

UNIVERSIDAD SAN FRANCISCO DE QUITO USFQ

Colegio de Administración y Economía

Retornos a la educación y efectos de señalización en Ecuador

Proyecto de Investigación

David Sebastián Márquez Jijón

Economía

Trabajo de titulación presentado como requisito

para la obtención del título de

Economista

Quito, 15 de mayo de 2019

UNIVERSIDAD SAN FRANCISCO DE QUITO USFQ
COLEGIO DE ADMINISTRACIÓN Y ECONOMÍA

**HOJA DE CALIFICACIÓN
DE TRABAJO DE TITULACIÓN**

**Retornos a la educación y efectos de señalización en
Ecuador**

David Sebastián Márquez Jijón

Calificación:

Nombre del profesor, Título académico: Diego Grijalva, Ph.D.

Firma del profesor:

Quito, 15 de mayo de 2019

Derechos de Autor

Por medio del presente documento certifico que he leído la Política de Propiedad Intelectual de la Universidad San Francisco de Quito y estoy de acuerdo con su contenido, por lo que los derechos de propiedad intelectual del presente trabajo de investigación quedan sujetos a lo dispuesto en la Política.

Así mismo, autorizo a la USFQ para que realice la digitalización y publicación de este trabajo de investigación en el repositorio virtual, de conformidad a lo dispuesto en el Art. 144 de la Ley Orgánica de Educación Superior.

Firma del estudiante:

Nombres y Apellidos: David Sebastián Márquez Jijón

Código: 00121333

Cédula de Identidad : 1720875101

Lugar y fecha: Quito, 15 de mayo de 2019

AGRADECIMIENTOS

A Carlos y Myriam, por todo.

A Daniela, no sé bien por qué.

A Rodrigo y Violeta, por el último empujón.

A Diego, por ser guía y apoyo.

A mis amigos, por la alegría.

Al azar, la suerte, la vida. Qué sé yo.

Gracias.

RESUMEN

El mercado laboral retribuye los años de educación con mayores salarios, por eso la inversión en educación genera retornos. Sin embargo, es posible que no se retribuya solamente el capital humano adquirido, sino también los diplomas, como una señal de mayor productividad. En esta investigación, estimamos los retornos a la educación en el Ecuador, entre 2007 y 2017, y controlamos por efectos de señalización, medidos como títulos superiores obtenidos. Se utiliza un modelo de Mincer ampliado, y se incorporan controles de señalización. Además, se corrige la endogeneidad relacionada con la escolaridad por medio del uso de la educación del cónyuge como variable instrumental. Se halló que existen retornos a la educación en el mercado laboral, aunque también efectos de señalización. Asimismo, se encontró que los retornos a la educación presentan un sesgo negativo generado por la omisión de la habilidad. Finalmente, se encontró el indicio de una tendencia negativa en los retornos durante el periodo de estudio.

Palabras clave: Retornos a la educación, variables instrumentales, endogeneidad, señalización, credencialismo, sesgo de habilidad

ABSTRACT

The labor market compensates the years of schooling with higher salaries, that is why investments in education yield returns. However, rewards for the acquired human capital may not be the only: diplomas could be rewarded as a signal of higher productivity too. In this study, we estimate the returns to education in Ecuador, from 2007 to 2017, and we control for signaling effects, measured as higher education degrees obtained. An expanded Mincer model is used, and signaling controls are incorporated. In addition, the endogeneity related to schooling is corrected through the use of spouse's education as an instrumental variable. Our findings show that there are returns to education in the labor market, as well as sheepskin effects. Likewise, it was found that the returns to education have a negative bias caused by the omitted ability. Finally, there was an hint of a negative trend for the returns during the study period.

Keywords: Returns to education, instrumental variables, endogeneity, sheepskin effect, ability bias

TABLA DE CONTENIDOS

ÍNDICE DE TABLAS		8
ÍNDICE DE FIGURAS		10
1 Introducción		11
2 Revisión de Literatura		12
2.1 Capital Humano		12
2.2 Retornos a la Educación		13
2.3 Efectos de señalización		13
2.4 Endogeneidad del modelo		16
3 Datos y Estadística descriptiva		19
3.1 Datos		19
3.2 Estadística descriptiva		22
4 Estrategia empírica		27
5 Resultados y discusión		30
5.1 Resultados		30
5.1.1 Validez de la variable instrumental		30
5.1.2 Retornos a la educación		32
5.1.3 Efectos de señalización		33
5.1.4 Otras variables		35
5.2 Discusión		36
6 Conclusiones		41
7 Anexos		43
Referencias		60

ÍNDICE DE TABLAS

1	Estimaciones de los retornos a la educación, modelo sin señalización estimado por MCO	33
2	Estimaciones de los retornos a la educación, modelos con y sin señalización, estimados por MCO	34
3	Estimaciones de los retornos a la educación, modelos sin señalización, estimados por MCO y VI	34
4	Estimaciones por MCO de los retornos de títulos superiores	35
5	Variables de interés, 2007	43
6	Variables de interés, 2008	43
7	Variables de interés, 2009	44
8	Variables de interés, 2010	44
9	Variables de interés, 2011	45
10	Variables de interés, 2012	45
11	Variables de interés, 2013	46
12	Variables de interés, 2014	46
13	Variables de interés, 2015	47
14	Variables de interés, 2016	47
15	Variables de interés, 2017	48
16	Comparación de modelos para el 2007	49
17	Comparación de modelos para el 2008	50
18	Comparación de modelos para el 2009	51
19	Comparación de modelos para el 2010	52
20	Comparación de modelos para el 2011	53
21	Comparación de modelos para el 2012	54
22	Comparación de modelos para el 2013	55
23	Comparación de modelos para el 2014	56
24	Comparación de modelos para el 2015	57

25	Comparación de modelos para el 2016	58
26	Comparación de modelos para el 2017	59

ÍNDICE DE FIGURAS

1	Evolución de densidad del ingreso laboral real en dólares de 2007, 2007 - 2017	25
2	Evolución de densidad de los años de educación, 2007 - 2017	25
3	Evolución de densidad de ingresos por título obtenido	26
4	Evolución de los retornos a la educación. Comparación de modelos estimados por MCO (intervalo de confianza al 5%)	38
5	Evolución de los retornos a la educación, sin control por variables de señalización. Comparación de modelos estimados por MCO y VI (intervalo de confianza al 5%)	38
6	Evolución de los retornos por señalización. Comparación de título universitario y de educación técnica (intervalo de confianza al 5%)	40
7	Evolución de los retornos por señalización. Comparación de título de maestría y doctoral (intervalo de confianza al 5%)	40
8	Evolución de los retornos por señalización. Comparación de título universitario y de maestría (intervalo de confianza al 5%)	41

1. Introducción

La importancia de la educación en el nivel salarial es evidente. En Ecuador, en el año 2007, una persona con 18 años de educación ganaba en promedio 91,14% más que una persona con 13 años de educación. Para 2017, la diferencia era de 81,77%. Estas diferencias sugieren que un mayor nivel educativo está claramente asociado con un mayor nivel salarial. La presente investigación responde a la siguiente pregunta: ¿cuáles son los retornos a la educación en Ecuador? Para hacerlo, utiliza información del periodo 2007-2017.

La acumulación de educación no es continua, sino que existen saltos discretos asociados a niveles de educación. En Ecuador, los niveles actuales son educación básica, educación media, educación de tercer nivel y educación de cuarto nivel. El paso a través de los diferentes niveles educativos implica la obtención de títulos. No obstante, es posible dejar de estudiar antes de culminar un nivel, y no obtener el diploma correspondiente. En este caso, cabe preguntarse si el mercado laboral responde a los años cursados o al título obtenido. Es decir, ¿existen efectos de señalización asociados al título obtenido?

Desde la teoría económica se han plantado dos teorías que explican las respuestas a estas preguntas. La teoría del Capital Humano (Becker, 1994) expone que el mercado laboral retribuye a quienes estudian durante más tiempo por los costos directos y costos de oportunidad que esto implica. La teoría de “Screening” (Arrow, 1973), en cambio, explica que la educación funciona como señalización en el mercado laboral, y los títulos obtenidos identifican a los individuos más productivos. Los resultados de la presente investigación permiten determinar cuál de estas teorías se aplica en el caso ecuatoriano.

Existen numerosos acercamientos empíricos para responder a estas preguntas. Nosotros tomamos como base el modelo planteado por Mincer (1974) para analizar los retornos de la educación. Para estimar si existen efectos de señalización, utilizamos un modelo similar al de Hungerford & Solon (1987). Estos modelos tienen una limitación importante: presentan endogeneidad. Para corregir este problema, estimamos un modelo de variable instrumental, basado en el usado por Trostel, Walker & Woolley (2002).

Esta investigación se centra en el cálculo de los retornos a la educación, enfocándose en los efectos de señalización, y en la corrección del problema de endogeneidad con el uso de variables instrumentales. Como conclusiones principales podemos decir que los mecanismos expuestos por ambas teorías están presentes en el mercado laboral ecuatoriano, es decir, no son mutuamente excluyentes. Asimismo, las señales más fuertes son los títulos universitario y de maestría. Además, la estimación de los retornos a la educación por medio de variables instrumentales sugiere que el sesgo por endogeneidad no es positivo, como tradicionalmente se ha explicado (Wooldridge, 2012). Esto es consistente con investigaciones empíricas actuales.

2. Revisión de Literatura

2.1. Capital Humano

La importancia de la educación en la determinación del ingreso laboral es explorada por Becker (1994). Becker parte de la definición de capital humano, donde establece que, al igual que el capital físico, el capital humano genera un ingreso y otros beneficios en el largo plazo. Este está compuesto por los conocimientos y las calificaciones de un individuo (Schultz, 1961). La diferencia principal radica en que el capital humano (en forma de educación, destrezas, salud o valores) no puede ser separado del individuo, mientras que el capital físico puede trasladarse sin que sus propietarios deban hacerlo. Una consecuencia lógica de esta definición es considerar a los gastos en educación, habilidades o salud como inversiones, ya que incrementan el stock de capital humano que una persona puede acumular. Una forma de acumular capital humano está dada por inversiones en entrenamiento laboral, las que pueden entenderse como los recursos que una empresa dedica para mejorar las habilidades de sus empleados con el objetivo de que estos puedan ser más efectivos en el proceso productivo.

No obstante, la decisión detrás de este tipo de inversión es tomada en conjunto, tanto por los trabajadores como por las firmas. Existe otro tipo de inversión en capital humano, que se da como resultado de una decisión estrictamente personal: la educación. La educación se recibe en un lugar ajeno a las firmas (sean escuelas especializadas, universidades u otro tipo de insti-

tución con este fin). Esto implica que, además de tener costos directos, tiene costos indirectos relacionados con el costo de oportunidad. Este costo se refiere al ingreso que se deja de percibir al dedicar tiempo a estudiar y no realizar actividades de producción.

2.2. Retornos a la Educación

Estos costos indirectos explican, en parte, las diferencias salariales observadas en el mercado laboral. Mincer (1958) establece un modelo basado en el concepto de “diferencias de compensación”, que busca explicar por qué personas con diferentes niveles de educación reciben diferentes salarios durante sus vidas. Según este modelo, todas las personas tienen las mismas habilidades y oportunidades en el periodo inicial, es decir, son idénticas ex-ante. Sin embargo, las posiciones laborales requieren diferentes niveles de entrenamiento. Además, supone que la educación no tiene costos directos. Su único costo es indirecto, dado por el costo de oportunidad de los ingresos no percibidos durante el tiempo empleado en estudiar. Por esta razón, y debido a que las personas son idénticas en el periodo inicial, quienes trabajen en posiciones que requieran un mayor tiempo de entrenamiento, necesitan una compensación.

Más adelante, Mincer (1974) plantea otro modelo con el objetivo de relacionar el ingreso salarial y el capital humano. En este caso, expresa el ingreso observado en función del ingreso potencial, y el ingreso potencial en cualquier periodo depende de las inversiones en capital humano en los periodos anteriores. Estas inversiones toman la forma de años completos en el sistema educativo. Es a partir de este modelo que surge la famosa ecuación de Mincer, que relaciona el logaritmo del ingreso laboral con los años de educación y la experiencia laboral. Esta será la ecuación base para el desarrollo de este trabajo.

2.3. Efectos de señalización

Como respuesta a la teoría del capital humano, Arrow (1973) plantea que el beneficio de cursar más años de educación no radica en la adquisición de conocimientos y habilidades (en última instancia, capital humano), sino en el diploma obtenido. Fundamenta este planteamiento basándose en una asimetría de información presente en el mercado laboral. Los empleadores

no cuentan con medios eficientes para determinar la productividad de los posibles empleados. Además, la productividad, una vez hecha la contratación, es difícil de medir. Por lo tanto, los empleadores toman un diploma académico como una señal eficiente, que refleja la productividad de los trabajadores. Para esto, se asume que, si bien los empleadores no cuentan con información precisa sobre la productividad de cada empleado (pues lo único que pueden ver es su diploma), sí cuentan con información estadística sobre la distribución de productividades, basándose en información general y experiencias pasadas. Así, si la distribución indica que los trabajadores con diploma son más productivos, los empleadores concluyen que todos los empleados con diploma son más productivos, porque, dada la información que poseen, el diploma es la única característica observable. Consecuentemente, dos trabajadores son iguales para los empleadores si tienen las mismas características. En este caso, si dos personas tienen un diploma, son percibidas como igualmente productivas, lo sean o no en realidad. En esta visión, las instituciones educativas sirven como filtros de información de dos maneras. La primera está relacionada con el proceso de selección, donde existe una autoselección de individuos con mayor probabilidad de ser más productivos. La segunda está relacionada con el proceso de graduación, pues en general, se gradúan solo los individuos más aptos.

Más adelante, Stiglitz (1975) amplía este modelo, tomando como referencia ya no a los compradores en el mercado laboral, sino a los oferentes, es decir, a los trabajadores. Para su modelo, los individuos son idénticos, excepto por su productividad, que puede ser alta o baja. En el sector productivo, el salario se paga en función de la productividad, es decir, un trabajador de productividad alta recibe un mayor salario solo si el empleador conoce que su nivel de productividad es alto. Este modelo es importante porque resalta el interés de los trabajadores en ser distinguidos si son más productivos. Esto significa que buscarían adquirir alguna forma de señalización. En el mercado laboral, esta señalización adquiere la forma de diplomas de educación superior, por lo que la función de las universidades y demás instituciones educativas sería ofrecer estas señales, deseables tanto para los trabajadores como para los empleadores. Estos dos modelos sientan las bases para la llamada Teoría de "Screening", donde el rol de la educación no sería el de mejorar la capacidad productiva de los individuos, sino el de enviar una señal en el mercado laboral para permitir la identificación de habilidades preexistentes.

Contradiciendo estos modelos, Layard & Psacharopoulos (1974) argumentan que Teoría de “Screening” no es válida, pues tres de sus implicaciones más importantes no se cumplen. En primer lugar, niegan que los retornos a la educación se den con la obtención de diplomas y no con años de estudios. Para ello, utilizan resultados de varios estudios (Ashenfelter & Mooney (1968), Hansen, Weisbrod & Scanlon (1970) y Taubman & Wales (1973)), que trabajan con personas que abandonaron el sistema educativo y estudian sus ingresos, comparados con quienes sí obtuvieron un título. En segundo lugar, refutan que los retornos a la educación decrezcan con la edad. El principio detrás de esta implicación es que, al avanzar el tiempo, y con él la edad de los trabajadores, los empleadores tienen la oportunidad de conocer la verdadera productividad de su fuerza laboral. Esto se debe a que, si un trabajador de baja productividad obtuvo un diploma para engañar a los empleadores, una vez en el trabajo, este no podrá mantener los niveles de producción relacionados con alta productividad. Finalmente, contradicen que la demanda de educación desaparezca si los costos de detección disminuyen radicalmente. Basan su argumento en que ya existen pruebas poco costosas que pueden, en cierto grado, medir habilidades. Además, argumentan que no se puede atribuir toda la dinámica de los mercados de educación y laboral al costo de una prueba de aptitudes.

