
ARTÍCULO DE INVESTIGACIÓN

Retornos de la educación en los ingresos: Un análisis cuantílico con variables instrumentales para el Perú, 2023

Returns to education on income: a quantile analysis with instrumental variables for Perú, 2023

Edgar Feliciano Rodriguez Pareja *

Universidad Nacional De San Agustín de Arequipa

Yesenia Ccallo López

Universidad Nacional De San Agustín de Arequipa

Recibido: 01/02/2025

Revisado: 25/03/2025

Aceptado: 31/03/2025

Publicado: 31/03/2025

Correspondencia: *

Correo electrónico: erodriguezpa@unsa.edu.pe



Resumen

El presente artículo tiene como objetivo cuantificar los retornos educativos y como varia a lo largo de la distribución de los ingresos mediante la aplicación de técnicas econométricas que combinan variables instrumentales (IV) y regresiones cuantílicas. Este método permite abordar el sesgo por variables omitidas (habilidad) y la heterogeneidad en los retornos educativos. Utilizando datos para el año 2023, se encuentra que, al incluir la variable instrumental, los retornos promedio de la educación aumentaron de 0.126 a 0.151, siendo este un aumento altamente significativo. Además, los resultados de la regresión cuantílica ya están integrados con variables instrumentales y por ende libres de sesgo por variables omitidas (habilidad), muestran que los retornos a la educación varían significativamente a lo largo de la distribución de ingresos, con estimaciones de 0.110, 0.138, 0.172 y 0.188 para los cuantiles analizados, todas altamente significativas. Estos resultados no solo refuerzan la comprensión sobre el impacto económico de la educación en el país, sino que también aportan evidencia empírica clave para el diseño de políticas públicas orientadas a la mejora de la equidad y eficiencia del sistema educativo en el Perú.

Palabras clave: Educación recurrente, Distribución del ingreso, Investigación económica.

Abstract

This article estimates the returns to education in Peru with the objective of quantifying educational returns and analyzing how they vary across the income distribution through the application of econometric techniques that combine instrumental variables (IV) and quantile regressions. This method addresses the bias caused by omitted variables (ability) and the heterogeneity of educational returns. Using data from the year 2023, the findings indicate that incorporating the instrumental variable increased the average returns to education from 0.126 to 0.151, a highly significant rise. Furthermore, the results from the quantile regression, which already integrates instrumental variables and is therefore free from omitted variable bias (ability), show that returns to education vary significantly across the income distribution, with estimates of 0.110, 0.138, 0.172, and 0.188 for the analyzed quantiles, all highly significant. These findings not only strengthen the understanding of the economic impact of education in the country but also provide crucial empirical evidence for the design of public policies aimed at improving equity and efficiency in Peru's education system.

Key words: Recurrent education, income distribution, economic research.

Introducción

Los retornos de la educación constituyen un tema fundamental en la economía del desarrollo debido a que permiten medir los beneficios económicos asociados al incremento en los niveles de escolaridad (Sianesi et al.,2020).

Es así que la educación promueve el desarrollo debido a que genera conocimientos y habilidades a los individuos (Téllez et al, 2007), para que de esta forma puedan integrar el mercado laboral en su nación (Márquez Jiménez, 2017). Es así que la decisión de los individuos al educarse generará mayores ingresos tanto a nivel personal como familiar (Castillo Araujo, 2021), también debemos tener en cuenta que los factores familiares y situación socioeconómica determinan el desarrollo de los individuos (Jiang, 2024), así como el desarrollo de su hogar y crecimiento personal (Ciurana, 2001).

La inversión en el sector educativo, así como sus retornos están sustentados en la teoría del capital humano el cual se desarrolló desde 1950 (Khan, 2020), esta teoría indica que a mayores niveles de educación involucran mejores índices de productividad dando como resultado un incremento en el salario del individuo (Freddy et al., 2021), es por ello que Briceño Mosquera (2011) menciona que existen mayores índices de productividad en un mundo globalizado, esta teoría se relaciona con la ecuación de Mincer el cual modela el retorno económico de la educación en términos de ingresos (Quispe et al.,2022).

Cabe mencionar que el modelo de Mincer relaciona los ingresos individuales con los años de escolaridad, la experiencia laboral y el cuadrado de esta, proporcionando una estimación directa de los retornos a la educación (Mincer, 1974). Aunque su sencillez lo convirtió en un estándar en la investigación, el modelo ha sido criticado por asumir que los ingresos dependen únicamente de las variables antes mencionadas, lo cual puede generar sesgos por variables omitidas. A pesar de ello actualmente se utiliza en investigaciones y constituye el punto de partida para abordar preguntas más complejas sobre los beneficios económicos de la educación.

