

IMPACTO CAUSAL DEL NIVEL DE ESCOLARIDAD DE LA MADRE SOBRE LA  
ESCOLARIDAD DE LOS HIJOS:  
LIMITES NO PARAMÉTRICOS PARA ELIMINAR LOS SESGOS EN LA  
ESTIMACIÓN DE LA ESCOLARIDAD INTERGENERACIONAL.

LEONARDO ZAMORANO JIMENEZ

UNIVERSIDAD DEL VALLE  
FACULTAD DE CIENCIAS SOCIALES Y ECONÓMICAS

PROGRAMA ACADÉMICO DE ECONOMIA  
SANTIAGO DE CALI  
2015

IMPACTO CAUSAL DEL NIVEL DE ESCOLARIDAD DE LA MADRE SOBRE LA  
ESCOLARIDAD DE LOS HIJOS:  
LIMITES NO PARAMÉTRICOS PARA ELIMINAR LOS SESGOS EN LA  
ESTIMACIÓN DE LA ESCOLARIDAD INTERGENERACIONAL.

Trabajo de Grado para Optar al Título de  
Economista

Leonardo Zamorano Jiménez

Director  
Jhon Alexander Mendez

Universidad del Valle  
Facultad de Ciencias Sociales y Económicas  
Departamento de Economía  
Santiago de Cali

## INTRODUCCIÓN

La teoría del capital humano, postula que la inversión en educación entendida como capital humano, aumenta la productividad de los individuos generándoles beneficios al aumentar sus ingresos futuros (Becker, 1962). Este planteamiento postula a la educación como elemento de fundamental importancia en la reducción de la pobreza, como factor generador de movilidad social, fundamental en la dinámica de reducción o reproducción de las desigualdades sociales, razón por la cual resulta interesante indagar sobre los aspectos determinantes para que un individuo alcance cierto nivel educativo.

En Latinoamérica se han desarrollado una serie de trabajos sobre el tema, estos trabajos enfocan su análisis en la movilidad intergeneracional educativa, que indagada sobre la existencia o no, de vínculos entre los niveles educativos de los padres y los que alcanzan sus hijos. (Andersen, 2001).

En estos trabajos se encontró evidencia de que el nivel de educación de los padres es un factor determinante de la movilidad social, revelando una fuerte asociación positiva entre este (nivel de educación de al menos uno de los padres) y el nivel de educación de los hijos.

Sin embargo como afirma De Haan, (2011), esta asociación positiva no brinda información sobre ¿cómo un incremento en el nivel de educación de una generación afectaría el nivel de escolaridad de la próxima?, esto sucede porque la asociación encontrada, no necesariamente refleja una relación causal, debido a que las opciones de escolarización de los padres, están relacionadas con características no observables que afectan la educación de los hijos, características como la dotación genética innata o los talentos adquiridos en el proceso de crianza, ocasionan un sesgo de habilidad, generando problemas de endogeneidad entre las variables en cuestión.

Haveman y Wolfe (1995), realizan una revisión de la literatura acerca del vínculo entre la inversión en niños y sus logros alcanzados en la escuela. En todos los casos encontró evidencia sobre la existencia de una fuerte asociación positiva entre el nivel de educación de los padres y el alcanzado por sus hijos, sin embargo en ninguno de los estudios se corrige el problema de sesgo de habilidad, por lo que la asociación positiva encontrada,

no es una garantía de existencia de una relación causal, y derivarían en estimaciones por mínimos cuadrados inconsistentes.

Con la intención de evitar los sesgos, recientemente se han utilizado en los estudios, una serie de estrategias de identificación específicas para cada uno de los problemas de correlación entre la educación del padre y la educación de los hijos, por ejemplo, utilizando una muestra de padres de gemelos idénticos se intenta eliminar el sesgo de habilidad ocasionado por la transmisión de genes de una generación a otra (Behrman y Rosenzweig 2002), utilizando una muestra de hijos adoptados, se intenta de igual forma eliminar el componente genético entre el padre y el hijo adoptado (Sacerdote 2002, 2007). Pero para desarrollar estas estrategias de identificación, las estimaciones deben someterse a fuertes supuestos que resultan siendo poco realistas, la violación de alguno de los supuestos, termina generando resultados contradictorios.

Otra forma común de intentar evitar los sesgos, es la utilización de variables instrumentales IV, para lo cual se necesita encontrar los instrumentos adecuados, relacionados con la variable, pero independientes de la habilidad genética y los talentos obtenidos en la crianza, por lo que resulta difícil encontrar instrumentos adecuados para la estimación. Además existe la posibilidad de que bajo estas estrategias de identificación, se obtengan estimaciones basadas en subpoblaciones de gemelos, adoptados o vinculados a un instrumento específico que difieren de las características de la población general, y debido a esto se capture el efecto de los tratamientos locales y no el efecto promedio del tratamiento, que solo podrían capturar si este efecto es lineal y homogéneo.

En este contexto, el objetivo del presente trabajo es utilizar un enfoque diferente para el análisis del impacto causal de los niveles de escolaridad de la madre en la escolaridad de los hijos, aplicando una metodología que utiliza límites no paramétricos basados en Manski y Pepper (2000). Primero para resolver los problemas que presentan los métodos descritos anteriormente, basándonos en supuestos relativamente débiles y comprobables, que permiten obtener una serie de límites para el efecto medio del tratamiento, aun si el nivel de educación de los padres no presenta un efecto lineal y homogéneo. Posteriormente se procederá a realizar un análisis del efecto causal, estimando el efecto del aumento en el nivel de escolaridad de la madre, sobre la escolaridad de sus hijos.

Los datos para la realización del análisis, han sido tomados de la encuesta CAF del 2012, encuesta de hogares realizada en un grupo de ciudades importantes de la región, en el marco de su programa de investigación que tiene como propósito contribuir con información primaria para el análisis de la problemática del desarrollo en América Latina.

Este documento se divide en cinco partes, la primera es la introducción que presenta el planteamiento del problema, la justificación y los objetivos, en la segunda parte se muestra una revisión de la literatura, donde se presentan algunos trabajos realizados en América latina sobre la movilidad social intergeneracional basados en la educación, que no toman en cuenta el problema de la endogeneidad. Posteriormente se presentara una recopilación de trabajos, que utilizan diferentes métodos de especificación para tratar estos los problemas de endogeneidad entre las variables. En la tercera parte, se expone el marco teórico que sustenta la correlación de las dos variables en cuestión, y la aparición de sesgos en las estimaciones, luego se presentan la metodología que utilizaremos para la obtención de límites no paramétricos con los que se realizara el análisis. En la cuarta parte, se presentaran los resultados, y finalmente en la quinta parte las conclusiones.

## **1. ESTADO DEL ARTE**

Se realizó una revisión bibliográfica desde dos enfoques.

Primero se presentan algunos de los principales trabajos sobre movilidad social en términos educativos desarrollados en América latina, con el fin de analizar sus hallazgos y discrepancias, que nos permitan corroborar la existencia de una asociación positiva entre la educación de los padres y la de sus hijos. Estos trabajos indagan sobre la existencia de movilidad o inmovilidad intergeneracional educativa, vinculando al análisis otras variables socioeconómicas, sin prestar atención al problema de endogeneidad en la estimación.

Luego se presentaran una serie de trabajos que implementan estrategias de identificación que intentan eliminar los sesgos en las estimaciones producidos por el problema de endogeneidad, analizando el efecto causal entre el nivel de educación de los padres y el de los hijos.

### **1.1 Movilidad intergeneracional educativa.**

De los trabajos realizados sobre américa latina se destaca el desarrollado por Andersen (2001), quien utiliza encuestas de hogares ordinarios (en lugar de las encuestas longitudinales típicamente usadas) para el cálculo de movilidad intergeneracional, Planteando un nuevo tipo de medición de la movilidad social basada en regresiones sobre la brecha de escolarización, realizando una descomposición por campos del análisis para determinar la importancia de los antecedentes familiares en la explicación de la escolarización de los adolescentes. El estudio revela diferencias en las oportunidades dentro del núcleo familiar, bajo las cuales resulta una ventaja nacer relativamente tarde en el hogar, es decir, tarde con relación al ciclo de vida de los padres.

Andersen encontró movilidad más alta en los países altamente urbanizados, encontrando a Chile, Argentina, Uruguay, y Perú como los países con mayor movilidad social.

Siguiendo con los análisis comparativos, un estudio que incluye a Colombia es el de Gaviria (2002). Quien mediante un análisis retrospectivo, comparo la movilidad intergeneracional de la nación, con respecto a países de América latina (Brasil, Perú, México) y Estados Unidos.

El estudio utiliza como indicadores de movilidad social al nivel educativo y el tipo de ocupación, haciendo uso de matrices de transición y modelos autorregresivos de primer orden Markov, encuentra evidencia de movilidad absoluta en los países latinoamericanos, pero con grandes diferencias entre sus niveles frente a Estados Unidos.

En general el estudio obtiene como conclusión, que Colombia posee una baja movilidad educativa, similar a la de Brasil, por debajo de México y Perú, y muy por debajo de los Estados Unidos. El autor argumenta que en Colombia las oportunidades están centralizadas y las posibilidades de ascenso son casi nulas, sin embargo advierte, que quienes estén empezando a entrar al mercado de trabajo, tendrán mejores posibilidades, debido a que en las últimas décadas la movilidad aumentó. El autor revela que en la nación, factores como la discriminación racial, afectan considerablemente la movilidad social de los grupos afligidos por este fenómeno.

Siguiendo con los estudios comparativos para América latina, Mediavilla y Calero (2010). Utilizan la encuesta de hogares de Argentina, Brasil, Chile, México, Perú y Venezuela, para realizar estimaciones sobre el grado de movilidad intergeneracional educativa, revelando movilidad educativa absoluta, pero un nivel bajo de movilidad educativa relativa. Los autores encuentran evidencia de una relación directa entre los logros educativos alcanzados por los padres y los obtenidos por sus hijos, con un impacto mayor cuando el padre posee un nivel educativo más alto.

Daude (2012) corrobora el hallazgo de baja movilidad intergeneracional relativa, esta vez el estudio tuvo como objetivo indagar acerca de la movilidad intergeneracional educativa de las clases medias de América latina. El autor escoge esta clase como objeto de estudio, debido a que existe evidencia de fuertes restricciones que debe enfrentar para superar el umbral de la educación secundaria y terciaria.

El análisis encuentra evidencia de la existencia de asociación positiva entre los logros educativos alcanzados por el padre y los obtenidos por sus hijos para esta clase social.

En general observamos que estos trabajos corroboran la existencia de asociación positiva entre los logros educativos alcanzados por el padre y los alcanzados por los hijos en América Latina, sin embargo ninguna toma en cuenta el problema de endogeneidad entre las variables, lo cual nos impide hacer análisis de la relación causal. A continuación se presentan una recopilación de trabajos que proponen una serie de métodos de especificación, que intentan identificar efectos intergeneracionales de la educación, corrigiendo el problema de endogeneidad.

## **1.2 Estrategias de identificación para la relación causal entre el nivel de educación de los padres y el de los hijos.**

Utilizando una muestra de hijos de padres de gemelos idénticos (monocigóticos) masculinos y femenino, Behrman y Rosenzweig (2002). Explotan la idea de que las diferencias no observadas en las dotaciones heredadas, que sesgan la estimación del efecto de la escolaridad de los padres sobre la escolaridad de los hijos mediante mínimos cuadrados ordinarios, son eliminadas.

