

FACULTAD DE NEGOCIOS

Carrera de **ECONOMÍA**

“DURACIÓN DE LA POBREZA EN EL PERÚ:  
ANÁLISIS NO PARAMÉTRICO BASADO EN  
CORTES TRANSVERSALES REPETIDOS  
DURANTE EL PERIODO DE ESTUDIO 2007-2023”

Tesis para optar al título profesional de:

**ECONOMISTA**

**Autores:**

Wilmar Junior Cruz Ulloa

Michell Enrique Ñique Rodríguez

**Asesor:**

Dr. Artur Giuseppe Serrato Cherres

<https://orcid.org/0000-0003-3525-6607>

Lima - Perú

2025

**JURADO EVALUADOR**

Jurado 1 Presidente(a)	<b>ALAN ENRIQUE GARCIA GUTTI</b>
	Nombre y Apellidos

Jurado 2	<b>CARLOS ALBERTO PASTOR CASAS</b>
	Nombre y Apellidos

Jurado 3	<b>ARTHUR GIUSEPPE SERRATO CHERRES</b>
	Nombre y Apellidos

## INFORME DE SIMILITUD

### Duración De La Pobreza En El Perú: Análisis No Paramétrico Basado En Cortes Transversales Repetidos Durante El Periodo ...

TALLER 18 PARTE I  
Taller 18  
Universidad Privada del Norte

#### Detalles del documento

Identificador de la entrega

trncoid::1:3190398375

Fecha de entrega

21 mar 2025, 4:15 p.m. GMT-5

Fecha de descarga

21 mar 2025, 4:28 p.m. GMT-5

Nombre de archivo

-7-N00116419-9C331228FA\_CRUZ\_ULLOA\_Y\_IQUE\_RODRIGUEZ\_21.03.25.pdf

Tamaño de archivo

890.7 KB

74 Páginas

22.332 Palabras

117.790 Caracteres



Página 1 of 78 - Portada

Identificador de la entrega trncoid::1:3190398375






Página 2 of 78 - Integrity Overview

Identificador de la entrega trncoid::1:3190398375

### 9% Overall Similarity

The combined total of all matches, including overlapping sources, for each database.

#### Top Sources

- 9%  Internet sources
- 7%  Publications
- 3%  Submitted works (Student Papers)

#### Integrity Flags

0 Integrity Flags for Review

No suspicious text manipulations found.

Our system's algorithms look deeply at a document for any inconsistencies that would set it apart from a normal submission. If we notice something strange, we flag it for you to review.

A Flag is not necessarily an indicator of a problem. However, we'd recommend you focus your attention there for further review.

## DEDICATORIA

A mi madre, Yessica Rodriguez y a mi padre Roger Ñique, por brindarme inquebrantable apoyo, amor y sacrificio. Su fortaleza y dedicación han sido el pilar que me ha sostenido en cada paso de este camino. Esta meta alcanzada también es de ellos.

Michell

A mi abuela, Elena Rosado que me motivó a estudiar siempre, a mis padres por apoyarme en todo, a mis profesores por sus enseñanzas y a mis amigos por el apoyo moral.

Junior

## AGRADECIMIENTO

A la Universidad Privada del Norte de Trujillo, agradecer a la Facultad de Negocios como a cada docente que formo parte este proceso integral de formación, deja como recuerdo y prueba viviente en la historia; que perdurara dentro de los conocimientos y desarrollo de las demás generaciones que están por llegar. Gracias a nuestros padres que son los responsables promotores de lograr nuestros objetivos, por último, agradecer a quien lee este artículo de investigación, por formar parte de esta experiencia, de las investigaciones y conocimiento.

## Tabla de contenido

Jurado Evaluador.....	2
Informe De Similitud.....	3
Dedicatoria.....	4
Agradecimiento.....	5
Tabla De Contenido.....	6
Índice De Tablas.....	7
Índice De Figuras.....	8
Resumen.....	9
Capítulo I: Introducción.....	10
Capítulo II: Metodología.....	27
Capítulo III: Resultados.....	38
Capítulo IV: Discusión Y Conclusiones.....	63
Referencias.....	78
Anexos.....	82

## Índice de tablas

<b>Tabla 1:</b> <i>Operacionalización de las variables.</i> .....	36
<b>Tabla 2:</b> <i>Comprobar pertinencia del Cohorte propuesto.</i> .....	39
<b>Tabla 3:</b> <i>Supervivencia (Kaplan-Meier).</i> .....	41
<b>Tabla 4:</b> <i>Dinámica de la pobreza en hogares peruanos en el periodo 2007 al 2023.</i> .....	44
<b>Tabla 5:</b> <i>Resultados del Modelo de Cox.</i> .....	47
<b>Tabla 6:</b> <i>Intervalos de Confianza del Modelo de Cox (95%).</i> .....	48
<b>Tabla 7:</b> <i>Indicadores de Bondad de Ajuste del Modelo de Cox.</i> .....	49
<b>Tabla 8:</b> <i>Tabla de Supervivencia en Pobreza según Tipo de Empleo.</i> .....	50
<b>Tabla 9:</b> <i>Resultados del Modelo de Cox con Interacción Tiempo – Educación.</i> .....	52
<b>Tabla 10:</b> <i>Indicadores de Bondad de Ajuste del Modelo de Cox.</i> .....	54
<b>Tabla 11:</b> <i>Tabla de Supervivencia.</i> .....	55
<b>Tabla 12:</b> <i>Intervalos de Confianza del Modelo de Cox con Interacción.</i> .....	58
<b>Tabla 13:</b> <i>Resultados del Modelo de Cox Estratificado por Dominio Agrupado.</i> .....	59
<b>Tabla 14:</b> <i>Indicadores de Bondad de Ajuste del Modelo de Cox.</i> .....	59
<b>Tabla 15:</b> <i>Tabla de Supervivencia.</i> .....	60

## Índice de figuras

<b>Ilustración 1:</b> Duración de la Pobreza - Curva de Supervivencia. ....	42
<b>Ilustración 2:</b> Evolución de la Pobreza en el Perú en el periodo 2007 al 2023. ....	44
<b>Ilustración 3:</b> Supervivencia de la pobreza según empleo formal e informal. ....	51
<b>Ilustración 4:</b> Supervivencia de la Pobreza según Nivel Educativo. ....	57
<b>Ilustración 5:</b> Curvas de Supervivencia por Dominio Geográfico. ....	62

## RESUMEN

La tesis presentada tuvo como finalidad analizar la duración de la pobreza en el Perú durante el período 2007-2023, utilizando un enfoque no paramétrico basado en cortes transversales repetidos. Se adoptó una metodología cuantitativa con diseño no experimental de tipo longitudinal, de alcance descriptivo y correlacional. Se empleó la Encuesta Nacional de Hogares (ENAHO) como fuente de datos y se aplicaron técnicas estadísticas como el análisis de supervivencia (Kaplan-Meier) y el modelo de Cox, con el objetivo de estimar la probabilidad de permanencia en la pobreza y los factores asociados a su duración. Los resultados indicaron que la pobreza en el Perú presenta una alta persistencia en el tiempo, con una mediana de supervivencia superior a 15 años para ciertos segmentos poblacionales. Se encontró que el empleo formal reduce significativamente la probabilidad de permanencia en la pobreza (razón de riesgos = 2.29 para el empleo informal), mientras que factores como la ubicación geográfica y el nivel educativo también influyen en la duración de la pobreza. Por ello, se determina que la duración prolongada de la pobreza en el Perú está determinada por barreras estructurales como el acceso limitado a empleo formal y educación de calidad, lo que refuerza la necesidad de políticas públicas focalizadas en mejorar la movilidad social y reducir la vulnerabilidad económica de los hogares.

**PALABRAS CLAVES:** Pobreza, duración de la pobreza, análisis de supervivencia, empleo formal, movilidad social.

## CAPÍTULO I: INTRODUCCIÓN

La pobreza en el Perú es un fenómeno dinámico en el que los hogares pueden entrar y salir de esta condición, pero muchos permanecen en ella por períodos prolongados, lo que limita su movilidad económica. La duración de la pobreza es clave para comprender la efectividad de las políticas sociales y su impacto en la reducción de la desigualdad. Estudios recientes indican que los hogares que experimentan pobreza prolongada tienen menos probabilidades de salir de ella, lo que genera trampas de pobreza y perpetúa la exclusión social (Díaz et al., 2021). Sin embargo, en el Perú, el análisis de la pobreza se ha centrado en su incidencia, sin abordar su duración. Por ello, esta investigación busca analizar la persistencia de la pobreza en el periodo 2007-2023 mediante un enfoque no paramétrico basado en cortes transversales repetidos.

La pobreza es un desafío persistente a nivel mundial, afectando el desarrollo humano y la estabilidad económica de numerosos países. Si bien las tasas de pobreza extrema han disminuido en las últimas décadas, las crisis económicas, sanitarias y geopolíticas han generado retrocesos significativos. La pandemia de la COVID-19 fue un punto de inflexión, exacerbando la desigualdad y empujando a millones de personas nuevamente a la pobreza. Según el Banco Mundial (2022), en 2020 la pobreza extrema aumentó por primera vez en dos décadas, afectando principalmente a las economías en desarrollo.

En términos de duración, diversos estudios han demostrado que los hogares más vulnerables no solo enfrentan dificultades para salir de la pobreza, sino que también tienen un alto riesgo de volver a caer en ella tras crisis económicas o desastres naturales (Narayan et al., 2021). En este sentido, la volatilidad del mercado laboral y la falta de redes de protección social agravan la persistencia de la pobreza en muchos países.

Las economías avanzadas han mostrado una mayor resiliencia debido a sus mecanismos de protección social. Sin embargo, en regiones de ingresos bajos y medios, la falta de acceso a servicios básicos y empleo formal ha prolongado la permanencia de los hogares en la pobreza (World Economic Forum, 2023). América Latina ha sido una de las regiones más golpeadas, con una recuperación económica desigual que ha acentuado las brechas de desigualdad y la fragilidad de los mercados laborales informales (CEPAL, 2022). En América Latina, la pobreza ha sido históricamente una problemática estructural marcada por ciclos de crecimiento y crisis económicas que han dificultado su erradicación. A pesar de las mejoras en la última década, la región sigue enfrentando altos niveles de desigualdad y vulnerabilidad económica. Según la Comisión Económica para América Latina y el Caribe (CEPAL, 2023), el 32.1% de la población latinoamericana vive en condiciones de pobreza, y el 13.1% en pobreza extrema. Además, la recuperación pospandemia ha sido desigual, con un aumento en la informalidad laboral y una menor capacidad de los hogares para generar ingresos sostenibles.

El fenómeno de la duración de la pobreza es particularmente relevante en la región, ya que los hogares que experimentan periodos prolongados en esta condición tienen menos probabilidades de salir de ella de manera permanente. Narayan et al. (2021) destacan que en América Latina, los hogares con acceso limitado a educación, empleo formal y redes de protección social enfrentan mayores dificultades para superar la pobreza en el largo plazo. En países como Brasil, Chile y Uruguay, los programas de transferencias condicionadas han contribuido a reducir la pobreza persistente, mientras que en economías más frágiles como las de Centroamérica y el Caribe, la movilidad social sigue siendo limitada.