Hungerford & Solon (1987) realizan un estudio empírico, en el que rebaten las aseveraciones hechas por Layard & Psacharopoulos (1974), y confirman la existencia del efecto credencialismo (“sheepskin effect”), es decir, efectos de señalización. El método que implementan es innovador en el campo, pues emplean una regresión lineal con “splines”, utilizando variables dicotómicas sobre niveles educativos concluidos, que toman el valor de 1 si la persona posee 8, 12 o 16 años de educación. Estos números corresponden a los años requeridos para alcanzar los diferentes niveles educativos en Estados Unidos, en 1978. Encuentran que estas variables son significativas y tienen coeficientes positivos. Esto implica que el culminar un nivel educativo tiene un efecto positivo y estadísticamente diferente de cero en el salario. Belman & Heywood (1991) siguen la misma estrategia empírica, pero trabajan con minorías. Investigan si los retornos a la educación son mayores para mujeres blancas, mujeres de una minoría racial, hombres de una minoría racial u hombres blancos. Encuentran que las personas pertenecientes a minorías y las mujeres obtienen mayores retornos de la educación, demostrando que, para ellas, sin edu-

cación los salarios son más bajos. Groot & Oosterbeek (1994) continúan expandiendo el uso del modelo, y estudian los efectos de señalización en Holanda. Emplean datos de estudiantes graduados de una misma clase en primaria, varios años antes de realizar la investigación. Así, los individuos tienen un punto de partida común, pero decisiones educativas y laborales variadas. Su enfoque se centra más en años de educación repetidos o no cursados, y sus resultados no son concluyentes en cuanto a la relevancia de los títulos obtenidos en el sistema educativo.

2.4. Endogeneidad del modelo

Tanto Griliches (1977), Willis (1986) y Card (1999) discuten el problema de endogeneidad en la ecuación de Mincer. Existen dos causas para esta situación. La primera radica en que, si bien los años de educación y la experiencia laboral son determinantes de la productividad de las personas (medida a través de su salario), esta también está explicada por la habilidad innata de cada individuo. Por lo tanto, ya que la ecuación de Mincer no está controlada por habilidad, presenta un sesgo de variable omitida. La segunda causa es una correlación entre los años de educación cursados y la habilidad. Blackburn & Neumark (1993) explican esta correlación basándose en las dos teorías de los efectos de la educación en el mercado laboral, expuestas anteriormente. Según la teoría de capital humano de Becker, la habilidad mejora el beneficio marginal de obtener más educación para un individuo. Su modelo predice que los trabajadores con mayor habilidad tienen a buscar mayores niveles educativos. Por otro lado, la teoría de “Screening” afirma que los trabajadores con mayor habilidad buscan obtener más años de educación porque estos sirven como señal para diferenciarse frente a los empleadores, y así asegurar que sus ingresos laborales sean mayores. Griliches (1977) concluye que el sesgo por la omisión de la habilidad es positivo, basándose en el supuesto de que la correlación entre habilidad y años de educación es positiva. Esto tiene un fundamento teórico en los modelos ya expuestos.

Para tratar econométricamente la limitación de la endogeneidad, existen algunas alternativas. Blackburn & Neumark (1993) utilizan un proxy de habilidad. Asumen que las notas obtenidas en un test de aptitudes de 10 ámbitos cognitivos y mecánicos reflejan de manera sufi-

cientemente precisa la habilidad de los individuos. No obstante, este acercamiento es complejo, debido a la escasez de datos de ese tipo. Los autores trabajan con una base de datos que contiene los perfiles de candidatos que respondieron a este test, que mide su vocación para el servicio militar (Armed Services Vocational Aptitude Battery). Esta está ligada a la National Longitudinal Survey of Youth, que provee información de cohortes seguidos durante varios años.

Otra alternativa es el uso de variables instrumentales (VI). Wooldridge (2012) utiliza precisamente el ejemplo de una regresión log-nivel de salario sobre años de educación y habilidad para explicar el funcionamiento de las VI. Una variable instrumental no debe estar correlacionada con el término de error (y la variable omitida), debe estar correlacionada con la variable endógena, y debe explicar la variable dependiente solo a través de la variable endógena. Dos ejemplos tradicionalmente utilizados son la educación de los padres y el número de hermanos (Card, 1999).

La lógica detrás del uso de la educación de los padres como VI es que, padres con niveles educativos altos procuran que sus hijos reciban una educación similar. Al mismo tiempo, la educación de los padres no estaría correlacionada con la habilidad de sus hijos, pues esta es propia de cada individuo. En cuanto al número de hermanos, la correlación con la educación del individuo viene dada porque un mayor número de hijos en el hogar implica un menor ingreso disponible por hijo, y menor atención. Así, habría menos recursos para enfrentar los costos directos de la educación, y los costos de oportunidad relacionados con la misma serían más altos. Nuevamente, el número de hermanos no tendría correlación con la habilidad de cada individuo, que es innata.

Estas dos variables, si bien en principio pueden funcionar como variables instrumentales, son cuestionables. En cuanto a la educación de los padres, Wooldridge (2012) aclara que esta puede estar correlacionada con la habilidad de los hijos a través de la genética. Padres con altos niveles educativos los habrían alcanzado debido a que son naturalmente más hábiles. Sus hijos heredarían estos rasgos innatos, y serían también más hábiles. Además, también podría estar correlacionada con el salario a través de relaciones sociales. Si los padres pertenecen a una élite económica, los hijos se desarrollarán en la misma, y tendrán más oportunidades para tener ingresos altos. El número de hermanos también presenta problemas. Blake (1989) encuentra

que los niños en hogares con un mayor número de hijos presentan menores habilidades intelectuales. Esto se puede explicar por tres mecanismos principales. El primero indica que hogares con menos hijos tienen una mejor situación económica, por lo que el desarrollo de los niños es más favorable. Igualmente, personas con más educación y más habilidades intelectuales tienden a tener menos hijos. Estas habilidades se heredarían. Finalmente, hogares con menos hijos podrían prestar más atención individual a los niños, favoreciendo su desarrollo cognitivo.

Varios acercamientos se han hecho en el uso de variables instrumentales para corregir problemas de endogeneidad en la estimación de los retornos a la educación. Angrist & Krueger (1991) analizan la relación entre escolaridad y trimestre de nacimiento, donde este último es su variable instrumental. Su argumento es que, las leyes sobre educación que determinan la edad a la cual se puede ingresar y salir del sistema educativo obligarían a los niños nacidos en el trimestre final del año a permanecer más tiempo dentro del mismo. Esto debido a que, quienes nacen en el primer trimestre del año son mayores en cada promoción, y pueden retirarse de la secundaria antes. Los autores argumentan que el trimestre de nacimiento no tiene correlación con la habilidad. Sin embargo, Bound & Jaeger (1996) encuentran que hay un patrón en el desempeño escolar, que responde al trimestre de nacimiento, y estaría relacionado con el entorno familiar. Otro acercamiento es el de Krueger & Ashenfelter (1992), quienes se enfocan en las diferencias en escolaridad de gemelos idénticos. Ya que los gemelos tienen cargas genéticas idénticas y crecen en entornos familiares iguales, se puede esperar que tengan niveles similares de habilidad. La variable instrumental utilizada por los autores son los años de educación reportados por uno de los hermanos. Asimismo, Card (1993) utiliza la distancia a la universidad como variable instrumental. Su argumento es que no afecta directamente a los ingresos, ni está correlacionada con la habilidad, pero sí afecta el nivel educativo. Si no hay universidades cercanas, la educación superior se vuelve más costosa (por costos de transporte, vivienda, entre otros). Esto llevaría a que estudiantes que viven lejos de universidades opten por menores niveles de educación.

Un acercamiento más moderno en el uso de variables instrumentales para controlar la endogeneidad en un modelo minceriano es planteado por Trostel et al. (2002). Los autores utilizan la educación del cónyuge para instrumentalizar la educación de los individuos estudiados. Basan

esta decisión en investigaciones como Weiss (1997) y (Pencavel, 1998), que sugieren que el matrimonio está sujeto a emparejamiento selectivo (i.e. homogamia). El emparejamiento selectivo explica que las personas escogen relacionarse basándose en el fenotipo. Es decir, pueden basar su decisión de emparejarse en preferencias culturales, étnicas o religiosas, intereses profesionales o características físicas (The Editors of Encyclopaedia Britannica, 2019). Igualmente, la educación del cónyuge no estaría correlacionada con la habilidad del individuo estudiado, pues la habilidad es innata. Sin embargo, este argumento, nuevamente, es cuestionable. Si una persona alcanza un determinado nivel de educación (determinado en parte por su habilidad), y escoge una pareja con un nivel de educación similar, su pareja tendrá un nivel de habilidad similar. Así, la educación de la pareja sí tendría correlación con la habilidad del individuo. A pesar de esto, y debido a que la información sobre la educación del cónyuge es relativamente abundante, Staneva, Arabsheibani & Murphy (2010) y Arabsheibani & Mussurov (2007) también utilizan este acercamiento para corregir la endogeneidad de sus estimaciones en el cálculo de los retornos a la educación en Bulgaria, Rusia, Serbia y Kazajistán.

3. Datos y Estadística descriptiva

3.1. Datos

Los datos utilizados se obtuvieron de la Encuesta Nacional de Empleo, Desempleo y Subempleo (ENEMDU). La finalidad de esta encuesta es brindar información sobre la actividad económica y las fuentes de ingresos de los hogares participantes (INEC, 2018). La ENEMDU contiene además información demográfica detallada de cada individuo participante, y contiene una sección dedicada a la recolección de datos relacionados con la educación.

Para esta investigación, creamos una base de datos compuesta por variables tomadas directamente de la ENEMDU, así como variables construidas con información provista por las encuestas. Por motivos de comparación, utilizamos únicamente las encuestas publicadas en el mes de diciembre entre 2007 y 2017. La elección del periodo se dio debido a la homogeneidad político-económica experimentada, debido a las 3 presidencias consecutivas de Rafael Correa.

Cada entrega de la ENEMDU presenta un corte transversal a nivel nacional. Ya que esta investigación estudia la evolución de los retornos a la educación durante 2007–2017, se generaron 11 cortes transversales. No se puede hablar de datos de panel, ya que los hogares seleccionados para la muestra no son los mismos de diciembre a diciembre. Si bien existe un esquema de rotación de la muestra en un sistema 2-2-2 (INEC, 2018), este se da con frecuencia trimestral.

Como criterios generales para la construcción de la base de datos, excluimos de la muestra a todo individuo menor de 25 años y mayor de 65. Tomamos la decisión de trabajar con dicho grupo etario siguiendo los lineamientos de la literatura económica y del mercado laboral ecuatoriano. Card (1999) establece que, para los 25 años de edad, la mayoría de personas han completado su educación formal. De igual manera, escogimos el techo de 65 años siguiendo las definiciones del IESS, que tienen a dicha edad como la mediana en su esquema de jubilación (IESS, 2019).

La base generada sigue la estrategia de Mincer (1958) y (Angrist & Keueger, 1991), quienes trabajan únicamente con información reportada por hombres, para evitar el sesgo de selección tradicionalmente relacionado con la no participación laboral de las mujeres debido a factores como la maternidad (Heckman, 1979). No obstante, añadimos una variación al manejo de datos. El segmento poblacional de estudio no son hombres, sino jefes del hogar, categoría reportada por el INEC. La población de estudio fue cambiada a jefe del hogar para brindar un contexto real y actualizado de la situación laboral, donde la mujer ya no necesariamente contribuye menos o está excluida de la actividad productiva. Si bien, como se expondrá más adelante, son en su mayoría hombres, existe una fracción de hogares liderados por mujeres.

Adicionalmente, la muestra se restringió también a jefes del hogar cuyo estado civil sea casada/o o en unión de hecho. De esta manera, se asegura la obtención de la variable instrumental necesaria para corregir la endogeneidad presente en el modelo.

En la base utilizada, se incluyeron las siguientes variables:

1. Ingreso laboral: variable construida a partir del Ingreso Laboral provisto por la ENEMDU.

Cada entrega de la ENEMDU mide el ingreso en dólares estadounidenses corrientes. La variable incluida en la base de datos de trabajo contiene el ingreso de cada individuo, en dólares estadounidenses de 2007, transformadas con el IPC a noviembre de cada año

(INEC, 2019). La existencia de la variable Ingreso Laboral en las bases de datos provistas por el INEC es particularmente útil en este análisis, pues solo contempla los ingresos por retribución salarial en casos de relación de dependencia, o por actividad económica en casos de manejar un negocio propio. No incluye ingresos por rentas. Esta variable permite construir la variable dependiente de las regresiones estimadas: el logaritmo natural del ingreso laboral.

2. Años de educación: variable construida a partir de información de la encuesta. La ENEMDU no incluye explícitamente el número de años de estudio de una persona. Sin embargo, es posible calcularlos utilizando como referencia los niveles de educación establecidos por la LOEIC (incluidos en el cuestionario), y la pregunta concerniente a los años cursados en el último nivel alcanzado.
3. Años de educación del cónyuge: variable calculada siguiendo el mismo método que Años de educación.
4. Variables de control demográfico: género, edad y raza. En cuanto a la raza, las encuestas presentan una inconsistencia de registro entre los años estudiados. Del 2007 al 2009, la pregunta de autodeterminación racial incluía las siguientes opciones: indígena, blanco, mestizo, negro, mulato y otros. En 2010 se añadieron las opciones afroecuatoriano y montubio. Para esta investigación, tomamos dos decisiones de agrupación. En primer lugar, agrupamos afroecuatorianos con negros. Adicionalmente, agrupamos a mestizos, mulatos y montubios en la categoría mestizos. Decidimos incluir a mulatos en esta agrupación debido a su baja representatividad en la muestra.
5. Experiencia laboral: variable que presenta el número de años que un individuo ha trabajado. Esta variable fue corregida, debido a que existen individuos que reportan datos inconsistentes, como edad y experiencia laboral iguales. Para la corrección, se tomó como supuesto el expuesto por Card (1999) sobre la edad de culminación de estudios formales. Si la experiencia laboral reportada era mayor a la diferencia entre la edad y 25, se tomaba este último valor como corrección.

6. Sector productivo: variable que divide la actividad económica en las 21 secciones determinadas por el CIU, empleado por el INEC (INEC, 2010).
7. Ciudad grande: variable que indica si el individuo vive en una de las tres ciudades con más habitantes de Ecuador (Quito, Guayaquil y Cuenca (INEC, 2012)).
8. Variables de señalización (credencialismo): Educación Secundaria / Media terminada, Universidad terminada, Educación Técnica terminada, Maestría terminada, PhD terminado, interacción de Universidad no terminada con años de educación. Estas variables son dicotómicas, y toman el valor de 1 solamente en el nivel educativo más alto alcanzado por la persona, condicional a la obtención de un diploma. Se construyen usando el último nivel educativo alcanzado, y si en este se obtuvo un título. Es decir, si el individuo respondía que el último nivel que había cursado era la universidad, y había obtenido un título, se le asignaba Universidad Completa. En caso de no obtener un título, se le asignaba Universidad Incompleta. Se realizó el mismo proceso con educación secundaria / media y educación técnica. Los títulos de cuarto nivel presentaban una dificultad, pues la categoría en la pregunta de nivel educativo alcanzado solo establece “posgrado”. Para diferenciar entre las dos opciones estudiadas (maestría y PhD), se usó la codificación provista por el INEC para la clasificación de los títulos (INEC, 2016). Así, se pudo determinar la naturaleza de los títulos obtenidos, y clasificarlos como maestría o PhD.

3.2. Estadística descriptiva

La base de datos utilizada consta de 11 cortes transversales, uno por cada año estudiado en el periodo. Tablas con la media, mediana, desviación estándar, mínimo y máximo de las variables de interés en cada año estudiado están incluidas en los anexos (Sección 7).

En primer lugar, se puede observar que, dadas las restricciones de edad y estado civil, existen hogares liderados por una mujer en Ecuador. La proporción es baja: en 2007, apenas el 1,4 % de los hogares estaba liderado por una mujer. Es interesante notar que conforme avanza el periodo, también aumenta la proporción de este tipo de hogares, teniendo en 2013 un 2,1 % y culminando en 2017 con 4,2%. No obstante, la cifra se mantiene baja, y nunca supera siquiera el 5 %.

Otra variable interesante es el estado civil. La decisión de trabajar únicamente con individuos casados y en unión de hecho se tomó para garantizar la disponibilidad de información sobre la educación del cónyuge o conviviente. En general, la relación entre matrimonios y uniones de hecho es de 70% - 30% en todos los años, aunque hay un ligero aumento de estas últimas hacia el final del periodo. Los años 2008 y 2009 tienen la mayor proporción de matrimonios (71,4%), mientras que 2017 tiene la mayor proporción de uniones de hecho (33%).

La edad en la muestra está restringida a personas de 25 a 65 años. La media en todos los años es cercana a 45, muy próxima a la mediana. Esto sugiere que la fuerza laboral en Ecuador aún es joven. Asimismo, cerca del 12% de los hogares en la muestra viven en las ciudades de Quito, Guayaquil o Cuenca.

