

Impacto del empleo informal en los rendimientos de la educación superior por el COVID-19 en México

Impact of informal employment on the returns of higher education due to Covid-19 in Mexico

Recibido: 14/noviembre/2022; aceptado: 13/febrero/2023; publicado: 20/mayo/2023

Humberto Aguirre-Aguirre*
Marco Antonio Austria-Carlos**
Nora Gavira-Durón***
Francisco Venegas-Martínez****

<https://doi.org/10.24275/uam/azc/dcsh/ae/2023v38n98/Aguirre>

RESUMEN

Esta investigación evalúa el impacto del empleo informal sobre la tasa de ganancia salarial (rendimiento marginal) de los individuos que cuentan con Educación Superior (ES) en México en el marco de la contingencia sanitaria por COVID-19 en 2020, la cual obligó al cierre de un importante número de actividades económicas en el sector formal. La estimación de los rendimientos de la ES se lleva a cabo mediante el procedimiento sugerido por Heckman *et al.*, (2001) y extendido por Mogstad *et al.*, (2020) que incorpora múltiples variables instrumentales y por Pinamang-Acheampong *et al.*, (2022) que trata la heterogeneidad no observada mediante un modelo de regresión de sustitución endógena. La información utilizada para las estimaciones emplea una muestra de la Encuesta Nacional de Ingresos y Gastos de los Hogares (ENIGH) 2020. Se encontró evidencia empírica de que el mercado informal de trabajo tuvo un impacto negativo drástico en los salarios de los individuos que cuentan con ES.

Palabras clave: rendimientos a la educación; educación superior; ingreso laboral; métodos estadísticos.

Clasificación JEL: I26; I23; N30; C10.



Esta obra está protegida bajo una Licencia Creative Commons Reconocimiento-NoComercial-SinObraDerivada 4.0

ABSTRACT

This research assesses the impact of informal employment on the wage earning rate (marginal return) of individuals who have Higher Education (HE) in Mexico in the framework of the health contingency due to COVID-19 in 2020, which forced to the closure of a significant number of formal economic activities. HE returns estimation is carried out using the procedure suggested by Heckman *et al.*, (2001) and extended

* Instituto Politécnico Nacional. Correo electrónico: aguirreah@yahoo.com. <https://orcid.org/0000-0003-0465-3765>

** Instituto Politécnico Nacional. Correo electrónico: autriche357@gmail.com. <https://orcid.org/0000-0001-8209-5602>

*** Universidad de las Américas Puebla. Correo electrónico: nora.gavira@udlap.mx. <http://orcid.org/0000-0002-7850-7966>

**** Instituto Politécnico Nacional. Correo electrónico: fvenegas1111@yahoo.com.mx. <https://orcid.org/0000-0003-1157-0298>

by Mogstad *et al.*, (2020) incorporating multiple instrumental variables and by Pinamang-Acheampong *et al.*, (2022) treating unobserved heterogeneity using an endogenous switching regression model. The information employed for the estimates uses a sample from the National Household Income and Expenditure Survey (ENIGH, Spanish acronym for Encuesta Nacional de Ingresos y Gastos de los Hogares) 2020. Empirical evidence is found that the informal labor market had a drastic negative impact on the wages of individuals with ES.

Keywords: returns to education; higher education; labor income; statistical methods.

JEL Classification: I26; I23; N30; C10.

INTRODUCCIÓN

La contingencia sanitaria por COVID-19 alrededor del mundo ha causado grandes estragos en materia económica y resulta, particularmente, indispensable profundizar un poco más en el impacto del sector informal en la tasa de ganancia salarial de los individuos que cuentan con Educación Superior (ES) durante la pandemia. El trabajo informal ha sido objeto de estudio de innumerables investigaciones y es un tema actual en materia de políticas públicas¹. El concepto fue acuñado por Hart (1973) definiendo al sector informal como aquel trabajo por cuenta propia que no es susceptible de ser registrado por la autoridad fiscal. Esta definición fue popularizada por parte de la Organización Internacional del Trabajo (OIT, 1972) que lo empleó en su estudio sobre las actividades económicas y de empleo en Kenia para denominar aquellas actividades económicas a pequeña escala y no registradas por la autoridad fiscal en un contexto de condiciones de vulnerabilidad, inseguridad y exclusión que afectaban en ese entonces a la población de Kenia.

En lo que respecta a México, cuadro 9 del Anexo, se observa que en la Encuesta Nacional de Ocupación y Empleo (Nueva Edición) (ENOE-N)², al cuarto trimestre de 2020, se registraron un total de 53.33 millones de personas como Población Económicamente Activa (PEA) ocupada. De este total, 29.65 millones (55.59%) tuvieron una condición de informalidad en el empleo y los restantes 23.69 millones (44.41%) una condición de formalidad³. Para contextualizar el nivel de vulnerabilidad a la que está sujeta la PEA ocupada informal en México, basta con mencionar que en el periodo de referencia el 60.8% de esta población no cuenta con seguridad social, es decir, no tiene garantizado el acceso a servicios de salud y pensiones por invalidez y cesantía. Además, su ingreso promedio mensual asciende a \$3,502.69 pesos; mientras que el de un trabajador formal llega a alcanzar en promedio los \$6,104.88 pesos, prácticamente el doble. Aunado a lo anterior y considerando el valor de las Líneas de Pobreza por Ingresos (LPI), estimadas por el Consejo Nacional de Evaluación de la Política de Desarrollo Social (CONEVAL), se tiene que el valor promedio mensual en 2020 de la canasta alimentaria fue de \$3,235.76, lo que representa para el trabajador informal poco margen de maniobra ante alguna eventualidad por COVID-19 al no contar con un mayor ingreso corriente. De esta forma, un evento por la contingencia sanitaria de un trabajador informal o

¹ Berniell (2021), refiere que un mayor nivel de informalidad desalienta las inversiones en capital humano y, con ello, se deja de invertir en nuevas habilidades.

² A raíz de la contingencia sanitaria por COVID-19, el Instituto Nacional de Estadística y Geografía (INEGI) diseñó la Encuesta Telefónica de Ocupación y Empleo (ETOE) 2020, cuyo objetivo es ofrecer información sobre la situación de la ocupación y el empleo en México en ese año. Derivado de la reanudación de todos los censos y encuestas en el país (D.O.F. 17 de Julio de 2020), el INEGI reinició las entrevistas presenciales dando origen a la ENOE-Nueva Edición. Posteriormente, el 28 de septiembre de 2020, el INEGI reemplazó los archivos de indicadores estratégicos y precisiones estadísticas de la ENOE-Nueva Edición, de julio de 2020, debido a que incorporó el tabulado 1.3 (ciudades y áreas más y menos urbanizadas), lo cual permite hacerlos comparables con los resultados del mes de agosto de 2020.

³ El mercado laboral, alrededor del mundo, fue impactado severamente en 2020 como consecuencia de la contingencia sanitaria por COVID-19, ya que implicó el cierre de un importante número de actividades económicas, lo cual implicó un incremento significativo en las tasas de desempleo y el mercado informal. Derivado de esto, los hogares mexicanos contaron con menores ingresos corrientes, profundizándose aún más las brechas de desigualdad socioeconómica, particularmente en aquellos grupos de por sí ya vulnerables.

de un miembro familiar podría, incluso, aumentar la probabilidad de que éste pase a la población en situación de pobreza.

De acuerdo con Arceo-Gómez *et al.*, (2022), en México, los individuos que reciben los salarios más bajos tienen una probabilidad cinco veces mayor de morir que el personal mejor pagado en el país. De esta manera, una posible eventualidad por COVID-19 podría acelerar la transición hacia la pobreza moderada o extrema de la población vulnerable. En esta misma línea (cuadro 10 del Anexo) se observan las estimaciones de pobreza multidimensional 2020, publicados por el CONEVAL (2021), resaltan que de un total de 126.7 millones de mexicanos, 55.65 millones (43.91%) viven en situación de pobreza⁴, de las cuales 44.86 millones (35.40%) eran pobres moderados y 10.79 millones (8.52%) se encontraban en situación de pobreza extrema. Cabe destacar, que el tamaño de hogar promedio de los hogares en situación de pobreza⁵ fue de 4.37 miembros (superior al promedio nacional equivalente a 3.55). Adicionalmente, también se encontró los indicadores de carencia social, caracterizados por el rezago educativo, carencia por acceso a los servicios de salud, carencia por acceso a la seguridad social, carencia por calidad y espacios de la vivienda, carencia por acceso a los servicios básicos en la vivienda, así como la carencia por acceso a la alimentación nutritiva y de calidad, se tiene que la mayor cantidad de población afectada por estas carencias es aquella en situación de pobreza. En lo referente al bienestar económico, medido por la línea de pobreza extrema por ingresos⁶ y línea de pobreza por ingresos⁷, se destaca que muchas personas tienen un ingreso por debajo de estas líneas se concentran en el ámbito urbano. En lo que sigue el presente trabajo se referirá a la línea de pobreza en el área urbana.