Asumiendo que la dotación heredada de los padres gemelos es similar, estima el impacto en un incremento en el nivel de escolaridad del padre o la madre, en el nivel de escolaridad de los hijos. Sin embargo, en este caso la endogeneidad se mitiga, pero no se elimina, debido a que aunque se intenta controlar el factor genético hereditario, no se toman en cuenta otras características no observables que afectan que afectan la escolaridad de los hijos, como los talentos de crianza transmitidos de padres a hijos. Este estudio arroja resultados contradictorios. El control de estos factores condujo a un efecto marginal negativo en lugar de una asociación positiva entre el nivel de escolaridad de la madre y el de sus hijos, mientras que para el caso en que el individuo que se controla es el padre, la estimación arroja evidencia de una asociación positiva entre el nivel de escolaridad de este y el del hijo.

Otra estrategia de identificación que intenta controlar factores no observables relacionados con la educación intergeneracional, es la planteada por Sacerdote (2002). En este trabajo se intenta identificar el efecto causal de ser adoptado por una familia de alto nivel socioeconómico (high-SES), frente al de ser adoptado por una familia de bajo nivel socioeconómico (lower-SES). El autor toma como supuesto clave para la identificación, la asignación aleatoria de las familias para los adoptados. Esta estrategia explota la idea de que los adoptados no comparten los genes de su madre adoptiva. Si la adopción funciona como un experimento natural donde los bebés dados en adopción se distribuyen al azar entre sus familias adoptivas, se puede asumir que las dotaciones heredadas no observadas de las madres biológicas y adoptivas no están correlacionadas.

Tomando una muestra de 300 niños coreanos adoptados en Estados Unidos, cuya colocación fue realizada por la agencia Holt International, el autor realiza un análisis, donde el estimador del coeficiente de la educación de la madre se puede interpretar como el efecto de la escolaridad de las madres adoptivas sobre la escolaridad del niño adoptado, y todo lo demás que se correlaciona con la escolaridad de las madres adoptivas, neto de la transmisión genética.

En el análisis se observa que los niños adoptados por familias (high-SES), presentan ciertas características que influyen en su nivel de educación, por ejemplo, resultan menos propensos a casarse a temprana edad, lo cual tiene un impacto positivo en la probabilidad de alcanzar mayores niveles de educación, además, el ser criado en este tipo de familia aumenta la probabilidad de asistir a la universidad, y aumenta también, la probabilidad de poder escoger el tipo de universidad a la cual asistir.

El autor llega a la conclusión de que existe evidencia empírica, que permite afirmar que el medio ambiente puede ser un factor fundamental en la determinación de los logros alcanzados por los niños, el entorno familiar puede tener una influencia en el nivel de instrucción de los niños aun mayor que el encontrado en las pruebas realizadas.

Otra estrategia de identificación, comúnmente usada, es la que plantea el uso de variables instrumentales. Maurin y McNally (2008) utilizan cambios sociales generados por la revolución de 1968 en Francia, para proponer un análisis desde un enfoque de variables instrumentales sobre los retornos de los años de educación en el mercado de trabajo.

En mayo de 1968 explotó un conflicto entre las autoridades y estudiantes universitarios. Este conflicto fue conocido como la mayor huelga en la historia de Francia, y desató acontecimientos importantes, como la disolución del parlamento. Una de las condiciones que se negociaron en la resolución del conflicto, se centraba en la dinámica de exámenes universitarios, los estudiantes lograron obtener exámenes menos estrictos de lo habitual, con el fin de evitar perjudicar a los estudiantes que pasaron mucho tiempo luchando en la revolución. Por ejemplo, la tradicional prueba baccalauréat cuyo éxito garantiza el acceso a la universidad se flexibilizó, haciéndose solo un examen oral ese año.

Esto desencadenó una serie de acontecimientos, como el hecho de que la obtención de títulos universitarios aumentó enormemente ese año, además una proporción significativa de personas pudieron aumentar su nivel de educativo al poder ingresar a la universidad. Estos acontecimientos con el tiempo se traducirían en un aumento de los salarios y del logro ocupacional, especialmente para las personas que provenían de una familia de clase media.

El autor utilizó este cambio exógeno en el acceso a la educación superior, para implementar una estrategia de variables instrumentales, en la que estimó los retornos de los años adicionales de educación superior en el mercado de trabajo, analizando además, si estos tienen impacto causal sobre los logros educativos de la próxima generación. En los resultados se obtuvo grandes retornos en el mercado de trabajo para un año adicional de educación superior, y evidencia de que los retornos de la educación se transmitieron a las siguientes generaciones.

El estudio encontró que los retornos de la educación alcanzados al obtener exámenes más fáciles, son tan grandes como la brecha salarial observada entre graduados de la escuela secundaria y universitarios. Esto apoya según el autor, la idea de una política de expansión del sistema de educación superior.

Estos estudios que proponen diferentes métodos de identificación, deben asumir supuestos basados en hipótesis difícilmente comprobables, por ejemplo el método que utiliza gemelos como estrategia de identificación, debe asumir que todas las diferencias de escolaridad entre los padres de gemelos monocigóticos son exógenas. El enfoque de adopción debe asumir que los adoptados son asignados al azar a sus hogares adoptivos, y que los “talentos crianza” transmitidos de los padres a sus hijos no están correlacionados con su nivel de escolaridad. Por último el enfoque de variables instrumentales depende de la fuerza y validez del instrumento, la violación de alguno de estas condiciones, derivara en estimaciones inconsistentes.

Para eliminar esta serie de problemas en el análisis, De Haan (2011) propone un enfoque que utiliza límites no paramétricos basados en el trabajo realizado por Manski y Pepper (2000). La autora utiliza este nuevo método para identificar los efectos intergeneracionales de la escolaridad, basándose en supuestos relativamente débiles que parten de hipótesis comprobables.

El estudio obtiene límites informativos sobre el impacto causal promedio de la escolaridad de la madre sobre la escolaridad de su hijo, luego utiliza variables instrumentales monótonas, para que los límites no paramétricos sean más angostos.

Los límites hallados muestran que el aumento del nivel de educación de la madre, a la obtención un título universitario, tiene un efecto positivo sobre la escolarización de los hijos significativamente mayor que cero pero menor que el hallado por el método de mínimos cuadrados ordinarios.

El presente trabajo replicara la metodología propuesta por el artículo de De Haan (2011), para estimar el efecto del aumento de niveles de escolaridad de la madre, en los niveles de escolaridad de los hijos, utilizando como variable instrumental monótona los niveles de educación del padre para hacer más angostos los límites estimados y corregir el problema de endogeneidad.

## 2. MARCO TEÓRICO

Para el desarrollo del presente trabajo, resulta importante encontrar planteamientos que sustenten la endogeneidad de la educación de la madre en la ecuación de educación del hijo.

En este sentido, Holmlund y Lindahl (2008), plantean que el problema de endogeneidad podría analizarse desde el planteamiento del modelo de movilidad intergeneracional del ingreso propuesto por Gary Solon (2004), este modelo intenta explicar el por qué el nivel de escolaridad de una generación puede ser determinante para la escolaridad de la siguiente.

Un análisis del desarrollo de sus ecuaciones de asociación de escolaridad intergeneracional, ayudara a entender la existencia de algunas características inobservables en las variables que son la clave del problema.

En este modelo intergeneracional, suponemos que un padre/madre soltero ( $p$ ) con un hijo ( $c$ ) gasta todos los ingresos de su vida después de impuestos  $Y^p$  en su propio consumo  $C^p$  y la inversión en su hijo  $M^p$ . Esto implica que:

$$Y^p = C^p + M^p \quad (1)$$

La escolaridad del hijo  $S^c$  suponemos que depende linealmente del logaritmo de la inversión de los padres  $M^p$  y algún componente  $N^p$  que corresponde a todo aquello que un padre proporciona adicionalmente a un hijo.

$$S^c = a_1 \ln M^p + N^p \quad (2)$$

En esta ecuación de producción escolar, el parámetro  $a_1$  mide el efecto de la escolarización de los padres en la escolaridad de sus hijos, donde el efecto marginal cae cuando aumenta la inversión. En el modelo  $M^p$  se determina de forma endógena. El otro factor  $N^p$  es exógenamente determinado y representa "todo lo demás" que el niño recibe de su padre / madre,  $N^p$  incluye los genes de los padres  $h^p$  que son transmitidos de manera automática, los talentos de crianza  $f^p$  que contribuyen a mejorar el medio ambiente para que el niño tenga un buen desempeño en la escuela, y  $S^p$  que se incluye para permitir canales de transmisión intergeneracional de educación que no funcionan a través de las inversiones de los padres.

Debemos aclarar, que los talentos de crianza  $f^p$ , no necesariamente se dan de forma innata, pero se dan antes de cualquier inversión en educación, por lo que no son afectados por la escolaridad de los padres (aunque el propio talento crianza de los hijos puede influir en la decisión de inversión).

$S^p$  representa una combinación de factores que provienen directamente de la educación de los padres, pero que no operan a través de la renta, factores como el ejemplo a seguir (niños tratan de igualar los logros escolares de los padres), efectos relacionados con la enseñanza (como por ejemplo que los padres con más educación, ayudan de una mejor manera a sus hijos con las tareas de la escuela), o el hecho de que más educación podría llegar a alterar las preferencias por la educación en general.

Si suponemos una relación lineal, el componente de esfuerzo  $N^p$  remplazado en la ecuación (2) podría escribirse como:

$$N^p = q_1 S^p + q_2 h^p + q_3 f^p + \varepsilon^p, \quad (3)$$

Donde el coeficiente  $q_1$  determina, en qué medida la educación del hijo es explicada por los factores que provienen directamente de la educación de los padres, pero que no operan a través de la renta,  $q_2$  determina en qué medida la educación del hijo es explicada por el componente genético,  $q_3$  determina en qué medida la educación del hijo es explicada por los talentos de crianza, y  $\varepsilon^p$  representa un “shock” idiosincrático específico.

Suponemos que la renta está determinada por el stock de capital humano, definido por los años de escolaridad  $S$ , la dotación genética  $h$ , y los talentos crianza adquiridos  $j$ . Tomando en cuenta la especificación Minceriana estándar obtenemos:

$$\ln Y^{cp} = p_1^{cp} S^{cp} + p_2^{cp} h^{cp} + p_3^{cp} j^{cp} + \omega^{cp}, \quad (4)$$

Donde los coeficientes  $p_1$ ,  $p_2$  y  $p_3$  miden los rendimientos de los tres componentes del capital humano, y el término de errores  $\omega^{cp}$ , representa un factor idiosincrático (individual) que afecta el ingreso, pero que suponemos independiente de  $\varepsilon^p$ . Los superíndices permiten que los retornos sean diferentes a través de generaciones.

Ahora asumimos que el padre asigna sus ingresos para maximizar su función de utilidad, utilizamos la función Cobb-Douglas para el ingreso y el consumo del hijo.

$$U^p = b_1 \log Y^c + (1 - b_1) \log C^p, \quad (5)$$

Donde el coeficiente  $b_1$  mide la preferencia relativa de los ingresos del niño frente a su propio consumo.