En cuanto a la representación racial en la muestra, la mayor parte de los individuos se reporta como mestizo. En todos los años, esta auto-determinación racial supera el 80%. En segundo lugar, se ubican los indígenas, que representan cerca del 10% en cada año. El tercer grupo racial más numeroso es el de afroecuatorianos, que representa aproximadamente el 3% en todos los años. Los dos grupos con menor representación son los mulatos y los blancos.

El ingreso laboral está expresado en términos reales, en dólares de 2007. La encuesta reporta el ingreso mensual recibido en el mes de noviembre por el jefe del hogar entrevistado. Cada año muestra la heterogeneidad de esta variable en el país, pues se observan mínimos inferiores al salario básico, demostrando una clara situación de empleo inadecuado, y se observan máximos superiores a los USD 50 000. Adicionalmente, se ve un crecimiento sostenido en la media del ingreso laboral, nuevamente consistente con los aumentos del SBU observados en la década 2007-2017. Es interesante resaltar que los años 2009 y 2016 registran bajas en sus medias de ingreso laboral, comparados con los años anteriores. Esto puede atribuirse a los periodos de desaceleración y decrecimiento económico registrados en 2008 y 2015 respectivamente, debido a shocks externos relacionados con el precio del petróleo.

Sobre los años de educación, la media en todos los años es cercana a 10, teniendo los últimos años del periodo los valores mayores. De hecho, la educación media tiene un avance sostenido durante los 11 años, teniendo el 2007 y el 2017 una diferencia de 1,2 años de educación promedio. Culminar la escolarización básica requiere 10 años, y la educación media o secundaria, 13.

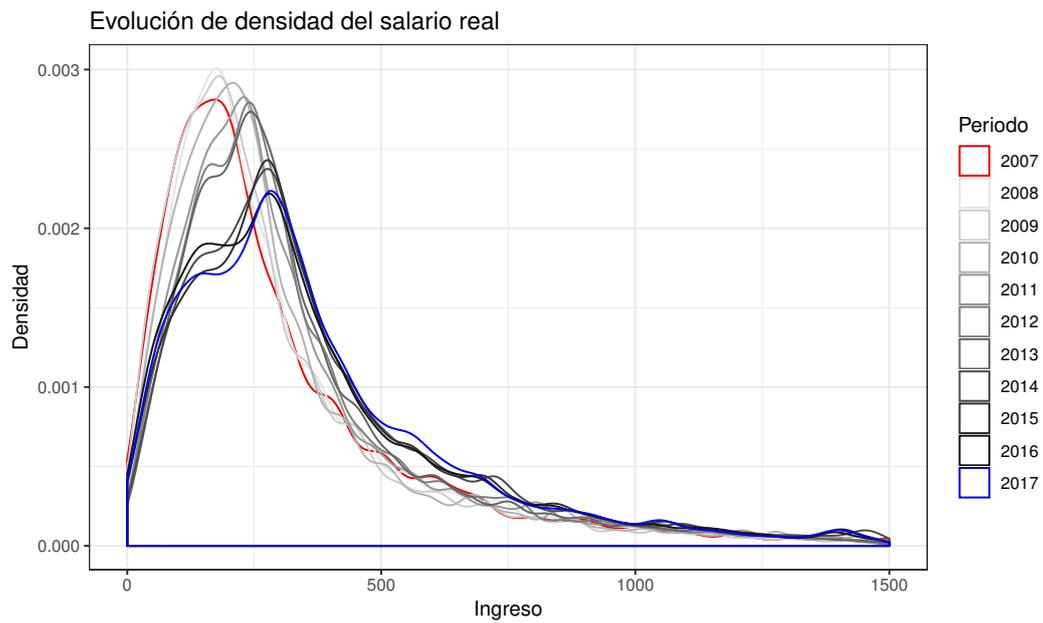
Entonces, en promedio, la población ecuatoriana tiene educación básica. Sin embargo, la desviación estándar oscila entre 4,5 y 5, lo que denota una significativa variabilidad. Además, el mínimo es 0, por lo que existen personas que no entraron en el sistema educativo. En promedio, la educación del cónyuge o conviviente es menor en todos los casos, pero muy cercana.

Las variables de señalización muestran una tendencia creciente. El 13 % de la muestra en 2007 tenía un título de bachiller, mientras que para el 2017, esta proporción había aumentado a 23,9 %. El título de maestría tiene la misma tendencia, comenzando en 2007 con un 0,6 % de la muestra, y terminando en 2017 con 1,4 %. El porcentaje de personas con un título universitario es siempre cercano al 10 %, y las personas con título de PhD nunca superan el 0,2 % de la muestra.

La figura 1 muestra la evolución que la densidad del ingreso real ha tenido en el periodo de estudio. Esta tiene una asimetría positiva. Es posible apreciar cómo la moda ha ido aumentando. Esto es consistente con el aumento mantenido del SBU. De igual manera, se puede ver que la concentración de la moda se ha ido reduciendo, lo que quiere decir que hay más frecuencia en otros valores de la distribución. La distribución se desplaza hacia la derecha, por lo tanto, el ingreso laboral de los ecuatorianos ha aumentado durante esta década, no solo debido a aumentos en el SBU, sino también en el nivel general de salarios.

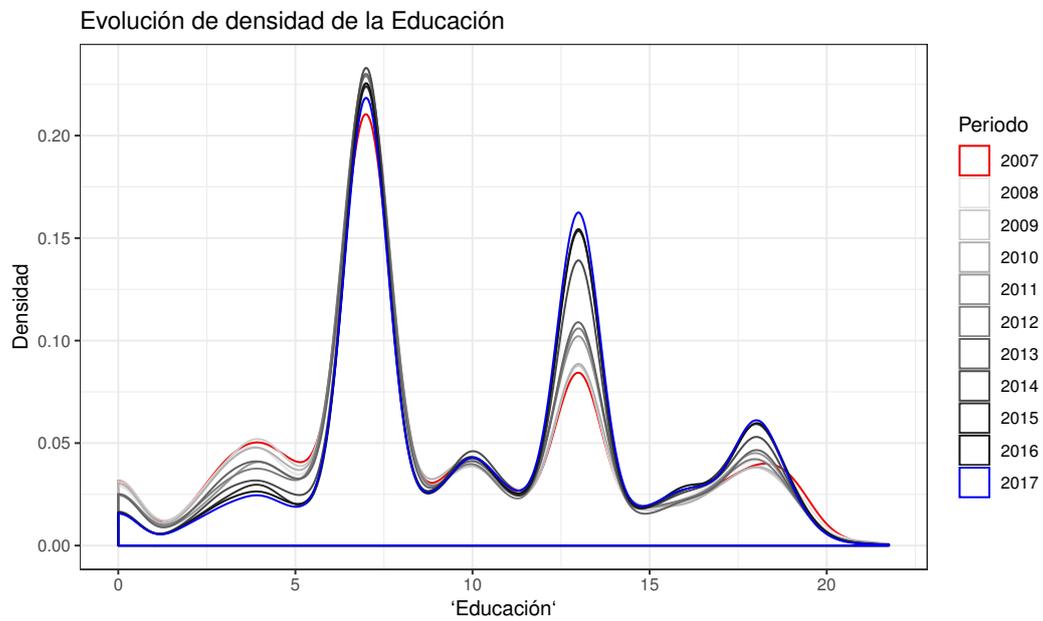
Asimismo, la figura 2 muestra la evolución de la densidad de los años de educación en la década 2007 - 2017. En primer lugar, para todos los años, hay una distribución trimodal, con concentraciones importantes en los 7, 13 y 18 años de educación. Estos son los correspondientes a los niveles de educación primaria, secundaria o media, y universitaria. La distribución se reduce en su extremo inferior, y aumenta en su extremo superior, por lo que, como conclusión general, la fuerza laboral de Ecuador cuenta con más años de educación. La mayor parte de la muestra cuenta con educación primaria, pero hay un claro aumento en la frecuencia de la educación secundaria. De igual manera, hay un aumento en la frecuencia de la educación universitaria.

Figura 1: Evolución de densidad del ingreso laboral real en dólares de 2007, 2007 - 2017



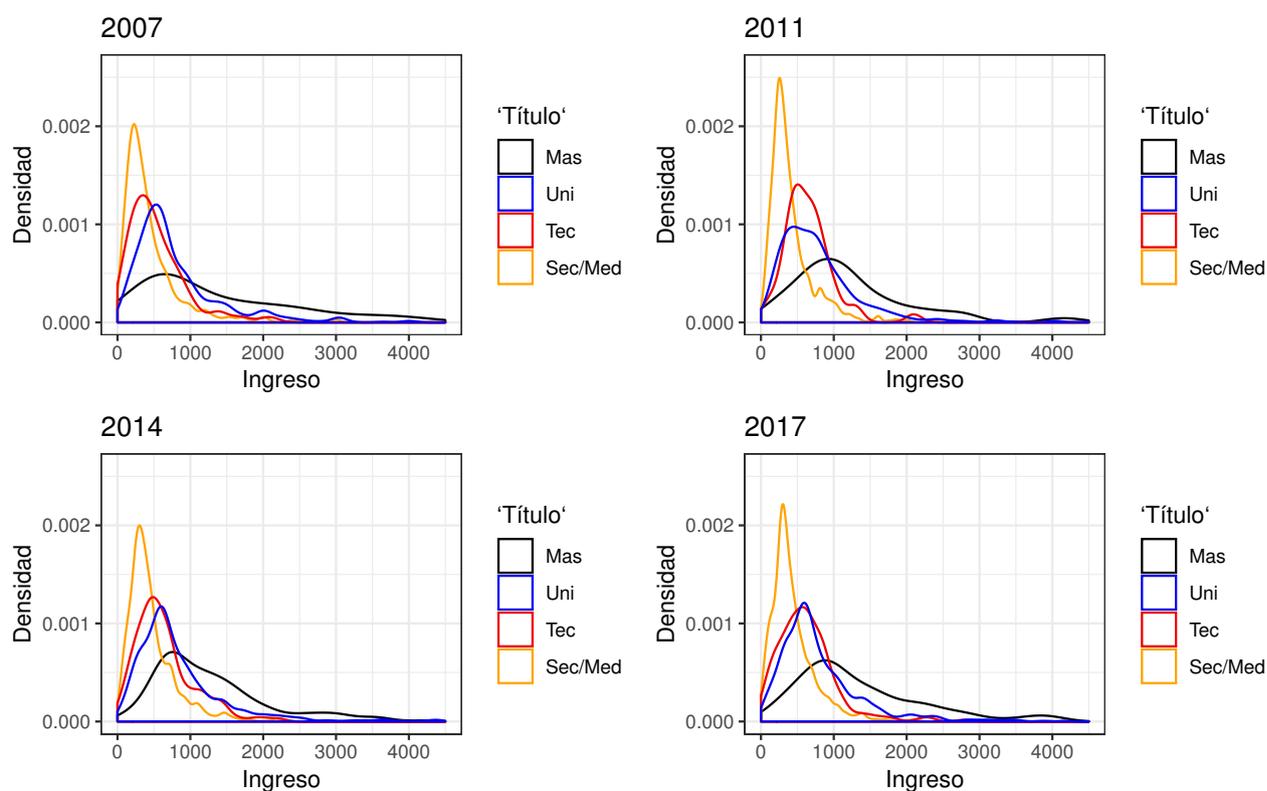
Fuente: Elaboración del autor
Datos: ENEMDU 2007 - 2017

Figura 2: Evolución de densidad de los años de educación, 2007 - 2017



Fuente: Elaboración del autor
Datos: ENEMDU 2007 - 2017

Figura 3: Evolución de densidad de ingresos por título obtenido



Fuente: Elaboración del autor
Datos: ENEMDU 2007 - 2017

En la figura 3 se observa la densidad del salario laboral real para los títulos educativos estudiados, en 4 años del periodo de interés. En general, todas las distribuciones tienen una asimetría positiva. El título de bachiller (concluir la educación secundaria o media) presenta el salario más bajo. A continuación están los títulos de educación técnica y universitaria. La educación universitaria tiene una moda ligeramente superior a la de la educación técnica. El título de maestría registra la moda más elevada, y tiene una distribución palticúrtica, por lo que salarios más altos son más frecuentes. La distribución de salarios para el título de PhD es menos estable. Este comportamiento puede estar causado por la baja representación muestral de este nivel de educación.

4. Estrategia empírica

Esta investigación analiza la evolución de los retornos a la educación para jefes del hogar casados o en unión de hecho, desde 2007 hasta 2017. Para hacerlo, hicimos una estimación de este parámetro para cada año en el periodo.

Realizamos la estimación tomando como base el modelo planteado por Jacob Mincer, que relaciona el salario con los años de educación y la experiencia laboral (Mincer, 1958). El modelo, en su forma más simple, tiene la siguiente forma funcional:

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

donde $w(s,x)$ es el salario a un nivel de educación s , con una experiencia x , ρ_s es el retorno por cada año de educación, y ε es un residuo con media condicional 0 (Heckman, Lochner, Todd, 2003).

Los salarios no están distribuidos normal o simétricamente. En cambio, la distribución de sus logaritmos naturales es bastante simétrica, y se acerca a la normalidad (Mincer, 1958). Por esta razón, al analizar efectos de la educación sobre el salario, la convención es trabajar con sus logaritmos.

Para esta investigación, escogimos un modelo de Mincer ampliado, es decir, que incluye otras variables de control, para capturar variaciones salariales no relacionadas con la educación. El modelo tiene la siguiente forma:

$$\ln[w(s,x,\mathbf{Z})] = \alpha_0 + \rho_s s + \beta_0 x + \beta_1 x^2 + \gamma' \mathbf{Z} + \varepsilon, \quad (2)$$

donde, además de los componentes ya explicados, se añadieron controles demográficos y laborales, contenidos en el vector \mathbf{Z} . Estos controles son género, raza, sector económico en el que la persona trabaja y si vive en las ciudades de Quito, Guayaquil o Cuenca. Se esperaría que el parámetro de interés ρ_s tenga un valor positivo, pues cada año de educación debería aportar positivamente al salario. Para la estimación, se empleó el método de mínimos cuadrados

ordinarios.

A continuación, planteamos el mismo modelo, añadiendo las variables de señalización. El modelo resultante tiene la siguiente forma:

$$\ln[w(s, x, \mathbf{Z}, \mathbf{S})] = \alpha_0 + \rho_s s + \beta_0 x + \beta_1 x^2 + \lambda' \mathbf{S} + \gamma' \mathbf{Z} + \varepsilon, \quad (3)$$

donde el vector \mathbf{S} incluye las variables dicotómicas de señalización Universidad terminada, Maestría terminada, Especialización Terminada, PhD terminado y una interacción de Universidad no terminada con años de educación. La razón por la cual se incluyó esta interacción fue analizar si los años de universidad representan una señalización positiva por el mercado laboral, aún si estos no implican la obtención de un título. Nuevamente, la estimación se llevó a cabo utilizando el método de mínimos cuadrados ordinarios.

Una de las limitaciones de este modelo, como ha sido explicado con anterioridad, es la endogeneidad generada por la omisión de la variable habilidad. La estrategia elegida para tratar este problema fue el uso de Variables Instrumentales (VI). Específicamente, usamos la educación del cónyuge, como en Trostel et al. (2002). El método elegido es “Two Stage Least Squares” (2SLS) o Mínimos Cuadrados en Dos Etapas. El proceso, como lo indica su nombre, tiene dos pasos. En primer lugar, realizamos una regresión de la variable endógena sobre los controles y la variable instrumental. En este primer paso, se “limpiaría” a la variable endógena de su correlación con el término de error. El segundo paso consiste en realizar la regresión original, pero usando los valores predichos del primer paso en lugar de la variable endógena. Wooldridge (2012) explica el proceso. Utilizando la nomenclatura anterior, en el primer paso estimamos la regresión:

$$s^* = \phi_0 + \pi_p p + \beta_x + \beta_1 x^2 + \gamma' \mathbf{Z} + \mu, \quad (4)$$

donde s^* son los años de educación del jefe del hogar, p son los años de educación del cónyuge o conviviente (la variable instrumental escogida), y x y \mathbf{Z} representan las mismas variables que arriba. Adicionalmente, μ es el término de error, con media condicional cero. Esta ecuación se conoce como *primera fase*, donde se escribe una variable endógena en función de variables

exógenas. A continuación, se obtienen los valores predichos:

$$\hat{s} = \hat{\phi}_0 + \hat{\pi}_p p + \hat{\beta}_x + \hat{\beta}_1 x^2 + \hat{\gamma}' \mathbf{Z} \quad (5)$$

El siguiente paso consiste en incluir \hat{s} en lugar de s en la ecuación (2):

$$\ln[w(s, x, \mathbf{Z})] = \alpha_0 + \rho_s \hat{s} + \beta_0 x + \beta_1 x^2 + \gamma' \mathbf{Z} + \varepsilon \quad (6)$$

Es importante resaltar que μ y ε no están correlacionados.