Tomando en cuenta que existen brechas de desigualdad en la distribución del ingreso laboral y que el estudio del capital humano es un elemento clave para explicar en gran medida aquellos componentes que impiden el desarrollo social de los individuos, en México, existen diversos estudios que analizan los rendimientos de la educación superior, a saber: Austria-Carlos *et al.*, (2018), Austria-Carlos y Venegas-Martínez (2011), Barceinas (2001), Bracho y Zamudio (1994), Zamudio (1995), Carnoy (1967), Del Razo (2003), López-Acevedo (2004), Ordaz (2007), Rodríguez-Arias *et al.*, (2020) y Rojas *et al.*, (2000), Sarimaña (2002). Evidentemente, falta una actualización para el periodo de pandemia 2020 en donde se cerraron un gran número de actividades económicas, lo cual condujo a una disminución en los empleos formales y, por ende, a un aumento significativo en el trabajo informal, siendo ahora la pregunta de investigación si este incremento del trabajo informal tuvo un efecto negativo en la tasa de ganancia salarial de los individuos que cuentan con ES durante la contingencia sanitaria. De tal suerte que no sólo los individuos con ES que habían perdido un empleo tuvieron un efecto negativo severo, sino también para aquellos que mantenían su empleo formal su tasa de ganancia salarial se deterioró por el incremento en el trabajo informal.

Más precisamente, el objetivo principal de este estudio es estimar el impacto del empleo informal en los rendimientos de la ES en México en 2020 teniendo como marco teórico el enfoque de Mincer (1974)⁸.

⁴ Siendo 29.05 millones mujeres y 26.60 millones hombres.

⁵ Esta poblacional, además de sufrir carencias en el hogar e incipiente nivel de ingreso, también registra las mayores tasas de enfermedades, desnutrición, analfabetismo y rezago escolar; viviendo en ambientes poco favorables para el desarrollo de sus capacidades y habilidades inhibiendo la posibilidad de generar ingresos suficientes que les permitan superar la condición prevaleciente de pobreza que por generaciones los ha caracterizado. Al respecto, Wagstaff (2002), menciona que los países pobres tienden a presentar los peores resultados sanitarios.

⁶ Costo de la canasta alimentaria.

⁷ Costos de la canasta alimentaria y no alimentaria.

⁸ Este enfoque provee las bases para el estudio de las diferencias salariales desde una perspectiva de los rendimientos privados, siendo la forma de estimar la tasa interna de rendimiento de la inversión en educación. La desventaja en esta metodología es que deja fuera aquellos factores asociados con el sector público y que inciden de manera importante en los rendimientos de la educación superior.

Es importante mencionar aquí los trabajos pioneros de Schultz (1961)⁹ y Becker (1962, 1964)¹⁰, y más recientemente las investigaciones de Kuka *et al.*, (2020), Patrinos y Psacharopoulos (2020) y Somani (2021) sobre los rendimientos de inversión en capital humano. Así pues, la hipótesis del presente trabajo de investigación es que el empleo informal tuvo un efecto negativo en los rendimientos de la educación superior en México en 2020 en el marco de la contingencia sanitaria por COVID-19.

La investigación se encuentra organizada de la siguiente manera: en la primera sección se presenta una breve revisión sobre la literatura; en la segunda se describe el método de estimación para obtener los parámetros ATE, MTE, TT y LATE; en la tercera sección se detalla la naturaleza de los datos, así como los procedimientos para su tratamiento; en la cuarta sección se presentan los resultados empíricos y su discusión; y por último, se presentan las conclusiones y limitaciones de este estudio.

I. BREVE REVISIÓN DE LA LITERATURA

Alrededor del mundo existe un importante número de estudios sobre los rendimientos de la educación, entre los que se pueden destacar: Somani (2021), Patrinos y Psacharopoulos (2020), Kuka *et al.*, (2020), Moffitt (2007), San Segundo y Valiente (2003), Harmon *et al.*, (2003), Carneiro *et al.*, (2003), Arrazola *et al.*, (2003), Psacharopoulos y Patrinos (2002), , Carneiro *et al.*, (2001), Card (2000), , Asplund y Pereira (1999), Cohn y Addison (1998), Altonji y Dunn (1996), Harmon y Walter (1995), Alba-Ramírez y San Segundo (1995), Altonji (1993), Psacharopoulos (1993), Ashenfelter y Krueger (1994), McMahon (1991) y Harmon *et al.*, (2001), Hansen (1963), entre muchos otros.

En lo que sigue se explica en detalle de dónde parte el modelo que será utilizado en este trabajo y se destacan las investigaciones y extensiones que se han realizado bajo el llamado enfoque minceriano. En lo que respecta a los métodos de estimación de los rendimientos a la educación, Card (1999) presenta un análisis de medición de los rendimientos de la educación que sostiene que el estimador de MCO, resultado de una ecuación salarial de Mincer (1974), tiene dos sesgos, uno imputado a la correlación entre la escolaridad y la pendiente de la función de ingresos y el otro asociado con las habilidades las personas, cuyo efecto es capturado en el intercepto de la regresión y se correlaciona con la escolaridad. Para enmendar esta dificultad, se empleará en la presente investigación el proceso bietápico de Heckman *et al.*, (2000) y (2001) que trata con el problema de sesgo relacionados con la autoselección, así como los trabajos recientes de Mogstad *et al.*, (2020) que incorpora múltiples variables instrumentales que pueden ser independientes o no y el de Pinamang-Acheampong *et al.*, (2022) que trata sobre la heterogeneidad no observada.

El problema de sesgo por autoselección surge cuando los individuos de la muestra no se eligen con la misma probabilidad, en cuyo caso una mayor muestra podría ofrecer mejores estimaciones. Si esto no se cumple, entonces sólo es posible describir características de la muestra, pero no de la población. A diferencia del diseño experimental, donde el grupo de control se conforma por personas que se postulan voluntariamente, si estas son elegibles para recibir un programa o tratamiento y son asignadas de manera aleatoria a ambos grupos se evita el problema de sesgo por autoselección¹¹. Si la asignación no es aleatoria en la integración de ambos grupos del diseño experimental, no es posible asegurar la equivalencia inicial de

⁹ Schultz (1961), considera que el capital humano se sustenta en el hecho de que los individuos incrementan sus capacidades al invertir en sí mismos, siendo la escolaridad la mayor inversión.

¹⁰ Para Becker (1964), los gastos en educación o capacitación significan inversiones en capital que concuerdan plenamente con la definición tradicional del concepto de capital (Skipper, 2006).

¹¹ Esto se debe a que en su diseño se observan datos existentes que posiblemente su concepción original no tenía como objetivo el de evaluar.

los grupos de tratamiento y de control, lo que acarrea el problema de sesgo por autoselección y, por ende, problemas de validez tanto interna¹² como externa¹³ del diseño (Campbell y Stanley, 1973).

II. MÉTODO DE ESTIMACIÓN

En esta investigación se utilizará el método cuasi-experimental¹⁴, en donde, a través de las diferencias salariales de los grupos de tratamiento y de control¹⁵, previamente construidos, será posible estimar los rendimientos de la ES y de manera particular medir el impacto del empleo informal sobre éstos últimos. La ventaja en este método es que se garantiza la obtención de parámetros insesgados, toda vez que es posible aislar las características observables en ambos grupos y determinar en qué medida son atribuibles las diferencias entre el nivel educativo (tratamiento) y los ingresos salariales (resultado).