Las investigaciones basadas en la teoría mencionada anteriormente presentaron problemas de endogeneidad en las estimaciones, lo que provocaba la adopción de variables instrumentales como solución metodológica (Ayala et al.,2016).

La investigación de Griliches (1977), el cual es uno de los fundadores en introducir esta técnica, permite corregir la endogeneidad utilizando variables relacionadas con la educación, pero no

directamente con los ingresos. Este avance ha sido clave para identificar los efectos causales de la educación sobre los ingresos, proporcionando estimaciones más precisas y confiables.

Por otro lado, Koenker & Bassett (1978), desarrollaron las regresiones cuantílicas como una alternativa para analizar cómo los efectos de las variables explicativas varían a través de la distribución de la variable dependiente. Este método supera las limitaciones de las regresiones tradicionales al capturar heterogeneidades importantes en los retornos de la educación, lo que resulta especialmente útil para evaluar desigualdades económicas.

En el Perú, los retornos educativos han sido estudiados en múltiples ocasiones, pero con limitaciones metodológicas significativas. En un contexto caracterizado por brechas educativas, laborales y regionales, es crucial estimar indicadores que permitan evaluar el impacto de las políticas educativas (Quispe et al., 2024).

La estimación constante de los retornos de la educación es principal para el diseño y evaluación de políticas públicas que busquen disminuir la desigualdad y fomentar el desarrollo económico (Lerma, 2020).

Esta investigación abordará las limitaciones metodológicas presentadas anteriormente mediante el uso conjunto de variables instrumentales y regresiones cuantílicas. Al combinar técnicas avanzadas, como las variables instrumentales y las regresiones cuantílicas, ofrecerán un enfoque novedoso y robusto que contribuye a la literatura económica, proporcionando evidencia sólida para la toma de decisiones.

El objetivo de esta investigación es estimar los coeficientes de educación mediante variables instrumentales y regresiones cuantílicas para así conocer el nivel de influencia de un año adicional de educación en los niveles de ingreso por cuantiles en el Perú para el año 2023.

Metodología

El presente estudio es de tipo correlacional, ya que busca analizar la relación estadística entre los años de educación y los ingresos individuales, considerando las variaciones a lo largo de la distribución de ingresos mediante técnicas avanzadas. Este enfoque permite identificar la fuerza y también la dirección de la relación entre estas variables en un contexto específico (Hernández-Sampieri et al., 2014).

El diseño de este estudio es no experimental y de tipo transversal, debido a que esta basado en la recolección de datos acerca del nivel educativo e ingresos en un único momento temporal, sin intervención directa sobre las variables en análisis (Hernández-Sampieri et al., 2014).

La población objetivo de este estudio está compuesta por los individuos que generan ingresos en el Perú durante el año 2023. Según el Instituto Nacional de Estadística e Informática (INEI, 2023), en ese año, la población ocupada del país alcanzó las 17 millones 179 mil 800 personas.

La muestra utilizada en este estudio está compuesta por 11,064 individuos que cumplen con los criterios establecidos para la regresión, los cuales son parte de la Encuesta Nacional de Hogares (ENAHOG) realizada por el Instituto Nacional de Estadística e Informática (INEI, 2023). El INEI llevó a cabo un muestreo exhaustivo de tipo probabilístico, de áreas, estratificado, multietápico e independiente en cada departamento de estudio para obtener una muestra representativa de la población ocupada en el país (INEI, 2023). Aquellos individuos seleccionados fueron los que cumplieron con los requisitos necesarios para el análisis de los retornos de la educación en relación con los ingresos. Esta muestra se ajusta a los estándares de representatividad y permite una estimación más precisa de los efectos de la educación sobre los ingresos en el Perú.

Para analizar los datos se emplearon dos técnicas, como primera técnica se utilizarán variables instrumentales y como segunda la regresión cuantílica, al combinar ambas técnicas obtendremos un conjunto de procedimientos estadísticos avanzados para así lograr analizar cómo los retornos de la educación varían a lo largo de la distribución del ingreso, resolviendo al mismo tiempo los problemas de endogeneidad. El uso de variables instrumentales permite obtener estimadores insesgados y consistentes ya que la variable explicativa (Educación) está correlacionada con el término de error, siempre que el instrumento cumpla con los criterios de exogeneidad y relevancia (Angrist & Krueger, 2001). Es importante mencionar que las regresiones cuantílicas resultan especialmente útil para capturar la heterogeneidad en los efectos de la educación permitiendo estimaciones robustas a lo largo de la distribución del ingreso (Koenker & Hallock, 2001).