El procedimiento es similar para el modelo con señalización, que difiere en cuanto a la inclusión de dichas variables. El primer paso estima la regresión:

$$s^* = \phi_0 + \pi_p p + \beta_x + \beta_1 x^2 + \lambda' \mathbf{S} + \gamma' \mathbf{Z} + \mu, \quad (7)$$

El siguiente paso nuevamente consiste en incluir los valores predichos \hat{s} en lugar de s , pero esta vez en la ecuación (3):

$$\ln[w(s, x, \mathbf{Z})] = \alpha_0 + \rho_s \hat{s} + \beta_0 x + \beta_1 x^2 + \lambda' \mathbf{S} + \gamma' \mathbf{Z} + \varepsilon \quad (8)$$

Las ecuaciones (7) y (8) muestran la principal limitación del modelo de señalización corregido por VI. La primera fase en este procedimiento requiere una regresión de la variable endógena sobre *variables exógenas*. En este caso, las variables de señalización del vector \mathbf{S} son endógenas por la misma razón que los años de educación: llegar a niveles de educación altos está correlacionado con la habilidad. Es así que en este caso, a diferencia de las ecuaciones (4) y (6), no podemos estar seguros de que μ y ε no estén correlacionados. Se puede entender este problema de la siguiente manera: estamos corrigiendo la endogeneidad solo de los años de educación, y no de las variables de señalización. De hecho, cuando un modelo contiene más de una variable endógena, se requiere al menos la misma cantidad de variables instrumentales que variables endógenas presentes. Esto se conoce como *condición de orden* (Wooldridge, 2012). Por esta razón, los resultados obtenidos en el modelo con señalización y corrección por

VI seguramente presentarán inconsistencias.

5. Resultados y discusión

5.1. Resultados

Los resultados de las regresiones estimadas se encuentran reportados en los anexos (Sección 7). No reportamos los coeficientes correspondientes a las variables de industria debido a su baja significancia y baja variabilidad en algunos años.

5.1.1. Validez de la variable instrumental

Wooldridge (2012) explica que, para que un instrumento sea válido, debe cumplir con dos condiciones. Partiendo de un modelo de regresión básico:

$$y = \alpha + \beta x + \mu, \quad (9)$$

se asume que la variable x y el término de error μ están correlacionados. Un buen instrumento z debe cumplir las siguientes condiciones:

1. Exogeneidad del instrumento: z no debe estar correlacionado con el término de error μ , por lo tanto, tampoco debe estar relacionado con las variables omitidas.

$$Cov(z, \mu) = 0 \quad (10)$$

2. Relevancia del instrumento: z debe estar relacionado con la variable endógena x .

$$Cov(z, x) \neq 0 \quad (11)$$

En el contexto de variables omitidas, la condición de exogeneidad (10) significa que z no debe tener ningún efecto parcial sobre y (una vez que se ha controlado por x y por variables omitidas) (Wooldridge, 2012). Para determinar la validez del instrumento *Años de educación del cónyuge*,

realizamos dos pruebas. La primera prueba se conoce como “Test de Hausman - Wu”. Su objetivo es determinar si una variable es endógena, para justificar la utilización de variables instrumentales. Hace uso de los residuos de la ecuación de forma reducida (4). Incluyendo estos residuos como variable explicativa, además de las variables ya especificadas, estima los modelos base (2) y (3). Si el coeficiente de los residuos es estadísticamente diferente de cero, se puede concluir que la variable es endógena. No se reportan los resultados debido a su numerosa cantidad, pero el coeficiente de los residuos fue significativo al 1 % en todos los casos. Así, se puede concluir que la variable *Años de educación* es endógena.

La segunda prueba fue un análisis de la ecuación (4), o ecuación de primera fase. Si el instrumento está correlacionado con la variable endógena, debe explicar la variabilidad de esta última después de controlar por los demás factores exógenos. Es decir, el coeficiente del instrumento debe ser estadísticamente diferente de cero. Calculamos regresiones de *Años de educación* sobre *Años de educación del cónyuge* y las demás variables exógenas, para los 11 años del periodo, en los modelos con y sin señalización. Nuevamente, no se reportan los resultados, pero el coeficiente de la variable instrumental fue significativo al 1 % en todos los casos. Por lo tanto, se cumple la condición (11) y se puede concluir que el instrumento es relevante.

Finalmente, la condición de exogeneidad (10) no puede ser probada. Sin embargo, para el caso estudiado, se puede recurrir a la intuición económica.

Como argumentan Trostel et al. (2002), tiene sentido asumir que el modelo sin señalización logra controlar la endogeneidad con el uso de la variable instrumental. Se puede asumir, no sin algunos cuestionamientos ya expuestos, que la educación del cónyuge no está correlacionada con la habilidad de una persona, pues esta es innata. Además, la educación del cónyuge está claramente correlacionada con la educación de una persona. Así, la única vía por la que la variable instrumental afectaría el salario de una persona serían sus años de educación. Por lo tanto, las estimaciones obtenidas en el modelo instrumentado sin señalización son válidas.

No obstante, este no es el caso para el modelo con señalización. Una de las características de un buen instrumento es que *solo afecta a la variable dependiente a través de la variable endógena*. Las variables de señalización estarían correlacionadas con la habilidad de la misma manera que los años de educación. Asimismo, la educación del cónyuge o conviviente

estaría correlacionada con las variables de señalización de la misma manera que con la educación del individuo estudiado, siguiendo la teoría del emparejamiento selectivo. Por lo tanto, el instrumento afectaría al salario no solo a través de los años de educación, sino también a través de los títulos obtenidos. De hecho, al realizar el Test de Hausman - Wu para la variable de señalización *Universidad Completa*, se obtuvo que esta era endógena. Por esta razón, se puede atribuir la inconsistencia de los resultados en el modelo con señalización a la no exogeneidad del instrumento para este caso en específico.

5.1.2. Retornos a la educación

La tabla 1 expone los coeficientes de la variable *Años de educación* en el modelo base (calculado por MCO y sin señalización). Los retornos a la educación son significativos al 1 % para los 11 años estudiados. Como se esperaba, estos son positivos. Se debe recordar que al tratarse de una regresión lineal log-nivel, los coeficientes deben ser interpretados como una semi-elasticidad. Por lo tanto, el coeficiente de la variable *Años de educación* representa el incremento porcentual en el salario que un año de educación extra aporta. Podemos ver que el retorno más alto fue de 8,3 % en 2007, y el más bajo fue de 5,1 % en 2012.

A continuación, en la tabla 2 se comparan los estimadores del retorno a la educación entre el modelo base y el modelo con señalización, ambos calculados por MCO. En el modelo con señalización, el retorno más alto se obtiene nuevamente en 2007, con 6,6 %, y el más bajo en 2012 con 3,6 %. Podemos observar que los retornos calculados en el modelo con señalización son menores.

Finalmente, la tabla 3 muestra la comparación entre el modelo base y el mismo modelo, corregido por VI. En este caso, el modelo corregido tiene un retorno máximo en 2007, con 11,5 %, y su retorno mínimo en 2017, con 7,7 %. En este caso, podemos ver que los estimadores para el modelo con VI son mayores que para el modelo base.

No se incluyen los resultados del modelo con señalización y corrección por VI. Como se expuso en la sección 4, este modelo presenta inconsistencias, que se explicarán más a fondo en la sección 5.1.1.

Tabla 1: Estimaciones de los retornos a la educación, modelo sin señalización estimado por MCO

Año	MCO
	<i>Sin señalización</i>
2007	0.083***
2008	0.073***
2009	0.064***
2010	0.067***
2011	0.054***
2012	0.051***
2013	0.064***
2014	0.059***
2015	0.060***
2016	0.056***
2017	0.052***

Nota: * $p < 0.1$; ** $p < 0.05$; *** $p < 0.01$

Fuente: Elaboración del autor

Datos: ENEMDU 2007 - 2017

5.1.3. Efectos de señalización

Los coeficientes para las variables de señalización, con el modelo estimado por MCO, se resumen en la tabla 4. La categoría base es ‘no posee ningún título’ es decir, no posee ningún elemento de señalización. Por lo tanto, los estimadores deben interpretarse como el porcentaje salarial que una persona con alguno de estos títulos gana por encima de una persona que no posee ningún título. Los coeficientes para el bachillerato no son significativos en la mayoría de los años estudiados. El caso para el título universitario es diferente, todos los años tienen una estimación positiva y significativa al 1%. El mayor retorno para un título universitario se da en 2010, con 47,7%, mientras que el menor retorno se da en 2014, con 26%. El título de educación técnica es ligeramente menos significativo pues en 2008 su coeficiente no es estadísticamente diferente de cero, y en 2007 lo es solo al 5% de significancia. Su mayor retorno es de 46,7% en 2009 y el menor es de 16,5% en 2015.

El título de maestría es significativo al 1% en todos los años del periodo. Sus retornos son considerablemente superiores a aquellos de los títulos de tercer nivel. Su retorno más alto es de 96,3% en 2013, y su retorno más bajo es de 44,9% en 2012. El título de PhD presenta

Tabla 2: Estimaciones de los retornos a la educación, modelos con y sin señalización, estimados por MCO

Año	MCO	
	<i>Sin señalización</i>	<i>Con señalización</i>
2007	0.083***	0.066***
2008	0.073***	0.052***
2009	0.064***	0.050***
2010	0.067***	0.044***
2011	0.054***	0.037***
2012	0.051***	0.036***
2013	0.064***	0.042***
2014	0.059***	0.048***
2015	0.060***	0.043***
2016	0.056***	0.041***
2017	0.052***	0.037***

Nota: * $p < 0.1$; ** $p < 0.05$; *** $p < 0.01$

Fuente: Elaboración del autor

Datos: ENEMDU 2007 - 2017

Tabla 3: Estimaciones de los retornos a la educación, modelos sin señalización, estimados por MCO y VI

Año	MCO	VI
	<i>Sin señalización</i>	<i>Sin señalización</i>
2007	0.083***	0.115***
2008	0.073***	0.104***
2009	0.064***	0.088***
2010	0.067***	0.094***
2011	0.054***	0.083***
2012	0.051***	0.078***
2013	0.064***	0.090***
2014	0.059***	0.089***
2015	0.060***	0.092***
2016	0.056***	0.087***
2017	0.052***	0.077***

Nota: * $p < 0.1$; ** $p < 0.05$; *** $p < 0.01$

Fuente: Elaboración del autor

Datos: ENEMDU 2007 - 2017

Tabla 4: Estimaciones por MCO de los retornos de títulos superiores

Año	Secundaria / Media	Universidad	E. Técnica	Maestría	PhD	Int. Universidad inc.
2007	0.018	0.365***	0.255**	0.683***	1.129***	0.023
2008	0.103***	0.408***	0.137	0.781***	0.691***	0.036***
2009	0.033	0.316***	0.467***	0.895***	1.029***	0.016
2010	0.095***	0.477***	0.463***	0.749***	1.213***	0.031**
2011	0.068**	0.350***	0.429***	0.622***	0.512*	0.032**
2012	0.061**	0.358***	0.317***	0.449***	0.618**	0.006
2013	0.024	0.415***	0.265***	0.963***	0.898***	0.059***
2014	-0.015	0.260***	0.196***	0.630***	0.439***	0.012
2015	-0.002	0.356***	0.165***	0.885***	0.419**	0.024**
2016	-0.002	0.335***	0.224***	0.879***	0.234	0.005
2017	0.033	0.296***	0.255***	0.686***	0.903**	0.022*

Nota: * $p < 0.1$; ** $p < 0.05$; *** $p < 0.01$

Fuente: Elaboración del autor

Datos: ENEMDU 2007 - 2017

significancias menores al título de maestría en algunos años. De hecho, su coeficiente no es estadísticamente diferente de cero en 2016. Presenta, empero, el retorno más alto de todas las variables de señalización: 121,3% en 2010. La volatilidad y baja significancia de este título se ve afectada también por su bajo número de observaciones en cada año. Recordemos que representa el 0,1% de cada muestra, excepto en 2015, donde representa el 0,2%. Finalmente la variable de interacción entre *Universidad incompleta* y *Años de educación* tiene bajos niveles de significancia en la mayoría de los años.

5.1.4. Otras variables

Se pueden sacar algunas conclusiones de ciertas variables de control incluidas en los modelos. La experiencia laboral, por ejemplo, es significativa al 1% en todos los años. La magnitud de sus coeficientes no varía demasiado con las diferentes especificaciones de los modelos. Además, se puede concluir que existen rendimientos marginales decrecientes, debido a que su término cuadrático tiene un coeficiente negativo.

Los modelos incluyen un control de género. La variable utilizada indica si el individuo es mujer. Se observan coeficientes significativos al 1% en todos los años, con magnitudes cercanas a -0,5. Es decir, en la muestra utilizada, las mujeres ganan cerca de la mitad que los hombres.

Esto sugiere que en el país existe una brecha salarial entre hombres y mujeres, pero un estudio más exhaustivo es necesario.

En cuanto a las variables de raza, los resultados no son concluyentes. Su significancia estadística varía mucho. Sin embargo, la variable *Indígena* presenta coeficientes negativos en todos los años, excepto el 2007, y es significativa en nueve de los 11 años estudiados. Esto sería un indicio de diferencias salariales reales por raza en nuestro país.

Finalmente, la variable *Ciudad Grande* presenta coeficientes positivos y significativos para todos los años. Esto tiene sentido, pues en general, los salarios son mayores en el sector urbano, y las ciudades grandes agrupan a los grupos empresariales más importantes.

5.2. Discusión

Los resultados obtenidos en la sección anterior tienen importantes implicaciones. Un resultado principal de esta investigación es que, para todos los periodos y en todos los modelos, los retornos a la educación son positivos y significativos. Esto quiere decir que la teoría de Capital Humano es válida, pues el mercado laboral retribuye el tiempo invertido en la adquisición de conocimientos y habilidades.

La figura 4 muestra la evolución de los retornos a la educación. Compara los modelos con y sin señalización, estimados por medio de MCO. La magnitud del retorno sin efectos de señalización (modelo base) es estadísticamente mayor que la del retorno controlado por dichos efectos. Esto tiene sentido, pues las variables de títulos obtenidos capturan efectos de la educación en el salario, pero a través de otro mecanismo.

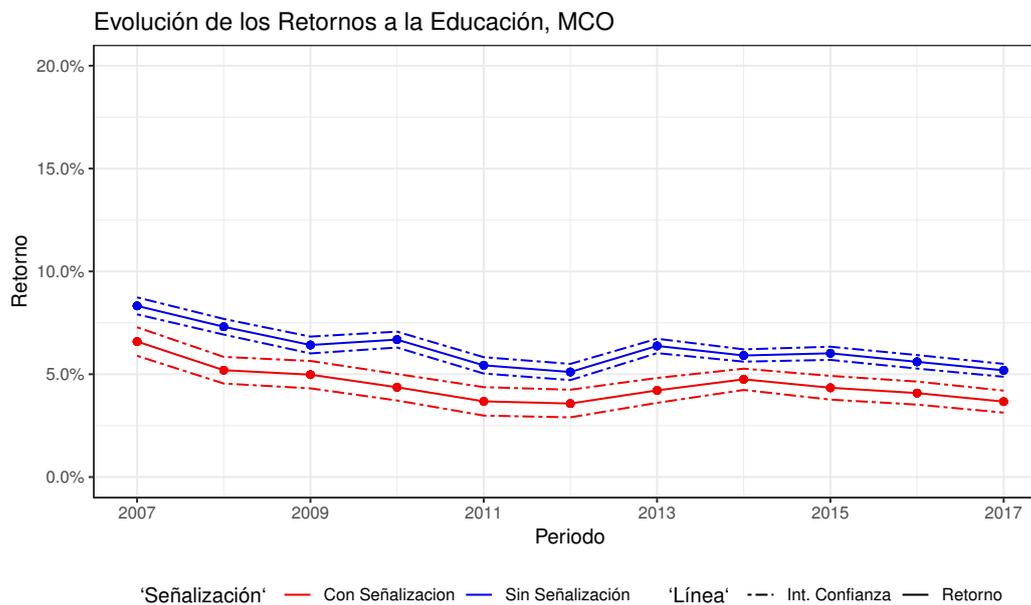
No se puede hablar de la figura 4 como una comparación de dos series de tiempo, pues vienen de datos obtenidos de cortes transversales repetidos. Por lo tanto, representan el retorno a la educación promedio por año. Sin embargo, la evolución de los retornos sugiere una ligera tendencia decreciente, en ambos casos. Psacharopoulos (1989) explica que los retornos a la educación caen en periodos de expansión educativa. Llama al mecanismo que origina este fenómeno ‘la carrera entre educación y tecnología’ Mientras que la expansión educativa incrementa la oferta de personas educadas y la desplaza hacia la derecha, los avances tecnológicos

incrementan la demanda por dichas personas, y la desplazan en la misma dirección. Cuando la oferta incrementa más que la demanda, los retornos tienden a bajar. Este fue el caso del Ecuador durante la década estudiada. En 2006, hubo 83 415 graduados del sistema de Educación Superior. En 2007 fueron 93 395, y para 2012 fueron 109 118. El último año con información disponible, 2015, tuvo 149 500 graduados (SNIESE, 2019). Como podemos ver, hay una clara tendencia creciente, con un aumento del 79,22% en el número de graduados anuales, entre 2007 y 2015.