Para la obtención de los rendimientos de la ES, se estiman los cuatro efectos propuestos en Heckman, Tobiasy Vytlačil (2000 y 2001) para la corrección del sesgo por autoselección y la heterogeneidad¹⁶: 1) efecto promedio del tratamiento (ATE), 2) efecto marginal del tratamiento (MTE), 3) efecto del tratamiento sobre los tratados (TT) y 4) efecto promedio del tratamiento local (LATE).

Para la estimación de los cuatro parámetros, el supuesto más importante es que un individuo solo puede obtener un resultado (salario por hora) con y sin un programa de ES, es decir solo puede pertenecer a uno y sólo a uno de los dos grupos. Sea Y_1 la ecuación para el grupo tratamiento (con programa de ES) y Y_0 la ecuación para el grupo de control (sin programa de ES), por lo que sólo una de estas dos variables se observa para cada individuo. Para evaluar el efecto del programa de ES se obtiene la diferencia de $Y_1 - Y_0$ con base en el siguiente conjunto de ecuaciones:

$$D = Z\theta + U_D, \quad (1)$$

$$Y_1 = X\beta_1 + U_1, \quad (2)$$

$$Y_0 = X\beta_0 + U_0, \quad (3)$$

donde

$$\begin{pmatrix} U_D \\ U_1 \\ U_0 \end{pmatrix} \sim N \left(0, \begin{bmatrix} 1 & \sigma_{1D} & \sigma_{0D} \\ \sigma_{1D} & \sigma_1^2 & \sigma_{10} \\ \sigma_{0D} & \sigma_{10} & \sigma_2^2 \end{bmatrix} \right)$$

Es importante destacar que las ecuaciones 1 a 3 serán resueltas en dos etapas (proceso bietápico), siendo la primera de ellas la relacionada con la implementación del modelo probit (ecuación 1) y la segunda

¹² Un diseño cuasi-experimental tiene validez interna cuando todas las posibles explicaciones quedan controladas por el diseño.

¹³ La validez externa se refiere a la necesidad de que exista representatividad de las unidades de muestreo, buscando la posibilidad de extrapolar o generalizar los efectos de los resultados obtenidos a otros contextos tales como poblaciones, variables de tratamiento y variables de medición.

¹⁴ Dada la existencia de la información, en el caso de esta investigación, la ENIGH representa un instrumento con las características idóneas para la medición de los rendimientos de la educación.

¹⁵ Baker (2000), refiere que el grupo de tratamiento se constituye por individuos que reciben una intervención; mientras que en el de control, los individuos no participan ni reciben beneficios de ningún programa. Aunado a lo anterior, también refiere que en la evaluación de impacto de programas es común emplear técnicas econométricas para estimar los efectos sobre ciertas poblaciones de interés; siendo necesario suponer que los individuos deciden llevar a cabo el programa de forma voluntaria, ya que de no ser así se incurre en un problema de sesgo por autoselección.

¹⁶ Estos conceptos también son abordados por Pinamang-Acheampong *et al.*, (2022), tratando la heterogeneidad no observada mediante un modelo de regresión de sustitución endógena y por Mogstad *et al.*, (2020) incorporando múltiples variables instrumentales que pueden ser independientes o no.

relacionada con las regresiones mincerianas (ecuaciones 2 y 3). Considerando lo anterior, la ecuación 1 mide la probabilidad de que los individuos, en la muestra, decidan o no llevar a cabo un programa de ES en función de un conjunto de variables observables contenidas en la matriz Z ; en donde, de forma natural, aparece una restricción de exclusión para el conjunto de variables contenidas en X , lo que implica que el mecanismo de elección deberá incluir al menos una variable en Z que no se encuentre en la matriz X .¹⁷ Adicionalmente, la primera etapa es especialmente importante porque permite capturar el efecto del sesgo por autoselección presente en la muestra a través de la variable auxiliar λ . Adicionalmente, las variables dependientes, en las ecuaciones 2 y 3, representan el logaritmo natural del salario por hora con y sin el programa de ES, respectivamente y dependen también de un conjunto de variables¹⁸ contenidas en la matriz X .

Dados los 4 efectos anteriormente citados, a continuación, se explican brevemente sus alcances, destacando su papel en la evaluación del efecto de los programas en poblaciones de interés.

El ATE mide el rendimiento esperado de la intervención cuando un individuo es elegido aleatoriamente dentro de la población elegible dado un conjunto de variables observables contenidas en $X = x$. Para su estimación se emplea la siguiente ecuación:

$$\text{ATE}(x) = E[Y_1 - Y_0 | X = x] = x(\beta_1 - \beta_0) \quad (4)$$

Este parámetro resulta útil cuando se busca decidir si un programa/intervención debe ser eliminada o reducida. Con la estimación, se demuestra que es posible ampliar el programa a toda la población que cumplen determinadas características, ya que generalmente un importante número de individuos se encuentran en el límite dispuestos a incorporarse a un programa de ES.

El MTE estima el rendimiento esperado de la intervención para aquellos individuos que se encuentran en el límite de participar en un programa dado un conjunto de variables observables contenidas en $X = x$ y otras variables no observables (subyacentes) contenidas en $U_D = u_D$. Este parámetro es especialmente útil porque permite demostrar si existen ciertos factores inobservables que influyen en las preferencias de los individuos (de ahí el signo negativo) que les impiden recibir el programa, impidiendo con ello acceder a mayores rendimientos. La estimación de este parámetro es:

$$\text{MTE}(x, u_D) = E[Y_1 - Y_0 | X = x, U_D = u_D] = x(\beta_1 - \beta_0) + (\rho_1\sigma_1 - \rho_0\sigma_0)u_D. \quad (5)$$

donde ρ_0 y ρ_1 son los coeficientes de correlación, los cuales guardan cierta dependencia con los valores de u_D .¹⁹

El efecto TT, estima el rendimiento esperado de la intervención para aquellos individuos que efectivamente recibieron la intervención de forma voluntaria. En este caso, el rendimiento esperado está dado por ($D = 1$), en función de un conjunto de variables observables contenidas en $X = x$ y $Z = z$. La estimación de este parámetro se encuentra definido en la siguiente ecuación:

$$\text{TT}(x, z, D = 1) = E[Y_1 - Y_0 | X = x, Z = z, D = 1] = x(\beta_1 - \beta_0) + (\rho_1\sigma_1 - \rho_0\sigma_0) \frac{\phi(z\theta)}{\Phi(z\theta)}, \quad (6)$$

donde $\phi(z\theta)$ representa la función de densidad de una variable aleatoria normal estándar y $\Phi(z\theta)$ representa la función de distribución acumulada. Este parámetro es relevante en el sentido de que demuestra

¹⁷ Véase al respecto Heckman, Tobias y Vytlacil (2001).

¹⁸ Las ecuaciones salariales "mincerianas" incorporan la variable auxiliar lambda (construida a partir de la ecuación 1), permitiendo corregir con ello el sesgo originado por el truncamiento en la muestra.

¹⁹ El segundo elemento en la ecuación 5 captura los factores inobservables que inciden en la ecuación 1, siendo ortogonales con las variables independientes contenidas en la matriz Z .

que la intervención registra el impacto esperado (mayor que cero) sobre los ingresos de los individuos que decidieron llevar a cabo el programa de forma voluntaria²⁰, pero menor respecto a la población considerada en el ATE.

El LATE permite medir el rendimiento esperado de la intervención como resultado de cambios en los valores de las variables contenidas en (Z_k) . Los cambios o variaciones marginales están definidos de $Z\theta = z\theta$ a $Z\theta = z'\theta$ siempre y cuando $z\theta < z'\theta$, siendo z y z' iguales en todo, excepto en el k -ésimo elemento. La estimación de este parámetro se encuentra definido en la siguiente ecuación:

$$\begin{aligned} \text{LATE}(D(z) = 0, D(z') = 1, X = x) &= E[Y_1 - Y_0 | D(z) = 0, D(z') = 1, X = x] \\ &= x(\beta_1 - \beta_0) + (\rho_1\sigma_1 - \rho_0\sigma_0) \frac{\phi(z'\theta) - \phi(z\theta)}{\Phi(z'\theta) - \Phi(z\theta)}. \end{aligned} \quad (7)$$

Este parámetro permite simular los efectos esperados (efectos locales) de la intervención, producto de variaciones en las variables que suelen ser determinantes en la decisión de que los individuos lleven a cabo o no el programa. Estos resultados son comparados con los obtenidos en el ATE²¹.