Maximizando la ecuación (5), sujeta a (1), (2) y (4), obtenemos la cantidad de inversión óptima que los padres destinarían a sus hijos.

$$M^p = \frac{a_1 b_1 p_1^c}{1 - b_1 + a_1 b_1 p_1^c} Y^p = \Lambda(a_1, b_1, p_1^c) Y^p, \quad (6)$$

Si sustituimos (6) en la función de producción de escolaridad del hijo (2) obtenemos la relación entre padres e hijos que surge porque los padres invierten en la educación de sus hijos. Junto con (4) y (3) establecemos el vínculo escuela entre las distintas generaciones y llegamos a la ecuación:

$$M^p = \ln \Lambda + (a_1 p_1^p + q_1) S^p + (a_2 p_2^p + q_2) h^p + (a_3 p_3^p + q_3) j^p + a_1 \omega^p + \varepsilon^c, \quad (7)$$

Una forma reducida para escribir el modelo de escolaridad intergeneracional es:

$$S^c = \delta_0 + \delta_1 S^p + \Gamma_1 h^p + \Upsilon_1 j^p + e^c, \quad (8)$$

Donde el coeficiente  $\delta_1$  está determinado por dos componentes. Por un lado se determina por el producto de los efectos de la inversión de los padres en la educación de los niños, y los rendimientos de la educación para los padres. Por otro lado es determinado por todos los otros factores que relacionan de forma causal la educación de los padres y la del hijo, pero que no está relacionado con los ingresos de los padres.

$\delta_1$  Mide el efecto de los cambios en la escolaridad de los padres sobre la escolaridad de los hijos,  $\Gamma_1$  y  $\Upsilon_1$  captan estos efectos de la dotación genéticas y el efecto de los talentos de crianza respectivamente.

Si realizamos una regresión bivariada de  $S^c$  sobre  $S^p$ , el estimador de mínimos cuadrados tendrá la siguiente propiedad en muestras grandes:

$$plim \hat{\delta}_{1OLS} = \delta_1 + \Gamma_1 \frac{cov(S^p, h^p)}{var(S^p)} + \Upsilon_1 \frac{cov(S^p, j^p)}{var(S^p)} \quad (9)$$

Observamos que la identificación del parámetro  $\delta_1$  requiere que los coeficientes  $\Gamma_1$  y  $Y_1$  tiendan a cero, o que las dotaciones genética  $h^p$  y los talentos de crianza  $f^p$  no estén correlacionados con los años de escolaridad observados de los padres. Estos supuestos son muy fuertes y suponen una hipótesis muy difícil de comprobar, por ejemplo si padres más capaces tienen más educación, y si parte de esa capacidad se transmite a sus hijos por naturaleza, “nutriendo a ambos”, por lo que las correlaciones entre  $h^p$ ,  $f^p$  y  $S^p$  y los coeficientes  $\Gamma_1$  y  $Y_1$ , serán positivas y diferentes de cero, la estimación del parámetro  $\delta_1$  será demasiado alta.

Sin embargo, el sesgo podría ir en otra dirección, por ejemplo, si los padres que poseen ciertos talentos crianza, prefiriera educar a los hijos en casa, retrasando su ingreso a la educación formal, o si los padres generaran un medio ambiente de crianza que tuviera un impacto negativo sobre el rendimiento escolar de sus hijos, y la correlación entre  $f^p$  y  $S^p$  fuera negativa, esto conduciría a una estimación de  $\delta_1$  demasiado baja.

El sesgo siempre estará presionando hacia arriba o hacia abajo a  $\delta_1$ , si no se cumple los fuertes supuestos sobre  $h^p$ ,  $f^p$  y  $S^p$  y  $\Gamma_1$  y  $Y_1$ .

Por esta razón las estimaciones por mínimos cuadrados para la educación intergeneracional resultan inconsistentes, debido a la presencia de los problemas de endogeneidad, por lo que se hace necesario buscar otros métodos de estimación que superen estos problemas.

### 3. ASPECTOS METODOLÓGICOS

En el presente trabajo se replica la metodología de Monique de Haan (2011), quien propone un enfoque que utiliza límites no paramétricos basados en el trabajo realizado por Manski y Pepper (2000), para determinar el efecto de la escolaridad de los padres en la escolaridad de sus hijos.

#### 3.1 Especificación empírica.

La pregunta de interés es, ¿Cuál es el impacto causal medio del incremento de un nivel de escolaridad de la madre en la escolaridad de sus hijos?

Los datos para la realización del análisis, han sido tomados de la encuesta CAF del 2012, encuesta de hogares realizada en un grupo de ciudades importantes de la región, en el marco de su programa de investigación que tiene como propósito de contribuir con información primaria para el análisis de la problemática del desarrollo en América Latina.

En cada hogar se entrevistó al jefe del hogar o en su defecto a un adulto presente entre 25 y 65 años de edad. Las entrevistas del 2012 se realizaron entre el 21 de agosto y 19 de octubre de 2012.

La Encuesta fue depurada para las observaciones con información sobre la educación del padre y la madre, obteniendo un total de 7456 observaciones con las que se realizaron las estimaciones.

Se define para cada hijo, una función de respuesta  $y_i(*): T \rightarrow Y$ , con mapas de tratamiento  $t \in T$  y los resultados  $y_i(t): \in T$ , donde el tratamiento  $t$  serán los niveles de escolaridad de la madre, y donde  $(y)$  serán los niveles de escolaridad de los hijos.

Se definieron 11 niveles para la escolaridad de madres e hijos como se puede ver en la tabla1.

Tabla 1.

| Niveles de escolaridad                                               |    |
|----------------------------------------------------------------------|----|
| Sin nivel educativo/sin instrucción                                  | 1  |
| Preescolar                                                           | 2  |
| Básica/Primaria incompleta                                           | 3  |
| Básica/Primaria completa                                             | 4  |
| Secundaria/Media diversificada y profesional/Bachillerato incompleta | 5  |
| Secundaria/Media diversificada y profesional/Bachillerato completa   | 6  |
| Técnica superior/Terciaria no universitaria incompleta               | 7  |
| Técnica superior/Terciaria no universitaria completa                 | 8  |
| Universitaria incompleta                                             | 9  |
| Universitaria completa                                               | 10 |
| Especialización/Maestría/Doctorado (al menos 1 año de estudio)       | 11 |

Fuente: Encuesta CAF 2012.

Para cada hijo, se observa un nivel de escolaridad realizado por sus padres  $z_i$ , además se puede observar sus años de escolaridad realizados  $y_i = y_i(z_i)$ , pero no se puede saber los resultados potenciales para  $y_i(t)$  cuando  $t \neq z_i$ , (para simplificar la notación, se suprime el subíndice  $i$  en las siguientes ecuaciones) esto quiere decir, que no se pueden observar los resultados potenciales de la educación de los hijos, si el nivel de escolaridad de su madre fuera diferente al observado.

El presente trabajo, indaga acerca del efecto del tratamiento promedio de incrementar el nivel de escolaridad de la madre de  $s$  a  $t$ , sobre la el nivel de educación de los hijos:

$$\Delta(s, t) = E[y(t)] - E[y(s)]. \quad (10)$$

El efecto promedio del tratamiento está conformado por dos partes: La escolaridad media que se tendría si todos los hijos tuvieran una madre con un nivel de escolaridad  $t$ ,  $E[y(t)]$ , y la escolaridad media que se observaría, si todos los hijos tuvieran una madre con un nivel de escolaridad  $s$ ,  $E[y(s)]$ . En este trabajo primero se centrara la atención, en la escolaridad media obtenida si todos los hijos tuvieran una madre con el mismo nivel de escolaridad, para posteriormente analizar el efecto promedio del tratamiento del aumento de la escolaridad de los padres de  $s$  a  $t$ .

Usando la ley de las expectativas iteradas y el hecho de que  $E[y(t)]|z = t] = E[y|z = t]$ , se puede escribir:

$$E[y(t)] = E[y|z = t] \cdot P(z = t) + E[y|z \neq t] \cdot P(z \neq t). \quad (11)$$

Los datos brindan los niveles de escolaridad de los hijos y sus madres, se puede observar la escolaridad media de los hijos que tienen una madre con un nivel de escolaridad  $t$ , al igual que la proporción de estos, pero, para los hijos que tienen una madre con un nivel de escolaridad diferente de  $t$ , no se sabe cuál sería la media de su nivel de escolaridad, si sus padres tuvieran un nivel de escolaridad  $t$ .

El primer problema que se encuentra es que no se puede observar  $E[y(t)|z \neq t]$ , sin embargo se puede indagar un poco más sobre el efecto de interés si se incluyen algunos supuestos.

Una solución que se propone a menudo es aplicar el supuesto de Selección Exógena del Tratamiento (ETS):

$$E[y(t)|z \neq t] = E[y|z = t] \quad (12)$$

ETS supone que la media de los resultados que se obtendrá para todos los individuos que iban a recibir tratamiento  $t$  es igual a la media de los resultados que se observa para los individuos que realmente recibieron el tratamiento  $t$ .

Este supuesto está relacionado con la desaparición del supuesto de no aleatoriedad en los puntos de rendimiento identificados, esto solo sería creíble en experimentos aleatorios clásicos, por lo que a menudo resulta muy fuerte para otros entornos, ya que una estimación puntual basada en un supuesto muy fuerte pierde su credibilidad.

Se obtienen los estimadores de ETS, corriendo la regresión de los niveles de escolaridad de los hijos, sobre los niveles de escolaridad de la madre, utilizando 10 variables dummies para los 11 niveles (categorías) de escolaridad de la madre, utilizando el nivel 1 correspondiente a “sin nivel educativo/sin instrucción”, como categoría de referencia.

$$y = \beta_1 + \beta_2 t_2 + \beta_3 t_3 + \beta_4 t_4 + \beta_5 t_5 + \beta_6 t_6 + \beta_7 t_7 + \beta_8 t_8 + \beta_9 t_9 + \beta_{10} t_{10} + \beta_{11} t_{11} + e_i \quad (13)$$

El supuesto ETS asume que la educación materna está relacionada con los factores no observados que se explicaron en el marco teórico, que afectan a la escolarización de los

hijos, como la dotación genética y los talentos de crianza, por lo que las estimaciones serán inconsistentes. (Sin embargo estos estimadores servirán para efectos comparativos).

Otra interesante forma de resolver el problema de no poder observar  $E[y(t)|z \neq t]$ , es el planteado por Manski (1989), quien argumenta que es posible identificar límites en  $E[y(t)]$  sin añadir ninguna hipótesis o supuesto si acotamos la variable dependiente que soporta el análisis. Para el caso del nivel de escolaridad de los hijos, se puede sustituir  $E[y(t)|z \neq t]$ , con el nivel mas bajo de educación posible  $y_{min}$ , de esta forma se obtiene un límite inferior para  $E[y(t)]$ . De igual forma, si se sustituye  $E[y(t)|z \neq t]$  con el nivel más alto de educación posible  $y_{max}$ , se obtiene un límite superior.