En el caso específico del Perú, la evolución de la pobreza ha seguido una tendencia fluctuante. Según el Instituto Nacional de Estadística e Informática (INEI, 2023), la pobreza

monetaria en el país disminuyó del 42.4% en 2007 al 20.2% en 2019, reflejando un período de crecimiento económico sostenido. Sin embargo, la pandemia de COVID-19 revirtió parte de estos avances, elevando la tasa de pobreza al 30.1% en 2020. A pesar de una leve recuperación en los años siguientes, la pobreza en el país sigue afectando a un porcentaje significativo de la población, con brechas marcadas entre zonas urbanas y rurales.

Uno de los principales desafíos en el Perú es la persistencia de la pobreza en áreas rurales, donde la falta de acceso a servicios básicos, educación de calidad y empleo formal agrava la vulnerabilidad económica. De acuerdo con el Banco Mundial (2022), los hogares rurales en el país tienen un mayor riesgo de permanecer en la pobreza durante largos períodos debido a la dependencia de actividades de subsistencia y la baja productividad agrícola. Además, la alta informalidad laboral (superior al 70% en algunas regiones) limita las oportunidades de acceso a seguridad social y estabilidad económica.

Otro factor clave en la dinámica de la pobreza en el Perú es la desigualdad en el acceso a oportunidades. La educación y el empleo formal juegan un papel crucial en la movilidad social, pero la brecha de acceso sigue siendo amplia. Pereira y Salazar (2022) encontraron que los hogares encabezados por personas con baja escolaridad tienen hasta tres veces más probabilidades de permanecer en la pobreza en comparación con aquellos cuyos miembros cuentan con educación superior.

A nivel internacional, Amponsah et al. (2023) examinaron empíricamente la relación entre la pobreza, la desigualdad de ingresos y el crecimiento inclusivo en África Subsahariana, especialmente en el contexto de crisis económicas. Para ello, utilizaron un modelo econométrico de variables instrumentales en dos etapas (2SIV-GMM) con datos de panel de 35 países entre 1990 y 2018, abordando la endogeneidad mediante retrasos de las variables explicativas y características institucionales. Los resultados mostraron que la desigualdad de

ingresos tiene un impacto positivo y significativo sobre la pobreza (coef. = 0.537,  $p < 0.01$ ), lo que indica que mayores niveles de desigualdad incrementan la pobreza. En contraste, el crecimiento inclusivo reduce significativamente la pobreza (coef. = -4.360,  $p < 0.01$ ), evidenciando que un desarrollo económico equitativo es clave para mejorar las condiciones de vida de la población más vulnerable. La validez del modelo fue confirmada mediante pruebas de sobreidentificación (Hansen J test: 0.244-2.655,  $p > 0.05$ ) y estadísticas de Wald ( $F = 46.592-53.881$ ). En conclusión, se determinó que la promoción del crecimiento inclusivo es una herramienta fundamental para mitigar la pobreza en la región, aunque su efectividad depende del contexto económico de cada país. Se recomienda el diseño de políticas públicas orientadas a la inclusión social y económica, con el fin de reducir tanto la pobreza como la desigualdad estructural.

Otro antecedente internacional lo dan Balasubramanian et al. (2023), quienes investigaron la elasticidad de la pobreza multidimensional al crecimiento económico en países de ingresos bajos y medios, diferenciando entre distintos periodos y condiciones iniciales de pobreza. Para ello, utilizaron un panel no balanceado de 91 países entre 1990 y 2018, aplicando dos índices de pobreza multidimensional (G-CSPI y G-M0). Se empleó el estimador de primeras diferencias (FDE) para calcular la elasticidad del crecimiento sobre la pobreza. Los resultados mostraron que la elasticidad de la pobreza multidimensional al crecimiento fue de -0.46 para el índice G-CSPI y -0.35 para el índice G-M0, indicando que un aumento del 10% en el PIB reduce la pobreza multidimensional entre 3.5% y 4.6%. Además, se encontró que la elasticidad fue mayor en el periodo 2001-2018 y en países con menores niveles iniciales de pobreza. Sin embargo, se evidenció que la elasticidad de la pobreza monetaria es entre 5 y 8 veces mayor que la de la pobreza multidimensional, lo que sugiere que el crecimiento económico tiene un impacto más directo en la reducción de la pobreza monetaria. En conclusión, si bien el crecimiento económico es una herramienta para

disminuir la pobreza multidimensional, su efecto es limitado en comparación con la pobreza monetaria. Por ello, se recomienda complementarlo con políticas sociales que aborden las múltiples dimensiones de la pobreza y favorezcan una reducción más efectiva y equitativa.

El estudio de Gutiérrez y Ahamed (2021), quienes evaluaron si la inclusión financiera puede mitigar el impacto de la pandemia de COVID-19 en la pobreza y la desigualdad en países de ingresos bajos y medios. Para ello, utilizaron un panel de datos de 79 países entre 2004 y 2018, aplicando la descomposición de pobreza de Datt y Ravallion (1992) y un modelo de regresiones IV-2SLS con variables instrumentales para abordar problemas de endogeneidad. Los resultados indicaron que, sin mejoras en la inclusión financiera, la población mundial bajo \$5.50/día aumentaría en 231 millones de personas, y 107.8 millones caerían en pobreza extrema debido al impacto de la pandemia. Además, si bien la inclusión financiera no reduce directamente la pobreza, sí logra mitigar el efecto negativo de la desigualdad sobre ella, con un coeficiente de interacción inclusión financiera\*Gini = -34.62. En conclusión, la expansión de la inclusión financiera, en especial la accesibilidad a los servicios financieros puede reducir el impacto negativo de la pandemia en la pobreza, al permitir que los sectores más vulnerables accedan a recursos financieros en tiempos de crisis.

Wang, Shu y Lu (2023) desarrollaron un estudio cuyo objetivo fue estimar la duración y analizar los factores que inciden en la salida y reingreso a la pobreza multidimensional en adultos de mediana y avanzada edad en China, entre los años 2011 y 2018. A partir de datos panel de la encuesta CHARLS, emplearon análisis de supervivencia mediante curvas de Kaplan-Meier y modelos de riesgos proporcionales en tiempo discreto. Encontraron que el 57.4% de los individuos experimentaron pobreza multidimensional en al menos un periodo, con una duración media de 4.5 años. La tasa anual de salida de la pobreza fue del 18.6%, mientras que la de reingreso alcanzó el 16.8%. Además, determinaron que vivir en zonas urbanas incrementa en un 23.7% la probabilidad de salir de la pobreza ( $p < 0.01$ ), mientras

que tener un tamaño de hogar mayor a cuatro personas reduce en 31.2% el riesgo de recaída ( $p < 0.05$ ). Concluyen que la duración en la pobreza afecta significativamente las trayectorias de bienestar, y que factores estructurales como el dominio geográfico, el capital social y las condiciones del hogar influyen de forma estadísticamente significativa en la permanencia o salida de la pobreza.

A nivel América Latina, Bardález et al. (2025) analizaron los determinantes de la pobreza monetaria y multidimensional en América Latina, evaluando el impacto de políticas económicas y sociales en su reducción. Para ello, utilizaron un modelo de datos de panel con efectos fijos y aleatorios, considerando información de ocho países (Brasil, Colombia, Costa Rica, Ecuador, México, Paraguay, Perú y República Dominicana) en el período 2012-2021. Para determinar la especificación del modelo, se aplicaron pruebas de Hausman, Wooldridge y Breusch-Pagan. Los resultados mostraron que, en el modelo de pobreza monetaria, la desigualdad (coef. = 0.9624), la desnutrición (coef. = 1.3693) y el crecimiento poblacional (coef. = 0.1770) incrementan la pobreza de manera significativa. En contraste, la inversión extranjera directa (IED) (coef. = -0.0005) y el gasto en salud (coef. = -3.0953) contribuyen a su reducción. Por otro lado, en el modelo de pobreza multidimensional, la desnutrición (coef. = 1.0818) y la pandemia de COVID-19 (coef. = 1.6547) incrementaron la pobreza, mientras que el saneamiento (coef. = -0.4313), la electricidad (coef. = -1.222) y el gasto en salud (coef. = -1.6539) la redujeron. En conclusión, la desigualdad, la desnutrición y el crecimiento poblacional son factores que incrementan la pobreza monetaria, mientras que la IED y el gasto en salud ayudan a disminuirla. En el caso de la pobreza multidimensional, la pandemia y la desnutrición exacerbaban la situación, mientras que el acceso a servicios básicos y el gasto en salud resultan determinantes en su mitigación.

Otro antecedente de América Latina es el estudio de Hernández y Almonte (2024), quienes analizaron los factores que influyen en la pobreza municipal en Oaxaca y evaluaron si la

especialización productiva puede contribuir a su reducción. Para ello, aplicaron un modelo de econometría espacial con efectos de vecindad, considerando datos de 570 municipios de Oaxaca y utilizando el índice de especialización productiva y un modelo de rezago espacial. Los resultados indicaron que la especialización en la industria alimentaria (coef. = -5.447), la fabricación de productos metálicos (coef. = -1.750) y los servicios de preparación de alimentos y bebidas (coef. = -0.953) tienen un efecto significativo en la reducción de la pobreza. En contraste, la especialización en comercio minorista de abarrotes (coef. = 0.219) y en la fabricación de muebles (coef. = 1.750) no mostró un impacto positivo en la disminución de la pobreza. Asimismo, se confirmó la existencia de autocorrelación espacial positiva, lo que indica que la pobreza en un municipio está influenciada por la situación de sus municipios vecinos. En conclusión, la especialización productiva puede contribuir a la reducción de la pobreza en Oaxaca si se enfoca en sectores estratégicos con mayor valor agregado, mientras que aquellos de menor productividad no generan un efecto significativo en la mejora de las condiciones económicas.

Dentro de los antecedentes en América Latina, destaca el estudio de Huesca et al. (2021), quienes cuantificaron el impacto de la pandemia de COVID-19 en el empleo, la pobreza y la desigualdad en México, en un contexto de ausencia de medidas adicionales de protección social. Para ello, utilizaron un modelo probit para identificar individuos en riesgo de perder el empleo y un modelo de microsimulación MEXMOD para evaluar cambios en ingresos y política fiscal antes y después de la pandemia. Se compararon datos de ENIGH 2018, ENOE 2019 y ETOE 2020. Los resultados indicaron que durante la crisis sanitaria se perdieron 12.1 millones de empleos, la pobreza alcanzó un 60.16%, y la pobreza extrema llegó al 29.73%. Asimismo, la desigualdad aumentó 8.2%, reflejado en un coeficiente de Gini de 0.528. Los sectores más afectados fueron la construcción (-39.6% en empleos formales y -41.3% en informales), hoteles y restaurantes (-38% y -33%, respectivamente), y

el comercio (-36% y -36.2%). Se encontró que los efectos fueron más severos en trabajadores informales. En conclusión, la pandemia de COVID-19 generó un aumento significativo en la pobreza y la desigualdad en México, afectando principalmente a sectores vulnerables, sin que existieran mecanismos de estabilización económica que amortiguaran estos impactos.

