0.850	0.855	0.862	1.664	1.361	1.623	1.849
	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)
Sup. univ. completo					1.976	1.736	1.905	2.074
					(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)
Posgrado incompleto	1.329	1.443	1.411	1.308	2.331	2.213	2.408	2.499
	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)
Posgrado completo					2.391	2.348	2.482	2.607
					(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)
Exper. Potencial	0.021	0.024	0.022	0.023	0.056	0.051	0.055	0.060
	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)
Exper. Potencial^2	-0.0002	-0.0003	-0.0002	-0.0002	-0.001	-0.001	-0.001	-0.001
	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)
Género	0.215	0.239	0.191	0.171	0.130	0.144	0.140	0.142
	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)
R^2 and pseudo-R^2	0.170	0.0743	0.0766	0.0821	0.3805	0.1623	0.2203	0.2756
n	8,409	8,409	8,409	8,409	36,905	36,905	36,905	36,905
F	172				1,619			

Notas: Entre paréntesis p-values.
Fuente:Elaboración propia en base a datos de la EPH (2008) y de la ENIGH (2008).

Con respecto al nivel de *primario completo*, en Argentina los coeficientes no son estadísticamente diferentes de lo que ocurre con el primario incompleto, por lo que no se puede identificar un impacto diferencial de este nivel educativo sobre el ingreso. En México, en cambio, sí puede verse un impacto diferencial del primario completo respecto al incompleto, siendo incluso la diferencia entre los coeficientes del segundo y tercer cuartil estadísticamente significativa (al 10%), con una tasa de rendimiento superior para el último cuartil (27,2% vs. 24,3% para q_{50}).

El *secundario incompleto* aumenta los ingresos 26% respecto al primario incompleto en Argentina. Para México, dicho nivel tiene un impacto mucho mayor sobre el ingreso, y estadísticamente diferente entre cuantiles, observándose una tendencia creciente. Así, este nivel incrementa el ingreso 33% en el primer cuartil, 41,5% en el segundo y 49% en el tercero. El rendimiento del *secundario completo* en Argentina es de 31% en Argentina, mientras que en México el mismo es superior y creciente a medida que aumenta el ingreso: 51% en el primer cuartil, 56% en el segundo y 66% en el tercero.

El *bachiller incompleto* proporciona en Argentina un ingreso en promedio 37% superior respecto a la falta de educación, mientras que en México los coeficientes de los diferentes cuantiles aumentan con el ingreso, generando un impacto adicional de 105% respecto a la falta de instrucción en el cuantil más alto de la distribución del ingreso. El impacto del *bachiller completo*, no es identificable en Argentina debido a multicolinealidad, y en México vuelven a presentarse coeficientes estadísticamente significativos que se incrementan con el nivel de ingresos.

Los individuos con *superior no universitario incompleto* tienen un ingreso 78% superior en Argentina, mientras que en México el ingreso es 148,5% mayor en el primer cuartil, 180% en el segundo y 200% en el tercero. Aquéllos que han alcanzado el *superior no universitario completo*, nivel sobre el cual no puede identificarse impacto en Argentina, tienen en México un ingreso 125% mayor en el primer cuantil, 145% en el segundo y 157% en el tercero.

El nivel de *superior universitario incompleto* tiene un rendimiento promedio 90% superior en Argentina respecto a la falta de educación, de 136% en el primer cuartil en México, de 162% en el segundo y de 185% en el último. El *superior universitario completo*, sin efecto identificable en Argentina, proporciona en México, en el primer cuartil, un ingreso 174% mayor, 190,5% en el segundo y 207,5% en el tercero.

La subpoblación con *postgrado incompleto* tiene un ingreso 133% superior en Argentina respecto a la gente sin educación. En México, dicho nivel educativo aumenta 221% el ingreso en el primer cuartil, 241% en el segundo y 250% en el último. Sin embargo, la diferencia no es significativa entre el rendimiento del segundo y el tercer cuartil. Finalmente, el *postgrado incompleto* permite a los individuos que lo detentan acceder a 235% más de ingreso en México en el primer cuartil, 248% en el segundo (la diferencia entre este coeficiente y el del primer cuartil es estadísticamente significativa al 10%) y 260% en el último.

También con esta especificación es posible ver que el *género* impacta en el ingreso obtenido en el mercado laboral, siendo mayor la diferencia entre ingresos de hombres y mujeres en Argentina que en México.