De esta forma se obtienen los no-assumption bounds (Mansky, 1989).

$$\begin{aligned} E[y|z = t] \cdot P(z = t) + y_{min} \cdot P(z \neq t) \\ \leq E[y(t)] \leq \\ E[y|z = t] \cdot P(z = t) + y_{max} \cdot P(z \neq t). \end{aligned} \tag{14}$$

Es interesante ver que todos los resultados basados en diferentes supuestos sobre  $E[y(t)|z \neq t]$  se encuentran dentro de estos límites, sin embargo estos límites resultan poco informativos porque son muy amplios, por lo que se añadirán algunos supuestos no paramétricos para hacerlos más angostos.

El primer supuesto no paramétrico que se introducirá, será el supuesto de “la Respuesta Monótona al Tratamiento” (MTR) desarrollado por Manski (1997) y Manski y Pepper (2000).

El supuesto MTR postula que el resultado es una función débilmente creciente del tratamiento:

$$t_2 \geq t_1 \Rightarrow y(t_2) \geq y(t_1). \tag{15}$$

La ecuación (13) asume que los incrementos en la escolaridad de los padres, incrementan débilmente los niveles de escolaridad de sus hijos.

Como se puede observar en el modelo de movilidad intergeneracional del ingreso (Solon 2004), y en el análisis de los efectos causales entre la escolaridad de padres e hijos (Holmlund y Lindahl 2008). Se puede asumir que en algunos casos, la escolaridad de los padres no tiene un efecto causal en la escolaridad de sus hijos, y que las asociaciones positivas se deban a la selección y no a la causalidad. Por esta razón resulta importante que el supuesto MTR no descarte la posibilidad de encontrar un efecto cero entre estos dos factores.

En la muestra, se pueden dividir a las madres y sus hijos en tres grupos:

- $(z < t)$  , hijos cuya madre tiene un nivel de escolaridad más bajo que  $t$ .
- $(z = t)$  , hijos cuya madre tiene un nivel de escolaridad igual que  $t$ .
- $(z > t)$  , hijos cuya madre tiene un nivel de escolaridad mayor que  $t$ .

Combinando el supuesto MTR con los no-assumption bounds:

Se entiende que del grupo de hijos con  $(z = t)$ , se obtiene el efecto medio sobre el nivel de escolaridad de tener una madre con un nivel de escolaridad  $t$ .

Para el grupo de hijos con  $(z < t)$ , se entiende que bajo el supuesto de MTR el nivel de escolaridad media observada en un nivel de escolaridad menor a  $t$ , es menor o igual a la escolaridad media que habrían obtenido, si su madre tuvieran un nivel de escolaridad  $t$ , por lo que se puede utilizar la escolaridad media observada para este grupo, para apretar el límite inferior.

Para el grupo de hijos con  $(z > t)$ , se entiende que bajo el supuesto MTR, si este grupo hubiera tenido una madre con un nivel de escolaridad  $t$ , su nivel de escolaridad media habría sido inferior o igual al nivel de escolaridad media actual, por lo que se puede utilizar la media del nivel de escolaridad observada para este grupo para apretar el límite superior.

Así se obtienen los límites MTR:

$$\begin{aligned}
 & E[y|z < t] \cdot P(z < t) + E[y|z = t] \cdot P(z = t) + y_{min} \cdot P(z > t) \\
 & \leq E[y(t)] \\
 & y_{max} \cdot P(z < t) + E[y|z = t] \cdot P(z = t) + E[y|z > t] \cdot P(z > t).
 \end{aligned} \tag{16}$$

El segundo supuesto no paramétrico que se introducirá, será el supuesto de “Selección Monótona del Tratamiento” (MTS), desarrollado por Manski y Pepper (2000).

El supuesto MTS postula que los hijos con una madre con mayor nivel de escolaridad media, obtienen funciones de escolaridad media débilmente mayores que los hijos de madres con niveles de escolaridad inferiores.

$$u_2 \geq u_1 \Rightarrow E[y(t)|z = u_2] \geq E[y(t)|z = u_1]. \quad (17)$$

En la segunda parte de este trabajo, se presentaron algunos estudios que brindaron evidencia de la existencia de una asociación positiva entre el nivel de la educación de los padres y el nivel alcanzado por sus hijos. Sin embargo, se señaló que esta asociación positiva no garantizaba la existencia de una relación causal entre las variables, debido, como se ve en la tercera parte de este trabajo, a que el nivel de educación de los padres, esta relacionado con características no observables que ocasionan un sesgo en las estimaciones.

Este argumento es consistente con el supuesto de MTS, ya que este supuesto excluye la posibilidad de que estas características (dotación genética y talentos crianza), tengan un impacto en la educación de los hijos.

De nuevo dividiendo a las madres y sus hijos en tres grupos:

- $(z < t)$  , hijos cuya madre tiene un nivel de escolaridad más bajo que  $t$ .
- $(z = t)$  , hijos cuya madre tiene un nivel de escolaridad igual que  $t$ .
- $(z > t)$  , hijos cuya madre tiene un nivel de escolaridad mayor que  $t$ .

Y combinando el supuesto MTS con los no-assumption bound:

Si la escolaridad de la madre de los hijos con  $(z < t)$  se incrementa a  $t$ , se entiende debido al supuesto de MTS, que la escolaridad media de los hijos sería débilmente inferior que la escolaridad media que se observa para los hijos con una madre que en la actualidad tiene un nivel de escolaridad  $t$ .

Por lo tanto, se puede utilizar la escolaridad media observada de los hijos de una madre con un nivel de escolaridad  $t$ , como un límite superior para los hijos con  $(z < t)$ . Del mismo modo, se puede utilizar como un límite inferior para los hijos con  $(z > t)$ , y de esta forma apretar los límites. Combinando los supuestos MTR y MTS, se obtienen los

límites MTR-MTS. (Para una derivación completa de los límites MTR-MTS, ver Manski (1997) y Manski y Pepper (2000)).

Limites MTR-MTS:

$$E[y|z < t] \cdot P(z < t) + E[y|z = t] \cdot P(z = t) + E[y|z > t] \cdot P(z > t) \leq E[y(t)] \leq$$
(18)

$$E[y|z = t] \cdot P(z < t) + E[y|z = t] \cdot P(z = t) + E[y|z > t] \cdot P(z > t).$$

Para que el supuesto MTR-MTS se cumpla, la media de la escolaridad de los hijos, debe incrementarse débilmente para cada nivel realizado de escolaridad de la madre. Si esto no se cumple el supuesto debe ser rechazado. Este supuesto apretará aún más los límites obtenidos hasta el momento.

Si suponemos ahora, que no solo se cuenta con información sobre los niveles de escolaridad de la madre y los de los hijos, sino que también se cuenta con una variable  $v$ , entonces se podría dividir la muestra en submuestras para cada valor de  $v$ , y obtener límites inferior y superior en el efecto de la escolaridad de la madre para cada submuestra.

Es probable que para algunas submuestras los límites sean relativamente estrechos y para otras relativamente amplios. Se puede explotar esta variación en los límites sobre las submuestras si  $v$  satsface el supuesto de variable instrumental  $IV$  (Mansi y Pepper 2000).

Una variable satisface el supuesto de  $IV$ , en el sentido de la independencia media, si para todos los tratamientos  $t \in T$ , y todos los valores del instrumento  $m \in M$ , se cumple:

$$E[y(t)|v = m] = E[y(t)].$$
(19)

Esto quiere decir que la función de escolaridad del hijo debe ser independiente de la variable  $v$ . Si  $v$  satisface el supuesto  $IV$ , se puede obtener el límite inferior  $IV$  para  $E[y(t)]$  tomando el máximo límite inferior sobre todas las submuestras, y se obtendrá el límite superior  $IV$  para  $E[y(t)]$ , tomando el mínimo límite superior sobre todas las submuestras.

Limites *IV*:

$$\max_{m \in M} (LB_{E[y(t)|v=m]} \leq E[y(t)] \leq \min_{m \in M} (UB_{E[y(t)|v=m]}) \quad (20)$$

Dado que es bastante difícil encontrar una variable que satisfaga el supuesto de *IV* de la ecuación (19), en este trabajo se utilizara una versión menos estricta: el supuesto de Variable Instrumental Monótona (MIV).

Una variable cumple el supuesto MIV en el sentido de monotonicidad media si se cumple que:

$$m_1 \leq m \leq m_2 \Rightarrow E[y(t)|v = m_1] \leq E[y(t)|v = m] \leq E[y(t)|v = m_2]. \quad (21)$$

De esta forma, en lugar de asumir la independencia media, la hipótesis de MIV permite una relación débilmente monótona entre la variable  $v$ , y la función de escolaridad media del hijo (Manski y Pepper 2000).

Para utilizar el supuesto MIV en la obtención de límites, se divide la muestra en submuestras para cada valor de la variable  $v$ . De la ecuación (21) se deduce que  $E[y(t)|v = m]$  no es menor que el límite inferior  $E[y(t)|v = m_1]$  y no es mayor que el límite superior  $E[y(t)|v = m_2]$ . Para la submuestra en la que  $v$  tiene un valor igual a  $m$ , se puede obtener un nuevo límite inferior, que será el mayor límite inferior de todas las submuestras en las que  $v$  tiene un valor menor o igual a  $m$ . Del mismo modo, se puede obtener un nuevo límite superior, tomando el mayor de los límites inferiores de todas las submuestras en las que  $v$  tiene un valor mayor o igual a  $m$ .

Se pueden obtener límites MIV agregados, mediante el cálculo de un promedio ponderado:

$$\begin{aligned} \sum_{m \in M} P(v = m) \cdot [\max_{m_1 \leq m} LB_{E[y(t)|v=m_1]}] \\ \leq E[y(t)] \leq \\ \sum_{m \in M} P(v = m) \cdot [\max_{m_2 \geq m} LB_{E[y(t)|v=m_2]}] \end{aligned} \quad (22)$$

En el presente trabajo se utilizara como variable instrumental monótona (MIV), el nivel de escolaridad del padre. Si bien la escolaridad del padre no es independiente de la escolaridad del hijo, por lo que no cumple la condición de la ecuación (19), si podrá utilizarse como MIV, asumiendo que existe un impacto directo de la escolarización del padre en la escolarización del hijo, y que este efecto no es negativo.

Luego de obtener los límites más estrechos posibles, se debe responder la pregunta de interés, ¿Cuál es el impacto causal medio del incremento de un nivel de escolaridad de la madre en la escolaridad de sus hijos?

Esta pregunta se resolverá, hallando el efecto del tratamiento promedio de incrementar la el nivel de escolaridad de la madre de  $s$  a  $t$ , sobre el nivel de escolaridad de los hijos, planteado en la ecuación (10).

$$\Delta(s, t) = E[y(t)] - E[y(s)]. \quad (10)$$

El límite superior para el efecto del tratamiento  $\Delta(s, t)$  se obtendrá tomando el límite superior en  $E[y(t)]$  y restándole el límite inferior de  $E[y(s)]$ , y el límite inferior para el efecto del tratamiento  $\Delta(s, t)$  se obtendrá tomando el límite inferior en  $E[y(t)]$  y restándole el límite superior de  $E[y(s)]$ .

## 4. RESULTADOS.

Para investigar si existe una relación causal entre los niveles de escolaridad de la madre y los de los hijos, inicialmente se presentaran los resultados de las estimaciones bajo los supuestos de ETS y se compararan con los límites de no assumption bounds, MTR, MTR-MTS y MIV obtenidos bajo el enfoque de estimación no paramétrica, posteriormente se presentara el cálculo del efecto promedio del tratamiento  $\Delta(s, t)$  del aumento del nivel de escolaridad de la madre sobre el nivel de escolaridad de los hijos, utilizando como variable instrumental monótona, al nivel de escolaridad del padre.

