

**RETORNOS DE LA EDUCACIÓN Y TOMA DE DECISIONES EN LA GESTIÓN
EDUCATIVA ECUATORIANA: APLICACIÓN DEL MODELO DE MINCER CON LA
ENEMDU 2023**

**RETURNS TO EDUCATION AND DECISION-MAKING IN ECUADORIAN
EDUCATIONAL MANAGEMENT: AN APPLICATION OF THE MINCER MODEL USING
THE 2023 ENEMDU**

Autores: ¹Jorge Rolando Córdova Aymar, ²Zonia Gricelda Del Pino Villa, ³José Luis González Márquez y ⁴Juan Josué González Márquez.

¹ORCID ID: <https://orcid.org/0000-0000-7073-4462>

²ORCID ID: <https://orcid.org/0009-0009-3115-7274>

³ORCID ID: <https://orcid.org/0000-0001-9090-7471>

⁴ORCID ID: <https://orcid.org/0009-0003-4561-9114>

¹E-mail de contacto: rolancor@hotmail.com

²E-mail de contacto: chonchita@73hotmail.com

³E-mail de contacto: jgonzalez5661@upse.edu.ec

⁴E-mail de contacto: jgonzalezl@delfos.edu.ec

Afiliación: ^{1*2*3*4*}Universidad Iberoamericana del Ecuador UNIBE, (Ecuador).

Artículo recibido: 08 de Septiembre del 2026.

Artículo revisado: 24 de Septiembre del 2026.

Artículo aprobado: 24 de Septiembre del 2026.

¹Licenciado en Ciencias de la Educación, especialización en Educación Física, graduado en la Pontificia Universidad Católica del Ecuador, sede Ibarra, (Ecuador), con 26 años de experiencia docente. Maestrante de la Maestría en Gestión Educativa en la Universidad Iberoamericana del Ecuador, (UNIBE), (Ecuador).

²Licenciada en Educación General Básica, con 12 años de experiencia docente en el sistema educativo ecuatoriano. Maestrante de la Maestría en Gestión Educativa en la Universidad Iberoamericana del Ecuador, (UNIBE), (Ecuador).

³Economista, graduado en la Universidad de Guayaquil, (Ecuador), con más de 18 años de experiencia profesional, académica y de investigación. Magíster en Economía y Dirección de Empresas, graduado en la Escuela Superior Politécnica del Litoral, (ESPOL) (Ecuador). Magíster en Educación Superior, graduado en la Universidad de Guayaquil (Ecuador). Doctor en Estadística Matemática Aplicada, graduado en la Universidad Nacional de Tumbes, (Perú).

⁴Licenciado en Educación, graduado en la Universidad de Guayaquil, (Ecuador), con más de 10 años de experiencia profesional, académica y de investigación. Magíster en Gestión Educativa, graduado en la Universidad Iberoamericana del Ecuador (UNIBE) (Ecuador).

Resumen

La gestión educativa necesita evidencia que conecte las trayectorias formativas con resultados laborales sin reducir la educación a su dimensión salarial. Este estudio estima los retornos asociados con la escolaridad en Ecuador y examina cómo pueden incorporarse a decisiones de planificación, permanencia, orientación académica y equidad. Se aplicó un diseño cuantitativo, no experimental y transversal con los microdatos de la Encuesta Nacional de Empleo, Desempleo y Subempleo (ENEMDU) anual 2023. La muestra analítica incluyó 126.009 personas ocupadas de 18 a 65 años con información válida de escolaridad e ingreso laboral positivo. Se estimaron funciones de ingresos de Mincer mediante mínimos cuadrados ponderados por el factor de expansión y errores estándar robustos agrupados por unidad primaria de muestreo. El

modelo base estimó un retorno de 8,7% por año adicional de escolaridad (IC 95%: 8,3%–9,1%); con controles de sexo, área, provincia y mes, el retorno fue 8,1% (IC 95%: 7,7%–8,4%). Las estimaciones fueron mayores para las mujeres (11,1%) que para los hombres (7,6%), pero el modelo ajustado mantuvo una brecha de nivel desfavorable para ellas. El retorno también fue menor en el área rural que en la urbana. Se concluye que el modelo de Mincer es útil como indicador diagnóstico y de seguimiento, siempre que se combine con evidencia de calidad, acceso, abandono, pertinencia territorial e inserción laboral y no se interprete como una estimación causal ni como criterio único para asignar recursos.

Palabras clave: Retornos de la educación, Modelo de Mincer, Gestión educativa, ENEMDU, Ecuador.

Abstract

Educational management requires evidence linking educational pathways to labor-market outcomes without reducing education to its wage dimension. This study estimates the returns associated with schooling in Ecuador and examines how they can inform planning, student retention, academic guidance, and equity decisions. A quantitative, non-experimental, cross-sectional design was applied to the 2023 annual microdata from Ecuador's National Survey of Employment, Unemployment and Underemployment (ENEMDU). The analytical sample comprised 126,009 employed individuals aged 18–65 with valid schooling information and positive labor income. Mincer earnings functions were estimated using expansion-factor-weighted least squares and cluster-robust standard errors at the primary sampling-unit level. The baseline model yielded an 8.7% return per additional year of schooling (95% CI: 8.3%–9.1%); after controlling for sex, area, province, and survey month, the estimate was 8.1% (95% CI: 7.7%–8.4%). Estimated returns were higher for women (11.1%) than for men (7.6%), although the adjusted model still showed a negative income-level gap for women. Returns were also lower in rural than in urban areas. The Mincer model is therefore useful as a diagnostic and monitoring indicator when combined with evidence on educational quality, access, dropout, territorial relevance, and labor-market transitions. It should not be interpreted as a causal estimate or used as the sole criterion for resource allocation.