Venturi (2019) realizó un estudio con el objetivo de comprender, desde una perspectiva dinámica, los factores que explican el estancamiento en la reducción de la pobreza en Argentina entre 2011 y 2014, comparando este periodo con la etapa de fuerte disminución de la pobreza entre 2004 y 2007. Para ello, empleó la metodología de paneles sintéticos a partir de datos de corte transversal de la Encuesta Permanente de Hogares Continua (EPH-C), construyendo múltiples paneles que permitieron analizar la duración de la pobreza, su carácter consecutivo o transitorio y las probabilidades de reingreso. Los resultados mostraron que en 2004–2007 el 18,1% de la población salió de la pobreza y solo el 0,6% ingresó, mientras que entre 2011–2014 la tasa de salida cayó a 6,5% y la de entrada aumentó a 1,6%. Además, la pobreza de larga duración se redujo en el segundo periodo (34,5% de pobres iniciales fueron pobres los 4 años entre 2004–2007, frente a 26,0% en 2011–2014), pero la pobreza transitoria aumentó significativamente (34,2% frente a 17,7%). La probabilidad de volver a caer en pobreza habiendo salido en algún año fue más del doble en el segundo periodo (27,2% frente a 12,9%). En conclusión, se identificó que el principal motivo del estancamiento en la reducción de la pobreza fue una fuerte disminución en la tasa de salida, acompañada de una mayor inestabilidad que dificultó una salida sostenida de la pobreza, lo cual sugiere la necesidad de políticas focalizadas que aborden tanto la permanencia como la recurrencia de la pobreza.

Romanello y De Oliveira (2017) llevaron a cabo un estudio cuyo objetivo fue identificar las características individuales que inciden en la transición de los trabajadores del sector informal al sector formal en Brasil. Utilizando datos de la Pesquisa Mensal de Emprego

(PME) entre 2004 y 2013, aplicaron análisis de supervivencia tanto paramétrico (modelo de Weibull) como no paramétrico (Kaplan-Meier), considerando el tiempo hasta la transición a la formalidad. Entre los principales hallazgos, se destaca que los trabajadores con más de 11 años de educación tienen una probabilidad 8.76 veces mayor de formalizarse en comparación con los que tienen menos de un año de escolaridad. Asimismo, los trabajadores de entre 26 y 35 años presentan una probabilidad 3.02 veces mayor de hacer la transición respecto a los mayores de 46 años, y los empleados en el sector industrial tienen una probabilidad 2.15 veces mayor que quienes trabajan en servicios. A nivel territorial, la probabilidad de formalización es significativamente mayor en ciudades como Porto Alegre (HR = 15.97) y Belo Horizonte (HR = 10.88) frente a Recife. El estudio concluye que la educación, la edad, el sector económico y la ubicación geográfica son determinantes clave en la salida de la informalidad, y que las políticas públicas deben centrarse en reducir estas brechas estructurales para promover una transición más equitativa hacia empleos formales.

Dutra (2008) realizó un estudio con el objetivo de estimar la probabilidad de que los hogares salgan de la pobreza en zonas metropolitanas de Brasil, considerando la duración de su permanencia en dicha condición. Para ello, empleó modelos de duración con datos de panel provenientes de la Pesquisa Mensal de Emprego (PME), recogidos entre marzo de 2002 y mayo de 2007, aplicando distribuciones paramétricas como Weibull, Log-logística e Inversa Gaussiana, y controlando por censura tanto izquierda como derecha. El análisis mostró que la duración promedio observada de la pobreza fue de 2.7 meses, aunque más del 45% de los casos eran censurados. Se encontró que la probabilidad de salir de la pobreza disminuye abruptamente después del segundo mes: en el primer mes, el 40% de los hogares salían de la pobreza, pero después del tercer mes esta probabilidad caía por debajo del 10%, y casi desaparecía tras el décimo mes. Un resultado notable fue que la presencia de al menos un adulto mayor en el hogar aumentaba la probabilidad de salida en más de un 20% ( $p <$

0.001), mientras que una mayor brecha de ingreso respecto a la línea de pobreza reducía dicha probabilidad de forma significativa y convexa. Además, se evidenció que un aumento del 1% en el salario promedio de los trabajadores no registrados incrementaba entre 6% y 12% la probabilidad de salida de la pobreza, mientras que ese mismo aumento en trabajadores formales la reducía entre 5% y 9%. Concluyen que la pobreza tiende a volverse crónica con el tiempo y que las políticas públicas deben considerar la estructura del hogar, la informalidad y la profundidad de la pobreza como factores clave para diseñar estrategias efectivas de salida sostenida.

Vakis et al. (2008) desarrollaron una investigación cuyo objetivo fue distinguir entre pobreza crónica y transitoria en Brasil urbano entre 1993 y 2003, aplicando un modelo cuantitativo de pseudo-panel a partir de cortes transversales repetidos de la encuesta PNAD. Para ello, construyeron cohortes sintéticas por sexo, raza, región, año de nacimiento y nivel educativo, y emplearon un modelo probit bivariado con cambio endógeno, permitiendo identificar la dependencia de estado y simular dinámicas de ingreso en ausencia de datos panel reales. Entre los hallazgos principales, se determinó que el 73 % de la pobreza observada era de tipo crónico, y que el 89 % se explicaba por dependencia estructural, es decir, por la probabilidad acumulada de seguir siendo pobre si se fue pobre anteriormente. Asimismo, se encontró que la pobreza transitoria era más común en mujeres y desempleados, mientras que la crónica se concentraba en personas no blancas, con bajo nivel educativo y residentes del noreste del país. El estudio concluye que, incluso sin paneles reales, es posible estimar con precisión la persistencia de la pobreza y que esta está fuertemente determinada por características estructurales, lo que exige políticas públicas diferenciadas según el tipo de pobreza.

En el contexto peruano, Aguirre (2024) desarrolló un estudio con el objetivo de evaluar el impacto del programa de transferencias condicionadas JUNTOS sobre la pobreza

multidimensional en Perú entre 2011 y 2021. Aplicando el índice Alkire-Foster y utilizando microdatos de la ENAHO, el autor midió privaciones en cinco dimensiones: educación, salud, empleo, vivienda y servicios básicos. Los resultados evidencian que la pobreza multidimensional se redujo de 33.4% a 20.8% a nivel nacional, siendo esta disminución 1.7 veces más rápida en los hogares beneficiarios del programa JUNTOS. En particular, la privación en empleo disminuyó del 41.2% al 29.8%, y la educativa, del 56.9% al 35.6%. Asimismo, la reducción fue más marcada en zonas rurales, donde la pobreza multidimensional fue 2.3 veces mayor que en áreas urbanas. El estudio concluye que el programa JUNTOS ha contribuido significativamente a mejorar las condiciones estructurales de los hogares pobres, especialmente en educación y empleo, aunque persisten desafíos territoriales que limitan la equidad del progreso.

El estudio de De la Cruz y Camino (2021), quienes analizaron el impacto de la apertura comercial, el capital humano, el crédito privado y variables relacionadas con el empleo en la desigualdad de ingresos en el Perú entre 1997 y 2019. Para ello, emplearon un modelo de regresión lineal múltiple (MCO) con datos de series de tiempo, midiendo la relación entre la apertura comercial (exportaciones e importaciones como % del PIB), desigualdad de ingresos (Índice de Gini), capital humano, crédito privado y empleo en sectores agrícola e industrial. Se aplicaron pruebas de causalidad de Granger y MCO corregido. Los resultados mostraron que la apertura comercial tiene un impacto negativo en la desigualdad de ingresos (coef. = -0.3038,  $p < 0.10$ ), lo que indica que contribuye a reducir la desigualdad. Sin embargo, el capital humano presentó un efecto positivo sobre la desigualdad (coef. = 3.3698,  $p < 0.05$ ), lo que sugiere que su aumento no ha reducido la brecha de ingresos. Además, se identificaron efectos estructurales en los años 2009, 2011 y 2019, asociados a crisis económicas y crecimiento exportador. En conclusión, la apertura comercial ha tenido un efecto favorable en la reducción de la desigualdad en el Perú,

mientras que el capital humano no ha generado el impacto esperado en la equidad de ingresos.

Jaramillo (2006) llevó a cabo un estudio con el objetivo de analizar la movilidad económica en el Perú entre 1997 y 2003, enfocándose en la distinción entre pobreza transitoria y estructural. Utilizando datos panel de la Encuesta Nacional de Hogares (ENAHO), el autor estimó tasas de entrada, salida y permanencia en la pobreza mediante una clasificación de hogares según su trayectoria de ingreso. Los resultados revelaron que el 48% de los hogares que experimentaron pobreza durante el periodo fueron persistentemente pobres, el 34% fueron pobres transitorios y solo el 18% lograron salir de la pobreza. Además, se evidenció que el 63% de los hogares rurales pobres en 1997 seguían siéndolo en 2003, frente al 41% en zonas urbanas. El estudio también destaca el rol del empleo informal y del bajo nivel educativo del jefe de hogar como factores que incrementan la probabilidad de pobreza permanente. Concluyen, que se identificó que la pobreza estructural en el Perú está fuertemente asociada a condiciones laborales precarias, baja acumulación de activos y limitaciones geográficas, lo que refuerza la necesidad de políticas diferenciadas para abordar la persistencia de la pobreza.

El estudio de la pobreza ha sido un tema central en el ámbito económico y social, abordado por diversas instituciones y teóricos a lo largo del tiempo. La pobreza se define, según el Banco Mundial (2022), como una privación pronunciada del bienestar que impide el acceso a bienes y servicios básicos, limitando la calidad de vida de las personas. En una perspectiva más amplia, la OCDE (2021) la concibe como la insuficiencia de recursos monetarios necesarios para garantizar un nivel de vida digno, mientras que el PNUD (2021) la caracteriza como un fenómeno multidimensional que abarca carencias en salud, educación y calidad de vida, además de la falta de oportunidades para ejercer derechos y libertades fundamentales.

Desde un enfoque teórico e institucional, las variables independientes que inciden en la pobreza han sido objeto de análisis en diversos estudios. Según Todaro y Smith (2021), la edad influye significativamente en la dinámica de la pobreza, ya que las oportunidades económicas y las necesidades básicas cambian a lo largo del ciclo de vida. Los niños y adolescentes dependen del ingreso familiar, lo que los hace vulnerables si sus hogares tienen recursos limitados. Los adultos en edad productiva pueden acceder al mercado laboral, aunque su estabilidad económica está condicionada por su nivel educativo y las condiciones del empleo. En el caso de los adultos mayores, la falta de una pensión o redes de apoyo puede incrementar su riesgo de pobreza. Este enfoque permite identificar los grupos etarios más propensos a sufrir pobreza prolongada o recurrente.