### 4.1 Tratamiento de selección exógena ETS

En la tabla 2, se presenta la estimación del efecto de la escolaridad de la madre, en el nivel de escolaridad de los hijos, que equivale a la estimación de puntos de identificación por ETS, calculado a partir de una regresión por mínimos cuadrados ordinarios de la ecuación (13), cuyos detalles de la estimación se presentan en el Anexo 1.

tabla 2

| Nivel escolaridad de la Madre | ETS E[y(t)] |
|-------------------------------|-------------|
| 1                             | 4,536656891 |
| 2                             | 5,296703297 |
| 3                             | 5,493975904 |
| 4                             | 6,236658933 |
| 5                             | 6,986024845 |
| 6                             | 7,537532355 |
| 7                             | 8,059322034 |
| 8                             | 8,412955466 |
| 9                             | 9,087912088 |
| 10                            | 9,157754011 |
| 11                            | 9,68627451  |

Fuente: Cálculos propios, a partir de la encuesta CAF 2012

ETS asume que la media de los resultados que se obtendrá para todos los individuos que podrían recibir tratamiento  $t$  es igual a la media de los resultados que se observa para los

individuos que realmente recibieron el tratamiento  $t$ , este supuesto resulta demasiado fuerte y difícil de comprobar.

Los valores de la tabla 3, brindan evidencia de una asociación positiva entre los niveles de escolaridad de la madre y los del hijo. Se puede observar que el nivel de escolaridad media del hijo aumenta conforme aumentan los niveles de educación de la madre, Sin embargo esta asociación positiva, no garantiza la existencia de una relación causal, debido a que el supuesto ETS no controla ni corrige el hecho de que los niveles de la escolaridad de la madre, están relacionadas con características no observables que afectan la educación de los hijos, por lo que los estimadores obtenidos son inconsistentes, pero para el presente trabajo, servirán como un punto de referencia para análisis comparativos con otras estimaciones.

#### 4.2 No assumptions bounds

En la tabla 3 se presentan los límites hallados acotando la estimación con los valores máximos y mínimos registrado para la escolaridad en la muestra.

Tabla 3

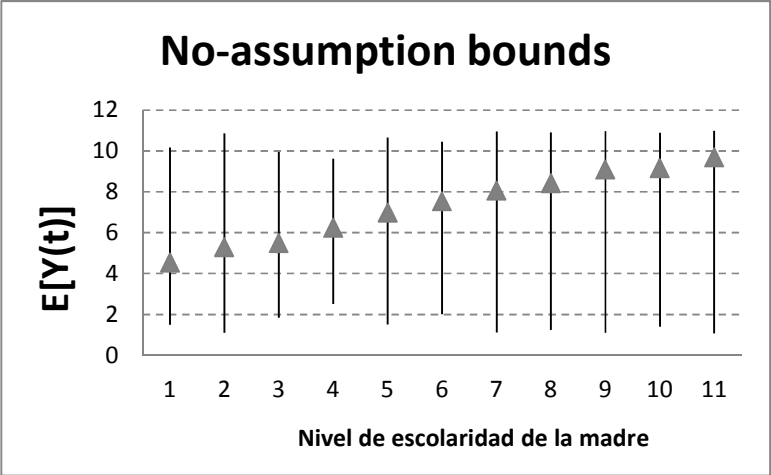
| no assumption-bounds |        |         |
|----------------------|--------|---------|
| t                    | LB     | UB      |
| 1                    | 1,4901 | 10,1671 |
| 2                    | 1,1026 | 10,8576 |
| 3                    | 1,8482 | 9,9542  |
| 4                    | 2,5132 | 9,6222  |
| 5                    | 1,5142 | 10,6492 |
| 6                    | 2,0157 | 10,4597 |
| 7                    | 1,1114 | 10,9524 |
| 8                    | 1,2452 | 10,9132 |
| 9                    | 1,0985 | 10,9755 |
| 10                   | 1,4075 | 10,9045 |
| 11                   | 1,0589 | 10,9899 |

Fuente: Cálculos propios Encuesta CAF 2012.

En el gráfico 1, se observa que los valores estimados bajo el supuesto de ETS, representados con triángulos grises en la gráfica, caen dentro de los límites hallados sin supuestos. Estos límites resultan muy amplios, por lo que no brindan mucha información

para el análisis. Se añadirán algunos supuestos no paramétricos para hacerlos más angostos.

Gráfico 1



Fuente: Cálculos propios, Encuesta CAF 2012.

### 4.3 Limites MTR

En la tabla 4, se observan los límites obtenidos combinando el supuesto no paramétrico de la respuesta monótona del tratamiento (MTR), con los no assumptions bounds.

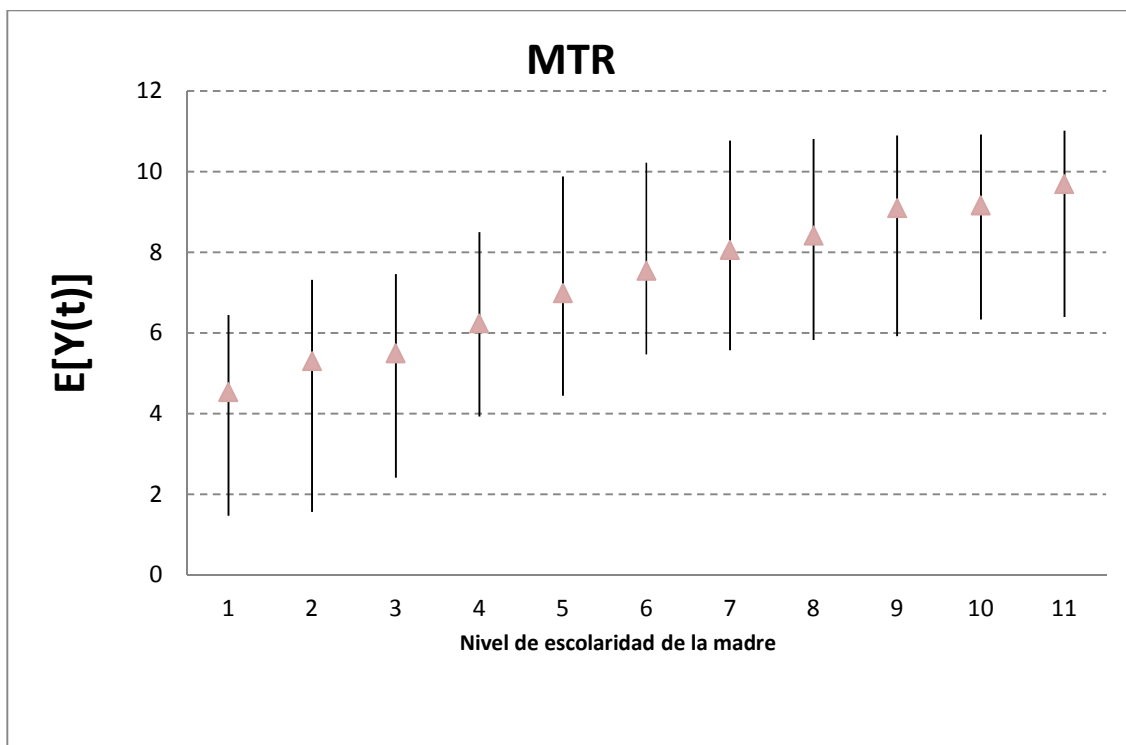
Tabla 4

| t  | MTR    |         |
|----|--------|---------|
|    | LB     | UB      |
| 1  | 1,4851 | 6,412   |
| 2  | 1,5878 | 7,2967  |
| 3  | 2,4382 | 7,4355  |
| 4  | 3,954  | 8,4802  |
| 5  | 4,4684 | 9,8541  |
| 6  | 5,487  | 10,2028 |
| 7  | 5,5992 | 10,742  |
| 8  | 5,8446 | 10,7885 |
| 9  | 5,9434 | 10,8741 |
| 10 | 6,3511 | 10,8956 |
| 11 | 6,4118 | 10,9899 |

Fuente: Cálculos propios Encuesta CAF 2012.

En el gráfico 3, se puede observar que bajo el supuesto MTR se obtienen límites más estrechos que los hallados sin supuestos, los puntos estimados bajo el supuesto ETS representados en los triángulos rosa en la gráfica, continúan contenidos dentro de los límites hallados, sin embargo, estos límites continúan siendo demasiado amplios, por lo que resultan poco informativos para el análisis de este trabajo. No obstante se obtiene evidencia de una asociación positiva, lo que corrobora que bajo MTR los incrementos en la escolaridad de la madre, incrementan débilmente los niveles de escolaridad de sus hijos.

Gráfico 3



Fuente: Cálculos propios, Encuesta CAF 2012.

#### 4.4 Límites MTR-MTS:

En la tabla 5, se observan los límites obtenidos combinando los supuesto no paramétricos MTR y MTS y aplicándolos a los assumptions bounds.

Tabla 5

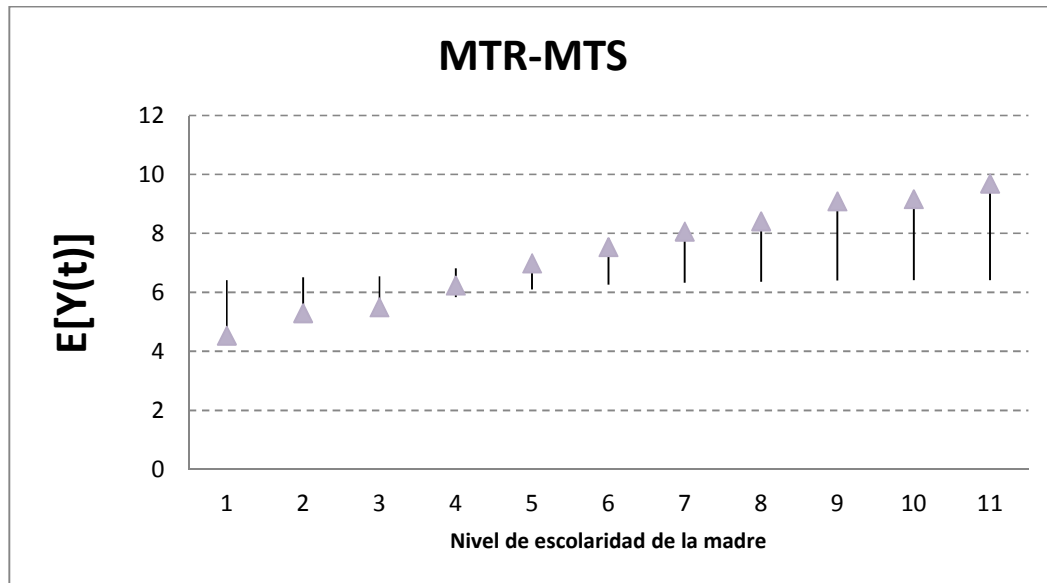
| t  | MTR-MTS |        |
|----|---------|--------|
|    | LB      | UB     |
| 1  | 4,5361  | 6,412  |
| 2  | 5,1897  | 6,5142 |
| 3  | 5,3522  | 6,5451 |
| 4  | 5,8391  | 6,8088 |
| 5  | 6,1062  | 7,2855 |
| 6  | 6,2591  | 7,688  |
| 7  | 6,3214  | 8,1489 |
| 8  | 6,3576  | 8,4663 |
| 9  | 6,4044  | 9,0945 |
| 10 | 6,4065  | 9,1585 |
| 11 | 6,4118  | 9,6852 |

Fuente: Cálculos propios Encuesta CAF 2012.