Keywords: Returns to education, Mincer model, Educational management, ENEMDU, Ecuador.

Sumário

A gestão educacional necessita de evidências que conectem as trajetórias formativas aos resultados no mercado de trabalho, sem reduzir a educação à sua dimensão salarial. Este estudo estima os retornos associados à escolaridade no Equador e examina como eles podem ser incorporados às decisões de planejamento, permanência, orientação acadêmica e equidade.

Foi aplicado um desenho quantitativo, não experimental e transversal, utilizando os microdados da Pesquisa Nacional de Emprego, Desemprego e Subemprego (ENEMDU) anual de 2023. A amostra analítica incluiu 126.009 pessoas ocupadas, com idades entre 18 e 65 anos, com informações válidas sobre escolaridade e renda do trabalho positiva. Foram estimadas funções de rendimentos de Mincer por meio de mínimos quadrados ponderados pelo fator de expansão e erros-padrão robustos agrupados por unidade primária de amostragem. O modelo-base estimou um retorno de 8,7% por ano adicional de escolaridade (IC 95%: 8,3%–9,1%); com controles de sexo, área, província e mês, o retorno foi de 8,1% (IC 95%: 7,7%–8,4%). As estimativas foram maiores para as mulheres (11,1%) do que para os homens (7,6%), porém o modelo ajustado manteve uma diferença de nível desfavorável às mulheres. O retorno também foi menor na área rural do que na urbana. Conclui-se que o modelo de Mincer é útil como indicador diagnóstico e de monitoramento, desde que seja combinado com evidências sobre qualidade, acesso, abandono, pertinência territorial e inserção no mercado de trabalho, e não seja interpretado como uma estimativa causal nem como critério único para a alocação de recursos.

Palavras-chave: Retornos da educação, Modelo de Mincer, Gestão educacional, ENEMDU, Equador.

Introducción

La gestión educativa implica decidir en condiciones que no siempre son favorables. Los recursos son limitados, las necesidades cambian de un territorio a otro y existe una presión constante para que la educación contribuya al bienestar de la población. Por esta razón, las autoridades y quienes dirigen las instituciones necesitan información que les permita reconocer brechas, establecer prioridades y valorar si la formación recibida genera mejores oportunidades para las personas. Aunque el aporte de la educación no puede reducirse

únicamente al salario, pues también se relaciona con la salud, la participación ciudadana, la convivencia social y el desarrollo personal, el ingreso laboral constituye un indicador observable de cómo el mercado reconoce los conocimientos y las credenciales educativas (Oreopoulos y Salvanes, 2011; World Bank, 2018).

La relación entre educación e ingresos encuentra uno de sus principales fundamentos en la teoría del capital humano. Desde esta perspectiva, la educación, la capacitación y la experiencia representan formas de inversión que pueden aumentar las capacidades productivas de las personas y mejorar sus ingresos futuros (Schultz, 1961; Becker, 1993). Mincer (1974) trasladó este planteamiento a una ecuación que relaciona el logaritmo del ingreso con los años de escolaridad y la experiencia potencial. En este modelo, el coeficiente correspondiente a la escolaridad permite aproximar el cambio porcentual del ingreso asociado con un año adicional de educación, manteniendo constante la experiencia.

La educación, sin embargo, no solo puede elevar la productividad. También puede funcionar como una señal que ayuda a los empleadores a identificar determinadas capacidades, incluso cuando no pueden observarlas directamente. Desde este enfoque, las credenciales educativas cumplen una función de señalización o filtro dentro del mercado laboral (Arrow, 1973; Spence, 1973). Esto permite entender por qué los ingresos asociados con un título pueden depender tanto de los aprendizajes adquiridos como del valor que los empleadores asignan a la credencial. La estructura relativamente sencilla de la ecuación de Mincer ha facilitado su utilización en numerosos países y períodos. Con el paso del tiempo, el modelo se ha convertido en uno de

los principales referentes empíricos para analizar la relación entre educación, experiencia e ingresos laborales (Lemieux, 2006; Patrinos, 2024). No obstante, sus resultados deben interpretarse con cautela. Una asociación estadística obtenida a partir de datos observacionales no demuestra, por sí sola, que la educación sea la causa directa de la variación del ingreso. Las capacidades individuales, el origen familiar, la calidad educativa y la selección dentro del mercado laboral también pueden influir en los resultados (Card, 1999; Heckman et al., 2006).

Los estudios internacionales suelen ubicar el retorno privado promedio de la escolaridad entre el 9% y el 10% por cada año adicional de estudio. Este valor no es uniforme, ya que cambia según la región, el sexo, el nivel educativo y las condiciones de inserción laboral (Harmon et al., 2003; Montenegro y Patrinos, 2014; Psacharopoulos y Patrinos, 2018). Por ello, un promedio general debe analizarse con prudencia y no puede trasladarse automáticamente a todos los grupos de población.

La magnitud de los retornos también depende de la calidad de los aprendizajes, de las características de la estructura productiva y de la disponibilidad de empleos que requieren trabajadores calificados. La ampliación de la cobertura educativa puede aumentar los años de estudio de la población, pero no garantiza que los estudiantes adquieran las competencias necesarias ni que encuentren oportunidades laborales acordes con su formación (Hanushek y Woessmann, 2008; World Bank, 2018). Cuando la expansión de la escolaridad no está acompañada de mejoras en el aprendizaje y en la demanda de trabajo calificado, los retornos pueden ser menores o distribuirse de manera desigual (Pritchett, 2001). En América Latina y

otros países en desarrollo, la educación también presenta una relación positiva con los ingresos. Sin embargo, la magnitud estimada varía de acuerdo con el método empleado, la composición de la muestra y la forma en que se define el ingreso laboral (Peet et al., 2015; Psacharopoulos y Patrinos, 2018). Estas diferencias metodológicas explican por qué dos investigaciones realizadas en un mismo país pueden obtener resultados distintos sin que necesariamente sean contradictorios.