Modelos y fórmulas utilizadas:

a) Ecuación de Mincer

El análisis parte de la ya conocida ecuación de Mincer formulada en 1974, que relaciona los ingresos de los individuos con los años de educación de los mismos y utilizando como controles la experiencia laboral y el cuadrado de esta:

$$\ln(\text{ingreso}) = \beta_0 + \beta_1 \cdot \text{Educ} + \beta_2 \cdot \text{Expe} - \beta_3 \cdot (\text{Exp})^2 + \varepsilon_i \quad (1)$$

donde:

Ingreso: Ingreso mensual del individuo.

Educ: Años de educación.

Exp: Experiencia laboral, aproximada como Edad – Años de educación – 6.

ε_i : Término de error.

b) Variables Instrumentales (VI)

Para corregir la endogeneidad de la variable educativa, se utilizó un modelo de mínimos cuadrados en dos etapas (MC2E):

Primera etapa:

$$\text{Educ} = \pi_0 + \pi_1 \cdot Z_i + v_i \quad (2)$$

donde:

Z_i : Instrumento utilizado.

Segunda etapa:

$$\ln(\text{ingreso}) = \beta_0 + \beta_1 \cdot \text{Educ_hat} + \beta_2 \cdot \text{Expe} - \beta_3 \cdot (\text{Expe})^2 + \varepsilon_i \quad (3)$$

Este procedimiento garantiza estimadores insesgados y consistentes siempre que Z_i cumpla los criterios de relevancia y exogeneidad.

c) Regresión Cuantílica

La regresión cuantílica permite estimar los retornos educativos a lo largo de distintos cuantiles de la distribución del ingreso:

$$Q\ln(\text{ingreso})|(\tau|\text{Educ},\text{Expe}) = \beta_0\tau + \beta_1\tau\cdot\text{Educ} + \beta_2\tau\cdot\text{Expe} - \beta_3\tau\cdot(\text{Expe})^2 \quad (4)$$

A continuación, se realiza una breve descripción de las variables utilizadas en las regresiones Mínimos Cuadrados Ordinarios (MCO), Variables Instrumentales (IV) y regresiones Cuantílicas. Estas variables son de vital importancia para analizar la relación entre los años de educación y los ingresos individuales, considerando factores adicionales como la experiencia laboral, el contexto geográfico y las características sociodemográficas.

Cabe recalcar que, tanto para la regresión con Variables Instrumentales (IV) y regresiones Cuantílicas, se utiliza la variable *educ_hat*, que representa los años de educación predichos a partir de la primera etapa del modelo de variables instrumentales. Este proceso permite acercarse al problema de endogeneidad, asegurando que los estimadores sean consistentes y sobre todo insesgados.

En la tabla 1 se presenta la notación, definición y medición de cada variable:

Tabla 1

Definición de variables

Variables	Notación	Definición	Medición
logaritmo de los ingresos	log_ing	Ingreso Mensual (Logaritmos)	Cuantitativa Continua
Nivel Educativo	educ	Años de Educación Alcanzados	Cuantitativa Continua
Nivel educativo instrumentado	educ_hat	Años de educación estimados mediante la primera etapa de variables instrumentales	Cuantitativa continua
Experiencia	exp	Años de Experiencia Laboral	Cuantitativa Continua
Experiencia al Cuadrado	exp2	Años de Experiencia Laboral al Cuadrado	Cuantitativa Continua
Estrato Geográfico	estrato	1 = 500 000 a más habitantes 2 = 100 000 a 499 999 habitantes 3 = 50 000 a 99 999	Categórica Ordinal

		habitantes 4 = 20 000 a 49 999 habitantes 5 = 2 000 a 19 999 habitantes 6 = 500 a 1 999 habitantes 7 = área de empadronamiento rural (aer) compuesto 8 = área de empadronamiento rural (aer) simple	
Sexo	sexo	0 = Sexo Femenino 1 = Sexo Masculino	Dicotómica
Institución Educativa	estatal	0 = Educación pública 1 = Educación privada	Dicotómica

Nota: Elaboración propia

Resultados

En la Tabla 2 se muestran los resultados de las estimaciones obtenidas mediante los modelos de Mínimos Cuadrados Ordinarios (MCO) y Variables Instrumentales (IV).