En la gráfico 4, se puede observar, que con la inclusión del supuesto MTS combinado con el supuesto MTR, se obtienen límites aún más estrechos. Los puntos estimados bajo el supuesto ETS representados con triángulos violeta, continúan contenidos dentro de los límites hallados, pero para los niveles menores de escolaridad de la madre, estos valores ETS casi coinciden con los limites inferiores, y para los niveles mayores de la escolaridad de la madre, los valores de ETS están muy cerca de los limites superiores, esto se debe, a que a medida que incluimos los supuestos no paramétricos, eliminamos parte del sesgo de estimación ocasionado por factores la dotación genética y los talentos de crianza,

corroborando que bajo el supuesto de MTS, el aumento en la función de escolaridad de la madre tienen un efecto débilmente creciente en la función de escolaridad de los hijos.

Gráfico 4



Fuente: Cálculos propios Encuesta CAF 2012.

#### 4.5 Límites MTRMTSMIV

En la tabla 6, se observan los límites MIV agregados, que obtenemos combinando los supuestos MTR y MTS y el supuesto de Variable Instrumental Monotona (MIV), a partir de los datos del Apéndice 2.

En la tabla 6 incluimos una columna con los valores de las estimaciones ETS, para mostrar que en algunos niveles de escolaridad de la madre, estas estimaciones puntuales de ETS quedan por fuera de los límites MTRMTSMIV.

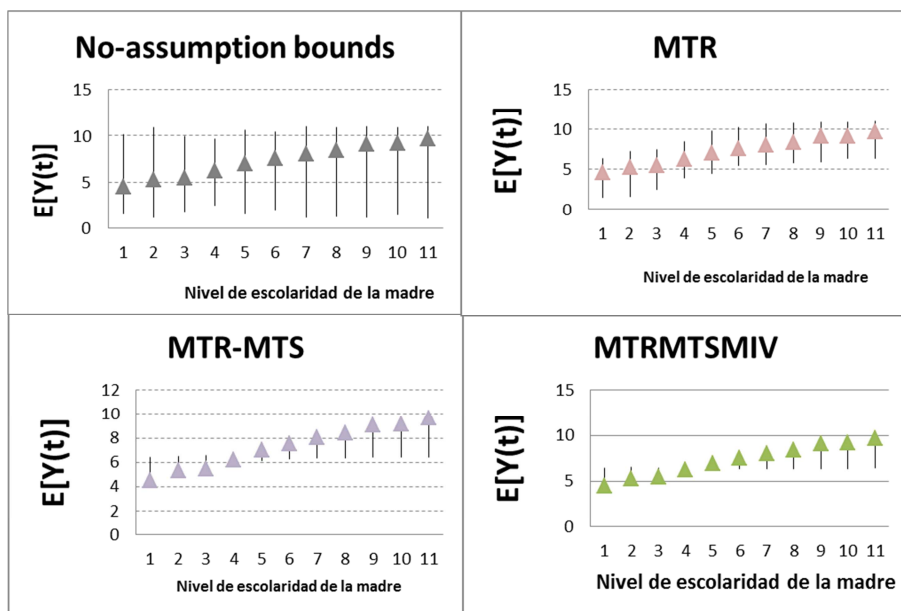
Utilizando la escolaridad del padre como MIV, se obtienen límites más estrictos, aún más estrechos que los límites MTR-MTS, como se puede observar en el Gráfico 5.

Tabla 6

| t  | MIV bounds |         | ETS        |
|----|------------|---------|------------|
|    | LB         | UB      |            |
| 1  | 5,46       | 6,41183 | 4,53665689 |
| 2  | 6,2014     | 6,5218  | 5,2967033  |
| 3  | 6,0058     | 6,4652  | 5,4939759  |
| 4  | 6,166721   | 6,68149 | 6,23665893 |
| 5  | 6,26169    | 6,8677  | 6,98602484 |
| 6  | 6,3255     | 6,8898  | 7,53753236 |
| 7  | 6,391      | 7,9215  | 8,05932203 |
| 8  | 6,4029     | 7,2572  | 8,41295547 |
| 9  | 6,4047     | 7,51448 | 9,08791209 |
| 10 | 6,4089     | 7,6566  | 9,15775401 |
| 11 | 6,4121     | 8,1153  | 9,68627451 |

Fuente: Cálculos propios Encuesta CAF 2012.

Gráfico 5

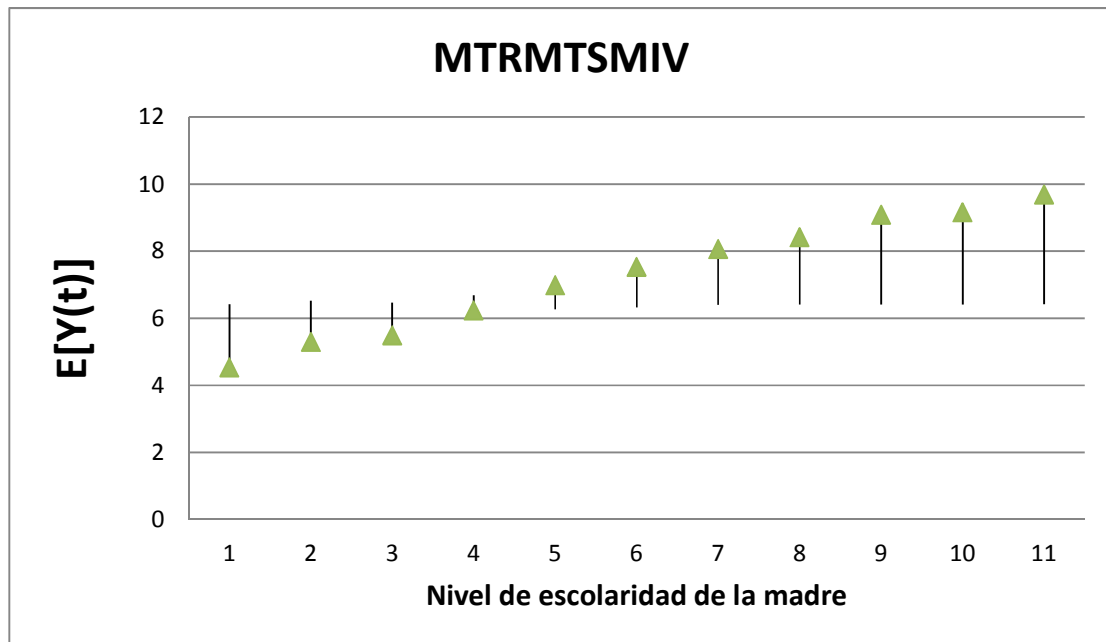


Fuente: Cálculos propios Encuesta CAF 2012

En el Gráfico 6, se puede observar que, si se comparan estos límites con las estimaciones puntuales ETS, se observa que para los niveles inferiores y superiores de escolaridad de la madre, la estimación por ETS cae por debajo de los límites MTRMTSMIV.

Se debe tomar en cuenta que la estimación puntual por ETS es subestimada para niveles bajos de escolaridad de la madre, y sobrestima para niveles altos de esta. Esto se debe a que la combinación de los supuestos MTR, MTS, y la utilización de una variable instrumental monótona, elimina el sesgo en la estimación ocasionado por los problemas de endogeneidad de las variables debido al sesgo de habilidad ocasionado por dotaciones genéticas innatas y habilidades de crianza.

Gráfico 6



Fuente: Cálculos propios Encuesta CAF 2012

Estos límites son estimaciones consistentes, los cuales brindan información sobre el efecto causal de la escolaridad de la madre en la escolaridad de los hijos.

#### 4.6 Límites del efecto promedio del tratamiento promedio $\Delta(s, t)$ .

En la tabla 7, se presentan los límites del efecto promedio del tratamiento para cada aumento del nivel de escolaridad de la madre sobre el nivel de escolaridad de los hijos, para las estimaciones puntuales ETS, los límites MTR-MTS y MTRMTSMIV.

Tabla 7. Límites para el efecto promedio del tratamiento.

|                 | ETS        | MTRMTS |        | MTRMTSMIV |          |
|-----------------|------------|--------|--------|-----------|----------|
| $\Delta$        | B          | LB     | UB     | LB        | UB       |
| $\Delta(1,2)$   | 0,76004641 | 0      | 1,9781 | 0         | 1,0618   |
| $\Delta(2,3)$   | 0,19727261 | 0      | 1,3554 | 0         | 0,2638   |
| $\Delta(3,4)$   | 0,74268303 | 0      | 1,4566 | 0         | 0,67569  |
| $\Delta(4,5)$   | 0,74936591 | 0      | 1,4464 | 0         | 0,700979 |
| $\Delta(5,6)$   | 0,55150751 | 0      | 1,5818 | 0         | 0,62811  |
| $\Delta(6,7)$   | 0,52178968 | 0      | 1,8898 | 0         | 1,596    |
| $\Delta(7,8)$   | 0,35363343 | 0      | 2,1449 | 0         | 0,8662   |
| $\Delta(8,9)$   | 0,67495662 | 0      | 2,7369 | 0         | 1,11158  |
| $\Delta(9,10)$  | 0,06984192 | 0      | 2,7541 | 0         | 1,2519   |
| $\Delta(10,11)$ | 0,5285205  | 0      | 3,2787 | 0         | 1,7064   |

Fuente: Cálculos propios, encuesta CAF 2012

Se observa que la inclusión de la variable instrumental, reduce el los límites para el efecto causal promedio, del aumento de un nivel de escolaridad de la madre sobre la escolaridad de los hijos. Sin embargo un análisis de niveles de educación de la madre sobre niveles de educación de los hijos no brinda mucha precisión para el análisis, por lo cual se procedió a transformar los niveles de educación de los hijos a años. En la Tabla 8 se

presenta el número de años acumulados que se utilizó para cada nivel de educación de la madre.

Tabla 8.

| Niveles de educación                                                 | t  | años de escolaridad acumulados |
|----------------------------------------------------------------------|----|--------------------------------|
| Sin nivel educativo/sin instrucción                                  | 1  | 0                              |
| Preescolar                                                           | 2  | 1                              |
| Básica/Primaria incompleta                                           | 3  | 3,5                            |
| Básica/Primaria completa                                             | 4  | 6                              |
| Secundaria/Media diversificada y profesional/Bachillerato incompleta | 5  | 9                              |
| Secundaria/Media diversificada y profesional/Bachillerato completa   | 6  | 12                             |
| Técnica superior/Terciaria no universitaria incompleta               | 7  | 13                             |
| Técnica superior/Terciaria no universitaria completa                 | 8  | 14                             |
| Universitaria incompleta                                             | 9  | 14,5                           |
| Universitaria completa                                               | 10 | 17                             |
| Especialización/Maestría/Doctorado (al menos 1 año de estudio)       | 11 | 18                             |

Fuente: Cálculos propios, Encuesta CAF 2012.