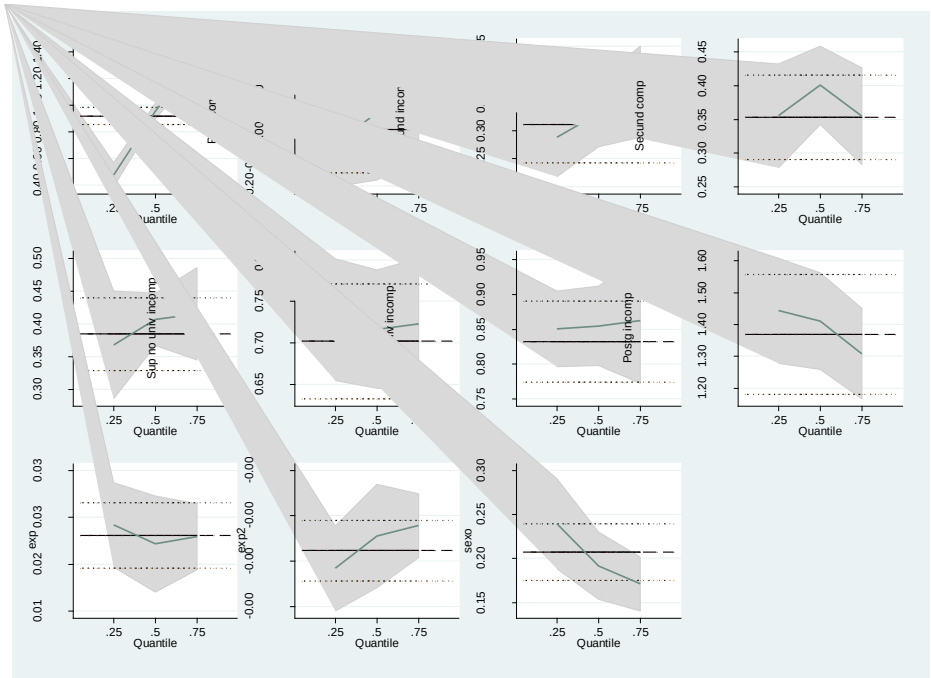
Tabla 4: P-values test de diferencia de coeficientes entre cuantiles (Wald)

	Argentina			México		
Variable	q_{25} - q_{50}	q_{25} - q_{75}	q_{50} - q_{75}	q_{25} - q_{50}	q_{25} - q_{75}	q_{50} - q_{75}
Primario completo	0.248	0.371	0.847	0.807	0.206	0.073
Secundario incompleto	0.199	0.130	0.232	0.003	0.000	0.007
Secundario completo	0.204	0.986	0.121	0.028	0.000	0.000
Bachiller incompleto	0.224	0.237	0.727	0.001	0.000	0.000
Bachiller completo				0.000	0.000	0.000
Sup. no univ. incompleto	0.754	0.926	0.871	0.000	0.000	0.008
Sup. no univ. completo				0.000	0.000	0.004
Sup. univ. incompleto	0.873	0.820	0.863	0.000	0.000	0.000
Sup. univ. completo				0.000	0.000	0.000
Posgrado incompleto	0.678	0.175	0.162	0.001	0.000	0.150
Posgrado completo				0.073	0.008	0.002

Fuente:Elaboración propia en base a datos de la EPH (2008) y de la ENIGH (2008).