Tabla 2

Resultados de Mínimos Cuadrados Ordinarios y Variables Instrumentales

	Modelo MCO	Modelo IV
Educ	0.126*** (0.004)	0.151*** (0.013)
Exp	0.073*** (0.003)	0.072*** (0.003)
Exp2	-0.002*** (0.000)	-0.001*** (0.000)
Estrato	-0.068*** (0.005)	-0.060*** (0.006)
Sexo	0.334*** (0.019)	0.349*** (0.021)
Estatal	0.069*** (0.020)	0.015 (0.033)
Constante	4.695*** (0.062)	4.425*** (0.146)
N	11064	11064
R-sq	0.258	0.255

Nota: Errores estándar en paréntesis, * p<0.1, ** p<0.05, *** p<0.01

Los resultados plasmados en la tabla 2 de las regresiones muestran que los efectos de las variables en los ingresos son estadísticamente significativos y varían según el modelo utilizado. En el modelo MCO (Columna 1), los coeficientes de las variables educación, experiencia laboral, experiencia al cuadrado, estrato socioeconómico, sexo y el estado de educación (estatal) son altamente significativos, lo que indica que cada una de estas variables tiene un impacto significativo en el logaritmo de los ingresos ($\log_ing$). En el modelo de variables instrumentales se utilizó como instrumento el promedio de los años de educación de los padres del individuo (Columna 2), en los resultados de esta se observa un aumento en el coeficiente de educación, lo cual refleja que en el modelo de Mínimos Cuadrados Ordinarios se estaba subestimando el coeficiente de educación, por lo tanto, la inclusión de variables instrumentales para controlar el sesgo por variables omitidas permite obtener estimaciones más precisas.

Al comparar los coeficientes de ambos modelos, se puede observar que la inclusión de variables instrumentales en el segundo modelo ajusta los efectos de la educación y la experiencia, resultando en coeficientes mayores. En particular, el coeficiente de educ aumenta de 12.6% (Coef. = 0.126) a 15.1% (Coef. = 0.151), lo que sugiere que los resultados del primer modelo podrían estar afectados por sesgo debido a la omisión de variables, como la habilidad. Este ajuste en los coeficientes con la inclusión de variables instrumentales comprueba que el modelo anterior estaba subestimando el impacto real de la educación sobre los ingresos.

Además, el coeficiente de experiencia (exp) también muestra una ligera disminución al pasar del primer al segundo modelo de 7.3% (Coef. = 0.073) a 7.2% (Coef. = 0.072), lo que refleja un ajuste en el efecto de la experiencia laboral después de solucionar el problema de endogeneidad. El coeficiente de exp^2 no sufre ningún cambio y sigue mostrando un efecto negativo y significativo en ambos modelos, indicando que los rendimientos de la experiencia laboral son decrecientes a medida que la experiencia aumenta.

El coeficiente de estrato se mantiene negativo en ambos modelos, aunque disminuye de -6.8% (Coef. = -0.068) a -6.0% (Coef. = -0.060), lo cual nos indica que los individuos que provienen de estratos más bajos tienden a tener en promedio ingresos más bajos, y que este efecto se ajusta con la inclusión de las variables instrumentales.

El coeficiente de sexo se mantiene positivo y altamente significativo en ambos modelos pasando de 33.4% (Coef. = 0.334) a 34.9% (Coef. = 0.349) sugiriendo que los hombres, en promedio, tienen ingresos más altos que las mujeres, lo cual es consistente con la literatura sobre la brecha salarial de género. Sin embargo, no se debe dar mayor relevancia a este

coeficiente, ya que sería necesario incluir información adicional sobre el tipo de función o cargo desempeñado por las personas de sexo femenino dentro de su entorno laboral. A medida que se asume un rango o responsabilidad mayor, los ingresos tienden a aumentar, lo que sugiere que las mujeres, en promedio, no ocupan cargos de mayor jerarquía.

Finalmente, la variable estatal muestra un cambio considerable en su coeficiente entre los dos modelos. En el primer modelo, tomando un valor de 6.86% (Coef. = 0.0686), pero se vuelve no significativo en el segundo modelo, 1.51% (Coef. = 0.0151). Esto sugiere que, tras controlar el sesgo por variables omitidas mediante el uso de variables instrumentales, la educación estatal no tiene un efecto estadísticamente significativo sobre los ingresos, lo que podría indicar que este factor no es tan relevante en el contexto de los ingresos cuando se consideran otras variables.