Se realizó una regresión de años de educación acumulados sobre niveles acumulados, cuyos detalles se presentan en el Anexo 3. Con el coeficiente hallado en esta regresión se ajustaron los resultados de los límites para el efecto promedio del tratamiento para un cambio en el nivel de escolaridad de la madre,  $\Delta(s, t)$  sobre los años de escolaridad de los hijos, como se puede observar en la Tabla 9., en esta tabla, se puede observar que los resultados obtenidos por mínimos cuadrados ordinarios, basados en el supuesto de ETS, van desde el aumento de 0,33 años de escolaridad para el hijo cuando su madre aumenta su nivel de escolaridad de preescolar a primaria incompleta  $\Delta(2,3)$ , siendo este el menor impacto registrado por un aumento del nivel de escolaridad bajo este supuesto, hasta el aumento de 1,28 años de escolaridad del hijo cuando la madre incrementa su escolaridad de no poseer estudios, a tener preescolar  $\Delta(1,2)$ , siendo el mayor resultado registrado para este supuesto. Sin embargo no centraremos el análisis en estos resultados, debido a que como los postulamos en el desarrollo teórico de este trabajo, las estimaciones resultan inconsistentes.

Tabla 9. Límites para el efecto promedio del tratamiento en días.

|                 | ETS        | MTRMTS |            | MTRMTSMIV |            |
|-----------------|------------|--------|------------|-----------|------------|
| $\Delta$        | $\beta$    | LB     | UB         | LB        | UB         |
| $\Delta(1,2)$   | 1,28426814 | 0      | 3,3424417  | 0         | 1,79414822 |
| $\Delta(2,3)$   | 0,33333612 | 0      | 2,29025099 | 0         | 0,44574901 |
| $\Delta(3,4)$   | 1,25492883 | 0      | 2,46125099 | 0         | 1,14172915 |
| $\Delta(4,5)$   | 1,26622106 | 0      | 2,44401581 | 0         | 1,18446056 |
| $\Delta(5,6)$   | 0,9318951  | 0      | 2,67280435 | 0         | 1,06133211 |
| $\Delta(6,7)$   | 0,88168019 | 0      | 3,19323913 | 0         | 2,69679842 |
| $\Delta(7,8)$   | 0,59754266 | 0      | 3,62428755 | 0         | 1,46363834 |
| $\Delta(8,9)$   | 1,14048994 | 0      | 4,62460375 | 0         | 1,87826265 |
| $\Delta(9,10)$  | 0,11801353 | 0      | 4,653667   | 0         | 2,11536462 |
| $\Delta(10,11)$ | 0,89305341 | 0      | 5,54009585 | 0         | 2,88334387 |

Fuente: Cálculos propios, encuesta CAF 2012

Combinando los supuestos MTR y MTS (MTR-MTS), se obtienen límites para el efecto promedio del tratamiento que van desde el menor efecto registrado para este supuesto, que va desde 0 hasta 2,29 años de escolaridad para el hijo, cuando la madre aumenta su nivel pasa de preescolar a primaria incompleta  $\Delta(2,3)$ , hasta el mayor impacto registrado, que equivaldría a un aumento entre 0 y 5,54 años de educación para el hijo, cuando su madre aumenta su nivel de escolaridad, de tener título universitario, a cursar al menos un año de estudios pos universitarios  $\Delta(10,11)$ .

Combinando los supuestos MTR y MTS, se controlan los problemas de endogeneidad entre la escolaridad de la madre y la escolaridad de los hijos, razón por la cual, los resultados obtenidos permitirían realizar un análisis de relación causal entre las

variables. Sin embargo, estos límites aún son bastante amplios, lo que afectaría la precisión del análisis.

Al utilizar la educación del Padre como una variable instrumental monótona (MIV) para el análisis, se controla el problema de endogeneidad y se obtienen límites más estrechos y precisos, que permitirán analizar la relación causal entre el aumento de la escolarización de la madre y la escolarización de los hijos.

¿Cuál es el impacto causal medio del incremento de un nivel de escolaridad de la madre en la escolaridad de sus hijos?

Los resultados obtenidos sobre el efecto promedio del tratamiento, bajo los supuestos de MTRMTSMIV, corroboran la hipótesis de que un aumento en los niveles de escolaridad de la madre, genera un aumento de los años de escolaridad en los hijos. La obtención de niveles cada vez mayores de escolaridad de la madre, tiene impactos cada vez mayores en términos de años de escolaridad de los hijos.

Cuando el nivel de escolaridad de la madre aumenta de no tener nivel educativo a tener preescolar  $\Delta (1,2)$ , los años de escolaridad del hijo podrían aumentar de 0 a 1, 7 años de escolaridad. Este intervalo, tiene una cota superior mayor que los límites hallados para  $\Delta (2,3)$ ,  $\Delta (3,4)$ ,  $\Delta (4,5)$ ,  $\Delta (5,6)$  y  $\Delta (7,8)$ . Una hipótesis al respecto, es que el impacto de cursar al menos un año de educación formal, frente a no haber tenido a instrucción, es fundamental para las decisiones de inversión de los padres en la educación de sus hijos, y este impacto causal es aún más fuerte que el ocasionados por la obtención de logros como el terminar la primaria, el terminar el bachillerato e incluso el terminar una carrera técnica/no profesional.

El impacto causal de ingresar a la educación formal frente a no conocer formación alguna, es muy fuerte y tiene un impacto fundamental en la función de escolaridad de los hijos.

Un cambio en el nivel de escolaridad de la madre, de preescolar a primaria incompleta, genera un impacto entre 0 y 0,4 años de escolaridad en los hijos. Este cambio es el más bajo registrados, lo que sugiere que la diferencia entre terminar y no terminar la primaria, no tiene un impacto significativo en las decisiones de inversión en la decisión de la educación de los hijos.

El aumento en el nivel de escolaridad de la madre, de tener bachillerato completo, a poseer estudios técnico/tecnológicos/no universitarios  $\Delta(6,7)$ , genera un aumento entre 0

y 2,6 años de escolaridad en los hijos. Este intervalo tiene el segundo límite superior más elevado, seguido del obtenido cuando se analiza cuando la madre pasa de tener universidad incompleta a obtener el título, cambio que genera un aumento entre 0 y 2,1 años de educación en los hijos, y que son superados solo por el impacto de pasar de tener título universitario, a cursar al menos un año de estudios postuniversitarios, que genera aumento entre 0 y aproximadamente 3 años de escolaridad de los hijos.

## 5. CONCLUSIONES.

El desarrollo del presente trabajo, permite concluir, que la utilización de límites no paramétricos con variables instrumentales monótonas, configura una alternativa eficiente para analizar el efecto causal de la escolaridad intergeneracional.

Los resultados obtenidos del análisis empírico, corroboran que los límites no paramétricos estimados, resultan más eficientes que las estimaciones ETS obtenidas por mínimos cuadrados ordinarios. En el desarrollo de las estimaciones se puede observar, cómo a medida que se introducen una serie de supuestos no paramétricos (relativamente débiles y basados en hipótesis comprobables), los límites van haciéndose más angostos, hasta el punto en que las estimaciones ETS de la escolaridad del hijo para los valores correspondientes a los niveles más altos y más bajos de la educación de la madre, quedan por fuera de los límites estimados.

El método de límites no paramétricos elimina los sesgos ocasionados por las habilidades de crianza, y de dotaciones genéticas, en las estimaciones de educación intergeneracional, permitiendo hacer inferencia sobre el efecto causal de la escolaridad de la madre en la escolaridad de los hijos, aun si este efecto no es lineal y homogéneo.

El análisis para América Latina, arroja evidencia de la existencia de un efecto causal entre niveles de escolaridad las madres y los hijos, por lo que podemos afirmar, que en la región, un aumento de los niveles de educación de las madres, generara un aumento en los años de escolaridad de los hijos.

Tomando en cuenta que el sistema de educación formal, es un proceso secuencial, al estimar el efecto causal promedio del aumento de un nivel de escolaridad de la madre sobre la escolaridad de los hijos, se obtuvo que hay ciertos niveles, o peldaños en el proceso de educación de la madre que tendrán mayor impacto sobre la educación de sus hijos, por ejemplo, el estudio arroja que la diferencia entre no haber tenido instrucción y el haber ingresado al sistema formal de educación tendría un gran impacto en los años de educación de la próxima generación, es decir, desde el modelo de movilidad intergeneracional educativa (Solon 2004). La posibilidad de ingresar al sistema de educación formal, tendrá un impacto significativo en la función de inversión de los padres, aumentando la inversión en escolaridad de sus hijos.

Otros “peldaños” importantes en el nivel de educación de los padres, que tienen gran impacto en la educación de los hijos en este análisis, son el obtener el título universitario,

y el tener una carrera técnica/tecnológica/no universitaria incompleta, revelando que los padres que continuaron estudiando (o al menos lo intentaron), después del bachillerato, tienen fuerte influencia en los futuros niveles de educación de sus hijos.

## REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

Andersen, L. (2001). "Social Mobility in Latin America: Links with Adolescent Schooling", Inter-American Development Bank, Working Paper. No. 433 July 2001.

Becker, S. (1962); "Investment in human capital: a theoretical analysis", *Journal of Political Economy (Supplement)*, Vol.70.

Becker, S. y Tomes, N. (1979), "An Equilibrium Theory of the Distribution of Income and Intergenerational Mobility", *Journal of Political Economy* 87:6, pp. 1153-1189.

Becker, S. y Tomes, N. (1986), "Human Capital and the Rise and Fall of Families", *Journal of Labor Economics* 4:3, pt 2, pp. S1-S38.

Behrman, J. y Rosenzweig, M. (2002), "Does Increasing Women's Schooling Raise the Schooling of the Next Generation?", *American Economic Review* 92:1, pp. 323-334.

Daude, C. (2012), "Education, middle classes and social mobility in Latin America", *Pensamiento Iberoamericano* No. 10.

De Haan, M (2006), "The Effect of Parents' Schooling on Child's Schooling: A Nonparametric Bounds Analysis", *Journal of Labor Economics*, 29:4, pp. 859-892.

Gaviria, A. (2002), "Los que Suben y los que Bajan: Educación y Movilidad Social en Colombia", Alfaomega Colombiana S.A, Fedesarrollo, Bogotá, Febrero.

Haveman, R, y Wolfe, B. (1995), "The determinants of children's attainments: A review of methods and findings", *Journal of Economic Literature* 33 (December): 1829-78.

Holmlund, H. y Lindahl, M. (2008), "The causal effect of parent's schooling on children's schooling: A comparison of estimation methods", *IZA Discussion Paper* No. 3630.

Manski, C. (1989), "Anatomy of the selection problem. *Journal of Human Resources* 24 (Summer): 343-60.

Manski, C. (1997), "Monotone treatment response", *Econometrica* 65 (November): 1311-34.

Manski, C. (2000), "Monotone instrumental variables: With an application to the returns to schooling", *Econometrica* 68 (July): 997-1010.

Manski, C. y Pepper, J. (1998), “Monotone instrumental variables: With an application to the returns to schooling”, *Technical Working Paper no. 0224, National Bureau of economic Research, Cambridge, MA*.

Maurin, E. y McNally, S. (2008), “Vive la Révolution! Long Term Returns of 1968 to the Angry Students”, *Journal of Labour Economics* 26:1, pp. 1-33.