Otro resultado principal en esta investigación es la diferencia en el valor estimado de los retornos a la educación por el método de Variables Instrumentales. La figura 5 compara la estimación de los modelos sin señalización, por MCO (modelo base) y por VI. Wooldridge (2012) explica que en el caso de los retornos a la educación, el sesgo generado por la omisión de la habilidad debe ser positivo, es decir, los coeficientes calculados son, en promedio, más grandes que el valor real. Esto se debe a los supuestos de que $Corr(educación, habilidad) > 0$ y que el efecto de la habilidad sobre el salario es positivo. Por lo tanto, la estimación por VI, que contrarresta el sesgo de variable omitida, debería ser menor a la de MCO. No obstante, podemos observar que el retorno calculado por VI es más alto que el de MCO. Varios estudios empíricos, como Lang (1993) y Trostel et al. (2002), encuentran que los retornos a la educación en realidad presentan un sesgo negativo. Card (1999) y Lang (1993) explican que individuos con una habilidad innata menor, también tienen una tasa de descuento mayor. Al hablar de tasa de descuento, hacen referencia al aplazamiento de la percepción de ingresos debido al tiempo que se invierte estudiando. Es decir, las personas menos hábiles valoran más los ingresos que están dejando de ganar por estudiar. Card (1999) indica que el término tasa de descuento es muy restrictivo, en realidad, se puede tratar incluso solo de la preferencia por el trabajo sobre el estudio. Por esta razón, el retorno a la educación es más alto para estas personas, ya que estudiarían menos años, y el retorno a la educación es decreciente en los años de educación (Card, 2001). De esta manera, el retorno a la educación no es igual para todos los individuos (se debe recordar que el modelo de Capital Humano parte del supuesto que todas las personas son igualmente hábiles), y el retorno más bajo de quienes estudian más, sesgaría el retorno promedio hacia cero, haciendo que las estimaciones por MCO esté por debajo del valor real. Por lo tanto,

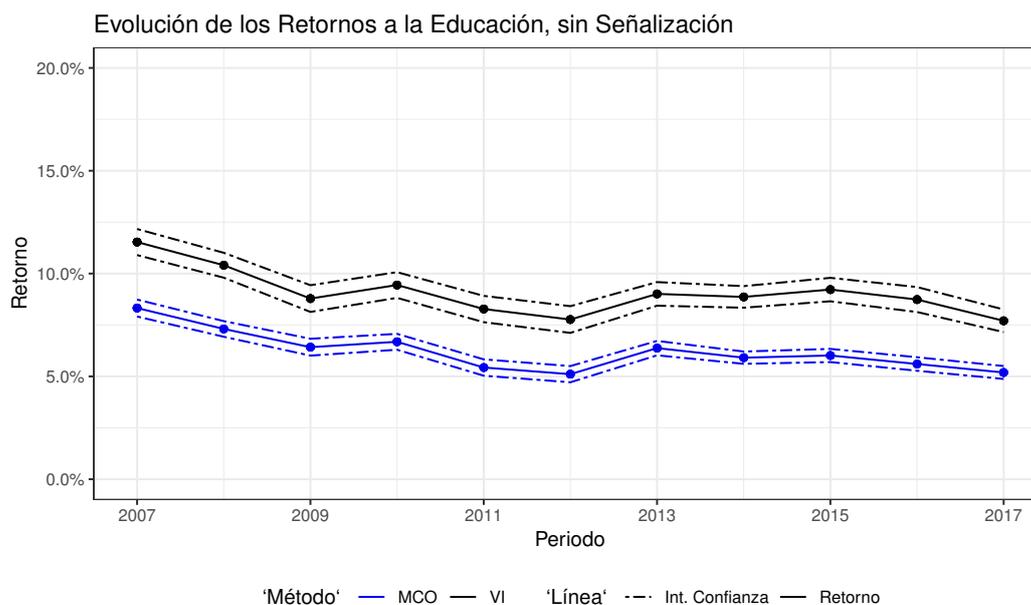
los resultados encontrados con la estimación por Variable Instrumental son consistentes.

Figura 4: Evolución de los retornos a la educación. Comparación de modelos estimados por MCO (intervalo de confianza al 5%)



Fuente: Elaboración del autor
 Datos: ENEMDU 2007 - 2017

Figura 5: Evolución de los retornos a la educación, sin control por variables de señalización. Comparación de modelos estimados por MCO y VI (intervalo de confianza al 5%)



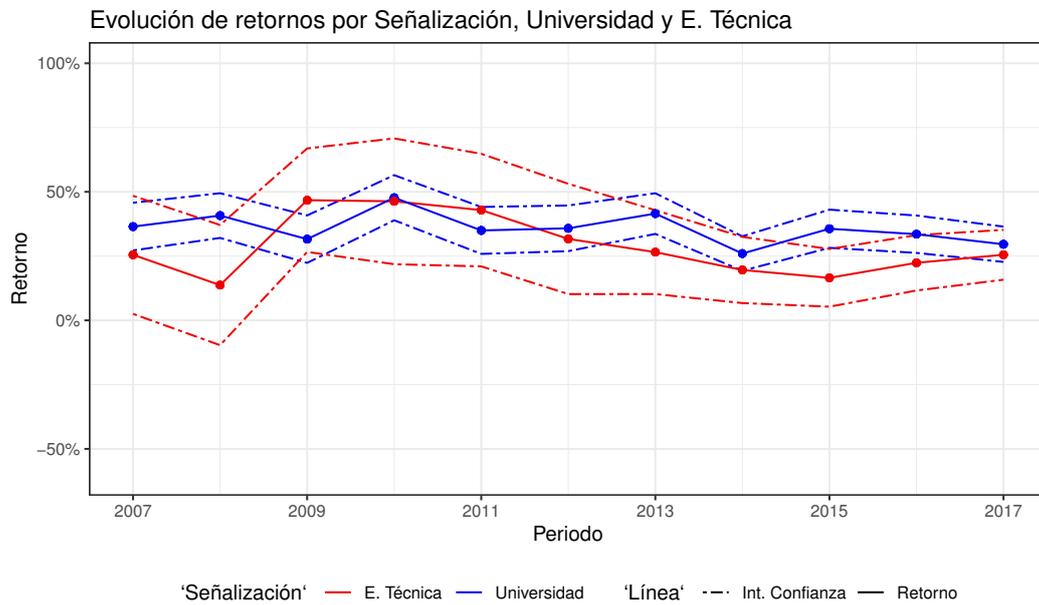
Fuente: Elaboración del autor
 Datos: ENEMDU 2007 - 2017

De igual manera, los resultados obtenidos permiten concluir que existen efectos de señalización en el mercado laboral ecuatoriano. Hungerford & Solon (1987) hacen esta aseveración basándose en que los coeficientes de las variables de señalización son estadísticamente diferentes de cero. Esto también sucede con gran parte de los coeficientes obtenidos en esta investigación. Se debe resaltar, no obstante, que los efectos de señalización no se presentan en todos los títulos estudiados. La educación secundaria o media completa, es decir, el título de bachiller, no representa una señal válida. Esto implica que el mercado laboral ecuatoriano se ha tecnificado, y ya no valora como señal el hecho de haber culminado el bachillerato. Espera señales más altas en términos de duración y costos. Las dos señales más importantes son el título universitario y el título de maestría, debido a sus niveles de significancia en los años estudiados.

La figura 6 compara los retornos de los dos títulos de tercer nivel, universidad y educación técnica. No se puede concluir que alguno sea mayor que el otro, en parte debido al elevado error estándar en las estimaciones de la educación técnica. La figura 7 compara los retornos de los dos títulos de cuarto nivel, maestría y PhD. Nuevamente, no se puede concluir que sean estadísticamente diferentes. La figura 8 compara los retornos de un título universitario y un título de maestría, y puede ser de particular interés para estudiantes universitarios que se pregunten si seguir estudiando después de su graduación. Esta figura sí concluye que, en la mayoría de años del periodo estudiado, los retornos de un título de maestría son considerablemente mayores a los de un título universitario.

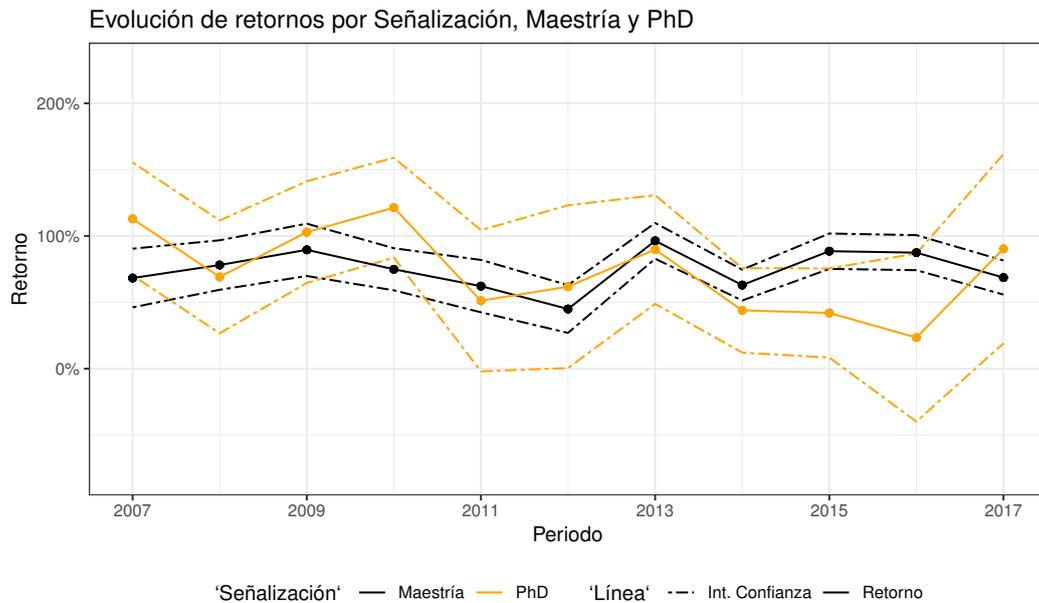
Es importante añadir que los resultados obtenidos también indican que las teorías de Capital Humano y “Screening” no son mutuamente excluyentes. Tanto los coeficientes de educación como de las variables de señalización son significativos, demostrando que las mejoras salariales asociadas con la educación actúan por medio de ambos mecanismos.

Figura 6: Evolución de los retornos por señalización. Comparación de título universitario y de educación técnica (intervalo de confianza al 5%)



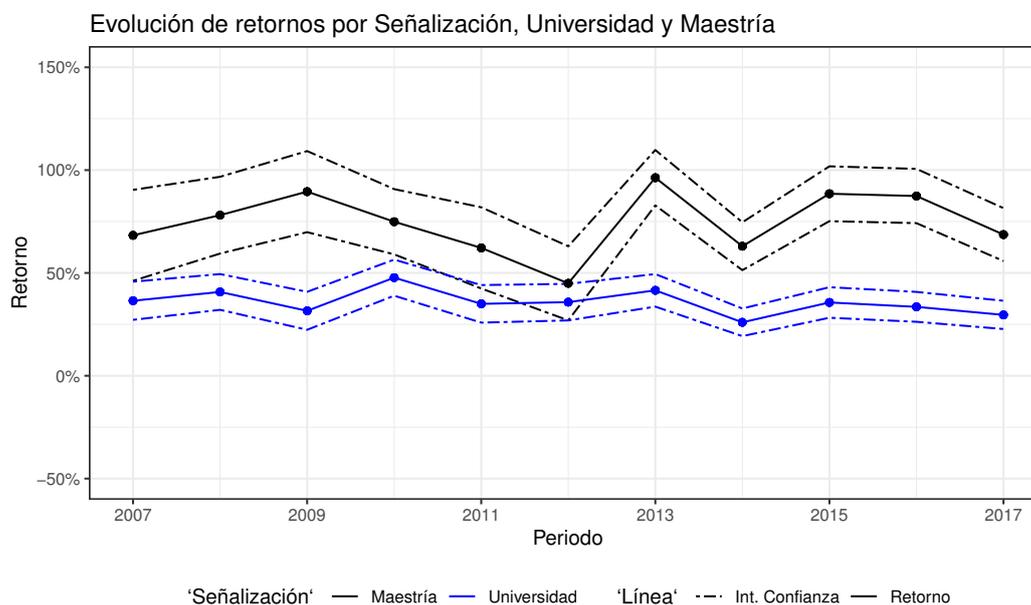
Fuente: Elaboración del autor
Datos: ENEMDU 2007 - 2017

Figura 7: Evolución de los retornos por señalización. Comparación de título de maestría y doctoral (intervalo de confianza al 5%)



Fuente: Elaboración del autor
Datos: ENEMDU 2007 - 2017

Figura 8: Evolución de los retornos por señalización. Comparación de título universitario y de maestría (intervalo de confianza al 5%)



Fuente: Elaboración del autor
Datos: ENEMDU 2007 - 2017

6. Conclusiones

Por medio de esta investigación, se ha logrado responder a tres interrogantes principales. En primer lugar, se obtuvieron los retornos a la educación para el mercado laboral ecuatoriano, y se comprobó que la teoría del Capital Humano es válida. En segundo lugar, se verificó que la teoría de “Screening” también se cumple, pues existen efectos de señalización. Finalmente, se obtuvieron estimaciones más cercanas al valor real de los retornos a la educación por medio de una estimación con variable instrumental. Se encontró que los retornos presentan un sesgo negativo, y los valores reales son mayores a los encontrados por MCO.

Se debe recordar que esta investigación tiene dos limitaciones. Por un lado, trabaja con una muestra restringida a jefes del hogar casados o en unión de hecho. Por lo tanto, los resultados encontrados reflejan solamente su situación salarial y educativa. No es posible interpretar dichos resultados como representativos de todo el mercado laboral de Ecuador. Por otro lado, no fue posible corregir el problema de endogeneidad en el modelo con variables de señalización. Este

modelo implica ciertas complicaciones ya expuestas, y se lo deja para investigaciones futuras.

Los resultados pueden tener implicaciones interesantes en políticas públicas de educación. Por ejemplo, el hecho de que el título de bachiller no funcione como señal en el mercado laboral deja ver que los esfuerzos en escolarización secundaria y media han sido adecuados. Como se puede observar en la figura 2, la proporción de la población con 13 años de educación (correspondientes al bachillerato) es alta y ha ido creciendo durante estos 11 años. Ya que más personas ingresan al mercado laboral con este título, pierde validez para diferenciar a los trabajadores. Esto quiere decir que se ha vuelto una señal “común”. Al mismo tiempo, significa que más personas han concluido este nivel de educación, hasta el punto de no diferenciarlos en el mercado laboral. Esto es un resultado positivo, porque implica que la fuerza laboral es ahora más calificada, al menos al nivel del bachillerato. Asimismo, los retornos de un título universitario y de educación técnica no son estadísticamente diferentes. Por lo tanto, se podría destinar mayor inversión a la formación técnica de profesionales, que es menos costosa directa e indirectamente. Finalmente, dadas las conversaciones actuales en la Asamblea Nacional sobre la “democratización” de las maestrías, la magnitud y significancia de los retornos de este título de 4to nivel lleva a preguntarse, ¿facilitar el acceso a maestrías proveerá sus beneficios salariales a un mayor número de ecuatorianos, o reducirá estos beneficios para los actuales y futuros poseedores de dicho título de cuarto nivel?