En Ecuador, investigaciones anteriores han encontrado que las personas con mayor escolaridad tienden a recibir mejores ingresos, aunque los resultados muestran diferencias por sexo, sector económico y trayectoria laboral (Lucero, 2019). Estudios recientes sobre el mercado laboral formal ecuatoriano señalan, además, que los beneficios de la educación se encuentran relacionados con el contexto y con el capital social académico. Esto significa que un título no actúa de manera aislada, sino en combinación con las redes profesionales, las oportunidades disponibles y las condiciones de acceso al empleo (Del Pozo y Brugués, 2025).

A pesar de su utilidad, este tipo de evidencia suele discutirse principalmente desde la economía laboral y no siempre llega a convertirse en un insumo concreto para la gestión educativa. Conocer el retorno promedio de la escolaridad puede ayudar a respaldar políticas de permanencia estudiantil, mejorar el seguimiento de los graduados o reconocer territorios donde la formación recibida se traduce en menores ingresos. El problema aparece cuando el indicador se utiliza fuera de su alcance. No sería correcto presentarlo como una garantía de ingreso individual, como una medida directa de la calidad de una institución o como un criterio suficiente para clasificar carreras y programas. La gestión basada en

evidencia no consiste únicamente en disponer de estadísticas. También exige interpretar los resultados, contrastarlos con otras fuentes y relacionarlos con las condiciones particulares de cada institución o territorio. Los datos adquieren utilidad cuando contribuyen a formular preguntas, identificar problemas y revisar las decisiones adoptadas (Ikemoto y Marsh, 2007; Mandinach y Schildkamp, 2021). Por tanto, los indicadores deben emplearse como parte de un proceso de análisis y aprendizaje institucional, no como mecanismos automáticos de decisión (Schildkamp, 2019).

En este contexto, la investigación aborda una necesidad que presenta dos componentes relacionados. Por una parte, es necesario disponer de una estimación reciente de la relación entre escolaridad e ingreso laboral en Ecuador, construida con microdatos nacionales y mediante un procedimiento que pueda ser reproducido. Por otra, se requiere analizar de qué manera esta información puede apoyar las decisiones de gestión educativa sin atribuirle una capacidad explicativa que no posee. Este último aspecto cobra especial importancia en un país donde las diferencias territoriales y de género continúan condicionando las oportunidades educativas y laborales.

A partir de esta problemática se plantea la siguiente pregunta de investigación: ¿cuál fue la magnitud del retorno asociado con la escolaridad entre la población ocupada ecuatoriana en 2023 y de qué manera este resultado, acompañado de otros indicadores, puede contribuir a la toma de decisiones en la gestión educativa? En correspondencia con esta pregunta, el objetivo general es estimar los retornos de la educación mediante el modelo de Mincer y analizar sus posibles implicaciones para la planificación y la equidad educativa en Ecuador. La investigación parte de tres

supuestos que serán contrastados empíricamente. Se espera encontrar una relación positiva entre los años de escolaridad y el ingreso laboral. También se considera que esta relación puede presentar diferencias entre mujeres y hombres, así como entre residentes de áreas urbanas y rurales.

Se espera que el coeficiente de escolaridad mantenga su signo positivo y su significancia estadística cuando se incorporen controles territoriales y temporales y cuando se utilicen otras definiciones de la población analizada o del ingreso. Estas estimaciones se realizan con la ENEMDU anual 2023 y se interpretan como asociaciones estadísticas, no como efectos causales. Dentro de la gestión educativa, los resultados del modelo de Mincer pueden utilizarse de diferentes maneras. En la planificación institucional o nacional, permiten discutir la importancia económica de promover la permanencia y la culminación de los estudios. Cuando se examinan las diferencias por sexo o territorio, también pueden ayudar a identificar grupos que enfrentan mayores dificultades para convertir su educación en mejores oportunidades laborales. Su estimación periódica podría incorporarse, además, en sistemas de seguimiento que permitan observar la evolución de estas brechas.

El uso de datos en las decisiones educativas requiere capacidades institucionales para acceder a la información, analizarla y relacionarla con el conocimiento que poseen docentes, directivos y responsables de política (Ikemoto y Marsh, 2007; Schildkamp, 2019). En consecuencia, el coeficiente de escolaridad no proporciona toda la información necesaria para decidir. Su interpretación debe complementarse con indicadores de acceso, abandono, titulación, aprendizaje, costos educativos, campo de estudio y calidad del

empleo. También deben considerarse las características sociales y productivas de cada territorio.

Esta precaución permite evitar dos interpretaciones frecuentes. La primera consiste en valorar la educación únicamente por el salario alcanzado. La segunda supone que todas las diferencias de ingreso se originan dentro del sistema educativo. En el caso de las mujeres, por ejemplo, puede encontrarse un retorno porcentual de la escolaridad superior al de los hombres y, al mismo tiempo, mantenerse una brecha salarial desfavorable. Esta situación puede estar relacionada con discriminación, segregación ocupacional, responsabilidades de cuidado o interrupciones en la trayectoria laboral (Blau y Kahn, 2017; Maldonado y Peña, 2020).

Por esta razón, el estudio diferencia el retorno de la escolaridad del nivel de ingreso alcanzado por cada grupo. El primero representa la variación proporcional asociada con un año adicional de educación; la segunda muestra la posición relativa de mujeres y hombres, o de habitantes urbanos y rurales, después de incorporar los controles estadísticos. Mantener esta distinción es necesario para evitar conclusiones equivocadas y formular recomendaciones de gestión coherentes con los resultados.