En resumen, las regresiones plasmadas en la tabla 2 muestran que los resultados del primer modelo están sujetos a sesgo por variables omitidas, y la inclusión de variables instrumentales en el segundo modelo ajusta los coeficientes, proporcionando estimaciones más robustas y más precisa de los efectos de la educación sobre los ingresos. Este ajuste revela la importancia de controlar el problema de endogeneidad y otras fuentes de sesgo en modelos econométricos para estimar coeficientes consistentes e insesgados.

Tabla 3

Resultados de las regresiones cuantílicas

	Cuartil 1	Cuartil 2	Cuartil 3	Percentil 90
educ_hat	0.110*** (0.019)	0.138*** (0.011)	0.172*** (0.011)	0.201*** (0.015)
exp	0.090*** (0.005)	0.062*** (0.003)	0.052*** (0.003)	0.050*** (0.003)
exp2	-0.002*** (0.000)	-0.001*** (0.000)	-0.001*** (0.000)	-0.001*** (0.000)
estrato	-0.112*** (0.009)	-0.043*** (0.005)	-0.006*** (0.005)	-0.002 (0.007)
sexo	0.336*** (0.032)	0.229*** (0.018)	0.224*** (0.018)	0.257*** (0.023)

estatal	0.147**	-0.007	-0.118***	-0.179***
	(0.050)	(0.029)	(0.029)	(0.039)
_cons	4.410***	4.850***	4.955***	4.955***
	(0.217)	(0.126)	(0.127)	(0.166)
N	11064	11064	11064	11064
Pseudo R2	0.131	0.094	0.091	0.104

Nota: Errores estándar en paréntesis, * $p < 0.1$, ** $p < 0.05$, *** $p < 0.01$

El análisis de los resultados obtenidos de la regresión, desglosada por cuartiles de ingresos, revela información relevante sobre la heterogeneidad en los retornos de la educación. En cada uno de los cuartiles, los coeficientes asociados a *educ_hat*, que representan los retornos estimados de la educación, son significativamente positivos y aumentan conforme se avanza hacia cuartiles de ingresos más altos. Estos resultados sugieren que los retornos de la educación no son homogéneos a lo largo de la distribución de ingresos, lo que indica una fuerte heterogeneidad en los efectos de la educación sobre los ingresos. En el primer cuartil, los retornos son del 11.0% (coef. = 0.110), mientras que en el percentil 90 se alcanza un 20.1% (coef. = 0.201). Esto implica que las personas con mayores ingresos obtienen mayores beneficios en términos de ingresos adicionales por cada año adicional de educación obtenida. Estas estimaciones son libres de sesgo por variables omitidas (habilidad), ya que se han corregido utilizando variables instrumentales, lo que permite obtener una estimación más precisa y confiable de los efectos de la educación.

Los coeficientes para *exp* (experiencia) y *exp2* (experiencia al cuadrado) son consistentemente significativos, lo que reafirma la teoría de que los rendimientos de la experiencia son decrecientes. A medida que se avanza a cuartiles superiores, los rendimientos adicionales de la experiencia se reducen, aunque la experiencia sigue siendo un factor importante para determinar los ingresos.

Por otro lado, la variable *estrato* muestra un efecto negativo en los primeros cuartiles, con una disminución de -11.2% (Coef. = -0.112) en el primer cuartil, lo que sugiere es que en promedio las personas de estratos socioeconómicos más bajos tienen ingresos significativamente más bajos. Sin embargo, este efecto se va reduciendo a medida que avanzamos hacia los cuartiles superiores, donde el coeficiente disminuye de forma notable y se vuelve prácticamente nulo en el percentil 90 (coef. = -0.002), demostrando que, en niveles de ingresos más altos, el impacto del estrato socioeconómico pierde relevancia. Esto tiene sentido debido a que las personas con

mayores ingresos tienden a dejar de vivir en estratos socioeconómicos más humildes, lo que reduce la brecha asociada al estrato inicial (Galassi & Andrada, 2011).