Desde la perspectiva de la Comisión Económica para América Latina y el Caribe (CEPAL, 2021), el género es un factor clave en la distribución desigual de oportunidades económicas y sociales. Las mujeres, especialmente aquellas que son cabeza de hogar, enfrentan mayores dificultades para acceder a empleos bien remunerados y estables, además de asumir una carga desproporcionada de trabajo doméstico y de cuidado no remunerado. Estas condiciones limitan su participación en el mercado laboral y reducen sus posibilidades de salir de la pobreza. Las brechas de género en educación y acceso a recursos económicos refuerzan la necesidad de políticas con enfoque de equidad para superar las barreras estructurales que perpetúan la desigualdad económica.

Becker (2021) destaca que la educación es fundamental para la movilidad social y la reducción de la pobreza, ya que permite acceder a mejores oportunidades laborales y generar ingresos sostenibles. Sin embargo, en contextos de pobreza, las familias con menos recursos pueden tener dificultades para mantener la escolarización de sus hijos, perpetuando la transmisión intergeneracional de la pobreza. En el Perú, las diferencias en la calidad educativa entre zonas urbanas y rurales agravan estas desigualdades, limitando las

oportunidades de desarrollo. La educación, por lo tanto, no solo impacta los ingresos, sino también la duración y la posibilidad de superar la pobreza.

El Instituto Nacional de Estadística e Informática (INEI, 2021) señala que la ubicación geográfica es un determinante clave en la duración de la pobreza, ya que el acceso a infraestructura, servicios básicos y empleo varía según la región de residencia. Las zonas rurales, con economías basadas en la agricultura de subsistencia y menor acceso a mercados laborales, presentan tasas de pobreza más altas y mayores barreras para la movilidad social. En contraste, las áreas urbanas ofrecen más oportunidades, aunque el alto costo de vida y la segregación socioeconómica pueden generar nuevas formas de vulnerabilidad. En el contexto peruano, las diferencias entre la costa, la sierra y la selva reflejan desigualdades estructurales que inciden en la persistencia de la pobreza y en las estrategias necesarias para reducirla.

Banerjee y Duflo (2021) explican la duración de la pobreza a través de la teoría de la trampa de la pobreza, la cual sostiene que existen mecanismos estructurales que impiden a los hogares de bajos ingresos acumular los recursos necesarios para salir de su condición. Factores como el acceso limitado a educación, crédito y oportunidades laborales refuerzan un ciclo de privación que se perpetúa de generación en generación. Este enfoque resalta la dificultad de escapar de la pobreza sin intervenciones externas que rompan estos patrones, como programas de transferencia de ingresos o mejoras en la infraestructura social.

Desde la perspectiva de Becker (2021), la teoría del capital humano enfatiza que la educación y la formación son fundamentales para aumentar la productividad individual y mejorar los ingresos a largo plazo. Invertir en capital humano no solo permite a las personas acceder a empleos de mejor calidad, sino que también fortalece el crecimiento económico general de una sociedad. Sin embargo, en contextos de pobreza, las dificultades para acceder a

educación de calidad pueden impedir esta acumulación de capital humano, lo que prolonga la permanencia en la pobreza y limita las oportunidades de movilidad social.

Todaro y Smith (2021) desarrollan la teoría del desarrollo endógeno, la cual destaca la importancia de los factores internos de una economía, como la innovación y la inversión en infraestructura, para reducir la pobreza. A diferencia de los enfoques que atribuyen el crecimiento económico a factores externos, esta teoría subraya la necesidad de políticas públicas que fomenten un desarrollo sostenible y equitativo. Sin estrategias adecuadas que promuevan el acceso a recursos productivos y la diversificación económica, el crecimiento por sí solo no garantiza la reducción de la pobreza ni su menor duración en el tiempo.

A pesar de los avances en la reducción de la pobreza en el Perú en las últimas décadas, su persistencia y duración siguen siendo problemáticas clave que afectan el desarrollo socioeconómico del país. Si bien la mayoría de los estudios se han centrado en la medición de la incidencia de la pobreza, la permanencia de los hogares en esta condición ha recibido menos atención. La evidencia sugiere que la duración de la pobreza está influenciada por factores estructurales como el acceso a educación, empleo formal y redes de protección social (Banco Mundial, 2022).

Sin embargo, aún existe un vacío en la literatura sobre cómo estos factores han afectado la movilidad económica en el Perú entre 2007 y 2023. En este contexto, surge la siguiente pregunta de investigación: ¿Cuál es la duración promedio de la pobreza en los hogares peruanos entre 2007 y 2023 y qué factores influyen en su permanencia? Los problemas específicos planteados son los siguientes: i) ¿Cuál ha sido la incidencia de la pobreza, la tasa de entrada y la tasa de salida en el Perú entre 2007 y 2023? ii) ¿Cómo afecta el empleo formal o informal la probabilidad de que un hogar permanezca en pobreza? iii) ¿De qué manera el

nivel educativo del jefe del hogar influye en la permanencia en la pobreza? iv) ¿En qué medida el dominio geográfico impacta la duración de la pobreza en los hogares peruanos?

La presente investigación parte del reconocimiento de que la reducción sostenida de la pobreza no puede depender únicamente del incremento del ingreso monetario, sino que requiere del fortalecimiento de servicios públicos clave, como la educación y la infraestructura. Estos factores estructurales condicionan las oportunidades de movilidad social y ejercen un efecto más profundo y duradero en la superación de la pobreza. Por ello, el estudio otorga especial énfasis al análisis de variables como el nivel educativo alcanzado por el jefe del hogar y la ubicación geográfica de la vivienda, las cuales capturan dimensiones críticas para entender la dinámica de la pobreza. Por ello, El objetivo general de este estudio es estimar la duración promedio de la pobreza en los hogares peruanos entre 2007 y 2023, mediante el análisis de supervivencia no paramétrico. Para ello, se plantean los siguientes objetivos específicos: i) Cuantificar la incidencia, la tasa de entrada y la tasa de salida de la pobreza en el Perú entre 2007 y 2023, utilizando datos de cortes transversales repetidos de la ENAHO. ii) Determinar el impacto del empleo formal o informal, en la probabilidad de permanencia en la pobreza en el Perú, aplicando modelos de análisis de supervivencia. iii) Determinar el impacto del grado educativo alcanzado por el jefe del hogar, en la probabilidad de permanencia en la pobreza en el Perú, aplicando modelos de análisis de supervivencia. iv) Determinar el impacto del dominio, en la probabilidad de permanencia en la pobreza en el Perú, aplicando modelos de análisis de supervivencia.

La hipótesis general de este estudio plantea que a medida que aumenta el tiempo que un hogar permanece en pobreza, la probabilidad de que siga siendo pobre se incrementa. A partir de esta premisa, se establecen las siguientes hipótesis específicas: i) La incidencia de la pobreza ha disminuido en el período 2007-2023. ii) Los hogares donde el jefe de familia tiene un empleo formal tienen una menor probabilidad de permanecer en la pobreza en

comparación con aquellos cuyo jefe de familia trabaja en el sector informal. iii) A mayor nivel educativo del jefe del hogar, menor es la probabilidad de que el hogar permanezca en la pobreza por periodos prolongados. iv) Los hogares ubicados en zonas rurales tienen una mayor duración en la pobreza que aquellos en áreas urbanas debido a menores oportunidades económicas y acceso limitado a servicios básicos.

Según Fernández-Bedoya (2020), la justificación teórica implica profundizar en los enfoques teóricos que abordan el problema de estudio, con el objetivo de llenar vacíos en el conocimiento o generar reflexión académica. En este estudio, la justificación teórica se sostiene porque contribuye a la comprensión de los factores que inciden en la persistencia de la pobreza, considerando teorías como la trampa de la pobreza, el capital humano y el desarrollo endógeno, lo que permite analizar el fenómeno de manera integral.

Por otro lado, de acuerdo con Arispe-Alburqueque et al. (2020), la justificación práctica radica en la capacidad de una investigación para generar aportes concretos que mejoren las condiciones sociales o resuelvan problemas específicos. En este caso, los hallazgos obtenidos pueden orientar la formulación de políticas públicas más eficaces, enfocadas en la reducción de la pobreza a través de estrategias diferenciadas por edad, género, nivel educativo y ubicación geográfica. Esto no solo optimiza los recursos del Estado, sino que también focaliza las intervenciones en los grupos más vulnerables, maximizando así el impacto de las políticas implementadas.

Finalmente, Browarski (2020) señala que la justificación por conveniencia se relaciona con la utilidad de la investigación para mejorar procesos o facilitar la toma de decisiones que optimicen recursos y esfuerzos. La investigación ayuda a tomar decisiones basadas en evidencia para mejorar programas sociales y políticas, contribuyendo a reducir brechas estructurales y combatir la pobreza prolongada.

## CAPÍTULO II: METODOLOGÍA

El presente estudio adopta un enfoque cuantitativo, el cual se fundamenta en la recopilación y análisis de datos numéricos para examinar la duración de la pobreza en el Perú. La investigación cuantitativa se caracteriza por la medición objetiva de variables y el uso de técnicas estadísticas para analizar fenómenos sociales y económicos (Ghanad, 2023). Este enfoque permite establecer relaciones entre variables y generalizar resultados a partir de muestras representativas, lo que lo hace particularmente útil para estudiar la movilidad de los hogares en términos de pobreza y no pobreza. A través del análisis de datos provenientes de la Encuesta Nacional de Hogares (ENAHO), se busca identificar patrones en la persistencia y salida de la pobreza. Se emplea un enfoque no paramétrico, específicamente un análisis de supervivencia, para estimar la probabilidad de permanencia y abandono de la pobreza en función del tiempo y de características económicas y sociodemográficas de los hogares. Este enfoque resulta pertinente dado que permite evaluar las tendencias de pobreza sin necesidad de asumir distribuciones específicas, lo que reduce el riesgo de sesgos en la estimación. Además, el uso de cortes transversales repetidos proporciona una visión más detallada de la movilidad de los hogares entre los estados de pobreza y no pobreza a lo largo del período de estudio (2007-2023).

El estudio se basa en un diseño no experimental, dado que no se manipulan variables, sino que se observan y analizan los datos tal como se presentan en la realidad. Johnson y Christensen (2020) explican que un diseño no experimental “implica la observación y el análisis de fenómenos sin manipulación de variables”, lo que permite describir eventos o explorar relaciones existentes sin intervención directa del investigador. Este tipo de diseño es apropiado cuando se estudian procesos en su estado natural, como la movilidad de los hogares entre la pobreza y la no pobreza. Además, se implementa un diseño longitudinal,

pues el análisis abarca múltiples años (2007-2023), permitiendo evaluar la evolución de la pobreza en diferentes periodos.