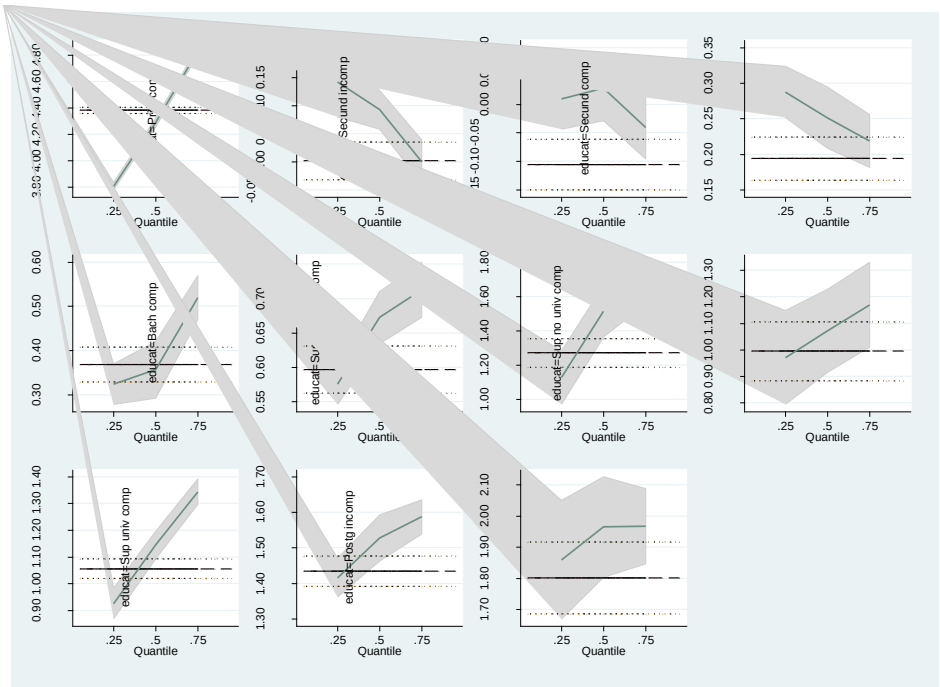
Los Gráficos 7 y 8 para Argentina y México respectivamente confirman los resultados anteriormente encontrados. Es decir, en el caso de Argentina, los intervalos de confianza de los estimadores obtenidos por MCO de los distintos niveles educativos contienen los coeficientes estimados por regresión por cuantiles. Por otro lado, en México se observa cómo los coeficientes de la regresión por cuantiles quedan afuera de los intervalos de confianza obtenidos por MCO, justificándose así este artificio econométrico. Además, se observa una relación directa entre los coeficiente de los diversos niveles educativos y los cuantiles de ingreso para la mayoría de los niveles incorporados en el análisis (a excepción de los primeros tres niveles, donde la relación es decreciente).

Gráfico 7: Coeficientes estimados por cuantiles de la ecuación (3) en Argentina (2008)



Fuente:Elaboración propia en base a datos de la EPH (2008).

Gráfico 8: Coeficientes estimados por cuantiles de la ecuación (3) en México (2008)



Fuente:Elaboración propia en base a datos de la ENIGH (2008).

V. Conclusiones

El trabajo indaga sobre la heterogeneidad en la relación empírica entre el ingreso y la educación absorbida por trabajadores de Argentina y México para el año 2008. La disparidad de los efectos de la educación a lo largo de la distribución de ingresos podría señalar problemas de polarización en la sociedad, de donde pueden proporcionarse directrices más eficaces para la política de igualación de ingresos si se analiza lo que ocurre a lo largo de toda la distribución que si sólo se presta atención a los efectos promedio. Si bien la técnica de regresión por cuantiles aplicada sobre la conocida especificación de la Ecuación de Mincer no ha ejercido diferencias respecto a resultados obtenidos por MCO para Argentina, para el caso de México esta técnica econométrica muestra diferencias significativas respecto al impacto de efectos promedio. Los resultados de México muestran una relación directa entre los coeficiente de los diversos niveles educativos y los cuantiles de ingreso para la mayoría de los niveles incorporados en el análisis (a excepción de los primeros tres niveles, donde la relación es decreciente). A su vez, el control por género ejercido en ambos países muestra que el *género* impacta en el ingreso obtenido en el mercado laboral de una manera diferencial entre hombres y mujeres, siendo mayor la diferencia entre género de ingresos en Argentina que en México.

Estas conclusiones hacen referencia a que, a pesar del menor rendimiento de la educación en Argentina, la misma estaría actuando de mejor manera como mecanismo de movilidad social debido a que su impacto no depende de la posición del ingreso dentro de su distribución. En México, en cambio, el efecto diferencial de la educación por cuantiles de ingreso estaría dando señales de alerta respecto a su papel en la reproducción de patrones de desigualdad.

Referencias

Alejo, Javier (2006). "Desigualdad Salarial en el Gran Buenos Aires. Una Aplicación de Regresión por Cuantiles en Microdescomposiciones." Anales XLI Reunión Anual de la Asociación Argentina de Economía Política (AAEP). Disponible en www.aaep.org.ar/anales/download/2006/programa2006.pdf

Andini, Corrado (2007). "A dynamic mincer equation with an application to portuguese data", Discussion Paper Series, No. 2897, Institute for the Study of Labor (IZA), Alemania.

Arias, Omar, Hallock, Kevin and Sosa Escudero, Walter (2000). "Individual Heterogeneity in the Returns to Schooling: Instrumental Variables Quantile Regression Using Twins Data." Disponible en http://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=238898 .

Bassett,Gilbert and Koenker, Roger (1978). "Regression Quantiles." Econométrica, 46(1) 33-50.

Bassett, Gilbert and Koenker, Roger (1982). "An Empirical Quantile Function for Linear Models with iid Errors." Journal of the American Statistical Association 77(378), pp. 407-15.