En cuanto al coeficiente de sexo, este sigue siendo significativo y positivo en todos los cuartiles, indicando que los hombres tienden a ganar más que las mujeres en cada uno de los cuartiles. Sin embargo, el efecto es más pronunciado en los cuartiles inferiores siendo el estimador 33.6% (Coef. = 0.336) para el primer cuartil y este va disminuyendo conforme vamos avanzando al percentil 90 siendo el estimador 25.7% (Coef. = 0.257), lo que podría indicar una leve reducción en la brecha salarial de género conforme se avanza en la distribución de ingresos. Esto sugiere que, aunque la brecha salarial de género persiste, tiende a ser menos marcada a medida que se avanza hacia niveles más altos de ingresos, posiblemente debido a que las mujeres que alcanzan estos niveles ocupan roles más competitivos o jerárquicos, reduciendo así la disparidad.

Finalmente, el impacto de la variable estatal también varía considerablemente entre los cuartiles. En el primer cuartil, el coeficiente es positivo y significativo llegando a 14.7% (Coef. = 0.147), lo que sugiere que la educación estatal tiene un efecto positivo en los ingresos de los individuos más pobres. Sin embargo, a medida que se avanza a cuartiles más altos, el coeficiente de estatal se vuelve negativo y altamente significativo en el percentil 90 17.9% (Coef. = -0.179). Esto sugiere que la educación estatal tiene un impacto negativo en los ingresos de los individuos más ricos, lo que podría estar relacionado con las diferencias en la calidad percibida de la educación estatal frente a la privada.

En resumen, los resultados indican que existe heterogeneidad en los retornos educativos en función del cuartil de ingresos. Las personas en los cuartiles superiores de ingresos se benefician más de la educación, lo que destaca la importancia de considerar los efectos no homogéneos de la educación en diferentes segmentos de la población. Además, se observa que los retornos de la educación aumentan significativamente en los cuartiles superiores, lo que podría sugerir que las personas con mayores ingresos están en mejor posición para aprovechar los beneficios de la educación, posiblemente debido a su acceso a mejores oportunidades laborales y sociales. Estas estimaciones, al estar libres de sesgo por variables omitidas, ofrecen un análisis más robusto y confiable de la relación entre educación e ingresos.

Discusión

El objetivo principal de este estudio fue estimar los retornos de la educación en el Perú durante el año 2023, considerando la heterogeneidad a lo largo de la distribución de ingresos mediante un modelo cuantílico con variables instrumentales.

En el estudio de Jian (2024) a través del método de variables instrumentales muestra un 4% de incremento en los ingresos por un año adicional de estudios, por otro lado, Mahnic (2022) empleando únicamente el método de MCO encontró un 3.3% de incremento en los ingresos, en cambio en la investigación realizada vemos que tenemos un 15.1% esta diferencia en los resultados indicaría que existen variaciones según el contexto geográfico debido a la presencia de desigualdad en acceso a la educación.

Estos hallazgos son consistentes con estudios previos realizados en América Latina, donde también se han identificado retornos educativos heterogéneos. Por ejemplo, Psacharopoulos & Patrinos (2018) argumentan que en economías con alta desigualdad, como el Perú, los beneficios económicos de la educación tienden a ser mayores en países con menores niveles de escolarización ya que no hay muchas personas con altos niveles de educación, lo que aumenta su demanda y por ende sus beneficios económicos, este argumento coincide con la investigación realizada por la Comisión Económica para América Latina y el Caribe donde analiza la relación que tiene los ingresos con la educación en el Perú, esta investigación muestra que pese a los intentos por mejorar la educación aun hay escasez de trabajadores calificados esto provoca una demanda alta y trae consigo altos beneficios económicos para los individuos que logran alcanzar niveles educativos superiores (Comisión Económica para América Latina y el Caribe [CEPAL], 1995), esto se relaciona con el estudio de Beyer (1999), el cual explora como los sistemas educativos no siempre son iguales para todos y como la distribución del acceso educativo puede influir en estas diferencias de ingresos en la sociedad. De esta forma la investigación de Figueroa (2010), indica que la educación por si sola no es suficiente para poder reducir la desigualdad en los ingresos y en este sentido Fuenmayor Toro (2002) menciona que también se deberá tener en cuenta las dificultades en el acceso a la educación superior

Una posible explicación para los elevados retornos en los percentiles superiores podría estar relacionada con la segmentación del mercado laboral en el Perú, trabajos mejor remunerados como aquellos en sectores formales o profesionales suelen exigir niveles educativos más altos y habilidades específicas que no son accesibles para toda la población. Esto coincide con la teoría de segmentación del mercado laboral propuesta por Fields (2010), quien sostiene que las estructuras del mercado laboral en países en desarrollo limitan la movilidad hacia empleos

mejor remunerados, de la misma forma Pérez et al, (2001) y Ochoa Ninapaitán (2018) nos indica que los factores socioeconómicos, culturales y capital educativo de los padres también afectan en las decisiones y la relación con el sistema educativos de sus hijos.