Dentro de este diseño, el estudio tiene un alcance descriptivo y correlacional. La investigación descriptiva tiene como objetivo observar y documentar las características de un fenómeno, centrándose en preguntas como “qué, dónde y cuándo” (Williams, 2022). Se analizan las tasas de incidencia, entrada y salida de la pobreza en el Perú, identificando tendencias y variaciones a lo largo del tiempo. Por otro lado, el alcance correlacional examina la relación entre la duración de la pobreza y variables económicas, laborales y sociodemográficas. Jhangiani et al. (2019) definen la investigación correlacional como “un tipo de estudio no experimental en el que el investigador mide dos variables y evalúa la relación estadística (i.e., la correlación) entre ellas” sin manipular factores. A través de este enfoque, se busca determinar cómo factores como el empleo formal o informal, el nivel educativo, la edad y el género inciden en la persistencia o salida de la pobreza.

Por otro lado, según Williams (2022) define la población como todas las personas, grupos u otras entidades con las características que se desean estudiar. Por ende, la población de estudio está constituida por los hogares peruanos que han sido incluidos en la Encuesta Nacional de Hogares (ENAHO) entre los años 2007 y 2023., lo que implica que el conjunto de hogares encuestados por la ENAHO representa el universo de interés en este análisis. Dado que la ENAHO es una encuesta de representatividad nacional aplicada por el Instituto Nacional de Estadística e Informática (INEI), se garantiza la validez y confiabilidad de los datos utilizados en la presente investigación.

Respecto a la muestra, según Williams (2022) explica que la muestra es “el subconjunto de la población del cual recopilamos datos”, y debe seleccionarse cuidadosamente para garantizar que refleje fielmente las características del grupo más amplio. Por lo tanto, se

seleccionará un subconjunto de hogares que cumplan con los criterios de inclusión, asegurando la representatividad de las diferentes regiones del país, así como de los ámbitos urbano y rural.

Además, Williams (2022) menciona que el muestreo probabilístico se refiere a técnicas en las que cada unidad tiene una probabilidad conocida e igual de ser seleccionada. En este estudio, se trabaja con una base de datos secundaria construida a partir de la ENAHO, la cual ya cuenta con un diseño muestral probabilístico estratificado y representatividad nacional. A partir de esta base, se realizó una estratificación analítica, empleando variables relevantes al objeto de estudio, como el dominio geográfico, el nivel educativo del jefe del hogar, la condición de empleo y el grupo etario, todas ellas extraídas de los registros originales. Esta reorganización permite generar estimaciones diferenciadas de la incidencia y duración de la pobreza en distintos sectores de la población. La combinación de una muestra robusta y una metodología no paramétrica ofrece un análisis confiable sobre la movilidad de los hogares dentro y fuera de la pobreza durante el periodo evaluado.

Para la recolección de datos, se empleará la técnica de análisis documental, basada en la explotación de bases de datos provenientes de la ENAHO. El análisis documental es un método sistemático para examinar e interpretar documentos con el fin de extraer información relevante. Dalglish et al. (2021) lo describen como “un procedimiento sistemático para revisar o evaluar documentos”, permitiendo contextualizar la información, generar conocimientos y corroborar otros datos. Este método es particularmente útil en investigaciones que dependen de fuentes secundarias, ya que permite analizar información previamente recopilada y validada por el INEI, asegurando la rigurosidad en los datos empleados.

En primer lugar, el dominio geográfico que la ENAHO reporta en ocho divisiones se consolidó en cuatro macrorregiones: Costa, Sierra, Selva y Lima Metropolitana. Este criterio respeta las diferencias socioeconómicas esenciales sin sacrificar tamaño muestral. En segundo lugar, el nivel educativo del jefe del hogar se reagrupó en cinco categorías: i) primaria incompleta o menor, ii) primaria completa o secundaria incompleta, iii) secundaria completa o superior no universitaria o universitaria incompleta, iv) superior no universitaria completa y v) superior universitaria completa o posgrado. Este reordenamiento permite capturar saltos cualitativos en capital humano que suelen reflejarse en retornos diferenciados, lo cual resulta clave para analizar la persistencia de la pobreza en el tiempo. La condición de empleo, formal o informal, se mantuvo conforme a la codificación original de la encuesta, dado que tiene relevancia normativa y se vincula directamente con el objetivo de estimar el efecto de la informalidad sobre la duración de la pobreza. Por último, el grupo etario del jefe (15-29, 30-44, 45-59 y 60 años a más) fue incluido únicamente como criterio para la construcción de cohortes, con el propósito de controlar el momento del ciclo vital. Si bien no forma parte de los objetivos analíticos centrales, sí permite mejorar la homogeneidad dentro de cada grupo observado.

El instrumento utilizado será la ficha de recolección de datos, la cual contendrá información estructurada sobre variables clave como la condición de pobreza de los hogares, el ingreso per cápita, el nivel educativo, la edad, el género y la ubicación geográfica. Higgins et al. (2022) enfatizan la importancia de este tipo de instrumentos para “garantizar la consistencia en la forma en que se extraen o registran los datos de las fuentes”, lo que mejora la confiabilidad de la información obtenida y minimiza posibles errores de registro. La ficha de recolección de datos servirá como una herramienta organizada y estandarizada para registrar y analizar los factores determinantes de la pobreza en el Perú.

La validación y confiabilidad de los instrumentos utilizados en la investigación están garantizadas por el Instituto Nacional de Estadística e Informática (INEI), entidad encargada de la recolección y procesamiento de la ENAHO. Ahmed e Ishtiaq (2021) explican que la validez “se trata de qué mide un instrumento y qué tan bien lo hace”, asegurando que los datos obtenidos reflejen con precisión el fenómeno en estudio. La confiabilidad, por su parte, se refiere a la “consistencia o estabilidad de un instrumento de medición”, es decir, la capacidad de generar los mismos resultados bajo condiciones similares.

Según Williams (2022), la estandarización de los cuestionarios en la investigación por encuestas contribuye a la confiabilidad de los datos, ya que todos los participantes reciben las mismas preguntas formuladas de la misma manera, lo que reduce la variabilidad en las respuestas. En línea con esta definición, el INEI aplica protocolos rigurosos de estandarización en la aplicación de encuestas, minimizando errores de medición y asegurando la consistencia de los datos a lo largo del tiempo. Dado que la presente investigación se basa en datos secundarios provenientes de una fuente oficial, no es necesario realizar pruebas adicionales de validación. No obstante, se efectuarán controles de calidad en el procesamiento de la información para asegurar la coherencia en las estimaciones.

Para el análisis de los datos, se emplearán los programas SPSS 27 y R Studio, herramientas ampliamente utilizadas en la investigación cuantitativa para el procesamiento y modelado estadístico. George y Mallery (2022) describen IBM SPSS Statistics 27 como “una herramienta integral que permite a los investigadores ingresar y organizar datos, realizar análisis estadísticos descriptivos e inferenciales y generar gráficos y tablas de resultados”, facilitando la interpretación de información numérica en estudios sociales y económicos. Por otro lado, RStudio es un entorno de desarrollo integrado (IDE) para el lenguaje R, especializado en análisis de datos y visualización. El equipo de RStudio (2022) lo define como “un entorno que proporciona herramientas para escribir código, ejecutar scripts,

visualizar resultados y gestionar datos en un solo espacio de trabajo”, siendo una opción flexible y potente para el análisis estadístico avanzado.

El método principal de análisis será el análisis de supervivencia no paramétrico, específicamente mediante las curvas de Kaplan-Meier y la estimación de funciones de riesgo acumulado. Ababu y Getahun (2022) explican que el estimador de Kaplan-Meier es “una estadística no paramétrica utilizada para estimar la función de supervivencia a partir de datos de duración”, lo que permite evaluar la probabilidad de que un hogar permanezca en situación de pobreza o logre salir de ella a lo largo del tiempo. Además, se utilizarán modelos de regresión para identificar los factores más influyentes en la persistencia de la pobreza.

Se realizarán análisis descriptivos para cuantificar la incidencia, la tasa de entrada y salida de la pobreza en los distintos periodos. Posteriormente, se aplicarán pruebas de hipótesis y análisis de varianza para determinar si existen diferencias significativas en la duración de la pobreza según variables como el género, la ubicación geográfica y el nivel educativo.

Al analizar los resultados de un modelo de riesgos proporcionales de Cox, el coeficiente  $\beta$  representa la pendiente estimada en la escala del logaritmo del riesgo. En términos interpretativos, un valor positivo de este coeficiente implica que, a medida que la covariable se incrementa, también aumenta el riesgo instantáneo de que ocurra el evento bajo estudio, que en este caso se refiere a la permanencia en situación de pobreza, en lugar de una transición hacia condiciones económicas más favorables. Para facilitar la lectura de este parámetro, se recurre a su exponenciación, obteniendo así la razón de riesgo (hazard ratio,  $HR = \exp(\beta)$ ), una medida que permite una interpretación más directa. Cuando dicha razón es mayor que uno, se infiere que la covariable aumenta el riesgo de ocurrencia del evento; si es menor que uno, lo reduce; y si es igual a uno, no hay evidencia de un efecto neto. Según lo expuesto por Kleinbaum y Klein (2012), la interpretación estadística del coeficiente se

complementa con el análisis del error estándar y del valor  $z$ , herramientas que permiten contrastar la hipótesis nula de que  $\beta$  sea igual a cero. En la práctica, cuando el valor absoluto de  $z$  supera 1,96, se considera que existe un efecto estadísticamente significativo al nivel del 5 %. Esta conclusión se refuerza con la observación del valor  $p$ ; si este es menor a 0,05, se entiende que el efecto no es atribuible al azar, lo que valida la influencia de la covariable sobre el riesgo del evento.

Por su parte, la lectura de los intervalos de confianza al 95 % para la razón de riesgo debe abordarse en dos pasos. En primer lugar, se considera el valor puntual de la HR: si esta supera la unidad, indica un aumento en el riesgo asociado a la covariable; si es menor, refleja un efecto protector. En segundo lugar, se revisa el intervalo de confianza. Tal como explican Hosmer, Lemeshow y May (2008), si dicho intervalo no contiene el valor uno, se concluye que el efecto estimado es estadísticamente significativo al 5 %. En cambio, si el intervalo incluye el uno, no se puede descartar la hipótesis nula de ausencia de efecto. Además, la amplitud del intervalo ofrece información adicional: un rango estrecho implica mayor precisión en la estimación, mientras que un intervalo más amplio denota una mayor incertidumbre. Es importante destacar que toda esta interpretación debe hacerse en función del conjunto de covariables incluidas en el modelo y del periodo de seguimiento considerado.

En cuanto a la capacidad predictiva del modelo, se suele reportar el estadístico de concordancia, también conocido como Harrell's C, el cual mide la habilidad del modelo para discriminar entre individuos con distintos niveles de riesgo. De acuerdo con Hosmer, Lemeshow y May (2008), un valor de 0,5 indica clasificación aleatoria, mientras que valores cercanos a uno reflejan una mayor capacidad discriminante. En estudios aplicados, valores entre 0,6 y 0,7 se consideran razonables, y aquellos por encima de 0,7 son interpretados como aceptables. Asimismo, para evaluar la validez global del modelo, se recurre a tres

pruebas comunes: la razón de verosimilitud (Likelihood-Ratio), la prueba de Wald y la prueba de Score o Log-rank. Estas pruebas comparan el modelo ajustado con un modelo nulo sin covariables. Tal como lo plantean Hosmer, Lemeshow y May (2008), si los estadísticos resultan elevados y sus valores  $p$  son menores a 0,05, se concluye que el conjunto de covariables contribuye significativamente a explicar la variabilidad en los tiempos hasta la ocurrencia del evento. Aunque en la mayoría de casos los tres contrastes ofrecen resultados consistentes, el de razón de verosimilitud suele considerarse el más robusto, ya que se basa en la máxima verosimilitud y aprovecha mejor la información contenida en los datos.