Mediavilla, M. y Calero, J. (2010), “Movilidad educativa en Latinoamérica. Un estudio para seis países”, *En: Revista Española de Educación Comparada*. Vol. 16.

Sacerdote, B. (2002), “The nature and nurture of economic outcomes”, *American Economic Review Papers and Proceedings* 92 (May): 344–48.

Sacerdote, B. (2007), “ How large are the effects from changes in family environment? A study of Korean American adoptees”, *Quarterly Journal of Economics* 122 (February): 119–57.

Solon, G. (1999), “Intergenerational mobility in the labor market”, *En Handbook of labor economics*, vol. 3.

Solon, G. (2004), “A Model of Intergenerational Mobility Variation over Time and Place”, in *Generational Income Mobility in North America and Europe*, Miles Corak ed., Cambridge University Press.

| Estadísticas de la regresión         |                    |                   |                        |              |                    |              |                |                |
|--------------------------------------|--------------------|-------------------|------------------------|--------------|--------------------|--------------|----------------|----------------|
| Coefficiente de correlación múltiple | 0,56435381         |                   |                        |              |                    |              |                |                |
| Coefficiente de determinación R^2    | 0,318495222        |                   |                        |              |                    |              |                |                |
| R^2 ajustado                         | 0,317579714        |                   |                        |              |                    |              |                |                |
| Error típico                         | 1,863986753        |                   |                        |              |                    |              |                |                |
| Observaciones                        | 7455               |                   |                        |              |                    |              |                |                |
| ANÁLISIS DE VARIANZA                 |                    |                   |                        |              |                    |              |                |                |
|                                      | Grados de libertad | Suma de cuadrados | Medio de los cuadrados | F            | Valor crítico de F |              |                |                |
| Regresión                            | 10                 | 12087,20881       | 1208,720881            | 347,8887477  | 0                  |              |                |                |
| Residuos                             | 7444               | 25863,78059       | 3,474446614            |              |                    |              |                |                |
| Total                                | 7454               | 37950,9894        |                        |              |                    |              |                |                |
|                                      |                    |                   |                        |              |                    |              |                |                |
|                                      | Coefficientes      | Error típico      | Estadístico t          | Probabilidad | Inferior 95%       | Superior 95% | Inferior 95,0% | Superior 95,0% |
| intercepto                           | 4,536656891        | 0,058278049       | 77,84503712            | 0            | 4,422415439        | 4,65089834   | 4,42241544     | 4,65089834     |
| t2                                   | 0,760046405        | 0,14995565        | 5,068474609            | 4,10679E-07  | 0,466090936        | 1,05400187   | 0,46609094     | 1,05400187     |
| t3                                   | 0,957319012        | 0,076542349       | 12,50705038            | 1,55232E-35  | 0,807274369        | 1,10736366   | 0,80727437     | 1,10736366     |
| t4                                   | 1,700002041        | 0,070771486       | 24,02100253            | 7,2414E-123  | 1,561269921        | 1,83873416   | 1,56126992     | 1,83873416     |
| t5                                   | 2,449367953        | 0,093762649       | 26,12306677            | 5,2797E-144  | 2,265566652        | 2,63316925   | 2,26556665     | 2,63316925     |
| t6                                   | 3,000875464        | 0,079963291       | 37,52816357            | 1,8783E-282  | 2,844124807        | 3,15762612   | 2,84412481     | 3,15762612     |
| t7                                   | 3,522665142        | 0,181220291       | 19,43858011            | 3,85947E-82  | 3,167422138        | 3,87790815   | 3,16742214     | 3,87790815     |
| t8                                   | 3,876298574        | 0,132147329       | 29,33315877            | 4,4576E-179  | 3,617252449        | 4,1353447    | 3,61725245     | 4,1353447      |
| t9                                   | 4,551255196        | 0,203904544       | 22,32051876            | 7,0607E-107  | 4,151544643        | 4,95096575   | 4,15154464     | 4,95096575     |
| t10                                  | 4,621097119        | 0,112633455       | 41,02774895            | 0            | 4,400303704        | 4,84189053   | 4,4003037      | 4,84189053     |
| t11                                  | 5,149617618        | 0,267437348       | 19,25541684            | 1,13692E-80  | 4,625364807        | 5,67387043   | 4,62536481     | 5,67387043     |
|                                      |                    |                   |                        |              |                    |              |                |                |

Anexo1. Regresión ETS.

## ANEXOS

## Anexo2.

| Límites para cada submuestra del valor de MV (nivel de escolaridad del padre) |        |         |        |         |          |        |         |        |        |        |        |        |        |        |        |        |        |        |        |         |        |         |
|-------------------------------------------------------------------------------|--------|---------|--------|---------|----------|--------|---------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|---------|--------|---------|
|                                                                               | v=1    |         | v=2    |         | v=3      |        | v=4     |        | v=5    |        | v=6    |        | v=7    |        | v=8    |        | v=9    |        | v=10   |         | mv=11  |         |
|                                                                               | LB     | UB      | LB     | UB      | LB       | UB     | LB      | UB     | LB     | UB     | LB     | UB     | LB     | UB     | LB     | UB     | LB     | UB     | LB     | UB      | LB     | UB      |
| t=1                                                                           | 4,2311 | 4,35317 | 5,0944 | 5,4114  | 5,006399 | 5,4172 | 5,471   | 6,1491 | 5,0908 | 6,849  | 5,94   | 7,46   | 3,9966 | 7,8646 | 6,4993 | 8,1291 | --     | 8,704  | 5,1654 | 9,0347  | 4,9995 | 9,3789  |
| t=2                                                                           | 4,3875 | 5,214   | 5,0961 | 5,4115  | 5,0748   | 5,424  | 5,8174  | 6,165  | 6,5988 | 6,873  | 7,3133 | 7,4773 | 8,6229 | 8,665  | 6,0066 | 8,122  | --     | 8,704  | 5,001  | 9,0332  | 5      | 9,3159  |
| t=3                                                                           | 4,2893 | 4,611   | 5,1657 | 5,6367  | 5,3037   | 5,455  | 5,8826  | 6,1634 | 6,3923 | 6,8671 | 6,7174 | 7,4705 | 6,0492 | 7,8116 | 7,6132 | 8,1514 | 5,9994 | 8,7031 | 7,1302 | 9,0684  | 9,936  | 9,99    |
| t=4                                                                           | 4,3517 | 5,5     | 5,2085 | 6,01243 | 5,3934   | 5,952  | 6,0717  | 6,1935 | 6,4026 | 6,868  | 6,998  | 7,4883 | 6,053  | 7,815  | 7,185  | 8,1252 | 7,7808 | 8,7215 | 8,5    | 9,11    | 8,974  | 9,40475 |
| t=5                                                                           | 4,3443 | 5,2585  | 5,4106 | 9,4003  | 5,4027   | 6,1567 | 6,13116 | 6,7123 | 6,7695 | 6,996  | 7,1948 | 7,5395 | 7,7691 | 8,1776 | 7,7942 | 8,2554 | 8,1244 | 8,7434 | 7,7248 | 9,0371  | 6,7409 | 9,3279  |
| t=6                                                                           | 4,3469 | 5,3899  | 5,3974 | 9,01289 | 5,3491   | 5,9072 | 6,1409  | 6,8551 | 6,77   | 7,005  | 7,385  | 7,619  | 7,5855 | 8,1009 | 7,9532 | 8,3018 | 8,1626 | 8,7485 | 8,516  | 9,14334 | 8,4905 | 9,4206  |
| t=7                                                                           | 4,3623 | 7,989   | 5,4119 | 9,99    | 5,3896   | 8,333  | 6,1693  | 8,3788 | 6,8428 | 7,822  | 7,4    | 7,7964 | 7,8346 | 8,3454 | 7,5899 | 8,0028 | 7,6778 | 8,5246 | 9,1742 | 9,4127  | 7,7654 | 9,211   |
| t=8                                                                           | 4,3537 | 6,33    | 5,411  | 9,99958 | 5,4019   | 7,333  | 6,1483  | 6,604  | 6,837  | 7,758  | 7,4198 | 8,075  | 7,88   | 8,6947 | 8,074  | 8,4985 | 8,8186 | 9,2165 | 9,0268 | 9,3465  | 9,466  | 9,9093  |
| t=9                                                                           | 4,344  | 5       | 5,3652 | 10      | 5,362    | 8,666  | 6,1556  | 8,4932 | 6,8179 | 7,1548 | 7,4744 | 9,4292 | 7,97   | 9,897  | 8,1452 | 9,1488 | 8,6521 | 9,05   | 9,0748 | 9,3783  | 9,3597 | 9,851   |
| t=10                                                                          | 4,35   | 4,995   | 5,41   | 9,9929  | 5,4171   | 8,6593 | 6,1495  | 7,5708 | 6,8391 | 8,1735 | 7,459  | 8,9674 | 7,871  | 8,1971 | 8,131  | 8,9937 | 8,6949 | 9,2072 | 9,039  | 9,3482  | 9,2006 | 9,7307  |
| t=11                                                                          | 4,3536 | --      | 5,41   | --      | 5,418    | --     | 6,1497  | --     | 6,8485 | 10,99  | 7,4595 | 9,1406 | 7,8709 | 7,999  | 8,1291 | 8,1296 | 8,7039 | 9,99   | 9,0348 | 9,1656  | 9,3787 | 10,0729 |
| Fuente: Cálculos propios. Encuesta CAF 2012.                                  |        |         |        |         |          |        |         |        |        |        |        |        |        |        |        |        |        |        |        |         |        |         |

Fuente: Cálculos propios, Encuesta CAF 2012.

## Anexo 3. Recesión de años acumulados de educación sobre niveles.

|                                     |                           |                          |                         |                     |                         |
|-------------------------------------|---------------------------|--------------------------|-------------------------|---------------------|-------------------------|
| Resumen                             |                           |                          |                         |                     |                         |
| <i>Estadísticas de la regresión</i> |                           |                          |                         |                     |                         |
| Coefficiente de cor                 | 0,993900523               |                          |                         |                     |                         |
| Coefficiente de de                  | 0,987838249               |                          |                         |                     |                         |
| R^2 ajustado                        | 0,887838249               |                          |                         |                     |                         |
| Error típico                        | 1,333662673               |                          |                         |                     |                         |
| Observaciones                       | 11                        |                          |                         |                     |                         |
| ANÁLISIS DE VARIANZA                |                           |                          |                         |                     |                         |
|                                     | <i>Grados de libertad</i> | <i>suma de cuadrados</i> | <i>media de los cua</i> | <i>F</i>            | <i>valor crítico de</i> |
| Regresión                           | 1                         | 1444,713439              | 1444,713439             | 812,25              | 3,9236E-10              |
| Residuos                            | 10                        | 17,78656126              | 1,778656126             |                     |                         |
| Total                               | 11                        | 1462,5                   |                         |                     |                         |
|                                     |                           |                          |                         |                     |                         |
|                                     | <i>Coefficientes</i>      | <i>Error típico</i>      | <i>Estadístico t</i>    | <i>Probabilidad</i> | <i>Inferior 95%</i>     |
| Intercepción                        | 0                         | #N/A                     | #N/A                    | #N/A                | #N/A                    |
| Variable X 1                        | 1,68972332                | 0,059288538              | 28,5                    | 6,581E-11           | 1,55762023              |