Sin embargo, este estudio presenta algunas limitaciones. En primer lugar, se basa en datos de corte transversal para el año 2023, lo que impide analizar tendencias temporales en los retornos educativos. Además, aunque el uso de variables instrumentales mejora la estimación causal, la disponibilidad de instrumentos válidos sigue siendo un desafío en este tipo de estudios. Investigaciones futuras podrían abordar estas limitaciones utilizando datos longitudinales y explorando nuevos instrumentos que capturen mejor las decisiones educativas.

Conclusiones

En conclusión, los resultados de este estudio proporcionan evidencia de que la educación tiene un impacto significativo en los ingresos, pero este efecto varía considerablemente dentro de la distribución salarial. Esto resalta la importancia de investigar las desigualdades en el acceso a la educación de calidad como un mecanismo clave para impulsar el desarrollo económico inclusivo en el Perú.

Al utilizar variables instrumentales en este estudio, el coeficiente para educación aumentó significativamente, pasando de 0.126 a 0.151, lo que indica una estimación más precisa y libre de sesgo por variables omitidas. Además, se encontró que los retornos de la educación aumentan a medida que se avanza hacia cuartiles superiores de ingresos, lo que demuestra que las personas con mayores ingresos obtienen mayores beneficios de la educación. Estos hallazgos son fundamentales para la formulación de políticas educativas que reconozcan la importancia de la educación en el logro de mayores ingresos. Al mostrar que los retornos educativos son mayores en los cuartiles superiores, se resalta la importancia de una educación de calidad como una herramienta clave para mejorar el bienestar económico de los individuos, especialmente en los segmentos con mayor potencial de ingreso.

Referencias

- Angrist, J. D., & Krueger, A. B. (2001). Instrumental variables and the search for identification: From supply and demand to natural experiments. *Journal of Economic perspectives*, 15(4), 69-85.
- Ayala, N., Calva, V., & Palacios, A. (2016). Capital humano e ingreso laboral en Ecuador: un enfoque regional utilizando variables instrumentales. *ReVISTA Económica*, 1(1), 11-21.

- Beyer, H. (1999). Educación y desigualdad de ingresos: una nueva mirada (Vol. 297). Centro de Estudios Públicos.
- Briceño Mosquera, A. (2011). La educación y su efecto en la formación de capital humano y en el desarrollo económico de los países. *Apuntes del CENES*, 30(51), 45-59.
- Castillo Araujo, R. F. (2021). El capital humano y los retornos de la educación en el mercado laboral del Perú, 2021. [Trabajo de investigación, Universidad Nacional de Frontera-Sullana]. Repositorio Institucional UNF. <http://repositorio.unf.edu.pe/handle/20.500.14679/97>
- Ciurana, E. R. (2001). Educación y desarrollo humano. *Tabanque: Revista Pedagógica*, (16), 9-18. <http://uvadoc.uva.es/handle/10324/8837>
- Comisión Económica para América Latina y el Caribe (CEPAL). (1995). Modelos de desarrollo, papel del estado y políticas sociales: Nuevas tendencias en América Latina. <https://repositorio.cepal.org/server/api/core/bitstreams/6531bcf6-3832-46e9-994e-ed8f4cfa55cc/content>
- Figueroa, A. (2010). ¿ Mejora la distribución del ingreso con la educación?: el caso del Perú. <https://hdl.handle.net/20.500.12799/640>
- Freddy, C. C., & Francheska, C. A. R. (2021). El capital humano y las oportunidades laborales según el nivel educativo en el Perú. *Universidad, ciencia y tecnología*, 25(110), 48-57. <https://doi.org/10.47460/uct.v25i110.475>
- Fuenmayor Toro, L. (2002). A propósito de las iniquidades en el ingreso a la educación superior en Venezuela. *Revista Venezolana de Gerencia*, 7(17), 36-48. <http://www.redalyc.org/articulo.oa?id=29071703>
- Fields, G. S. (2011). Labor market analysis for developing countries. *Labour economics*, 18, S16-S22. <https://doi.org/10.1016/j.labeco.2011.09.005>
- Galassi, G. L., & Andrada, M. J. (2011). Relación entre educación e ingresos en las regiones geográficas de Argentina. *Papeles de población*, 17(69), 257-290.
- Griliches, Z. (1977). Estimating the returns to schooling: Some econometric problems. *Econometrica*, 45(1), 1-22. <https://doi.org/10.2307/1913285>
- Hernández, R., Fernández, C., & Baptista, P. (2014). Metodología de la investigación (6ta ed.), McGraw-Hill. Doi:10.2307/j.ctvr43hvc.8
- Instituto Nacional de Estadística e Informática. (2024). Población ocupada del país alcanzó las 17 millones 179 mil 800 personas en el año 2023. <https://www.gob.pe/institucion/inei/noticias/906655-poblacion-ocupada-del-pais-alcanzo-las-17-millones-179-mil-800-personas-en-el-ano-2023>
- Instituto Nacional de Estadística e Informática (INEI). (2023). Encuesta Nacional de Hogares (ENAHOG) 2023. Ficha técnica 2023. <https://proyectos.inei.gob.pe/iinei/srienaho/Descarga/FichaTecnica/867-Ficha.pdf>
- Jiang, B. (2024). The Impact of Parental Education on Children's Future Income. *Advances in Economics, Management and Political Sciences*, 115, 67-77.
- Khan, A., & Khan, H. (2020). Return to Schooling for Public and Private Sector Higher Education Institutions of Khyber Pakhtunkhwa-Pakistan.