En la sección tres se presentan los resultados obtenidos, después de haber estimado los cuatro parámetros, derivado del proceso en dos etapas.

III. NATURALEZA DE LOS DATOS

A continuación, se muestran las características de la muestra empleada. Para la estimación de los rendimientos de la ES se utilizó información contenida en la Encuesta Nacional de Ingresos y Gastos de los Hogares (ENIGH, 2020), la cual contiene información sobre diferentes características socioeconómicas de los individuos objeto de estudio. Dado que la encuesta no incluye toda la información necesaria sobre las características socioeconómicas de los individuos y que son necesarias en esta investigación, fue necesario construirla a partir de ciertos elementos que si se consideran en dicha encuesta; por ejemplo, no existe la variable relacionada con el empleo informal, salario por hora, experiencia, entre algunas otras que suelen determinar la elección de los individuos a adoptar o no un programa de ES. La construcción de la muestra se realizó tomando en cuenta las siguientes consideraciones:

1. Se incluyó a los hijos (hombres y mujeres) que vivieran con sus padres. De esta manera fue posible contar con el nivel educativo e ingreso del jefe del hogar²².
2. La edad de los individuos se acotó en el rango de 22 a 65 años.
3. Se consideró a personas asalariadas (hijos) que trabajaran más de 20 horas a la semana y con un sueldo estrictamente mayor a cero²³.

²⁰ También se demuestra que el rendimiento esperado para este sector de la población es mayor respecto a aquellos con menor nivel educativo.

²¹ Los efectos LATE ayudan a simular los rendimientos esperados de los individuos cuando se hace variar la educación de los padres, el tamaño del hogar y el empleo informal; permitiendo en el caso del mercado laboral la implementación de políticas públicas que desincentiven la informalidad de la fuerza del trabajo.

²² Las características observables acerca de los padres, como su nivel educativo y el nivel de ingresos, son determinantes sobre la decisión de que los hijos decidan llevar a cabo un programa de ES.

²³ Se descartan ingresos asociados a algún ingreso distinto del salario, por ejemplo, una beca.

4. No se consideraron los ingresos ajenos al trabajo tales como: ingresos por renta de la propiedad, ingresos por transferencias, ingresos anuales para todos los integrantes del hogar, percepciones financieras y de capital, ingreso por trabajo de personas menores de 12 años, otros ingresos²⁴.
5. La variable proxy que captura el empleo informal se construyó a partir de ciertas prestaciones laborales.²⁵ Si una persona, empleada en el momento de la encuesta, reportaba que no contaba con al menos una prestación laboral se le consideró como informal.
6. No se distinguió entre individuos que egresaron de escuelas públicas y/o privadas²⁶.

Con base en los supuestos anteriores, se llegó a una muestra de 12,376 individuos, empleando las siguientes variables para estimar el rendimiento del programa de ES:

1. Tratamiento: Variable que toma el valor de 1 cuando el individuo cuenta con programa de ES, y 0 cualquier otro caso²⁷. Variable binaria.
2. Log_salario: Logaritmo natural del salario por hora de los hijos.
3. Tamaño_hogar: Número de miembros en el hogar (incluye total de integrantes, huéspedes y trabajadores domésticos)²⁸.
4. Educación_padres: Número de años acumulados de educación del padre de familia²⁹.
5. Educación_madres: Número de años acumulados de educación de la madre de familia.
6. Log_salario_jefe: Logaritmo natural del salario por hora del jefe del hogar.
7. Edad: Número de años cumplidos por los hijos al momento de la entrevista.
8. Exper: Número de años de experiencia laboral³⁰. Variable continua.
9. Exper2: Cuadrado de la variable experiencia³¹. Variable continua.
10. Empleo_Informal: Variable que toma el valor de 1 cuando el individuo cuenta con empleo informal, y 0 cualquier otro caso.

Con base en los supuestos y las variables consideradas, a continuación, se muestran las estimaciones de los rendimientos de la ES mediante los cuatro parámetros anteriormente definidos.

²⁴ El objetivo es contar con aquellos ingresos por trabajo e ingresos por negocio propio, lo que permitiría contar con una canasta de ingresos homogénea y comparable.

²⁵ Se consideraron las 12 diferentes prestaciones laborales más comunes en un centro de trabajo incluidas en la ENIGH 2020. Las prestaciones empleadas fueron incapacidad médica, aguinaldo, vacaciones, reparto de utilidades, crédito de vivienda, SAR o Afore, seguro de vida, prima vacacional, crédito FONACOT, pensión en caso de invalidez, pensión en caso de fallecimiento, otras prestaciones.

²⁶ La ENIGH 2020 no permite llevar a cabo un tratamiento preciso que permita distinguir el efecto en los rendimientos entre aquellos egresados de escuelas públicas y privadas.

²⁷ Por años acumulados de educación formal reportados se asignó "1" al grupo de tratamiento cuando el número de años de educación se ubicó en los siguientes niveles: Normal (16 años), Carrera Técnica o Comercial (15 años), Profesional (18 años), Maestría y Doctorado (20 a 23 años, respectivamente). Se asignó "0" a aquellos individuos cuyo número de años de educación se ubicó en los siguientes niveles: Sin educación (0 años), Preescolar (1 año), Primaria (6 años), Secundaria (3 años), Preparatoria o Bachillerato (3 años).

²⁸ La evidencia que el ingreso tiende redistribuirse entre un mayor número de integrantes en las familias, Alonzo *et al.*, (2004).

²⁹ Con el nivel de instrucción reportado en la ENIGH se construyó el número de años acumulados con que contaban los padres, los cuales podían llegar a oscilar desde 0 hasta 23 años de educación formal.

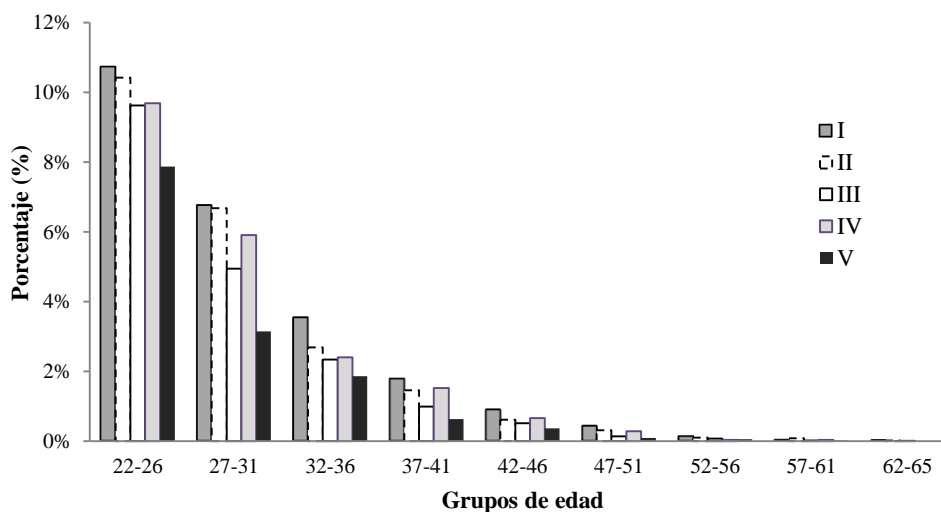
³⁰ Se construyó del modo usual: $Exper = Edad - años\ de\ educación\ formal - 6$.

³¹ Sirve para demostrar la existencia de rendimientos decrecientes, ya que la productividad del capital humano está relacionada con la productividad marginal y si ésta fuera constante, entonces contradice el supuesto de rendimientos decrecientes.

IV. ESTADÍSTICAS DESCRIPTIVAS Y RESULTADOS DE LA ESTIMACIÓN

A continuación, se presentan las estadísticas descriptivas y las estimaciones obtenidas a partir de las ecuaciones (1)-(3). En la gráfica 1 se muestra la composición de la muestra empleada por grupos de edad, en la cual se observa que el 48.3% del total de los hijos, que aún viven con sus padres, se concentró en el rango de edad de 22 a 26 años de edad. En este contexto, es importante destacar que en el grupo de tratamiento el ingreso promedio asociado fue al principio menor al resto de los demás grupos, el cual se incrementaba gradualmente conforme se incrementa la edad³² y comienza a reducirse conforme logran rebasar la barrera del rango de edad que va de 62 a 65 años de edad. Los individuos en este rango son más propensos a presentar carencias sociales o algún tipo de vulnerabilidad ya sea social o de ingresos, incluso a llegar a presentar algún tipo de situación de pobreza.