Materiales y Métodos

Se desarrolló un estudio cuantitativo, no experimental, transversal y de alcance explicativo-correlacional. La fuente fue la base anual de personas de la Encuesta Nacional de Empleo, Desempleo y Subempleo 2023, producida por el Instituto Nacional de Estadística y Censos (INEC, 2024). La ENEMDU emplea un diseño probabilístico bietápico; sus unidades primarias de muestreo

corresponden a conglomerados y la vivienda constituye la unidad secundaria del INEC. El análisis utilizó el factor anual de expansión proporcionado por el INEC.

La unidad de análisis fue la persona ocupada de 18 a 65 años. Se conservaron registros con información completa de edad, escolaridad, ingreso laboral, sexo, área, provincia, mes, conglomerado y factor de expansión. Debido a que el logaritmo no está definido para valores nulos o negativos, se exigió ingreso laboral mensual positivo, también se excluyeron valores de ingreso por debajo del percentil ponderado 1 y por encima del percentil ponderado 99, equivalentes a USD 25 y USD 2.450, para limitar la influencia de observaciones extremas. La muestra final fue de 126.009 personas, representativas de aproximadamente 6,19 millones de ocupados.

La variable dependiente principal fue el logaritmo natural del ingreso laboral mensual. La escolaridad se expresó en años aprobados y se construyó a partir del nivel educativo y el último año o grado aprobado, siguiendo las categorías y reglas del diccionario de la ENEMDU. La experiencia potencial se definió como edad menos escolaridad menos seis; se restringe a valores entre cero y 55 años. Su cuadrado se divide para 100 con el propósito de facilitar la presentación de los coeficientes.

El modelo ajustado incorporó una variable dicotómica para mujer, otra para residencia rural, efectos fijos de provincia y efectos fijos del mes de levantamiento. Estas covariables no eliminan la posibilidad de confusión por habilidad, campo de estudio, calidad educativa, ocupación o selección laboral; su función es evaluar si la relación escolaridad-ingreso permanece al comparar personas con características observables y contextos

territoriales y temporales similares. La especificación base fue la función de ingresos de Mincer:

$$\text{Ecuación: } \ln(Y_i) = \beta_0 + \beta_1 S_i + \beta_2 X_i + \beta_3 (X_i^2/100) + \varepsilon_i \quad (1)$$

donde Y_i representa el ingreso laboral mensual, S_i los años de escolaridad, X_i la experiencia potencial y ε_i el término de error. El modelo ampliado fue:

$$\text{Ecuación: } \ln(Y_i) = \beta_0 + \beta_1 S_i + \beta_2 X_i + \beta_3 (X_i^2/100) + \gamma Z_i + \delta_p + \lambda_m + \varepsilon_i \quad (2)$$

Z_i contiene sexo y área; δ_p y λ_m son efectos fijos de provincia y mes. Como el resultado se expresa en logaritmos, el retorno porcentual exacto se calculó mediante:

$$\text{Ecuación: } r = 100[\exp(\beta_1) - 1] \quad (3)$$

Los modelos se estimaron por mínimos cuadrados ponderados con el factor de expansión anual normalizado. Los errores estándar se calcularon de forma robusta y agrupada en las 5.876 unidades primarias de muestreo, con corrección por grados de libertad. Esta decisión reconoce la dependencia de observaciones dentro de los conglomerados; los ponderadores recuperan la representación poblacional, mientras que la agrupación mejora la inferencia ante correlación intraclúster (Cameron y Miller, 2015; Solon et al., 2015). Para evaluar heterogeneidad se reestimó la ecuación base por sexo y área.

Se aplicaron dos pruebas de robustez: una restringida a asalariados y otra con logaritmo del ingreso laboral por hora. Se reportaron coeficientes errores estándar, intervalos de confianza de 95%, significancia y R^2 . Los resultados describen asociaciones condicionales; no se emplearon instrumentos, discontinuidades ni paneles capaces de

identificar causalidad. La investigación utilizó una base pública anonimizada y no implicó intervención ni contacto con participantes. Se conservaron las etiquetas y reglas del diccionario oficial; las transformaciones, filtros y especificaciones se documentaron para permitir su réplica. No se intentó identificar personas, hogares o establecimientos. La base y la documentación pueden consultarse en el portal del INEC. El procesamiento y análisis de los microdatos se realizó en R, versión, mediante RStudio. La importación y depuración de la ENEMDU se efectuó con los paquetes haven, dplyr y tidyr. Para incorporar las ponderaciones, los estratos y las unidades primarias de muestreo se utilizó el paquete survey. Las ecuaciones de ingreso se estimaron mediante regresiones lineales aplicadas al diseño muestral, con errores estándar robustos

agrupados por unidad primaria de muestreo. La organización de los resultados, la elaboración de tablas y la representación gráfica se realizaron con broom, model summary y ggplot2.

Resultados y Discusión

La muestra analítica presentó una edad media de 40,0 años, 11,5 años de escolaridad y un ingreso laboral mensual medio de USD 471,91; la mediana fue USD 410. Las mujeres representaron 39,2% de la población ponderada y las personas residentes en áreas rurales, 27,8%. La tabla 1 muestra un gradiente monótonico entre nivel educativo e ingreso: la mediana ascendió de USD 200 entre quienes no registraron educación a USD 646 entre quienes alcanzaron educación superior.