- International Journal of Economics and Financial Issues, 10(4), 125.
<https://doi.org/10.32479/ijefi.10004>
- Koenker, R., & Hallock, K. F. (2001). Quantile regression. *Journal of economic perspectives*, 15(4), 143-156. <https://doi.org/10.2307/1913643>
- Koenker, R., & Bassett, G. (1978). Regression quantiles. *Econometrica*, 46(1), 33-50. <https://doi.org/10.2307/1913643>
- Lerma, M. E. (2020). Asignación presupuestal de ingresos y gastos y calidad de la educación en las instituciones educativas oficiales en Santiago de Cali, en los años 2016 al 2018. [Tesis de maestría, Universidad EAFIT]. Repositorio Institucional Universidad Eafit. <https://repository.eafit.edu.co/server/api/core/bitstreams/035bb54e-ac84-4094-ac38-62284ac4d899/content>.
- Mahnic, P. (2022). Educación y crecimiento económico: considerando no linealidades en la ecuación de Mincer. *Revista Económica La Plata*, Vol. 68, p. 027-027. <https://doi.org/10.24215/18521649e027>
- Márquez Jiménez, A. (2017). Educación y desarrollo en la sociedad del conocimiento. *Perfiles educativos*, 39(158), 3-17. <http://www.redalyc.org/articulo.oa?id=13253901001>
- Mincer, J. (1974). Schooling, Experience, and Earnings. National Bureau of Economic Research.
- Ochoa Ninapaitán, H. (2018). Participación de los padres de familia como corresponsables de la educación de sus hijos en una institución educativa del Callao. <https://hdl.handle.net/20.500.14005/3352>
- Pérez-Díaz, V., Rodríguez, J. C., & Sánchez Ferrer, L. (2001). La familia española ante la educación de sus hijos. *Colección Estudios Sociales*, 5, 1-9.
- 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>
- Téllez, M. N. B., Díaz, M. C., & Gómez, A. R. (2007). Piaget y LS Vigotsky en el análisis de la relación entre educación y desarrollo. *Revista iberoamericana de educación*, 43(1), 1-12. <https://doi.org/10.35362/rie4312341>
- Sianesi, B., & Van Reenen, J. (2000). The returns to education: a review of the macro-economic literature. Centre for the Economics of Education. <http://eprints.lse.ac.uk/id/eprint/781>
- Quispe Lino, C. N., Rojas Apaza, R., & Blanco Espezua, M. D. P. (2024). Eficiencia de la inversión pública en educación en el Perú, 2016-2022: Un análisis comparativo por regiones. *Comuni@cción*, 15(1), 66-78. <http://dx.doi.org/10.33595/2226-1478.15.1.989>
- Quispe-Mamani, J. C., Hancoco-Gomez, M. S., Carpio-Maraza, A., Aguilar-Pinto, S. L., Mamani-Flores, A., Flores-Turpo, G. A., ... & Alegre-Larico, M. I. (2022). Effect of Education on the Economic Income of Households in Peru, Application of the Mincer Theory in Times of Pandemic (COVID-19). *Social Sciences*, 11(7), 300. <https://doi.org/10.3390/socsci11070300>