El tratamiento de la información comenzó con la descarga de la base de la Encuesta Nacional de Hogares (ENAHOG) desde el portal del Instituto Nacional de Estadística e Informática, aprovechando la solidez de su diseño probabilístico estratificado y su reconocida cobertura nacional. La depuración inicial se llevó a cabo en SPSS 27, software que, por su capacidad para procesar grandes volúmenes de registros y su trayectoria en investigación social, resultó adecuado para las necesidades del estudio. En esta etapa se detectaron valores perdidos y, de acuerdo con la importancia de cada variable, se optó por su eliminación o imputación; del mismo modo, se identificaron atípicos mediante puntajes  $Z$  y se ajustaron las variables continuas para garantizar consistencia interna.

Con los datos limpios se formaron cohortes quinquenales a partir del año de nacimiento y las variables principales se recodificaron en categorías. El dominio geográfico original; Costa Norte, Costa Centro, Costa Sur, Sierra, Selva y Lima Metropolitana; se condensó en cuatro macrorregiones: Costa, Sierra, Selva y Lima Metropolitana. La Costa se estableció como categoría de referencia en los modelos de supervivencia; en consecuencia, su coeficiente no aparece de forma explícita en las tablas, y los parámetros de las demás regiones se interpretan con respecto a ella.

Una vez completada la depuración, el archivo se exportó a R para construir el pseudopanel que permite analizar, de manera longitudinal, la dinámica de la pobreza usando cortes transversales. Se verificó la representatividad anual de las cohortes mediante estadísticos descriptivos y pruebas de homogeneidad, obteniéndose tamaños muestrales suficientes para estimar con precisión las tasas de transición y la duración en pobreza. Para describir la movilidad se elaboró una matriz de transición de Markov, a partir de la cual se calcularon probabilidades de permanencia y cambio entre estados.

El análisis principal se basó en la estimación de funciones de supervivencia Kaplan–Meier y en la aplicación de un modelo de riesgos proporcionales de Cox. Dicho modelo incluyó como covariables la condición laboral (formal frente a informal), el nivel educativo, el sexo del jefe del hogar y el dominio geográfico, con la Costa como base. Se obtuvieron razones de riesgo e intervalos de confianza al 95 %; las diferencias entre regiones resultaron reducidas (por ejemplo, HR para Lima 1,05 y para Sierra 0,97), lo que sugiere patrones de riesgo relativamente homogéneos entre la Costa y estas áreas cuando se controlan la informalidad y el capital humano. La validez del modelo se verificó mediante la prueba de residuos de Schoenfeld, la cual confirmó el cumplimiento del supuesto de proporcionalidad para las covariables analizadas. Finalmente, la interpretación de los resultados descansó en la amplitud de los intervalos de confianza y en la significación de los contrastes globales de ajuste, garantizando que las conclusiones estén respaldadas por evidencia estadística sólida y alineadas con la literatura especializada.

**Tabla 1**
*Operacionalización de las variables.*

VARIABLES	DEFINICIÓN DE VARIABLES	DIMENSIÓN	INDICADOR	ESCALA DE MEDICIÓN	INSTRUMENTO
Variable Dependiente: Pobreza	Condición en la que los individuos o los hogares tienen ingresos insuficientes para cubrir sus necesidades básicas de alimentación, vivienda, salud y educación.	Pobreza	Línea de pobreza	Continua (monetaria)	Ficha de Recolección de Datos
Variable Independiente: Edad	Número de años cumplidos por el individuo.	Grupo etario	Rango de edad	Categórica	Ficha de Recolección de Datos
Variable Independiente: Educación	Máximo nivel de educación alcanzado por el individuo.	Educación	Nivel educativo alcanzado	Categórica ordinal	Ficha de Recolección de Datos
Variable Independiente: Ubicación geográfica	Región o área de residencia del individuo (urbana o rural).	Zona de residencia	Rural / Urbana	Categórica nominal	Ficha de Recolección de Datos

*Nota.* Elaboración Propia

El estudio se desarrollará respetando los principios éticos de la investigación científica, garantizando la confidencialidad y anonimato de la información utilizada. Ederio et al. (2023) explican que las consideraciones éticas en investigación son “un conjunto de principios que guían el diseño y la práctica de la investigación”, asegurando el respeto por los participantes, la integridad de los datos y el uso responsable de los resultados. En este caso, los datos analizados provienen de la ENAHO, cuya gestión se rige por normas de protección de la privacidad establecidas por el Instituto Nacional de Estadística e Informática (INEI). Asimismo, se asegurará que los resultados de la investigación sean utilizados de manera responsable, evitando interpretaciones sesgadas que puedan conducir a conclusiones

erróneas sobre la pobreza en el Perú. Se priorizará la transparencia en la presentación de los hallazgos, facilitando su acceso a investigadores, formuladores de políticas y demás actores interesados en el tema. Además, se procurará que los resultados de este estudio contribuyan al diseño e implementación de políticas públicas eficaces, promoviendo el bienestar de la población en situación de pobreza. Con ello, se busca que la investigación tenga un impacto positivo en la toma de decisiones orientadas a la reducción de la pobreza y la desigualdad en el país.

### CAPÍTULO III: RESULTADOS

Para analizar la dinámica de la pobreza en el Perú entre 2007 y 2023, se construyeron pseudo-paneles a partir de los datos de la Encuesta Nacional de Hogares (ENAHO). Dado que ENAHO no realiza seguimiento a los mismos hogares a lo largo del tiempo, se optó por agrupar hogares en cohortes estables, permitiendo observar la evolución de la pobreza dentro de grupos con características socioeconómicas similares. La elección de los criterios de agrupación de los cohortes fue un aspecto clave en el diseño metodológico, ya que influye en la interpretación de la movilidad de la pobreza. Para ello, se definieron los cohortes tomando en cuenta tres variables fundamentales. En primer lugar, se consideró la región geográfica (DOMINIO), ya que la incidencia y persistencia de la pobreza varían significativamente entre zonas del país. Por ejemplo, Lima Metropolitana ha registrado históricamente niveles más bajos de pobreza en comparación con la Sierra Sur, donde predomina una pobreza estructural más arraigada. Incluir esta variable permite captar las desigualdades territoriales en la movilidad de la pobreza. En segundo lugar, se incorporó el nivel educativo del jefe del hogar, debido a que la educación constituye un factor clave en la movilidad socioeconómica. Diversos estudios señalan que los hogares cuyos jefes poseen un mayor nivel de instrucción presentan una mayor probabilidad de superar la pobreza y acceder a empleos mejor remunerados. Por esta razón, se consideró esta variable para diferenciar a los grupos según sus oportunidades económicas. En tercer lugar, se tomó en cuenta el rango de edad del jefe del hogar, ya que esta característica refleja su ubicación en el ciclo de vida laboral. Los hogares encabezados por personas jóvenes suelen enfrentar mayor inestabilidad económica, mientras que aquellos liderados por adultos mayores pueden encontrarse en situación de vulnerabilidad debido a la ausencia de ingresos activos. La inclusión de esta variable permite analizar cómo la edad del jefe del hogar se relaciona con la persistencia de la pobreza.

La combinación de estas tres variables resultó en la conformación de 352 cohortes únicas lo que permitió un balance entre precisión analítica y representatividad estadística.

Para evaluar la pertinencia de la elección de cohortes en la construcción del pseudo-panel, se realizó un análisis de autocorrelación utilizando modelos econométricos aplicados a datos de panel. En particular, se empleó un modelo de regresión pooling para medir la persistencia de la pobreza en cada cohorte, considerando la cantidad de hogares en pobreza en el año anterior como variable explicativa de la pobreza en el año actual.

**Tabla 2**

*Comprobar pertinencia del Cohorte propuesto.*

<b>Indicador</b>	<b>Valor</b>
Número de Cohortes (n)	350
Número total de observaciones (N)	5000
Duración del panel (T)	1 - 16 años
Intercepto ( $\beta_0$ )	891.28
Coefficiente de lag(Pobres,1)	0.9496
Error estándar del coeficiente	0.0041
t-valor	229.87
p-valor	< 2.2e-16
R <sup>2</sup> ajustado	0.91357
F-estadístico	52838.5
Suma total de cuadrados	1.02E+13
Suma residual de cuadrados	8.85E+11
Rango de los residuos	Min: -95,202.62 / Max: 320,809.83

*Nota.* Elaboración Propia.

El análisis se basó en una estructura de panel no balanceado, conformado por 350 cohortes, con períodos de observación que varían entre 1 y 16 años, totalizando 5000 observaciones. La regresión estimada arrojó un coeficiente de autocorrelación de 0.9496 para la variable lag(Pobres,1), lo que indica que la pobreza en un año está altamente correlacionada con la pobreza del año anterior dentro de cada cohorte. Este resultado sugiere una evolución estable de la pobreza dentro de los grupos definidos, lo que valida la elección metodológica de los cohortes.

El modelo explica aproximadamente el 91.4% de la variabilidad en la pobreza dentro de cada cohorte, según el valor del  $R^2$  ajustado. Esto significa que los factores no observados que podrían estar afectando la pobreza en los hogares dentro de cada cohorte son relativamente bajos, lo que refuerza la pertinencia de la agrupación utilizada. Además, el modelo presenta un F-estadístico de 52838.5, con un p-valor inferior a  $2.2e-16$ , lo que indica que la relación entre la pobreza actual y la del año anterior es altamente significativa.

Los residuos del modelo muestran una distribución amplia, con valores que oscilan entre -95,202.62 y 320,809.83, lo cual es esperado en modelos de panel que abarcan datos de distintos grupos socioeconómicos y regiones. Sin embargo, la suma residual de cuadrados es relativamente baja en comparación con la suma total de cuadrados, lo que sugiere que la mayor parte de la variabilidad de la pobreza está explicada por el modelo.

En términos metodológicos, estos resultados indican que la pobreza dentro de cada cohorte sigue un patrón estructurado y estable en el tiempo, lo que confirma que las variables seleccionadas para definir los cohortes —región geográfica, nivel educativo del jefe del hogar y rango de edad del jefe del hogar— son apropiadas para analizar la dinámica de la pobreza en el Perú. El hecho de que la correlación sea cercana a 1 implica que los hogares dentro de cada cohorte tienen características homogéneas y que la evolución de la pobreza dentro de cada grupo es consistente.