Tabla 1. Ingreso laboral mensual por nivel educativo, Ecuador, 2023

Nivel educativo	n	Población expandida	Años de escolaridad	Media USD	Mediana USD
Ninguno	1.187	93.916	0,0	259,57	200
Centro de alfabetización	86	7.602	4,1	270,75	230
Educación básica	39.555	2.307.638	7,1	342,02	300
Bachillerato	46.173	2.332.678	12,8	439,71	430
Educación superior	39.008	1.446.667	17,1	745,86	646
Total	126.009	6.188.501	11,5	471,91	410

Nota. Estimaciones ponderadas con el factor anual de expansión. La población expandida se redondeó a la unidad. Fuente: elaboración propia con ENEMDU anual 2023 (INEC, 2024).

Fuente: Elaboración propia.

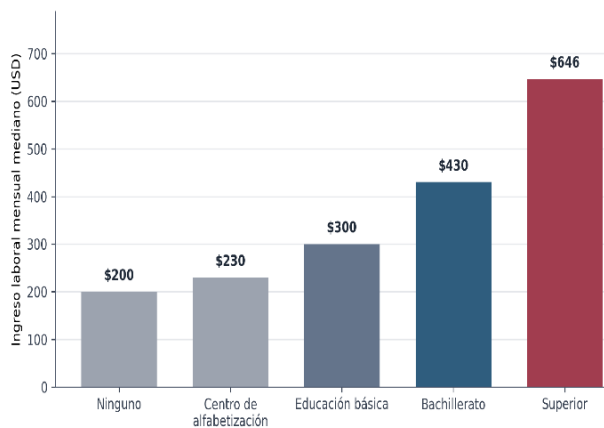


Figura 1. Mediana del ingreso laboral mensual según nivel educativo.

Fuente: Elaboración propia.

En el modelo base, el coeficiente de escolaridad fue 0,0831 (EE = 0,0018; $p < 0,001$), equivalente a un retorno exacto de 8.7% por cada año adicional de educación (IC 95%: 8.3%–9.1%). La experiencia mostró una asociación positiva y su término cuadrático fue negativo, compatible con un perfil cóncavo de ingresos; el punto de giro se ubicó cerca de 32.9 años de experiencia potencial. El modelo explicó 16,6% de la variación del logaritmo del ingreso. Al incorporar sexo, área, efectos de provincia y mes, el coeficiente de escolaridad disminuyó a 0,0775 (EE = 0,0017; $p < 0,001$), equivalente a 8.1% (IC 95%: 7.7%–8.4%). La

estabilidad del signo y la precisión respaldan la expectativa de una asociación positiva robusta, aunque la reducción de 0,6 puntos porcentuales

confirma que parte del gradiente bruto se relaciona con composición territorial y demográfica. El R^2 aumentó un 24,5%.

Tabla 2. Funciones de ingreso de Mincer para la población ocupada.

Variable / estadístico	Modelo 1 Base	Modelo 2 Ajustado
Años de escolaridad	0,0831***(0,0018)	0,0775***(0,0017)
Experiencia potencial	0,0281***(0,0013)	0,0282***(0,0013)
Experiencia ² / 100	-0,0428***(0,0027)	-0,0429***(0,0026)
Mujer	—	-0,3679***(0,0126)
Área rural	—	-0,1877***(0,017)
Efectos fijos provincia	No	Sí
Efectos fijos mes	No	Sí
Observaciones	126.009	126.009
Conglomerados	5.876	5.876
R^2	0,166	0,245
Retorno exacto escolaridad	8,70%	8,10%

Fuente: Elaboración propia.

El coeficiente de mujer en el modelo ajustado equivale a una brecha condicional de -30.8% respecto de los hombres, mientras el coeficiente rural corresponde a una brecha de -17.1% frente al área urbana. Estos porcentajes comparan

niveles de ingreso manteniendo constantes las covariables incluidas; no deben interpretarse como brechas causadas por el sexo o el territorio.

Tabla 3. Retornos de la escolaridad por subgrupos y pruebas de robustez.

Especificación	n	β escolaridad	Retorno	IC 95%	R^2
Total	126.009	0,0831	8,70%	8,3%–9,1%	0,17
Hombres	74.027	0,0736	7,60%	7,2%–8,1%	0,17
Mujeres	51.982	0,1052	11,10%	10,3%–11,9%	0,22
Urbano	96.238	0,0794	8,30%	7,9%–8,6%	0,16
Rural	29.771	0,0685	7,10%	6,1%–8,0%	0,09
Solo asalariados	75.544	0,094	9,90%	9,4%–10,3%	0,28
Ingreso por hora	123.148	0,0639	6,60%	6,3%–6,9%	0,17

Fuente: Elaboración propia.

Cada fila corresponde a una estimación separada de la función base con experiencia y experiencia al cuadrado. La especificación de ingreso por hora usa el logaritmo del ingreso laboral horario y cuenta con 123.148 observaciones. Todos los coeficientes de escolaridad presentan $p < 0,001$. Fuente: elaboración propia. En la tabla 3, se visualiza la estimación por sexo fue 11,1% para las mujeres y 7,6% para los hombres. Esta diferencia de pendientes no contradice la brecha negativa de nivel registrada en el modelo ajustado: indica que un año adicional se asocia con un incremento proporcional mayor entre mujeres, pero a partir de una posición salarial inferior.

Por área, el retorno fue 8,3% en lo urbano y 7,1% en lo rural, lo que sugiere que la misma acumulación de escolaridad encuentra estructuras de oportunidad distintas.

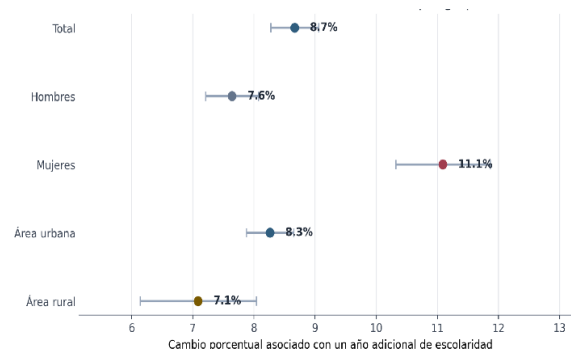


Figura 2. Retorno estimado de la escolaridad por sexo y área.