A partir de los resultados obtenidos, surgen algunas nuevas interrogantes. Los gráficos analizados en la sección 5.2 sugieren que los retornos a la educación presentan una tendencia negativa en el periodo estudiado. Cabe preguntarse si esta tendencia es significativa, y expandir el análisis de por qué decrece. Igualmente, la limitación encontrada en el modelo de VI con señalización, da paso al planteamiento de nuevas estrategias. Una de ellas podría ser la generación de variables instrumentales a partir de las variables de señalización del cónyuge o conviviente. Un análisis más complejo para determinar la validez de dicha instrumentalización es necesario.

7. Anexos

Tabla 5: Variables de interés, 2007

Variable	N	Media	Desv. Est.	Min	Pctl(25)	Mediana	Pctl(75)	Max
Mujer	8,774	0.014	0.119	0	0	0	0	1
Edad	8,774	44.678	10.203	25	37	44	53	65
Casado/a	8,774	0.704	0.457	0	0	1	1	1
Unión de hecho	8,774	0.296	0.457	0	0	0	1	1
Indígena	8,774	0.084	0.277	0	0	0	0	1
Afroecuatoriano	8,774	0.029	0.169	0	0	0	0	1
Mulato	8,774	0.020	0.139	0	0	0	0	1
Mestizo	8,774	0.796	0.403	0	1	1	1	1
Blanco	8,774	0.067	0.250	0	0	0	0	1
Ingreso Laboral Real	8,774	388.957	914.447	1	130	224.5	400	50,050
Ciudad Grande	8,774	0.132	0.338	0	0	0	0	1
Años de educación	8,774	9.019	4.965	0	7	7	13	21
Años de educación cónyuge	8,774	8.777	4.956	0	6	7	13	21
Secundaria / Media	8,774	0.130	0.337	0	0	0	0	1
Universidad	8,774	0.098	0.297	0	0	0	0	1
E. Técnica	8,774	0.007	0.081	0	0	0	0	1
Maestría	8,774	0.006	0.075	0	0	0	0	1
PhD	8,774	0.001	0.037	0	0	0	0	1

Fuente: Elaboración del autor

Datos: ENEMDU 2007 - 2017

Tabla 6: Variables de interés, 2008

Variable	N	Media	Desv. Est.	Min	Pctl(25)	Mediana	Pctl(75)	Max
Mujer	9,140	0.015	0.122	0	0	0	0	1
Edad	9,140	45.301	10.101	25	37	45	53	65
Casado/a	9,140	0.714	0.452	0	0	1	1	1
Unión de hecho	9,140	0.286	0.452	0	0	0	1	1
Indígena	9,140	0.079	0.270	0	0	0	0	1
Afroecuatoriano	9,140	0.030	0.170	0	0	0	0	1
Mulato	9,140	0.026	0.159	0	0	0	0	1
Mestizo	9,140	0.797	0.402	0	1	1	1	1
Blanco	9,140	0.067	0.250	0	0	0	0	1
Ingreso Laboral Real	9,140	374.695	612.762	0.916	137.456	229.093	410.535	27,491.210
Ciudad Grande	9,140	0.138	0.344	0	0	0	0	1
Años de educación	9,140	9.111	4.910	0	7	7	13	21
Años de educación cónyuge	9,140	8.828	4.907	0	7	7	13	21
Secundaria / Media	9,140	0.134	0.341	0	0	0	0	1
Universidad	9,140	0.097	0.296	0	0	0	0	1
E. Técnica	9,140	0.005	0.068	0	0	0	0	1
Maestría	9,140	0.008	0.088	0	0	0	0	1
PhD	9,140	0.001	0.035	0	0	0	0	1

Fuente: Elaboración del autor

Datos: ENEMDU 2007 - 2017

Tabla 7: Variables de interés, 2009

Variable	N	Media	Desv. Est.	Mín	Pctl(25)	Mediana	Pctl(75)	Max
Mujer	8,617	0.015	0.120	0	0	0	0	1
Edad	8,617	46.223	9.966	25	39	46	54	65
Casado/a	8,617	0.713	0.453	0	0	1	1	1
Unión de hecho	8,617	0.287	0.453	0	0	0	1	1
Indígena	8,617	0.084	0.277	0	0	0	0	1
Afroecuatoriano	8,617	0.024	0.152	0	0	0	0	1
Mulato	8,617	0.020	0.140	0	0	0	0	1
Mestizo	8,617	0.813	0.390	0	1	1	1	1
Blanco	8,617	0.056	0.230	0	0	0	0	1
Ingreso Laboral Real	8,617	338.535	502.619	2.643	132.130	220.217	369.965	19,713.850
Ciudad Grande	8,617	0.121	0.326	0	0	0	0	1
Años de educación	8,617	8.831	4.819	0	7	7	13	21
Años de educación cónyuge	8,617	8.544	4.799	0	6	7	13	21
Secundaria / Media	8,617	0.136	0.343	0	0	0	0	1
Universidad	8,617	0.083	0.275	0	0	0	0	1
E. Técnica	8,617	0.006	0.077	0	0	0	0	1
Maestría	8,617	0.005	0.074	0	0	0	0	1
PhD	8,617	0.001	0.036	0	0	0	0	1

Fuente: Elaboración del autor

Datos: ENEMDU 2007 - 2017

Tabla 8: Variables de interés, 2010

Variable	N	Media	Desv. Est.	Mín	Pctl(25)	Mediana	Pctl(75)	Max
Mujer	9,040	0.020	0.140	0	0	0	0	1
Edad	9,040	46.427	9.920	25	39	46	54	65
Casado/a	9,040	0.707	0.455	0	0	1	1	1
Unión de hecho	9,040	0.293	0.455	0	0	0	1	1
Indígena	9,040	0.077	0.267	0	0	0	0	1
Afroecuatoriano	9,040	0.040	0.197	0	0	0	0	1
Mulato	9,040	0.010	0.098	0	0	0	0	1
Mestizo	9,040	0.846	0.361	0	1	1	1	1
Blanco	9,040	0.026	0.158	0	0	0	0	1
Ingreso Laboral Real	9,040	364.226	753.515	2.556	144.852	238.580	383.433	46,284.570
Ciudad Grande	9,040	0.122	0.327	0	0	0	0	1
Años de educación	9,040	8.953	4.799	0	7	7	13	21
Años de educación cónyuge	9,040	8.768	4.797	0	7	7	13	21
Secundaria / Media	9,040	0.136	0.343	0	0	0	0	1
Universidad	9,040	0.082	0.275	0	0	0	0	1
E. Técnica	9,040	0.006	0.075	0	0	0	0	1
Maestría	9,040	0.009	0.095	0	0	0	0	1
PhD	9,040	0.001	0.038	0	0	0	0	1

Fuente: Elaboración del autor

Datos: ENEMDU 2007 - 2017

Tabla 9: Variables de interés, 2011

Variable	N	Media	Desv. Est.	Mín	Pctl(25)	Mediana	Pctl(75)	Max
Mujer	8,054	0.021	0.144	0	0	0	0	1
Edad	8,054	46.035	10.075	25	38	46	54	65
Casado/a	8,054	0.702	0.457	0	0	1	1	1
Unión de hecho	8,054	0.298	0.457	0	0	0	1	1
Indígena	8,054	0.067	0.250	0	0	0	0	1
Afroecuatoriano	8,054	0.043	0.204	0	0	0	0	1
Mulato	8,054	0.013	0.112	0	0	0	0	1
Mestizo	8,054	0.855	0.352	0	1	1	1	1
Blanco	8,054	0.019	0.138	0	0	0	0	1
Ingreso Laboral Real	8,054	371.828	470.165	4.037	161.478	253.117	403.695	16,309.280
Ciudad Grande	8,054	0.137	0.344	0	0	0	0	1
Años de educación	8,054	9.343	4.757	0	7	7	13	21
Años de educación cónyuge	8,054	9.166	4.729	0	7	7	13	21
Secundaria / Media	8,054	0.162	0.368	0	0	0	0	1
Universidad	8,054	0.092	0.288	0	0	0	0	1
E. Técnica	8,054	0.005	0.074	0	0	0	0	1
Maestría	8,054	0.008	0.091	0	0	0	0	1
PhD	8,054	0.001	0.039	0	0	0	0	1

Fuente: Elaboración del autor

Datos: ENEMDU 2007 - 2017

Tabla 10: Variables de interés, 2012

Variable	N	Media	Desv. Est.	Mín	Pctl(25)	Mediana	Pctl(75)	Max
Mujer	8,232	0.018	0.134	0	0	0	0	1
Edad	8,232	46.573	10.017	25	39	47	54	65
Casado/a	8,232	0.690	0.463	0	0	1	1	1
Unión de hecho	8,232	0.310	0.463	0	0	0	1	1
Indígena	8,232	0.066	0.249	0	0	0	0	1
Afroecuatoriano	8,232	0.035	0.183	0	0	0	0	1
Mulato	8,232	0.011	0.103	0	0	0	0	1
Mestizo	8,232	0.874	0.332	0	1	1	1	1
Blanco	8,232	0.013	0.115	0	0	0	0	1
Ingreso Laboral Real	8,232	374.227	496.411	3.853	163.937	267.000	420.149	20,034.630
Ciudad Grande	8,232	0.120	0.325	0	0	0	0	1
Años de educación	8,232	9.279	4.727	0	7	7	13	21
Años de educación cónyuge	8,232	9.146	4.697	0	7	7	13	21
Secundaria / Media	8,232	0.169	0.375	0	0	0	0	1
Universidad	8,232	0.086	0.281	0	0	0	0	1
E. Técnica	8,232	0.007	0.081	0	0	0	0	1
Maestría	8,232	0.008	0.091	0	0	0	0	1
PhD	8,232	0.001	0.033	0	0	0	0	1

Fuente: Elaboración del autor

Datos: ENEMDU 2007 - 2017

Tabla 11: Variables de interés, 2013

Variable	N	Media	Desv. Est.	Min	Pctl(25)	Mediana	Pctl(75)	Max
Mujer	9,808	0.021	0.144	0	0	0	0	1
Edad	9,808	44.876	10.165	25	37	44	53	65
Casado/a	9,808	0.676	0.468	0	0	1	1	1
Unión de hecho	9,808	0.324	0.468	0	0	0	1	1
Indígena	9,808	0.090	0.287	0	0	0	0	1
Afroecuatoriano	9,808	0.043	0.202	0	0	0	0	1
Mulato	9,808	0.015	0.120	0	0	0	0	1
Mestizo	9,808	0.834	0.372	0	1	1	1	1
Blanco	9,808	0.017	0.129	0	0	0	0	1
Ingreso Laboral Real	9,808	400.668	673.998	1.506	179.268	271.161	436.871	37,209.330
Ciudad Grande	9,808	0.121	0.327	0	0	0	0	1
Años de educación	9,808	9.306	4.746	0	7	7	13	21
Años de educación cónyuge	9,808	9.249	4.817	0	7	7	13	21
Secundaria / Media	9,808	0.167	0.373	0	0	0	0	1
Universidad	9,808	0.089	0.285	0	0	0	0	1
E. Técnica	9,808	0.007	0.085	0	0	0	0	1
Maestría	9,808	0.012	0.108	0	0	0	0	1
PhD	9,808	0.001	0.032	0	0	0	0	1

Fuente: Elaboración del autor

Datos: ENEMDU 2007 - 2017

Tabla 12: Variables de interés, 2014

Variable	N	Media	Desv. Est.	Min	Pctl(25)	Mediana	Pctl(75)	Max
Mujer	13,996	0.032	0.177	0	0	0	0	1
Edad	13,996	44.495	10.072	25	36	44	52	65
Casado/a	13,996	0.689	0.463	0	0	1	1	1
Unión de hecho	13,996	0.311	0.463	0	0	0	1	1
Indígena	13,996	0.127	0.334	0	0	0	0	1
Afroecuatoriano	13,996	0.029	0.167	0	0	0	0	1
Mulato	13,996	0.010	0.100	0	0	0	0	1
Mestizo	13,996	0.819	0.385	0	1	1	1	1
Blanco	13,996	0.015	0.120	0	0	0	0	1
Ingreso Laboral Real	13,996	442.305	761.923	2.178	181.488	297.641	504.537	52,486.360
Ciudad Grande	13,996	0.117	0.322	0	0	0	0	1
Años de educación	13,996	9.940	4.633	0.000	7.000	9.000	13.000	21.000
Años de educación cónyuge	13,996	9.804	4.755	0	7	9	13	21
Secundaria / Media	13,996	0.202	0.401	0	0	0	0	1
Universidad	13,996	0.096	0.295	0	0	0	0	1
E. Técnica	13,996	0.010	0.100	0	0	0	0	1
Maestría	13,996	0.014	0.115	0	0	0	0	1
PhD	13,996	0.001	0.036	0	0	0	0	1

Fuente: Elaboración del autor

Datos: ENEMDU 2007 - 2017

Tabla 13: Variables de interés, 2015

Variable	N	Media	Desv. Est.	Min	Pctl(25)	Mediana	Pctl(75)	Max
Mujer	13,454	0.037	0.190	0	0	0	0	1
Edad	13,454	43.708	10.144	25	35	43	52	65
Casado/a	13,454	0.677	0.468	0	0	1	1	1
Unión de hecho	13,454	0.323	0.468	0	0	0	1	1
Indígena	13,454	0.138	0.345	0	0	0	0	1
Afroecuatoriano	13,454	0.030	0.170	0	0	0	0	1
Mulato	13,454	0.010	0.100	0	0	0	0	1
Mestizo	13,454	0.808	0.394	0	1	1	1	1
Blanco	13,454	0.013	0.114	0	0	0	0	1
Ingreso Laboral Real	13,454	439.846	677.624	0.702	182.538	301.889	493.554	35,103.420
Ciudad Grande	13,454	0.119	0.324	0	0	0	0	1
Años de educación	13,454	10.236	4.659	0	7	10	13	21
Años de educación cónyuge	13,454	10.085	4.729	0	7	10	13	21
Secundaria / Media	13,454	0.225	0.418	0	0	0	0	1
Universidad	13,454	0.109	0.311	0	0	0	0	1
E. Técnica	13,454	0.015	0.120	0	0	0	0	1
Maestría	13,454	0.012	0.110	0	0	0	0	1
PhD	13,454	0.002	0.039	0	0	0	0	1

Fuente: Elaboración del autor

Datos: ENEMDU 2007 - 2017

Tabla 14: Variables de interés, 2016

Variable	N	Media	Desv. Est.	Min	Pctl(25)	Mediana	Pctl(75)	Max
Mujer	13,939	0.036	0.187	0	0	0	0	1
Edad	13,939	44.222	10.110	25	36	44	52	65
Casado/a	13,939	0.674	0.469	0	0	1	1	1
Unión de hecho	13,939	0.326	0.469	0	0	0	1	1
Indígena	13,939	0.140	0.347	0	0	0	0	1
Afroecuatoriano	13,939	0.027	0.163	0	0	0	0	1
Mulato	13,939	0.010	0.097	0	0	0	0	1
Mestizo	13,939	0.808	0.394	0	1	1	1	1
Blanco	13,939	0.015	0.123	0	0	0	0	1
Ingreso Laboral Real	13,939	423.837	556.797	0.695	173.696	295.978	486.348	15,319.960
Ciudad Grande	13,939	0.113	0.316	0	0	0	0	1
Años de educación	13,939	10.275	4.652	0	7	10	13	21
Años de educación cónyuge	13,939	10.168	4.724	0	7	10	13	21
Secundaria / Media	13,939	0.224	0.417	0	0	0	0	1
Universidad	13,939	0.108	0.310	0	0	0	0	1
E. Técnica	13,939	0.017	0.131	0	0	0	0	1
Maestría	13,939	0.012	0.111	0	0	0	0	1
PhD	13,939	0.001	0.024	0	0	0	0	1