Gráfica 1
Distribución de individuos por grupo de edad y quintiles



Fuente: Elaboración propia con datos de la ENIGH 2020.

En Cuadro 1 muestra las estadísticas descriptivas para los grupos de tratamiento y de control, respectivamente. Destaca, por ejemplo, la existencia de diferencias en los promedios salariales entre los grupos, en donde el ingreso es mayor en aquellos individuos que pertenecen al grupo de tratamiento. Se encontró, también, que este grupo cuenta con un menor tamaño del hogar promedio y en donde la escolaridad promedio de los padres es mayor en comparación al grupo de control. Otro hecho importante relacionado con el empleo informal es que el grupo de control cuenta con una proporción mayor de individuos en condiciones laborales de informalidad, mientras que en el grupo de tratamiento dicha proporción representa poco menos de la mitad. Por otra parte, es importante denotar que en el grupo de control el total de años asociados a la experiencia es mucho mayor en comparación con el grupo de tratamiento y en lo único que son similares ambos grupos es en la edad promedio. En conclusión, el cuadro 1 logra demostrar la existencia de la heterogeneidad en la información relacionada con las características socioeconómicas de los individuos que conforman al grupo de tratamiento y de control, por lo que ésta deberá ser considerada en las estimaciones para evitar obtener estimadores sesgados.

³² De acuerdo con las teorías del capital humano, a edades tempranas el ingreso corriente asociado generalmente es menor en comparación con aquellos grupos de edad mayor que tienen un mayor número de habilidades y conocimientos.

Cuadro 1
Características socioeconómicas correspondientes a los grupos de tratamiento y de control

Variables	Observaciones	Promedio	Desviación Estándar	Mínimo	Máximo
Grupo de Tratamiento					
Logaritmo Salario	4,541	3.44	0.96	-4.67	6.29
Tamaño del Hogar	4,541	4.60	1.63	2	14
Educación de la madre	4,541	11.01	4.66	0	23
Educación del padre	4,541	9.19	6.31	0	23
Edad	4,541	27.67	5.20	22	64
Experiencia	4,541	4.11	5.06	0	40
Empleo Informal	1,406				
Empleo Formal	3,135				
Grupo de Control					
Logaritmo Salario	7,835	2.96	0.85	-2.42	6.56
Tamaño del Hogar	7,835	5.40	2.25	2	19
Educación de la madre	7,835	7.40	4.06	0	23
educación del padre	7,835	6.21	4.65	0	23
Edad	7,835	29.02	6.76	22	65
Experiencia	7,835	12.25	7.70	3	59
Empleo Informal	4,235				
Empleo Formal	3,600				

Fuente: Elaboración propia con datos de la ENIGH 2020.

Una vez identificada la heterogeneidad³³ en la muestra empleada, para estimar los rendimientos de la ES sobre los salarios de los hijos, es necesario corregir el sesgo por autoselección mediante el proceso bietápico mencionado anteriormente.

Con base en la información contenida en el cuadro anterior, en el cuadro 2 se muestran los resultados de la estimación del modelo Probit, en donde las variables empleadas como mecanismo de elección³⁴ son el empleo informal, el ingreso del jefe de familia, y el tamaño del hogar. Tomando en cuenta estos resultados, el modelo econométrico demuestra que los hijos tendrán una mayor probabilidad de llevar a cabo un programa de ES en la medida que sus padres cuenten con un mayor nivel de ingresos salariales y mayor nivel educativo; mientras tanto, la probabilidad se reducirá en la medida que el tamaño promedio de los hogares se incremente y además las actividades laborales de los hijos estén vinculadas estrictamente al mercado informal. Con respecto de la experiencia en el mercado laboral de este grupo de individuos, bajo el enfoque de la primera (experiencia) y segunda derivada (experiencia al cuadrado), se encontró que en la medida que la experiencia se incremente en el tiempo, la probabilidad de adoptar el programa será cada vez menor, mientras tanto, el valor positivo de la experiencia al cuadrado denota que después de cierta edad, la probabilidad de adoptar un programa de ES puede incrementarse marginalmente.

³³ La heterogeneidad en la muestra es un componente fundamental para estimar de forma efectiva las tasas de ganancia. De no haber dichas diferencias entre grupos no es posible capturar el impacto del componente subyacente existente en los parámetros sugeridos.

³⁴ En este sentido, en el modelo, el mecanismo debe incluir al menos un elemento en la matriz (Z) que no se encuentre contenido en (X); véase Heckman, Tobias y Vytlačil (2001).

Cuadro 2
Modelo Probit del Programa de ES

Variables independientes	Coefficientes	P > z
Constante	0.777	(0.00)*
Log salario del jefe	0.030	(0.02)**
Educación del padre	0.032	(0.00)*
Educación de la madre	0.060	(0.00)*
Experiencia	-0.225	(0.00)*
Experiencia al cuadrado	0.005	(0.00)*
Tamaño del hogar	-0.113	(0.00)*
Empleo Informal	-0.403	(0.00)*

Fuente: Elaboración propia con datos de ENIGH 2020.

Variable dependiente: tratamiento y control

* $P(z)$ significativo al 1%.

** $P(z)$ significativo al 5%.

Una vez estimado el probit y habiendo demostrando que las variables contenidas Z determinan la probabilidad de éxito del programa, se procede a estimar la variable auxiliar λ , la cual tiene como objetivo medir el efecto del sesgo por autoselección en el que se incurre al estimar las ecuaciones salariales mincerianas de las ecuaciones 2 y 3. Antes de realizar la estimación de las ecuaciones antes mencionadas, es primordial primero demostrar el efecto de la variable λ en una regresión minceriana que incluya, al mismo tiempo, al grupo de tratamiento y de control. Los resultados de dicha regresión se muestran en el cuadro 3. En este cuadro destaca la significancia estadística del parámetro asociado a la variable λ en donde, es posible concluir que la heterogeneidad y la autoselección influyen en la diferencia salarial entre ambos grupos, que de no haber sido considerada los resultados de la regresión estarían sesgados.

Cuadro 3
Ecuación salarial minceriana para el grupo de tratamiento y de control

Variables Independientes	Coefficientes	P > t
Constante	4.982	(0.00)*
Experiencia	0.169	(0.00)*
Experiencia al cuadrado	-0.004	(0.00)*
Educación de la madre	-0.010	(0.03)**
Educación del padre	-0.003	(0.05)
Lambda	-4.605	(0.00)*

Fuente: Elaboración propia con datos de ENIGH 2020.

Variable dependiente: Log_salario (logaritmo natural del salario del hijo).

* $P(t)$ significativo al 1%.

** $P(t)$ significativo al 5%.

Una vez demostrado el efecto de la variable λ , corresponde ahora la estimación de las ecuaciones 1 y 2, cuyos resultados se muestran en el cuadro 4. Para obtener dichos resultados, fue indispensable estimar 2 regresiones de forma independiente, a las cuales les fue incorporado sus respectivos valores de la variable auxiliar λ para así controlar el efecto del sesgo por autoselección. Las ecuaciones salariales miden el efecto

que tiene las variables independientes consideradas sobre los ingresos salariales de los hijos. En ambas estimaciones fue posible demostrar que la variable auxiliar es estadísticamente significativa, por lo que existe evidencia suficiente para soportar que, de no controlarse la heterogeneidad y la autoselección, los estimadores por MCO estarían sesgados.

Cuadro 4
Ecuación salarial minceriana por grupo de tratamiento y control

Variables Independientes	Coeficientes	P > t
Grupo de Tratamiento		
Constante	5.981	(0.00)*
Exper	0.296	(0.00)*
Exper2	-0.007	(0.00)*
Educación_padre	-0.011	(0.00)*
Educación_madre	-0.037	(0.00)*
Lambda	-6.649	(0.00)*
Grupo de Control		
Constante	4.196	(0.00)*
Exper	0.109	(0.00)*
Exper2	-0.003	(0.00)*
Educación_padre	-0.002	(0.39)
Educación_madre	-0.001	(0.69)
Lambda	-2.993	(0.00)*

Fuente: Elaboración propia con datos de ENIGH 2020.