Nota. Retorno porcentual exacto e intervalos de confianza de 95% derivados de modelos separados. Las pruebas de robustez mantuvieron resultados positivos y estadísticamente precisos. Entre asalariados, el retorno alcanzó 9,9%; al utilizar ingreso por hora fue 6,6%. La diferencia entre ingreso mensual y horario puede reflejar variaciones en horas trabajadas, tipo de empleo y composición de la muestra.

En conjunto, las estimaciones apoyan la expectativa de estabilidad cualitativa, pero también muestran que la magnitud depende de la definición del resultado y de la población analizada. El estudio encontró un retorno asociado con la escolaridad de 8.7% en la función base y 8.1% en la especificación ajustada. La magnitud se aproxima al rango de 9%–10% informado por revisiones internacionales, aunque la estimación ajustada se ubica ligeramente por debajo (Montenegro y Patrinos, 2014; Psacharopoulos y Patrinos, 2018). La coincidencia general apoya la relevancia económica de la educación en Ecuador; la diferencia recuerda que cada estimación depende del año, la población, la definición del ingreso y la estructura del mercado laboral.

Los resultados también son coherentes con la literatura ecuatoriana que identifica una prima educativa positiva, pero no uniforme (Lucero, 2019). El gradiente descriptivo fue claro: la mediana de ingreso de quienes tenían educación superior superó en USD 346 a la de quienes registraron educación básica. Esa diferencia no constituye el efecto de obtener un título, porque los grupos difieren en edad, origen, capacidades, ocupación y selección. Su valor para la gestión es descriptivo: señala que la acumulación educativa se relaciona con mejores resultados, pero no informa por sí sola qué

programa, institución o modalidad los produce. La heterogeneidad de género exige una lectura especialmente cuidadosa. Las mujeres presentaron un retorno marginal mayor, pero un nivel de ingreso condicional aproximadamente 30,8% menor. Un gestor que observara solo la pendiente podría concluir erróneamente que no existe desventaja; quien mirara solo el nivel podría pasar por alto que la educación tiene un papel relevante para mejorar su posición relativa. La coexistencia de ambos resultados sugiere combinar apoyos de continuidad y titulación con servicios de cuidado, prevención de discriminación, orientación ocupacional e intermediación laboral.

La diferencia urbano-rural apunta a una restricción de contexto. El retorno rural de 7,1% fue positivo, pero inferior al urbano. Ello puede reflejar menor densidad empresarial, informalidad, distancia a empleos calificados, conectividad limitada o una oferta formativa poco articulada con la economía local. La respuesta no debería ser reducir inversión educativa rural, sino complementar la formación con infraestructura, conectividad, alianzas con empleadores, prácticas profesionales y seguimiento territorial.

Desde la gestión basada en datos, la principal contribución del modelo es convertir una relación compleja en un indicador repetible. Su utilidad aumenta cuando se calcula con una definición estable, se desagrega con tamaños muestrales suficientes y se presenta junto con intervalos de confianza. Un tablero anual podría mostrar el retorno general, las brechas por sexo y área, los ingresos medianos por nivel y la transición al empleo. Las variaciones deberían activar preguntas y evaluaciones, no decisiones automáticas (Mandinach y Schildkamp, 2021; Schildkamp, 2019). El R^2 de 24,5% del modelo ajustado muestra, además, que la escolaridad y

los controles incluidos explican solo una parte del ingreso. La calidad de los aprendizajes, el campo de estudio, las redes, la experiencia efectiva, la ocupación, la formalidad y las condiciones macroeconómicas también importan. La literatura sobre habilidades cognitivas señala que los años de educación son un proxy imperfecto de lo aprendido (Hanushek y Woessmann, 2008). Por tanto, la política no puede limitarse a expandir años de estudio: debe asegurar aprendizaje, pertinencia y conexiones de calidad con el empleo.

El análisis tampoco identifica un efecto causal. La habilidad no observada y la selección pueden sesgar el coeficiente; la experiencia potencial no equivale a experiencia efectiva, especialmente cuando existen interrupciones; el ingreso autoinformado puede contener error; y la muestra excluye desempleados e inactivos. Tampoco se distinguieron campo de estudio, institución, calidad educativa, ocupación ni formalidad en la especificación principal. Los intervalos incorporan agrupación por conglomerado, pero no reproducen toda la complejidad del diseño estratificado.

Un retorno privado no es una tasa social de rendimiento: no descuenta costos directos, duración, financiamiento público ni externalidades. No debe utilizarse para cerrar programas, jerarquizar personas o asignar recursos exclusivamente según salarios. Para decisiones de alto impacto se requieren análisis de costos, demanda social, acceso, aprendizaje, empleabilidad, contribución territorial y bienestar. La ecuación de Mincer es una brújula parcial, no un piloto automático. En el corto plazo, una institución o autoridad puede incorporar cuatro acciones: documentar la construcción anual del indicador; vincularlo con registros de matrícula, abandono y titulación; desagregar únicamente cuando la precisión lo

permita; y convocar a equipos académicos, de bienestar y vinculación para interpretar los cambios. En el mediano plazo, conviene agregar campos de estudio y calidad del empleo y contrastar la ENEMDU con estudios de seguimiento a graduados. La decisión de ampliar o rediseñar un programa debería seguir una secuencia de evidencia: identificar la señal en ingresos o empleo, verificar si el patrón persiste, explorar causas con información cualitativa y administrativa, diseñar una intervención y evaluar su resultado. Así, el modelo no sustituye el juicio profesional; estructura preguntas y hace explícitas las hipótesis que deben contrastarse.