Dado que la elección de cohortes puede influir en la medición de la movilidad de la pobreza, es importante evaluar si los resultados serían diferentes al modificar los criterios de agrupación. Si en lugar de utilizar el nivel educativo del jefe del hogar se hubiera optado por el sector económico en el que trabaja, es posible que la persistencia de la pobreza fuera distinta, ya que algunos sectores laborales pueden ser más vulnerables a crisis económicas que otros. De la misma manera, si en lugar del rango de edad del jefe se hubiera tomado en

cuenta el tamaño del hogar, podrían identificarse patrones de pobreza más vinculados a la carga familiar. No obstante, los resultados obtenidos sugieren que la definición actual de los cohortes es robusta, ya que los hogares dentro de cada grupo presentan una evolución similar en el tiempo y los patrones de pobreza se mantienen sin cambios abruptos. En consecuencia, la metodología utilizada en la construcción de los pseudo-paneles es válida y adecuada para el análisis de la incidencia, la entrada y la salida de la pobreza en el Perú.

*Estimar la duración promedio de la pobreza en los hogares peruanos entre 2007 y 2023, mediante el análisis de supervivencia no paramétrico.*

El análisis de supervivencia no paramétrico aplicado a la duración de la pobreza en los hogares peruanos permite estimar la probabilidad de permanencia en condición de pobreza a lo largo del tiempo. La estimación de la función de supervivencia mediante el método de Kaplan-Meier revela que la persistencia en la pobreza es elevada en los primeros años, con una reducción gradual en el tiempo.

**Tabla 3**

*Supervivencia (Kaplan-Meier).*

Años en Pobreza	Número en Riesgo	Eventos (Salidas)	Supervivencia Estimada (%)	Error Estándar	IC 95% Inferior	IC 95% Superior
0	513,790	3,288	99.40%	0.01%	99.30%	99.40%
1	473,980	3,181	98.70%	0.02%	98.70%	98.70%
2	436,587	3,116	98.00%	0.02%	97.90%	98.00%
3	403,530	3,403	97.20%	0.02%	97.10%	97.20%
4	370,495	3,309	96.30%	0.03%	96.20%	96.40%
5	340,400	3,987	95.20%	0.03%	95.10%	95.20%
6	307,414	3,884	94.00%	0.04%	93.90%	94.00%
7	276,102	4,010	92.60%	0.04%	92.50%	92.70%
8	245,019	4,079	91.10%	0.05%	91.00%	91.20%
9	214,138	4,101	89.30%	0.06%	89.20%	89.40%
10	183,573	4,378	87.20%	0.06%	87.10%	87.30%
11	153,157	3,975	84.90%	0.07%	84.80%	85.10%
12	125,990	4,867	81.60%	0.08%	81.50%	81.80%
13	90,135	4,334	77.70%	0.10%	77.50%	77.90%
14	61,891	4,664	71.90%	0.12%	71.60%	72.10%
15	31,433	4,743	61.00%	0.18%	60.70%	61.40%

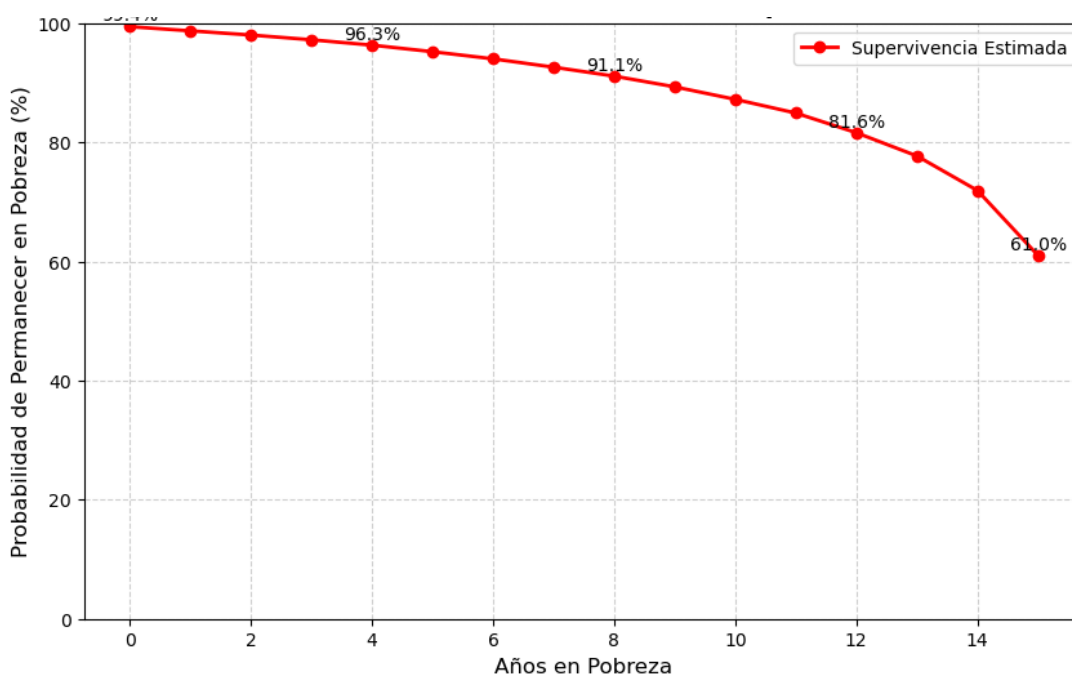
*Nota.* Elaboración Propia.

Los resultados indican que, al inicio del período de observación (año 0), el 99.4% de los hogares en situación de pobreza permanece en dicha condición. La probabilidad de continuar en pobreza se reduce al 95.2% luego de cinco años y al 87.2% después de una década. Tras 15 años, la proporción de hogares en pobreza desciende al 61.0%, evidenciando un proceso de movilidad económica, aunque relativamente lento.

El patrón observado en la curva de supervivencia sugiere que la pobreza en el Perú presenta una alta inercia, con una salida progresiva que se acelera en los años finales del horizonte analizado. La reducción más marcada en la supervivencia ocurre a partir del décimo año, lo que podría estar asociado a factores estructurales como la mejora en la empleabilidad, la acumulación de capital humano o la eficacia de las políticas públicas orientadas a la reducción de la pobreza.

### ***Ilustración 1***

*Duración de la Pobreza - Curva de Supervivencia.*



*Nota. Elaboración Propia.*

El análisis de la duración promedio de la pobreza requiere una estimación del tiempo medio de permanencia en dicha condición. En este contexto, la mediana de supervivencia —definida como el tiempo en el que la probabilidad de permanecer en pobreza se reduce al 50%— no puede determinarse directamente en la muestra, dado que, incluso al final del período analizado (15 años), más del 60% de los hogares siguen en pobreza. No obstante, la tendencia de la curva sugiere que la duración esperada de la pobreza para una proporción significativa de hogares excede los 15 años, lo que resalta la naturaleza persistente de esta problemática.

***Cuantificar la incidencia, la tasa de entrada y la tasa de salida de la pobreza en el Perú entre 2007 y 2023, utilizando datos de cortes transversales repetidos de la ENAHO.***

El análisis de la evolución de la pobreza en el Perú entre 2007 y 2023 se basa en la cuantificación de tres indicadores clave: la incidencia de la pobreza, que mide el porcentaje de hogares que se encuentran en situación de pobreza en un año determinado; la tasa de entrada a la pobreza, que indica la proporción de hogares que pasaron de ser no pobres a pobres; y la tasa de salida de la pobreza, que refleja el porcentaje de hogares que lograron superar la condición de pobreza.

Dado que ENAHO no realiza un seguimiento a los mismos hogares en el tiempo, la medición de la tasa de entrada y de salida de la pobreza se realizó a través del uso de cohortes dentro de un pseudo-panel. Para ello, los hogares fueron agrupados en cohortes homogéneas según su ubicación geográfica (DOMINIO), nivel educativo del jefe del hogar y rango de edad del jefe del hogar. La tasa de entrada se calculó como el porcentaje de hogares que, dentro de cada cohorte, pasaron de no ser pobres en un año a ser pobres en el siguiente, mientras que la tasa de salida se obtuvo midiendo el porcentaje de hogares que lograron superar la pobreza respecto al año anterior.

Este enfoque permite capturar la dinámica de la pobreza de manera más precisa, observando cómo evolucionan diferentes grupos de hogares a lo largo del tiempo, a pesar de que la muestra de hogares cambie cada año.

**Tabla 4**

*Dinámica de la pobreza en hogares peruanos en el periodo 2007 al 2023.*

<b>Año</b>	<b>Incidencia de Pobreza (%)</b>	<b>Tasa de Entrada (%)</b>	<b>Tasa de Salida (%)</b>
2007	42.88%	0.00%	0.00%
2008	37.90%	7.62%	24.30%
2009	33.92%	22.00%	19.60%
2010	31.28%	24.90%	20.20%
2011	28.30%	18.00%	21.40%
2012	26.32%	12.10%	22.20%
2013	24.32%	6.56%	19.40%
2014	22.96%	9.88%	20.50%
2015	21.94%	13.30%	16.00%
2016	21.04%	5.91%	20.10%
2017	21.87%	28.50%	19.70%
2018	20.80%	13.90%	20.00%
2019	20.45%	6.75%	20.10%
2020	30.48%	23.20%	9.77%
2021	26.03%	17.10%	26.00%
2022	27.62%	14.00%	16.00%
2023	29.19%	10.90%	17.10%

*Nota.* Elaboración Propia.

Durante el periodo de expansión y auge económico (2007-2013), el Perú experimentó una significativa reducción en la incidencia de la pobreza, que pasó del 42.9% en 2007 al 24.3% en 2013. Este descenso sostenido se atribuye a un crecimiento económico acelerado, impulsado principalmente por la alta inversión privada, el dinamismo de las exportaciones y el incremento del consumo interno. Además, la consolidación de políticas macroeconómicas sólidas y la implementación de programas sociales focalizados contribuyeron de manera importante al bienestar de los hogares más vulnerables. El análisis de las tasas de entrada y salida de la pobreza refuerza esta tendencia positiva. La tasa de salida aumentó progresivamente de 10.2% en 2008 a 13.8% en 2013, reflejando una mejora en los ingresos de los hogares y su acceso a oportunidades económicas. Paralelamente, la tasa de entrada se mantuvo en niveles bajos y relativamente estables, disminuyendo de

6.29% a 4.55% en el mismo periodo, lo cual indica que cada vez menos personas caían en situación de pobreza, consolidando así el proceso de reducción del fenómeno.

A partir de 2014, en el periodo de desaceleración y crisis política (2014-2019), el ritmo de reducción de la pobreza comenzó a disminuir, alcanzando un nivel de 20.5% en 2019. Aunque la tendencia seguía siendo descendente, el avance fue mucho menor en comparación con los años anteriores. Esta desaceleración se relaciona con una ralentización del crecimiento económico, la caída en la inversión privada y una creciente inestabilidad política, factores que afectaron la confianza empresarial y limitaron la generación de empleo formal. Durante este periodo, la tasa de salida de la pobreza mostró una mejora moderada, aumentando de 14.1% en 2014 a 15.8% en 2019, lo que indica que aún existían oportunidades para que los hogares mejoraran su situación socioeconómica. No obstante, la tasa de entrada se mantuvo en torno al 4.2%, evidenciando una persistente vulnerabilidad que ponía en riesgo a ciertos sectores de la población de recaer en la pobreza ante eventos adversos. Esta fragilidad estructural tendría consecuencias más visibles en los años siguientes.