Variable dependiente: Lsalario (logaritmo natural del salario).

* $P(t)$ significativo al 1%.

Para obtener los rendimientos de la ES en México, se calculan los efectos de los cuatro parámetros de interés: ATE, TT, MTE y LATE. El cuadro 5 muestra los efectos esperados del tratamiento para el grupo de individuos tomados en cuenta en la muestra. El cuadro muestra que el ATE por un año³⁵ adicional de ES es aproximadamente del 6.09% para individuos que son tomados de forma aleatoria de la muestra. Por otra parte, el rendimiento por año adicional para un individuo que efectivamente recibió el tratamiento (TT) fue de 2.09%. Estos resultados demuestran que la implementación de un programa de ES trae consigo rendimientos positivos y en promedio más altos respecto a aquellos individuos que cuentan con un menor nivel educativo. Mientras tanto, el signo negativo del MTE demuestra que los individuos cuentan con externalidades contenidas en u_D que inciden sobre sus preferencias, impidiendo con ello no recibir el tratamiento y registrando con ello rendimientos menores. Como se demostrará más adelante, en el caso de los individuos con empleo informal, tanto en el grupo de tratamiento y de control, es deseable identificar aquellas externalidades, además de las evidentes barreras de acceso del mercado laboral mexicano, que impiden a este grupo de personas poder adoptar un programa de ES que abra la posibilidad de acceder a un mayor ingreso a lo largo de su ciclo de vida productivo.

³⁵ Los efectos porcentuales se calculan escalando el efecto total entre la diferencia promedio de años de estudio formal que existe entre el grupo de tratamiento y de control (7.07 años).

Cuadro 5
Efectos del programa de ES sobre los ingresos salariales de los hijos

Parámetros	Valor (%)
ATE	6.09
MTE	-0.457
TT	2.09

Fuente: Elaboración propia con datos de ENIGH 2020.

En el cuadro 6 se muestran los rendimientos esperados del programa como resultado de los cambios marginales (generalmente un incremento equivalente a una unidad) implementados en las variables contenidas en Z_k (número de años de educación de los padres, en el tamaño del hogar y en el empleo informal). Para simular los efectos locales en estas variables, resulta necesario tomar como base el valor del parámetro ATE. Derivado de lo anterior, en el cuadro 6 se logra demostrar que, si la educación de la madre se incrementara marginalmente, además de aumentar la probabilidad de que el hijo decida participar en el programa de ES, también se incrementan los rendimientos del salario del hijo en 0.29 puntos porcentuales más, pasando de 6.09% del ATE a 6.38% en el efecto local.

Cuadro 6
Efecto Local Promedio del Tratamiento (LATE)

LATE	Valor (%)
Educación de la madre	6.38
Educación del padre	6.24
Tamaño del hogar	5.56
Informal	4.26

Fuente: Elaboración propia con datos de ENIGH 2020.

Lo mismo sucede cuando se incrementa marginalmente la educación del padre, permitiendo que el hijo logre obtener un mayor rendimiento en 0.15 puntos porcentuales más, pasando de 6.09% del ATE a 6.24% en el efecto local. En lo que respecta al efecto relacionado con el tamaño del hogar, se encontró que en la medida que el número de miembros en el hogar se incremente, se impactará negativamente (0.53 puntos porcentuales menos) en los rendimientos de la ES, pasando de 6.09% del ATE a 5.56% en el efecto local. Finalmente, dada la relación inversa entre empleo informal y la probabilidad de adoptar el programa de ES, se encontró que, ante un incremento marginal en el empleo informal, los rendimientos de la ES se reducen de forma importante en 1.83 puntos porcentuales menos, pasando de 6.09% del ATE a 4.26% en el efecto local.

Para comprobar la robustez (validez interna y externa) de las estimaciones obtenidas en los apartados anteriores, el cuadro 7 y el cuadro 8 (Anexo) muestran el rendimiento de la ES a partir de una submuestra, la cual no toma en cuenta a la población de mujeres.

Los resultados en los cuadros anteriores demuestran que cuando se emplea una muestra más pequeña, los rendimientos también tienden a ser menores y viceversa. La implicación más importante en este sentido es que no cambia el sentido de las estimaciones.

CONCLUSIONES

Uno de los resultados más importantes en esta investigación fue haber demostrado que, ante un incremento marginal en el empleo informal, los rendimientos de la ES se reducen en forma importante en 1.83 puntos porcentuales menos, pasando de 6.09% del ATE a 4.26% en el efecto local, siendo el impacto con el valor más alto dentro de los efectos locales de interés. Por esta razón y en vista de que también se demostró que la ES acarrea rendimientos positivos y en promedio más altos en comparación a aquellos individuos con menor nivel educativo, se sugiere la creación de políticas públicas encaminadas a reducir las brechas de desigualdad en materia laboral tales como el salario, prestaciones, así aquellas asociadas a las barreras de acceso al mercado laboral. De igual forma, dichas políticas públicas deberán estar encaminadas a promover la asignación de apoyos directos (como un seguro de desempleo) que incentiven la participación de un mayor número de mujeres en el ámbito educativo y/o de capacitación.

Otro de los resultados de interés fue el relacionado con el parámetro ATE, en donde se logró encontrar que el rendimiento promedio por año adicional de ES fue de 6.09% para un individuo tomado aleatoriamente de la muestra. También se encontró que el rendimiento esperado por año adicional para un individuo que efectivamente recibió el tratamiento (TT) fue de 2.09%. Ambos resultados, además de registrar un rendimiento mayor que cero, también muestran que es factible ampliar el programa a ciertos sectores de la población que cuenten con ciertas características socioeconómicas, impactando con ello su bienestar económico.

En este tipo de estudios es interesante demostrar la existencia de fenómenos subyacentes que pudieran impedir a un cierto grupo de individuos adherirse y formar parte de un programa. Para esto, fue posible estimar el parámetro MTE, registrando un valor equivalente al -0.457%. Este resultado permite concluir la existencia de externalidades, las cuales impactaron las preferencias de los individuos, reduciendo con ello la probabilidad de participar en el programa (no participan), cuya principal implicación es la obtención de menores rendimientos de la ES y con ellos gozar de un menor bienestar económico.

Por último, con respecto de los resultados de las estimaciones del LATE³⁶, al simular los impactos esperados (efectos locales del programa), producto de variaciones en las variables de interés, se logró demostrar que, si el nivel educativo de la madre se incrementaba marginalmente, los hijos, además de tener mayor probabilidad de participar en un programa de ES, también se lograba incrementar el rendimiento de la ES en 0.29 puntos porcentuales, cambiando de 6.09% del ATE a 6.38% en el efecto local. Algo similar sucedió cuando se incrementaba el nivel educativo del padre, ya que el rendimiento de la ES aumentó en 0.15 puntos porcentuales, cambiando de 6.09% del ATE a 6.24% en el efecto local. Finalmente, en lo que respecta al efecto relacionado con el tamaño del hogar, se encontró que en la medida que el número de miembros en el hogar se incrementa, se impactará negativamente (0.53 puntos porcentuales menos) en los rendimientos de la ES, cambiando de 6.09% del ATE a 5.56% en el efecto local.

REFERENCIAS

- Alba-Ramírez, A. and San Segundo, M. J. (1995). The Returns to Education in Spain. *Economics of Education Review*, 14(2), 155-166. [https://doi.org/10.1016/0272-7757\(95\)90395-O](https://doi.org/10.1016/0272-7757(95)90395-O)
- Alonzo, R., Balisacan, A., Canlas, D., et al. (2004). Population and Poverty: The Real Score. *Discussion Paper No. 0415*. University of Philippines. <https://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download?doi=10.1.1.1016.2182&rep=rep1&type=pdf>
- Altonji, J. G. (1993). The Demand for and Return to Education when Education Outcomes Are Uncertain. *Journal of Labor Economics*, 11(1), 48-83. <https://doi.org/10.1086/298317>

³⁶ Siempre se comparan con el valor del parámetro ATE.