Conclusiones

La escolaridad mantuvo una asociación positiva, sustantiva y estadísticamente precisa con el ingreso laboral de la población ocupada ecuatoriana en 2023. Cada año adicional se relacionó con un incremento de 8,7% en el modelo base y de 8,1% al controlar por sexo, área, provincia y mes. El resultado fue positivo en todas las especificaciones y se sostuvo al restringir la muestra a asalariados y al utilizar ingreso por hora.

La relación no fue homogénea. Las mujeres mostraron una pendiente educativa mayor, pero conservaron una brecha negativa de nivel; las personas rurales tuvieron un retorno menor que las urbanas. Estas diferencias demuestran que ampliar la escolaridad es necesario, pero insuficiente: la gestión debe atender las condiciones que permiten transformar la formación en empleo de calidad. El modelo de Mincer puede fortalecer la toma de decisiones si se utiliza como indicador diagnóstico, se actualiza con reglas consistentes y se integra con datos de permanencia, aprendizaje, costos, territorio y transición laboral. Sus mejores usos son orientar preguntas, priorizar evaluaciones y

monitorear brechas. Sus peores usos serían tratarlo como prueba causal, garantía individual o criterio único de asignación. La agenda de investigación debe avanzar hacia estimaciones por campo de estudio y calidad del empleo, series comparables en términos reales, modelos que consideren selección laboral y diseños capaces de aproximarse a efectos causales. También se requieren estudios de implementación que examinen si el uso institucional de estos indicadores mejora efectivamente la planificación y la equidad.

Referencias Bibliográficas

- Arrow, K. (1973). Higher education as a filter. *Journal of Public Economics*, 2(3), 193–216. [https://doi.org/10.1016/0047-2727\(73\)90013-3](https://doi.org/10.1016/0047-2727(73)90013-3)
- Becker, G. (1993). *Human capital: A theoretical and empirical analysis, with special reference to education* (3.^a ed.). University of Chicago Press.
- Blau, F., & Kahn, L. (2017). The gender wage gap: Extent, trends, and explanations. *Journal of Economic Literature*, 55(3), 789–865. <https://doi.org/10.1257/jel.20160995>
- Cameron, A., & Miller, D. (2015). A practitioner's guide to cluster-robust inference. *Journal of Human Resources*, 50(2), 317–372. <https://doi.org/10.3368/jhr.50.2.317>
- Card, D. (1999). The causal effect of education on earnings. En O. Ashenfelter & D. Card (Eds.), *Handbook of labor economics* (Vol. 3A, pp. 1801–1863). Elsevier. [https://doi.org/10.1016/S1573-4463\(99\)03011-4](https://doi.org/10.1016/S1573-4463(99)03011-4)
- Del, D., & Brugués, F. (2025). *Retornos educativos y capital social académico: Evidencia desde el mercado laboral formal ecuatoriano* (Cuaderno de Trabajo N.º 21). Instituto Nacional de Estadística y Censos. <https://www.ecuadorencifras.gob.ec/documentos/web->
- Hanushek, E., & Woessmann, L. (2008). The role of cognitive skills in economic development. *Journal of Economic Literature*, 46(3), 607–668. <https://doi.org/10.1257/jel.46.3.607>
- Harmon, C., Oosterbeek, H., & Walker, I. (2003). The returns to education: Microeconomics. *Journal of Economic Surveys*, 17(2), 115–156. <https://doi.org/10.1111/1467-6419.00191>
- Heckman, J., Lochner, L., & Todd, P. (2006). Earnings functions, rates of return and treatment effects: The Mincer equation and beyond. En E. Hanushek & F. Welch (Eds.), *Handbook of the economics of education* (Vol. 1, pp. 307–458). Elsevier. [https://doi.org/10.1016/S1574-0692\(06\)01007-5](https://doi.org/10.1016/S1574-0692(06)01007-5)
- Ikemoto, G., & Marsh, J. (2007). Cutting through the “data-driven” mantra: Different conceptions of data-driven decision making. *Teachers College Record*, 109(13), 105–131. <https://doi.org/10.1177/016146810710901310>
- Instituto Nacional de Estadística y Censos. (2024). *Encuesta Nacional de Empleo, Desempleo y Subempleo: ENEMDU anual 2023* [Base de datos y documentación metodológica]. <https://www.ecuadorencifras.gob.ec/enemdu-anual-2023/>
- Instituto Nacional de Estadística y Censos. (s. f.). *Diseño muestral de la ENEMDU*. <https://www.ecuadorencifras.gob.ec/disenomuestral-2/>
- Lemieux, T. (2006). The “Mincer equation” thirty years after *Schooling, experience, and earnings*. En S. Grossbard (Ed.), *Jacob Mincer: A pioneer of modern labor economics* (pp. 127–145). Springer. https://doi.org/10.1007/0-387-29175-X_11
- Lucero, M. (2019). Rendimiento de la educación en Ecuador. *Estudios de la Gestión: Revista Internacional de Administración*, (6), 37–90. <https://doi.org/10.32719/25506641.2019.6.2>
- Maldonado, J., & Peña, C. (2020). Maternidad y brecha salarial: ¿Penaliza el mercado laboral la maternidad? *Cuestiones Económicas*, 30(2). <https://doi.org/10.47550/RCE/30.2.1>