Fuente: Elaboración del autor

Datos: ENEMDU 2007 - 2017

Tabla 15: Variables de interés, 2017

Variable	N	Media	Desv. Est.	Min	Pctl(25)	Mediana	Pctl(75)	Max
Mujer	13,383	0.042	0.200	0	0	0	0	1
Edad	13,383	44.532	10.144	25	37	44	53	65
Casado/a	13,383	0.670	0.470	0	0	1	1	1
Unión de hecho	13,383	0.330	0.470	0	0	0	1	1
Indígena	13,383	0.135	0.341	0	0	0	0	1
Afroecuatoriano	13,383	0.033	0.179	0	0	0	0	1
Mulato	13,383	0.010	0.100	0	0	0	0	1
Mestizo	13,383	0.807	0.395	0	1	1	1	1
Blanco	13,383	0.014	0.116	0	0	0	0	1
Ingreso Laboral Real	13,383	436.176	575.338	1.392	181.023	309.827	509.649	20,887.240
Ciudad Grande	13,383	0.116	0.320	0	0	0	0	1
Años de educación	13,383	10.366	4.605	0	7	10	13	22
Años de educación cónyuge	13,383	10.254	4.721	0	7	10	13	21
Secundaria / Media	13,383	0.239	0.426	0	0	0	0	1
Universidad	13,383	0.105	0.307	0	0	0	0	1
E. Técnica	13,383	0.017	0.131	0	0	0	0	1
Maestría	13,383	0.014	0.118	0	0	0	0	1
PhD	13,383	0.001	0.024	0	0	0	0	1

Fuente: Elaboración del autor

Datos: ENEMDU 2007 - 2017

Tabla 16: Comparación de modelos para el 2007

	<i>Variable dependiente:</i>			
	Log. del Ingreso Laboral			
	<i>OLS</i>		<i>Variable Instrumental</i>	
	Sin señalización	Con señalización	Sin señalización	Con señalización
	(1)	(2)	(3)	(4)
Intercepto	4.303*** (0.142)	4.439*** (0.142)	4.086*** (0.145)	3.816*** (0.155)
Educación	0.083*** (0.002)	0.066*** (0.004)	0.115*** (0.003)	0.160*** (0.008)
Experiencia	0.019*** (0.003)	0.019*** (0.003)	0.017*** (0.003)	0.016*** (0.003)
Experiencia ²	-0.0004*** (0.0001)	-0.0004*** (0.0001)	-0.0003*** (0.0001)	-0.0002*** (0.0001)
Mujer	-0.521*** (0.070)	-0.524*** (0.069)	-0.495*** (0.071)	-0.483*** (0.072)
Blanco	0.345*** (0.065)	0.326*** (0.064)	0.308*** (0.066)	0.319*** (0.067)
Mestizo	0.215*** (0.057)	0.201*** (0.057)	0.186*** (0.058)	0.206*** (0.059)
Afroecuatoriano	0.180** (0.084)	0.168** (0.084)	0.194** (0.085)	0.223** (0.087)
Indígena	0.021 (0.065)	-0.009 (0.065)	0.055 (0.066)	0.108 (0.068)
Ciudad Grande	0.150*** (0.021)	0.154*** (0.021)	0.094*** (0.021)	0.089*** (0.022)
Secundaria / Media		0.018 (0.032)		-0.485*** (0.051)
Universidad		0.365*** (0.047)		-0.588*** (0.089)
E. Técnica		0.255** (0.117)		-0.503*** (0.135)
Maestría		0.683*** (0.113)		-0.274** (0.139)
PhD		1.129*** (0.217)		0.152 (0.238)
Int. Universidad inc.		0.023 (0.015)		-0.213*** (0.024)
Observaciones	8,774	8,774	8,774	8,774
R ²	0.346	0.355	0.329	0.304
R ² ajustado	0.345	0.353	0.327	0.301
Error Est. Residual	10.858 (df = 8749)	10.788 (df = 8743)	11.001 (df = 8749)	11.211 (df = 8743)
Estadístico F	193.184*** (df = 24; 8749)	160.586*** (df = 30; 8743)		

Nota:

*p<0.1; **p<0.05; ***p<0.01

Tabla 17: Comparación de modelos para el 2008

<i>Variable dependiente:</i>				
Log. del Ingreso Laboral				
	<i>OLS</i>		<i>Variable Instrumental</i>	
	Sin señalización		Con señalización	
	(1)	(2)	(3)	(4)
Intercepto	4.732*** (0.128)	4.908*** (0.128)	4.485*** (0.131)	4.199*** (0.145)
Educación	0.073*** (0.002)	0.052*** (0.003)	0.104*** (0.003)	0.144*** (0.008)
Experiencia	0.021*** (0.002)	0.020*** (0.002)	0.018*** (0.003)	0.017*** (0.003)
Experiencia ²	-0.0005*** (0.0001)	-0.0005*** (0.0001)	-0.0004*** (0.0001)	-0.0003*** (0.0001)
Mujer	-0.523*** (0.061)	-0.536*** (0.061)	-0.479*** (0.062)	-0.466*** (0.063)
Blanco	0.113** (0.054)	0.106** (0.054)	0.083 (0.055)	0.118** (0.056)
Mestizo	0.048 (0.047)	0.043 (0.046)	0.037 (0.047)	0.061 (0.048)
Afroecuatoriano	-0.034 (0.071)	-0.043 (0.070)	-0.002 (0.072)	0.044 (0.073)
Indígena	-0.223*** (0.055)	-0.246*** (0.055)	-0.170*** (0.056)	-0.115** (0.058)
Ciudad Grande	0.137*** (0.018)	0.140*** (0.018)	0.089*** (0.019)	0.085*** (0.020)
Secundaria / Media		0.103*** (0.029)		-0.385*** (0.049)
Universidad		0.408*** (0.044)		-0.529*** (0.088)
E. Técnica		0.137 (0.119)		-0.589*** (0.137)
Maestría		0.781*** (0.095)		-0.191 (0.126)
PhD		0.691*** (0.217)		-0.289 (0.239)
Int. Universidad inc.		0.036*** (0.013)		-0.192*** (0.023)
Observaciones	9,140	9,140	9,140	9,140
R ²	0.366	0.375	0.348	0.322
R ² ajustado	0.364	0.373	0.346	0.319
Error Est. Residual	9.863 (df = 9115)	9.796 (df = 9109)	10.000 (df = 9115)	10.203 (df = 9109)
Estadístico F	218.967*** (df = 24; 9115)	181.981*** (df = 30; 9109)		

Nota:

*p<0.1; **p<0.05; ***p<0.01

Tabla 18: Comparación de modelos para el 2009

<i>Variable dependiente:</i>				
Log. del Ingreso Laboral				
	<i>OLS</i>		<i>Variable Instrumental</i>	
	Sin señalización		Con señalización	
	(1)	(2)	(3)	(4)
Intercepto	4.369*** (0.483)	4.566*** (0.480)	4.080*** (0.488)	4.001*** (0.494)
Educación	0.064*** (0.002)	0.050*** (0.003)	0.088*** (0.003)	0.111*** (0.008)
Experiencia	0.018*** (0.003)	0.018*** (0.003)	0.018*** (0.003)	0.017*** (0.003)
Experiencia ²	-0.0005*** (0.0001)	-0.0005*** (0.0001)	-0.0004*** (0.0001)	-0.0004*** (0.0001)
Mujer	-0.449*** (0.060)	-0.455*** (0.060)	-0.423*** (0.061)	-0.445*** (0.061)
Blanco	0.099* (0.060)	0.068 (0.060)	0.046 (0.061)	0.036 (0.061)
Mestizo	0.032 (0.052)	0.021 (0.051)	0.001 (0.052)	0.001 (0.052)
Afroecuatoriano	-0.089 (0.082)	-0.091 (0.081)	-0.083 (0.082)	-0.098 (0.083)
Indígena	-0.279*** (0.060)	-0.303*** (0.059)	-0.257*** (0.060)	-0.245*** (0.061)
Ciudad Grande	0.130*** (0.020)	0.127*** (0.020)	0.095*** (0.021)	0.094*** (0.021)
Secundaria / Media		0.033 (0.030)		-0.301*** (0.049)
Universidad		0.316*** (0.047)		-0.301*** (0.085)
E. Técnica		0.467*** (0.103)		-0.009 (0.118)
Maestría		0.895*** (0.101)		0.277** (0.124)
PhD		1.029*** (0.195)		0.403* (0.211)
Int. Universidad inc.		0.016 (0.014)		-0.134*** (0.022)
Observaciones	8,617	8,617	8,617	8,617
R ²	0.316	0.328	0.306	0.302
R ² ajustado	0.314	0.325	0.304	0.299
Error Est. Residual	10.198 (df = 8591)	10.119 (df = 8585)	10.274 (df = 8591)	10.310 (df = 8585)
Estadístico F	159.053*** (df = 25; 8591)	134.865*** (df = 31; 8585)		

Nota:

*p<0.1; **p<0.05; ***p<0.01

Tabla 19: Comparación de modelos para el 2010

	<i>Variable dependiente:</i>			
	Log. del Ingreso Laboral			
	<i>OLS</i>		<i>Variable Instrumental</i>	
	Sin señalización		Con señalización	
	(1)	(2)	(3)	(4)
Intercepto	5.057*** (0.152)	5.253*** (0.151)	4.846*** (0.155)	4.673*** (0.166)
Educación	0.067*** (0.002)	0.044*** (0.003)	0.094*** (0.003)	0.124*** (0.008)
Experiencia	0.023*** (0.002)	0.023*** (0.002)	0.023*** (0.002)	0.021*** (0.003)
Experiencia ²	-0.001*** (0.0001)	-0.001*** (0.0001)	-0.001*** (0.0001)	-0.0005*** (0.0001)
Mujer	-0.678*** (0.050)	-0.669*** (0.050)	-0.649*** (0.051)	-0.650*** (0.051)
Blanco	0.205** (0.086)	0.190** (0.085)	0.143 (0.087)	0.148* (0.088)
Mestizo	0.027 (0.075)	0.016 (0.074)	0.005 (0.076)	-0.005 (0.077)
Afroecuatoriano	-0.077 (0.086)	-0.077 (0.085)	-0.070 (0.087)	-0.063 (0.088)
Indígena	-0.221*** (0.081)	-0.260*** (0.080)	-0.179** (0.082)	-0.152* (0.083)
Ciudad Grande	0.134*** (0.019)	0.126*** (0.019)	0.092*** (0.019)	0.095*** (0.019)
Secundaria / Media		0.095*** (0.029)		-0.339*** (0.051)
Universidad		0.477*** (0.045)		-0.342*** (0.090)
E. Técnica		0.463*** (0.125)		-0.172 (0.142)
Maestría		0.749*** (0.081)		-0.092 (0.115)
PhD		1.213*** (0.192)		0.426** (0.212)
Int. Universidad inc.		0.031** (0.014)		-0.180*** (0.025)
Observaciones	9,040	9,040	9,040	9,040
R ²	0.339	0.354	0.325	0.310
R ² ajustado	0.337	0.351	0.323	0.308
Error Est. Residual	9.723 (df = 9015)	9.618 (df = 9009)	9.828 (df = 9015)	9.935 (df = 9009)
Estadístico F	192.583*** (df = 24; 9015)	164.262*** (df = 30; 9009)		

Nota:

*p<0.1; **p<0.05; ***p<0.01

Tabla 20: Comparación de modelos para el 2011

<i>Variable dependiente:</i>				
Log. del Ingreso Laboral				
	<i>OLS</i>		<i>Variable Instrumental</i>	
	Sin señalización		Con señalización	
	(1)	(2)	(3)	(4)
Intercepto	5.925*** (0.477)	6.072*** (0.475)	5.587*** (0.484)	5.447*** (0.498)
Educación	0.054*** (0.002)	0.037*** (0.004)	0.083*** (0.003)	0.128*** (0.009)
Experiencia	0.016*** (0.002)	0.016*** (0.002)	0.015*** (0.003)	0.014*** (0.003)
Experiencia ²	-0.0003*** (0.0001)	-0.0004*** (0.0001)	-0.0003*** (0.0001)	-0.0002** (0.0001)
Mujer	-0.426*** (0.051)	-0.446*** (0.051)	-0.396*** (0.052)	-0.391*** (0.053)
Blanco	-0.061 (0.087)	-0.045 (0.086)	-0.079 (0.088)	-0.124 (0.090)
Mestizo	-0.005 (0.071)	0.004 (0.070)	-0.004 (0.072)	-0.029 (0.073)
Afroecuatoriano	-0.039 (0.081)	-0.034 (0.081)	0.001 (0.082)	-0.006 (0.084)
Indígena	-0.253*** (0.077)	-0.249*** (0.076)	-0.189** (0.078)	-0.190** (0.080)
Ciudad Grande	0.113*** (0.019)	0.121*** (0.019)	0.073*** (0.019)	0.071*** (0.020)
Secundaria / Media		0.068** (0.029)		-0.411*** (0.054)
Universidad		0.350*** (0.047)		-0.565*** (0.098)
E. Técnica		0.429*** (0.112)		-0.243* (0.132)
Maestría		0.622*** (0.101)		-0.288** (0.135)
PhD		0.512* (0.271)		-0.481 (0.297)
Int. Universidad inc.		0.032** (0.014)		-0.197*** (0.026)
Observaciones	8,054	8,054	8,054	8,054
R ²	0.322	0.329	0.305	0.273
R ² ajustado	0.320	0.327	0.303	0.271
Error Est. Residual	10.016 (df = 8028)	9.964 (df = 8022)	10.138 (df = 8028)	10.369 (df = 8022)
Estadístico F	152.255*** (df = 25; 8028)	126.949*** (df = 31; 8022)		

Nota:

*p<0.1; **p<0.05; ***p<0.01

Tabla 21: Comparación de modelos para el 2012

<i>Variable dependiente:</i>				
Log. del Ingreso Laboral				
	<i>OLS</i>		<i>Variable Instrumental</i>	
	Sin señalización		Con señalización	
	(1)	(2)	(3)	(4)
Intercepto	5.052*** (0.372)	5.280*** (0.371)	4.688*** (0.377)	4.569*** (0.390)
Educación	0.051*** (0.002)	0.036*** (0.003)	0.078*** (0.003)	0.117*** (0.009)
Experiencia	0.016*** (0.002)	0.016*** (0.002)	0.015*** (0.002)	0.014*** (0.002)
Experiencia ²	-0.0004*** (0.0001)	-0.0004*** (0.0001)	-0.0003*** (0.0001)	-0.0003*** (0.0001)
Mujer	-0.374*** (0.050)	-0.383*** (0.049)	-0.348*** (0.050)	-0.362*** (0.051)
Blanco	0.147 (0.091)	0.128 (0.091)	0.077 (0.092)	0.088 (0.094)
Mestizo	-0.012 (0.071)	-0.014 (0.071)	-0.030 (0.072)	-0.024 (0.073)
Afroecuatoriano	-0.059 (0.084)	-0.058 (0.083)	-0.066 (0.085)	-0.071 (0.086)
Indígena	-0.301*** (0.077)	-0.316*** (0.077)	-0.265*** (0.078)	-0.232*** (0.080)
Ciudad Grande	0.172*** (0.019)	0.174*** (0.018)	0.127*** (0.019)	0.132*** (0.020)
Secundaria / Media		0.061** (0.028)		-0.369*** (0.052)
Universidad		0.358*** (0.045)		-0.452*** (0.095)
E. Técnica		0.317*** (0.109)		-0.327** (0.131)
Maestría		0.449*** (0.092)		-0.397*** (0.128)
PhD		0.618** (0.313)		-0.239 (0.335)
Int. Universidad inc.		0.006 (0.013)		-0.199*** (0.025)
Observaciones	8,232	8,232	8,232	8,232
R ²	0.311	0.319	0.296	0.272
R ² ajustado	0.308	0.317	0.294	0.269
Error Est. Residual	9.558 (df = 8206)	9.502 (df = 8200)	9.659 (df = 8206)	9.826 (df = 8200)
Estadístico F	147.884*** (df = 25; 8206)	123.960*** (df = 31; 8200)		

Nota:

*p<0.1; **p<0.05; ***p<0.01

Tabla 22: Comparación de modelos para el 2013

	<i>Variable dependiente:</i>			
	Log. del Ingreso Laboral			
	<i>OLS</i>		<i>Variable Instrumental</i>	
	Sin señalización		Con señalización	
	(1)	(2)	(3)	(4)
Intercepto	4.724*** (0.221)	4.717*** (0.219)	4.314*** (0.227)	4.149*** (0.232)
Educación	0.064*** (0.002)	0.042*** (0.003)	0.090*** (0.003)	0.124*** (0.008)
Experiencia	0.014*** (0.002)	0.014*** (0.002)	0.013*** (0.002)	0.011*** (0.002)
Experiencia ²	-0.0003*** (0.0001)	-0.0004*** (0.0001)	-0.0003*** (0.0001)	-0.0002*** (0.0001)
Mujer	-0.381*** (0.048)	-0.407*** (0.047)	-0.362*** (0.048)	-0.387*** (0.049)
Blanco	0.418*** (0.073)	0.346*** (0.072)	0.354*** (0.074)	0.318*** (0.075)
Mestizo	0.145*** (0.056)	0.141** (0.055)	0.131** (0.057)	0.140** (0.057)
Afroecuatoriano	0.102 (0.066)	0.107 (0.065)	0.102 (0.067)	0.117* (0.067)
Indígena	-0.084 (0.061)	-0.097 (0.061)	-0.058 (0.062)	-0.033 (0.063)
Ciudad Grande	0.112*** (0.016)	0.102*** (0.016)	0.080*** (0.017)	0.082*** (0.017)
Secundaria / Media		0.024 (0.025)		-0.414*** (0.048)
Universidad		0.415*** (0.040)		-0.396*** (0.085)
E. Técnica		0.265*** (0.083)		-0.389*** (0.105)
Maestría		0.963*** (0.069)		0.097 (0.107)
PhD		0.898*** (0.209)		0.047 (0.230)
Int. Universidad inc.		0.059*** (0.013)		-0.151*** (0.023)
Observaciones	9,808	9,808	9,808	9,808
R ²	0.367	0.386	0.353	0.342
R ² ajustado	0.365	0.383	0.351	0.340
Error Est. Residual	9.479 (df = 9778)	9.343 (df = 9772)	9.584 (df = 9778)	9.670 (df = 9772)
Estadístico F	195.683*** (df = 29; 9778)	175.257*** (df = 35; 9772)		

Nota:

*p<0.1; **p<0.05; ***p<0.01

Tabla 23: Comparación de modelos para el 2014

<i>Variable dependiente:</i>				
Log. del Ingreso Laboral				
	<i>OLS</i>		<i>Variable Instrumental</i>	
	Sin señalización		Con señalización	
	(1)	(2)	(3)	(4)
Intercepto	5.568*** (0.503)	5.565*** (0.499)	5.243*** (0.510)	4.980*** (0.524)
Educación	0.059*** (0.002)	0.048*** (0.003)	0.089*** (0.003)	0.142*** (0.008)
Experiencia	0.016*** (0.002)	0.016*** (0.002)	0.015*** (0.002)	0.013*** (0.002)
Experiencia ²	-0.0005*** (0.0001)	-0.0005*** (0.0001)	-0.0004*** (0.0001)	-0.0003*** (0.0001)
Mujer	-0.466*** (0.031)	-0.467*** (0.031)	-0.450*** (0.032)	-0.456*** (0.033)
Blanco	0.202*** (0.073)	0.183** (0.072)	0.128* (0.074)	0.067 (0.076)
Mestizo	0.038 (0.059)	0.039 (0.059)	0.005 (0.060)	-0.012 (0.062)
Afroecuatoriano	-0.021 (0.069)	-0.008 (0.069)	-0.037 (0.070)	-0.043 (0.072)
Indígena	-0.183*** (0.063)	-0.185*** (0.062)	-0.182*** (0.064)	-0.183*** (0.065)
Ciudad Grande	0.084*** (0.014)	0.080*** (0.013)	0.050*** (0.014)	0.046*** (0.014)
Secundaria / Media		-0.015 (0.020)		-0.509*** (0.045)
Universidad		0.260*** (0.034)		-0.665*** (0.082)
E. Técnica		0.196*** (0.066)		-0.539*** (0.090)
Maestría		0.630*** (0.059)		-0.360*** (0.100)
PhD		0.439*** (0.162)		-0.514*** (0.186)
Int. Universidad inc.		0.012 (0.011)		-0.223*** (0.022)
Observaciones	13,996	13,996	13,996	13,996
R ²	0.320	0.330	0.302	0.269
R ² ajustado	0.319	0.329	0.301	0.267
Error Est. Residual	7.975 (df = 13966)	7.919 (df = 13960)	8.082 (df = 13966)	8.274 (df = 13960)
Estadístico F	227.119*** (df = 29; 13966)	196.714*** (df = 35; 13960)		

Nota:

*p<0.1; **p<0.05; ***p<0.01

Tabla 24: Comparación de modelos para el 2015

	<i>Variable dependiente:</i>			
	Log. del Ingreso Laboral			
	<i>OLS</i>		<i>Variable Instrumental</i>	
	Sin señalización		Con señalización	
	(1)	(2)	(3)	(4)
Intercepto	5.377*** (0.323)	5.491*** (0.320)	5.177*** (0.328)	4.769*** (0.341)
Educación	0.060*** (0.002)	0.043*** (0.003)	0.092*** (0.003)	0.154*** (0.009)
Experiencia	0.018*** (0.002)	0.017*** (0.002)	0.018*** (0.002)	0.017*** (0.002)
Experiencia ²	-0.0005*** (0.0001)	-0.0005*** (0.0001)	-0.0004*** (0.0001)	-0.0004*** (0.0001)
Mujer	-0.523*** (0.031)	-0.541*** (0.030)	-0.514*** (0.031)	-0.525*** (0.032)
Blanco	-0.036 (0.076)	-0.063 (0.075)	-0.093 (0.077)	-0.101 (0.079)
Mestizo	-0.162*** (0.061)	-0.159*** (0.060)	-0.205*** (0.062)	-0.227*** (0.063)
Afroecuatoriano	-0.237*** (0.070)	-0.223*** (0.070)	-0.240*** (0.071)	-0.253*** (0.073)
Indígena	-0.471*** (0.064)	-0.468*** (0.063)	-0.467*** (0.065)	-0.463*** (0.066)
Ciudad Grande	0.095*** (0.015)	0.099*** (0.015)	0.063*** (0.015)	0.070*** (0.016)
Secundaria / Media		-0.002 (0.022)		-0.591*** (0.052)
Universidad		0.356*** (0.038)		-0.751*** (0.097)
E. Técnica		0.165*** (0.057)		-0.715*** (0.092)
Maestría		0.885*** (0.068)		-0.306*** (0.119)
PhD		0.419** (0.171)		-0.772*** (0.203)
Int. Universidad inc.		0.024** (0.012)		-0.263*** (0.026)
Observaciones	13,454	13,454	13,454	13,454
R ²	0.322	0.336	0.302	0.267
R ² ajustado	0.320	0.334	0.301	0.265
Error Est. Residual	8.700 (df = 13424)	8.608 (df = 13418)	8.824 (df = 13424)	9.047 (df = 13418)
Estadístico F	219.572*** (df = 29; 13424)	194.186*** (df = 35; 13418)		

Nota:

*p<0.1; **p<0.05; ***p<0.01

Tabla 25: Comparación de modelos para el 2016

<i>Variable dependiente:</i>				
Log. del Ingreso Laboral				
	<i>OLS</i>		<i>Variable Instrumental</i>	
	Sin señalización		Con señalización	
	(1)	(2)	(3)	(4)
Intercepto	5.734*** (0.253)	5.557*** (0.252)	5.401*** (0.257)	4.917*** (0.267)
Educación	0.056*** (0.002)	0.041*** (0.003)	0.087*** (0.003)	0.134*** (0.009)
Experiencia	0.022*** (0.002)	0.022*** (0.002)	0.022*** (0.002)	0.020*** (0.002)
Experiencia ²	-0.001*** (0.0001)	-0.001*** (0.0001)	-0.001*** (0.0001)	-0.001*** (0.0001)
Mujer	-0.597*** (0.033)	-0.612*** (0.032)	-0.587*** (0.033)	-0.590*** (0.034)
Blanco	0.099 (0.076)	0.075 (0.076)	0.074 (0.077)	0.051 (0.079)
Mestizo	0.034 (0.059)	0.028 (0.058)	-0.0005 (0.059)	-0.013 (0.060)
Afroecuatoriano	-0.065 (0.071)	-0.062 (0.070)	-0.075 (0.072)	-0.085 (0.073)
Indígena	-0.293*** (0.062)	-0.302*** (0.062)	-0.288*** (0.063)	-0.274*** (0.064)
Ciudad Grande	0.099*** (0.015)	0.102*** (0.015)	0.067*** (0.015)	0.075*** (0.016)
Secundaria / Media		-0.002 (0.022)		-0.480*** (0.048)
Universidad		0.335*** (0.037)		-0.565*** (0.089)
E. Técnica		0.224*** (0.055)		-0.495*** (0.086)
Maestría		0.874*** (0.067)		-0.118 (0.113)
PhD		0.234 (0.323)		-0.835** (0.348)
Int. Universidad inc.		0.005 (0.012)		-0.230*** (0.024)
Observaciones	13,939	13,939	13,939	13,939
R ²	0.317	0.330	0.299	0.280
R ² ajustado	0.315	0.329	0.298	0.278
Error Est. Residual	8.972 (df = 13909)	8.883 (df = 13903)	9.085 (df = 13909)	9.212 (df = 13903)
Estadístico F	222.116*** (df = 29; 13909)	195.965*** (df = 35; 13903)		

Nota:

*p<0.1; **p<0.05; ***p<0.01

Tabla 26: Comparación de modelos para el 2017

<i>Variable dependiente:</i>				
Log. del Ingreso Laboral				
	<i>OLS</i>		<i>Variable Instrumental</i>	
	Sin señalización		Con señalización	
	(1)	(2)	(3)	(4)
Intercepto	5.480*** (0.218)	5.632*** (0.217)	5.230*** (0.221)	5.095*** (0.229)
Educación	0.052*** (0.002)	0.037*** (0.003)	0.077*** (0.003)	0.113*** (0.008)
Experiencia	0.029*** (0.002)	0.029*** (0.002)	0.029*** (0.002)	0.028*** (0.002)
Experiencia ²	-0.001*** (0.0001)	-0.001*** (0.0001)	-0.001*** (0.0001)	-0.001*** (0.0001)
Mujer	-0.513*** (0.029)	-0.517*** (0.029)	-0.497*** (0.029)	-0.493*** (0.030)
Blanco	0.306*** (0.075)	0.272*** (0.074)	0.310*** (0.075)	0.268*** (0.076)
Mestizo	0.128** (0.054)	0.114** (0.054)	0.132** (0.054)	0.095* (0.055)
Afroecuatoriano	0.013 (0.062)	0.012 (0.062)	0.031 (0.063)	0.006 (0.064)
Indígena	-0.216*** (0.058)	-0.236*** (0.057)	-0.174*** (0.058)	-0.187*** (0.059)
Ciudad Grande	0.055*** (0.014)	0.058*** (0.014)	0.035** (0.014)	0.035** (0.015)
Secundaria / Media		0.033 (0.020)		-0.358*** (0.043)
Universidad		0.296*** (0.035)		-0.436*** (0.079)
E. Técnica		0.255*** (0.049)		-0.325*** (0.075)
Maestría		0.686*** (0.066)		-0.120 (0.103)
PhD		0.903** (0.364)		-0.037 (0.385)
Int. Universidad inc.		0.022* (0.012)		-0.175*** (0.023)
Observaciones	13,383	13,383	13,383	13,383
R ²	0.337	0.346	0.325	0.308
R ² ajustado	0.336	0.344	0.323	0.306
Error Est. Residual	8.630 (df = 13353)	8.573 (df = 13347)	8.710 (df = 13353)	8.822 (df = 13347)
Estadístico F	234.124*** (df = 29; 13353)	201.812*** (df = 35; 13347)		

Nota:

*p<0.1; **p<0.05; ***p<0.01

Referencias

- Angrist, J. D. & Keueger, A. B. (1991). Does compulsory school attendance affect schooling and earnings? *The Quarterly Journal of Economics*, 106(4), 979–1014.
- Arabsheibani, G. R. & Mussurov, A. (2007). Returns to schooling in kazakhstan: Ols and instrumental variables approach 1. *Economics of Transition*, 15(2), 341–364.
- Arrow, K. J. (1973). Higher education as a filter. *Journal of public economics*, 2(3), 193–216.
- Ashenfelter, O. & Mooney, J. D. (1968). Graduate education, ability, and earnings. *The Review of Economics and Statistics*, 78–86.
- Becker, G. (1994). *Human Capital: A Theoretical and Empirical Analysis with Special Reference to Education (3rd Edition)*. National Bureau of Economic Research, Inc.
- Belman, D. & Heywood, J. S. (1991). Sheepskin effects in the returns to education: An examination of women and minorities. *The Review of Economics and Statistics*, 720–724.
- Blackburn, M. L. & Neumark, D. (1993). Omitted-ability bias and the increase in the return to schooling. *Journal of labor economics*, 11(3), 521–544.
- Blake, J. (1989). Number of siblings and educational attainment. *Science*, 245(4913), 32–36.
- Bound, J. & Jaeger, D. A. (1996). On the validity of season of birth as an instrument in wage equations: A comment on angrist & krueger's "does compulsory school attendance affect scho. Technical report, National Bureau of Economic Research.
- Card, D. (1993). Using geographic variation in college proximity to estimate the return to schooling. Technical report, National Bureau of Economic Research.
- Card, D. (1999). The causal effect of education on earnings. In *Handbook of labor economics*, volume 3 (pp. 1801–1863). Elsevier.
- Card, D. (2001). Estimating the return to schooling: Progress on some persistent econometric problems. *Econometrica*, 69(5), 1127–1160.
- Griliches, Z. (1977). Estimating the returns to schooling: Some econometric problems. *Econometrica: Journal of the Econometric Society*, 1–22.
- Groot, W. & Oosterbeek, H. (1994). Earnings effects of different components of schooling; human capital versus screening. *The review of Economics and Statistics*, 317–321.

- Hansen, W. L., Weisbrod, B. A., & Scanlon, W. J. (1970). Schooling and earnings of low achievers. *The American Economic Review*, 409–418.
- Heckman, J. J. (1979). Sample selection bias as a specification error. *Econometrica: Journal of the econometric society*, 153–161.
- Hungerford, T. & Solon, G. (1987). Sheepskin effects in the returns to education. *The review of economics and statistics*, 175–177.
- IESS (2019). Jubilación ordinaria vejez. [Online; acceso 15-abril-2019].
- INEC (2010). *Manual de Usuario CIIU - Clasificación Industrial Internacional Uniforme*. Quito: INEC.
- INEC (2012). Proyección de la población ecuatoriana, por años calendario, según cantones 2010-2020. [Online; acceso 15-abril-2019].
- INEC (2016). Nomenclatura nacional de títulos profesionales. [Online; acceso 15-abril-2019].
- INEC (2018). *Encuesta Nacional de Empleo, Desempleo y Subempleo (ENEMDU) Documento Metodológico*. Quito: INEC.
- INEC (2019). Históricos IPC. [Online; acceso 15-abril-2019].
- Krueger, A. & Ashenfelter, O. (1992). Estimates of the economic return to schooling from a new sample of twins. Technical report, National Bureau of Economic Research.
- Lang, K. (1993). Ability bias, discount rate bias and the return to education.
- Layard, R. & Psacharopoulos, G. (1974). The screening hypothesis and the returns to education. *Journal of political economy*, 82(5), 985–998.
- Mincer, J. (1958). Investment in human capital and personal income distribution. *Journal of political economy*, 66(4), 281–302.
- Mincer, J. (1974). Schooling, experience, and earnings. *NBER*.
- Pencavel, J. (1998). Assortative mating by schooling and the work behavior of wives and husbands. *The American Economic Review*, 88(2), 326–329.
- Psacharopoulos, G. (1989). Time trends of the returns to education: Cross-national evidence. *Economics of Education Review*, 8(3), 225–231.
- Schultz, T. W. (1961). Investment in human capital. *The American Economic Review*, 51(1), 1–17.

- SNIESE (2019). Indicadores. número de graduados según pertinencia. [Online; acceso 15-mayo-2019].
- Staneva, A., Arabsheibani, G. R., & Murphy, P. D. (2010). Returns to education in four transition countries: quantile regression approach.
- Stiglitz, J. E. (1975). The theory of "screening," education, and the distribution of income. *The American economic review*, 65(3), 283–300.
- Taubman, P. J. & Wales, T. J. (1973). Higher education, mental ability, and screening. *Journal of Political Economy*, 81(1), 28–55.
- The Editors of Encyclopaedia Britannica (2019). Assortative mating. [Online; acceso 2-mayo-2019].
- Trostel, P., Walker, I., & Woolley, P. (2002). Estimates of the economic return to schooling for 28 countries. *Labour economics*, 9(1), 1–16.
- Weiss, Y. (1997). The formation and dissolution of families: Why marry? who marries whom? and what happens upon divorce. *Handbook of population and family economics*, 1, 81–123.
- Willis, R. J. (1986). Wage determinants: A survey and reinterpretation of human capital earnings functions. *Handbook of labor economics*, 1, 525–602.
- Wooldridge, J. (2012). *Introductory Econometrics: A Modern Approach (5th Edition)*. South Western Cengage Learning.