- Altonji, J. G. and Dunn, T. A. (1996). The Effects of Family Characteristics on the Return to Education. *Review of Economics and Statistics*, 78(4), 692-704. <https://doi.org/10.2307/2109956>
- Arceo-Gómez E. O., Campos-Vázquez, R. M., Esquivel, G., Alcaraz, E., Martínez, L. A., and López, N.G. (2022). The income gradient in COVID-19 mortality and hospitalisation: An observational study with social security administrative records in Mexico. *The Lancet Regional Health - Americas*, 6, 100115. <https://doi.org/10.1016/j.lana.2021.100115>
- Arrazola, M., De Hevia, J., Risueño, M., and Sanz, J. F. (2003). Returns to Education in Spain: Some Evidence on the Endogeneity of Schooling. *Education Economics*, 11(2), 293-304. <https://doi.org/10.1080/0964529032000148818>
- Ashenfelter, O., and Krueger, A. (1994). Estimates of the Economic Return to Schooling. *The American Economic Review*, 84(5), 1157-1173. <http://www.jstor.org/stable/2117766>
- Asplund, R. and Pereira, P. T. (1999), Returns to Human Capital in Europe. A Literature Review, Helsinki: ETLA. Disponible en: [http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0272-7757\(01\)00016-4](http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0272-7757(01)00016-4)
- Austria-Carlos. M. A. y Venegas-Martínez, F. (2011). Rendimientos privados de la Educación Superior en México en 2006 un modelo de corrección del sesgo por autoselección. *El Trimestre Económico*, vol. LXXVIII(2), núm. 310, abril-junio, 2011, pp. 441-468. <https://doi.org/10.20430/ete.v78i310.39>
- Austria-Carlos, M. A., F. Venegas-Martínez y G. Pérez-Lechuga (2018). Diferencias por género en la tasa de ganancia salarial de la educación superior y posgrado en México. *Papeles de Población*, Vol. 24, No. 96, pp. 157-186. <http://dx.doi.org/10.22185/24487147.2018.96.18>
- Baker, J. L. (2000). Evaluación del impacto de los proyectos de desarrollo en la pobreza. Manual para profesionales. Banco Mundial. Washington, D. C. Disponible en: <https://www.bivica.org/file/view/id/2962>
- Barceinas, F. (2001). Capital humano y rendimientos de la educación en México. *Tesis Doctoral*, Universidad Autónoma de Barcelona. <https://www.tdx.cat/handle/10803/3983#page=1>
- Becker, G. S. (1962). Investment in Human Capital: A Theoretical Analysis. *Journal of Political Economy*, 70(5), 9-49. <http://www.jstor.org/stable/1829103>
- Becker, G. S. (1964). Human Capital: A Theoretical and Empirical Analysis, with Special Reference to Education, National Bureau of Economic Research, New York. <https://www.nber.org/books-and-chapters/human-capital-theoretical-and-empirical-analysis-special-reference-education-first-edition>
- Berniell, L. (2021). Occupational Choice and Investments in Human Capital in Informal Economies. *The B. E. Journal of Macroeconomics*, 21(2), 399-423. <https://doi.org/10.1515/bejm-2020-0024>
- Bracho, T. y Zamudio, A. (1994). Rendimientos económicos a la escolaridad I: discusión teórica y métodos de estimación. *Documento de Trabajo No. 30*, CIDE, México.
- Bracho, T. y Zamudio, A. (1994). Rendimientos económicos a la escolaridad II: estimaciones para el caso mexicano. *Documento de Trabajo No. 31*, CIDE, México.
- Campbell, D. T. y Stanley, J. C. (1973). *Diseños experimentales y cuasi-experimentales en la investigación social*. Buenos Aires: Amorrortu. (Original 1963). Disponible en: <https://sociologiaycultura.wordpress.com/campbell-y-stanley-disenos-experimentales-y-cuasiexperimentales-en-la-investigacion-social/>
- Card, D. (1999). The Causal Effect of Education on Earnings. in Ashenfelter, O. y D. Card (Eds.), *Handbook of Labor Economics*, Vol. 3, North-Holland, Amsterdam, pp. 1802-1863. [https://doi.org/10.1016/S1573-4463\(99\)03011-4](https://doi.org/10.1016/S1573-4463(99)03011-4)
- Card, D. (2000), Estimating the return to schooling: progress on some persistent econometric problems, *NBER Working Paper 7769*. <https://ideas.repec.org/p/nbr/nberwo/7769.html>
- Carneiro, P., Heckman, J., and Vytlačil, E. (2001). Estimating the Returns to Education when it Varies among Individuals, *Working Paper*, University of Chicago. <https://legacy.iza.org/en/papers/Vytlacil131101.pdf>

- Carneiro, P., Hansen, K., and Heckman, J. (2003). Estimating Distributions of Treatment Effects with an Application to the Returns to Schooling and Measurement of the Effects of Uncertainty of College Choice, *NBER Working Paper*, N° 9546.
<https://EconPapers.repec.org/RePEc:iza:izadps:dp767>
- Carnoy, M. (1967). Earnings and Schooling in Mexico. *Economic Development and Cultural Change*, 15(4), 408-418. <https://doi.org/10.1086/450248>
- Cohn, E., and Addison, J. T. (1998). The Economics Returns to Lifelong Learning in OECD Countries, *Education Economics*, 6(3), 253-307. <https://doi.org/10.1080/09645299800000021>
- Del Razo, L. M. (2003). Estudio de la brecha salarial entre hombres y mujeres 1994-2001. *Serie - Documentos de Investigación*. Secretaría de Desarrollo Social.
- Encuesta Nacional de Ingresos y Gastos de los Hogares (ENIGH). 2020. Disponible en Internet: <https://www.inegi.org.mx/programas/enigh/nc/2020/>
- Hansen, W. L. (1963). Total and Private Rates of Return to Investment in Schooling. *Journal of Political Economy*, 71(2), 128-140. <https://doi.org/10.1086/258749>
- Harmon, C., Oosterbeek, H., and Walter, I. (2003), The Returns to Education: Microeconomics. *Journal of Economic Surveys*, 17(2), 115-156. <https://doi.org/10.1111/1467-6419.00191>
- Harmon, C., Walker, I., and Westergaard-Nielsen, N. (2001). Book Introduction, Education and Earnings in Europe. A Cross Country Analysis of the Returns to Education, en Harmon, C. (ed.). *Education and earnings in Europe: A cross country analysis of the returns to education*. https://www.researchgate.net/publication/238601088_Education_and_Earnings_in_Europe_A_Cross-Country_Analysis_of_the>Returns_to_Education
- Harmon, C., and Walter, I. (1995). Estimates of the Economic Return to Schooling for the United Kingdom, *American Economic Review*, 85(5), 1278-1286. Disponible en: <http://www.jstor.org/stable/2950988>
- Hart, K. (1973). Informal Income Opportunities and Urban Employment in Ghana. *Journal of Modern African Studies*, 11(1), 61-89. <https://doi.org/10.1017/S0022278X00008089>
- Heckman, J. and Vytlačil, E. (2000). Identifying the Role of Cognitive Ability in Explaining the Level of and Change in the Return to Schooling. *NBER Working Paper 7820*, Cambridge, Mass. <https://www.nber.org/papers/w7820>
- Heckman, J., Tobias, J. L., and Vytlačil, E. (2000). Simple Estimators for Treatment Parameters in a Latent Variable Framework with an Application to Estimating the Returns to Schooling, *NBER Working Paper 7950*. <https://www.nber.org/papers/w7950>
- Heckman, J., Tobias, J. L. and Vytlačil, E. (2001). Four Parameters of Interest in the Evaluation of Social Programs. *Southern Economic Journal*, 68(2), 210-223. <https://doi.org/10.2307/1061591>
- Kuka, E., Shenhav, N., and Kevin Shih, K. (2020). Do human capital decisions respond to the returns to education? Evidence from DACA. *American Economic Journal: Economic Policy*. 12(1), 293-324. <https://doi.org/10.1257/pol.20180352>
- López-Acevedo, G. (2004). Mexico: Evolution of earnings inequality and rates of returns to education (1988-2002). *Estudios Económicos*, 19(2), 211-284. <https://doi.org/10.24201/ee.v19i2.172>
- McMahon, W. W. E. (1991). Relative Returns to Human and Physical Capital in the U. S. and Efficient Investment Strategies. *Economics of Education Review*, 10(4), 283-296. [https://doi.org/10.1016/0272-7757\(91\)90019-L](https://doi.org/10.1016/0272-7757(91)90019-L)
- Mincer, J. (1974). *Schooling, Experience and Earnings*. National Bureau of Economic Research. New York. <https://www.nber.org/books-and-chapters/schooling-experience-and-earnings>
- Mogstad, M., Torgovitsky, A., and Walters, C. R. (2020). Policy Evaluation with Multiple Instrumental Variables, *NBER Working Paper No. 27546*, July 2020.
https://www.nber.org/system/files/working_papers/w27546/w27546.pdf