Bassett, Gilbert and Koenker, Roger (1986). "Strong Consistency of Regression Quantiles and Related Empirical Processes." Econometric Theory 2, pp. 191-201.

Becker, G. (1962): "Investment in human capital: a theoretical analysis", The Journal of Political Economy, Vol. 70, No. 5, Parte 2: Investment in Human Beings (pág. 9-49), Estados Unidos.

Becker, G. (1964): Human Capital: A theoretical and empirical analysis, with special reference to education, National Bureau of Economic Research (NBER), N. 80, Series Generales, Estados Unidos.

Birch, E. R., and Miller P. W. (2006). Student Outcomes at University in Australia: A Quantile Regression Approach. Australian Economic Papers, March, 1-17.

Buchinsky, Moshe (1962). "Changes in the U.S. Wage Structure 1963-1987: Application of Quantile Regression." Econométrica 62(2), pp. 405-58.

Buchinsky, Moshe (1998). "The Dynamics of Changes in the Female Wage Distribution in the USA: A Quantile Regression Approach." Econométrica 13(1), pp. 1-30.

Calderón, M.; Ríos Rolla, M. (2003): "¿Por qué eligen ciencias económicas? ¿Los ingresos futuros son superiores?", 6º Congreso Nacional de Estudios del Trabajo, Buenos Aires, 13-16 de agosto de 2003.

Cameron Colin A. y Trivedi P.K. (2010). Microeconometrics using STATA, Texas. Stata Press.

Chamberlain, G. (1994): "Quantile regression censoring and the structure of wages", *Advances in Econometrics*, ed. por Sims. Elsevier, Nueva York.

Card D. (1999). "The Causal Effect of Education on Earnings", Ashenfelter O., Card D. (Eds.) Handbook of Labor Economics, Nueva York.

Gasparini, L. and Sosa Escudero, W. (2004) "Implicit Rents from Own-housing and Income Distribution: Econometric Estimates for Greater Buenos Aires" Journal of Income Distribution. Volume 12, Number 1-2 Spring-Summer.

Hallock, Kevin F. and Koenker, Roger (2001) "Quantile Regression" The Journal of Economic Perspectives 15(4), pp. 143-56.

Hao L. and Naiman D. Q. (2007), Quantile Regression, Sage Publications, Thousand Oaks.

Heckmann, J.; Lochner, L. and Todd, P. (2003): "Fifty years of Mincer earnings regressions", NBER Working Papers, N° 6384, National Bureau of Economic Research, Estados Unidos.

Herrero, V., De Santis, M., Gertel, H. (2004): "El ingreso de los docentes en Argentina: es alto o bajo?", Revista de Economía y Estadística Vol. XII (1), Instituto de Economía y Finanzas de la Facultad de Ciencias Económicas (Universidad Nacional de Córdoba), Argentina.

Koenker, R. (2005): Quantile Regression, Cambridge University Press.

Lema, D.; Casellas, K. (2009): "Retornos a la educación en zonas rurales", XLIV Reunión Anual de la Asociación

Argentina de Economía Política (AAEP), Universidad Nacional de Cuyo, 18-20 de noviembre de 2009.

Machado, José A. F. and Koenker, Roger (1999). "Goodness of Fit and Related Inference Processes for Quantile Regression." American Statistical Association 94(448), pp. 1296-310.

Margot, D. (2001). "Rendimientos de la educación en Argentina: Un análisis dinámico basado en cohortes", XXXVI Reunión Anual de la AAEP, Publicación Digital, Argentina.

Mincer, J. (1974): Schooling, experience and earnings, National Bureau of Economic Research (NBER), Nueva York, Estados Unidos.

Paz, Jorge; Piselli, Carolina (2000): "Desigualdad de ingresos y pobreza en Argentina", XXXV Reunión Anual de la Asociación Argentina de Economía Política (AAEP), Córdoba.

Paz, Jorge (2007): "Retornos laborales a la educación en la Argentina. Evolución y estructura actual", Serie Documentos de Trabajo Nº 355, Universidad del CEMA.

Pereira, Pedro and Martins, Pedro (2004). "Does Education Reduce Wage Inequality? Quantile Regression Evidence from 16 Countries" Labour Economics 11, pp. 355– 71.

Ramoni, Orlandoni, Prasad, Rivas (2007). "El factor capital humano en la determinación de los sueldos de los profesores universitarios en Venezuela", Revista Venezolana de Análisis de Coyuntura, Vol. XIII, N. 002, Venezuela, (pp. 165-180).