- Mandinach, E., & Schildkamp, K. (2021). Misconceptions about data-based decision making in education: An exploration of the literature. *Studies in Educational Evaluation*, 69, 100842. <https://doi.org/10.1016/j.stueduc.2020.100842>
- Mincer, J. (1974). *Schooling, experience, and earnings*. National Bureau of Economic Research. <https://www.nber.org/books-and-chapters/schooling-experience-and-earnings>
- Montenegro, C., & Patrinos, H. (2014). *Comparable estimates of returns to schooling around the world* (Policy Research Working Paper N.º 7020). World Bank. <https://openknowledge.worldbank.org/entities/publication/e049f05e-0613-5389-8f99-3e39b64bcf01>
- Oreopoulos, P., & Salvanes, K. G. (2011). Priceless: The nonpecuniary benefits of schooling. *Journal of Economic Perspectives*, 25(1), 159–184. <https://doi.org/10.1257/jep.25.1.159>
- Patrinos, H. A. (2024). Estimating the return to schooling using the Mincer equation. *IZA World of Labor*. <https://doi.org/10.15185/izawol.278.v2>
- Peet, E., Fink, G., & Fawzi, W. (2015). Returns to education in developing countries: Evidence from the living standards and measurement study surveys. *Economics of Education Review*, 49, 69–90. <https://doi.org/10.1016/j.econedurev.2015.08.002>
- Pritchett, L. (2001). Where has all the education gone? *The World Bank Economic Review*, 15(3), 367–391. <https://doi.org/10.1093/wber/15.3.367>
- Psacharopoulos, G., & Patrinos, H. A. (2018). Returns to investment in education: A decennial review of the global literature. *Education Economics*, 26(5), 445–458. <https://doi.org/10.1080/09645292.2018.1484426>
- Schildkamp, K. (2019). Data-based decision-making for school improvement: Research insights and gaps. *Educational Research*, 61(3), 257–273. <https://doi.org/10.1080/00131881.2019.1625716>
- Schultz, T. (1961). Investment in human capital. *The American Economic Review*, 51(1), 1–17. <https://www.jstor.org/stable/1818907>
- Solon, G., Haider, S. J., & Wooldridge, J. M. (2015). What are we weighting for? *Journal of Human Resources*, 50(2), 301–316. <https://doi.org/10.3368/jhr.50.2.301>
- Spence, M. (1973). Job market signaling. *The Quarterly Journal of Economics*, 87(3), 355–374. <https://doi.org/10.2307/1882010>
- World Bank. (2018). *World development report 2018: Learning to realize education's promise*. <https://doi.org/10.1596/978-1-4648-1096-1>



Esta obra está bajo una licencia de Creative Commons Reconocimiento-No Comercial 4.0 Internacional. Copyright © Jorge Rolando Córdova Aymar, Zonia Gricelda Del Pino Villa, José Luis González Márquez y Juan Josué González Márquez.

Declaraciones éticas y editoriales del artículo
Contribución de los autores (Taxonomía CRediT). Jorge Rolando Córdova Aymar: conceptualización de la investigación, diseño metodológico, desarrollo del proceso investigativo, análisis formal de los datos, redacción del borrador original del manuscrito, revisión crítica del contenido científico y supervisión general del estudio. Zonia Gricelda Del Pino Villa: curación y organización de los datos, participación en la recolección de información, validación de los resultados obtenidos y elaboración de representaciones gráficas y visualización de los datos. José Luis González Márquez: curación y organización de los datos, participación en la recolección de información, validación de los resultados obtenidos y elaboración de representaciones gráficas y visualización de los datos. Juan Josué González Márquez: curación y organización de los datos, participación en la recolección de información, validación de los resultados obtenidos y elaboración de representaciones gráficas y visualización de los datos.
Declaración de conflicto de intereses Los autores declaran que no existe conflicto de intereses en relación con la investigación presentada, la autoría del manuscrito ni la publicación del presente artículo.
Declaración de financiamiento La presente investigación no recibió financiamiento específico de agencias públicas, comerciales o de organizaciones sin fines de lucro. En caso de existir financiamiento institucional o externo, este deberá ser declarado explícitamente por los autores en esta sección.
Declaración del editor El editor responsable certifica que el proceso editorial del presente artículo se desarrolló conforme a los principios de integridad científica, transparencia y buenas prácticas editoriales. El manuscrito fue sometido a un proceso de evaluación mediante revisión por pares doble ciego, garantizando la confidencialidad de la identidad de los autores y revisores durante todo el proceso de dictamen académico. Asimismo, el editor declara que el artículo cumple con los criterios científicos, metodológicos y éticos establecidos por la revista.
Declaración de los revisores Los revisores externos que participaron en la evaluación del presente manuscrito declaran haber realizado el proceso de revisión de manera objetiva, independiente y confidencial. Asimismo, manifiestan que no mantienen conflictos de interés con los autores ni con la investigación evaluada, y que sus observaciones y recomendaciones se fundamentan exclusivamente en criterios científicos, metodológicos y académicos.
Declaración ética de la investigación Los autores declaran que la investigación se desarrolló respetando los principios éticos de la investigación científica, garantizando la confidencialidad de los datos y el respeto a los participantes del estudio. En los casos en que la investigación involucre seres humanos, los procedimientos deben ajustarse a los principios éticos establecidos en la Declaración de Helsinki y a las normativas institucionales correspondientes.
Declaración sobre el uso de inteligencia artificial Los autores declaran que el uso de herramientas de inteligencia artificial, en caso de haberse utilizado durante el proceso de investigación o redacción del manuscrito, se realizó únicamente como apoyo técnico para mejorar la claridad del lenguaje o el análisis de información, manteniendo siempre la responsabilidad intelectual sobre el contenido del artículo. Las herramientas de inteligencia artificial no fueron utilizadas como autoras del manuscrito ni sustituyen la responsabilidad académica de los investigadores.
Disponibilidad de datos Los datos que respaldan los resultados de esta investigación estarán disponibles previa solicitud razonable al autor de correspondencia, respetando las normas éticas y de confidencialidad establecidas por la investigación.