- Moffitt, R. (2007). Estimating Marginal Returns to Higher Education in The UK. *NBER Working Paper No. 13534*. <https://www.nber.org/papers/w13534>
- OIT (1972). *Employment, Incomes and Equality: A Strategy for Increasing Productive Employment in Kenya*. Geneva: International Labor Organization. <https://www.wiego.org/publications/employment-incomes-and-equality-strategy-increasing-productive-employment-kenya>
- Ordaz, J. L. (2007). México: capital humano e ingresos. Retornos a la educación, 1994-2005. *CEPAL-Serie Estudios y Perspectivas*. No. 90. Disponible en: https://www.cepal.org/sites/default/files/publication/files/5020/S0700877_es.pdf
- Patrinos, H. A., and Psacharopoulos, G. (2020). Returns to Education in Developing Countries, in Steve Bradley, Colin Green Editors. *The Economics of Education a Comprehensive Overview*, Second Edition. Academic Press-Elsevier. pp. 53-64. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-815391-8.00004-5>
- Pinamang-Acheampong, P. M., Addison, M., and Abawiera-Wongnaa, C. (2022) Assessment of Impact of Adoption of Improved Cassava Varieties on Yields in Ghana: An endogenous switching approach, *Cogent Economics and Finance*, 10:1, 2008587, <https://doi.org/10.1080/23322039.2021.2008587>
- Psacharopoulos, G. (1993), Returns to investment in education: A global update, *Policy Research Working Paper, N° 1067*, World Bank. <https://ideas.repec.org/p/wbk/wbrwps/1067.html>
- Psacharopoulos, G. and H. Patrinos (2002). Returns to investment in education: A further update, *Policy Research Working Paper, N° 2881*, Banco Mundial. <http://hdl.handle.net/10986/19231>
- Rodriguez-Arias, N., Hirsch, J., y Banda-Ortiz, H. (2020). Inversión en educación en México: Rendimientos y riesgo. *Revista de Análisis Económico*, 35(1), 1-25. Disponible en <https://www.rae-ear.org/index.php/rae/article/view/586>
- Rojas M., Angulo, H, y Velásquez, I. (2000). Rentabilidad de la inversión en capital humano en México. *Economía Mexicana*, 9(2), 113-142. <http://hdl.handle.net/11651/4177>
- San Segundo, M. J., and Valiente, A. (2003). Family Background and Returns to Schooling in Spain. *Education Economics*, 11(1), 39-52. <https://doi.org/10.1080/09645290210127471>
- Sarimaña, J. E. (2002). Rendimiento de la escolaridad en México: Una aplicación del método de variables 2instrumentales para 1998. *Gaceta de Economía*, 7(14), 85-125. Disponible en: <https://www.semanticscholar.org/paper/Rendimiento-de-la-escolaridad-en-M%C3%A9xico-una-del-de-Sari%C3%B1ana/b35d3fe1035ccd02add6299e2021-e3e29465b88a?sort=relevance>
- Schultz, T. W. (1961). Investment in Human Capital. *American Economic Review*, 51(1), 1-17. <https://www.jstor.org/stable/1818907>
- Skipper, S. (2006). Desarrollo del capital humano y reducción de la pobreza en el Salvador. *Comercio Exterior*, 56(11), 968-976. Disponible en: <https://dialnet.unirioja.es/servlet/articulo?codigo=2475450>
- Somani, R (2021). The Returns to Higher Education and Public Employment. *World Development*, 144, 105471. <https://doi.org/10.1016/j.worlddev.2021.105471>
- Wagstaff, Adam. (2002). Pobreza y desigualdades en el sector de la salud. *Revista Panamericana de Salud*, 11 (5/6). http://www.scielosp.org/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S1020-49892002000500007&lng=pt&nrm=iso&tlng=es
- Zamudio, A. (1995). Rendimientos a la educación superior en México: Ajuste por sesgo utilizando máxima verosimilitud. *Economía Mexicana, Nueva Época*, 4(1), 69-91. Disponible en: https://cide.repositorioinstitucional.mx/jspui/bitstream/1011/615/1/000001757_documento.pdf

ANEXO

Cuadro 7
Efectos del programa de ES para el grupo de hombres

Parámetros	Valor (%)
ATE	5.12
MTE	-0.527
TT	0.97

Fuente: Elaboración propia con datos de la ENIGH 2020.

Cuadro 8
Efecto Local Promedio del Tratamiento (LATE) para hombres

Local Average Treatment Effect (LATE)	Valor (%)
Educación de la madre	5.58
Educación del padre	5.34
Informal	2.98
Tamaño del hogar	4.26

Fuente: Elaboración propia con datos de la ENIGH 2020.

Cuadro 9
Indicadores estratégicos de ocupación y empleo, 4to Trimestre 2020

Indicadores	Total	Mujeres	Hombres
Población Total (millones de personas)	127.52	65.59	61.93
Población de 15 años y más (millones de personas)	97.20	51.04	46.15
Población económicamente activa (PEA)	55.88	21.66	34.22
Ocupada	53.33	20.73	32.61
Desocupada	2.55	0.93	1.62
Población no económicamente activa (PNEA)	41.32	29.39	11.93
Disponible	8.93	5.33	3.60
No disponible	32.39	24.06	8.33
Población Ocupada			
Condición de acceso a las instituciones de salud	53.33	20.73	32.61
Con acceso	20.61	8.34	12.28
Sin acceso	32.43	12.29	20.13
No especificado	0.29	0.10	0.19
Condición de informalidad	53.33	20.73	32.61
Ocupación formal	23.69	9.22	14.47
Ocupación informal	29.65	11.51	18.13
Ingreso (pesos) promedio mensual			
Formal	6104.90	5646.30	6396.90

Informal	3502.69	2847.83	3918.37
Tasas (%)			
Tasa de participación	57.49	42.43	74.15
Tasa de desocupación	4.56	4.30	4.73
Tasa de subocupación	15.26	14.73	15.59
Tasa de informalidad laboral 1 (TIL1)	55.59	55.54	55.62

Fuente: elaboración propia con datos del INEGI (ENOE-N 4to trimestre 2020).

Cuadro 10
Indicadores de Pobreza Multidimensional, 2020 (Millones de personas)

Indicadores	Urbano		Rural		Total
	Pobres	No Pobres	Pobres	No Pobres	
Pobreza					
Población en situación de pobreza	39.05	0.00	16.61	0.0	55.65
Población en situación de pobreza moderada	33.13	0.00	11.73	0.0	44.86
Población en situación de pobreza extrema	5.91	0.00	4.88	0.0	10.79
Población vulnerable por carencias sociales	0.0	20.58	0.0	9.46	30.04
Población vulnerable por ingresos	0.0	10.61	0.0	0.62	11.23
Población no pobre y no vulnerable	0.0	27.26	0.0	2.56	29.81
Privación social					
Población con al menos una carencia social	39.05	20.58	16.61	9.46	85.70
Población con al menos tres carencias sociales	13.03	3.21	9.64	3.28	29.16
<i>Indicadores de carencia social</i>					
Rezago educativo	10.18	5.00	5.93	3.29	24.40
Carencia por acceso a los servicios de salud	17.44	9.31	5.71	3.22	35.68
Carencia por acceso a la seguridad social	30.46	13.74	14.94	6.83	65.97
Carencia por calidad y espacios de la vivienda	5.56	1.32	3.88	1.05	11.81
Carencia por acceso a los servicios básicos en la vivienda	6.68	1.58	10.44	4.03	22.72
Carencia por acceso a la alimentación nutritiva y de calidad	14.94	5.25	6.10	2.28	28.57
Bienestar económico					
Población con ingreso inferior a la línea de pobreza extrema por ingresos	13.39	1.18	7.22	0.08	21.86
Población con ingreso inferior a la línea de pobreza por ingresos	39.05	10.61	16.61	0.62	66.89

Fuente: elaboración propia con base en estimaciones de CONEVAL 2021 y ENIGH 2020.