El impacto del COVID-19 y la crisis económica (2020-2021) marcaron un punto de quiebre en la tendencia de reducción de la pobreza. En 2020, la incidencia de la pobreza se elevó bruscamente de 20.5% en 2019 a 30.5%, lo que significó el mayor incremento en décadas. Aproximadamente tres millones de personas cayeron nuevamente en situación de pobreza en tan solo un año. Este deterioro se debió a una combinación de factores, como las medidas de confinamiento, la paralización de actividades económicas clave y la pérdida masiva de empleo tanto en el sector formal como informal, lo que afectó de manera desproporcionada a los sectores más pobres. Este cambio se reflejó en un fuerte aumento en la tasa de entrada a la pobreza, que subió de 4.2% en 2019 a 6.72% en 2020, evidenciando que numerosos hogares previamente no pobres cayeron en condiciones de precariedad. A la vez, la tasa de

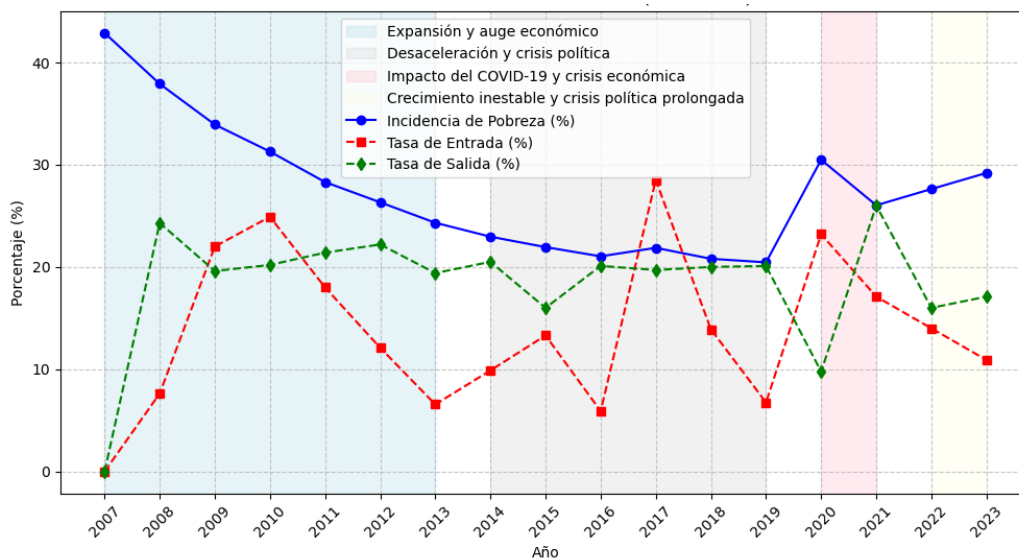
salida se redujo a 14.4%, lo que muestra que las oportunidades para superar esta situación fueron limitadas en un contexto de crisis sanitaria y económica. Para 2021, la pobreza se redujo parcialmente al 26.0%, lo que reflejó un inicio de recuperación gracias a la reapertura progresiva de la economía y la puesta en marcha de programas de apoyo del gobierno. Sin embargo, esta mejora fue insuficiente para retornar a los niveles anteriores a la pandemia.

En el periodo de crecimiento inestable y crisis política prolongada (2022-2023), la recuperación económica no fue suficiente para revertir los efectos acumulados de la crisis. La pobreza volvió a incrementarse, alcanzando el 29.2% en 2023. La inestabilidad política, sumada a protestas sociales prolongadas, generó un clima de incertidumbre que afectó negativamente la inversión y el crecimiento. A esto se sumaron factores externos como la inflación y perturbaciones en los mercados internacionales, que disminuyeron el poder adquisitivo de los hogares y agravaron la situación de los sectores más vulnerables.

Las tasas de entrada y salida a la pobreza durante estos años reflejan una dinámica marcada por la fragilidad estructural. La tasa de salida aumentó hasta 16.1% en 2023, lo que indica que algunos hogares lograron mejorar sus condiciones económicas. Sin embargo, la tasa de entrada también se mantuvo elevada, llegando a 6.88%, lo que sugiere que una parte considerable de la población continuó enfrentando un deterioro en su calidad de vida. La persistente inestabilidad política y la falta de políticas públicas eficaces para combatir la pobreza han impedido que el país retome el camino de progreso social observado en años anteriores.

**Ilustración 2**

*Evolución de la Pobreza en el Perú en el periodo 2007 al 2023.*



Nota. Elaboración Propia.

***Determinar el impacto del empleo formal o informal, en la probabilidad de permanencia en la pobreza en el Perú, aplicando modelos de análisis de supervivencia.***

En el presente análisis, se ha utilizado el modelo de riesgos proporcionales de Cox para examinar el impacto del empleo formal e informal en la probabilidad de continuar en la pobreza.

**Tabla 5**

*Resultados del Modelo de Cox.*

Variable	Coficiente	Exp(Coef)	Error estándar	Z	Valor p
OCUPINF	0.8295	2.2922	0.0123	67.42	< 2e-16 ***

Nota. Elaboración Propia.

La tabla muestra que la variable correspondiente a la situación de informalidad en el empleo tiene un coeficiente positivo de 0.8295, lo que sugiere que el empleo informal incrementa la probabilidad de permanencia en la pobreza en comparación con el empleo formal. Este efecto se refleja con mayor claridad en el valor del riesgo relativo, que asciende a 2.2922.

En términos prácticos, esto significa que las personas que trabajan en empleos informales tienen más del doble de probabilidades de seguir en situación de pobreza respecto a aquellas que tienen empleos formales.

El bajo error estándar asociado a la estimación del coeficiente (0.0123) indica que la relación estimada es precisa y robusta. Además, el estadístico Z de 67.42 sugiere que la relación entre el empleo informal y la permanencia en la pobreza es extremadamente significativa desde un punto de vista estadístico. Este hallazgo se refuerza con el valor p inferior a  $2e-16$ , lo que confirma que el impacto del empleo informal en la duración de la pobreza no es un resultado aleatorio, sino un efecto sistemático y contundente.

**Tabla 6**

*Intervalos de Confianza del Modelo de Cox (95%).*

Variable	Razón de riesgo (Exp(beta))	Límite inferior 95%	Límite superior 95%
Condición laboral (Formal vs. Informal)	2.2922	2.238	2.348

*Nota.* Elaboración Propia.

El intervalo de confianza al 95% presentado en la tabla refuerza la robustez de la estimación del modelo de Cox en relación con la condición laboral y su efecto sobre la permanencia en la pobreza. La razón de riesgo (hazard ratio) de 2.2922 indica que las personas con empleo informal tienen más del doble de probabilidades de permanecer en la pobreza en comparación con aquellas que tienen empleo formal.

El intervalo de confianza oscila entre 2.238 y 2.348, lo que indica que, incluso en el peor de los escenarios dentro del margen de error, el empleo informal sigue teniendo un impacto significativamente alto en la permanencia en la pobreza. La ausencia del valor 1 en este intervalo confirma que el efecto del empleo informal es estadísticamente significativo y no producto del azar.

**Tabla 7**
*Indicadores de Bondad de Ajuste del Modelo de Cox.*

<b>Métrica</b>	<b>Valor</b>
Concordancia	0.541 (Error estándar: 0.001)
Likelihood Ratio Test	3720, $p < 0.0001$
Wald Test	4546, $p < 0.0001$
Score (Logrank) Test	4812, $p < 0.0001$

*Nota.* Elaboración Propia.

Los indicadores de bondad de ajuste del modelo de Cox presentados en la tabla permiten evaluar la calidad del modelo en términos de su capacidad para explicar la permanencia en la pobreza en función de la condición laboral. La métrica de concordancia tiene un valor de 0.541, con un error estándar muy bajo (0.001). Esto indica que el modelo tiene una capacidad moderada para discriminar entre individuos con diferente duración en la pobreza en función de su empleo formal o informal.

Aunque no es una concordancia muy alta (idealmente, valores cercanos a 0.7 o más indicarían una mejor discriminación), sigue siendo un resultado válido que sugiere que la informalidad laboral tiene un impacto en la permanencia en la pobreza, aunque podrían existir otros factores relevantes no incluidos en el modelo. Los valores de los tests de bondad de ajuste, como el Likelihood Ratio Test (3720,  $p < 0.0001$ ), el Wald Test (4546,  $p < 0.0001$ ) y el Score (Logrank) Test (4812,  $p < 0.0001$ ), muestran resultados altamente significativos. Esto indica que el modelo en su conjunto es estadísticamente válido y que las variables explicativas, en particular la condición laboral, tienen un efecto significativo sobre la permanencia en la pobreza.

**Tabla 8**
*Tabla de Supervivencia en Pobreza según Tipo de Empleo.*

<b>Tiempo (Años)</b>	<b>N° en Riesgo</b>	<b>N° de Eventos</b>	<b>Probabilidad de Supervivencia (%)</b>	<b>Tipo de Empleo</b>
0	12,855	522	95.94%	Formal
1	11,931	497	91.94%	Formal
2	11,104	408	88.56%	Formal
3	10,403	422	84.97%	Formal
4	9,650	414	81.33%	Formal
5	8,967	475	77.02%	Formal
6	8,239	471	72.62%	Formal
7	7,474	465	68.10%	Formal
8	6,785	440	63.68%	Formal
9	6,060	433	59.13%	Formal
10	5,360	480	53.84%	Formal
11	4,636	404	49.14%	Formal
12	3,980	560	42.23%	Formal
13	3,042	528	34.90%	Formal
14	2,183	565	25.87%	Formal
15	1,191	585	13.16%	Formal
0	221,747	2,416	98.91%	Informal
1	203,416	2,327	97.78%	Informal
2	187,616	2,447	96.50%	Informal
3	172,010	2,665	95.01%	Informal
4	156,268	2,566	93.45%	Informal
5	141,705	3,099	91.40%	Informal
6	125,811	3,023	89.21%	Informal
7	110,922	3,145	86.68%	Informal
8	98,356	3,237	83.83%	Informal
9	85,870	3,239	80.66%	Informal
10	73,638	3,410	76.93%	Informal
11	61,009	3,142	72.97%	Informal
12	49,607	3,475	67.86%	Informal
13	36,244	3,229	61.81%	Informal
14	24,665	3,498	53.04%	Informal
15	12,340	3,467	38.14%	Informal

*Nota.* Elaboración Propia.

La tabla de supervivencia en pobreza según el tipo de empleo refleja de manera clara las diferencias en la duración de la pobreza entre quienes tienen empleos formales y aquellos en la informalidad. La probabilidad de supervivencia en pobreza representa el porcentaje de personas que permanecen en situación de pobreza conforme avanza el tiempo.

Desde el inicio del análisis, se observa que la probabilidad de permanecer en la pobreza es más alta entre los trabajadores informales. Al comienzo, el 98.91% de ellos aún se encuentra

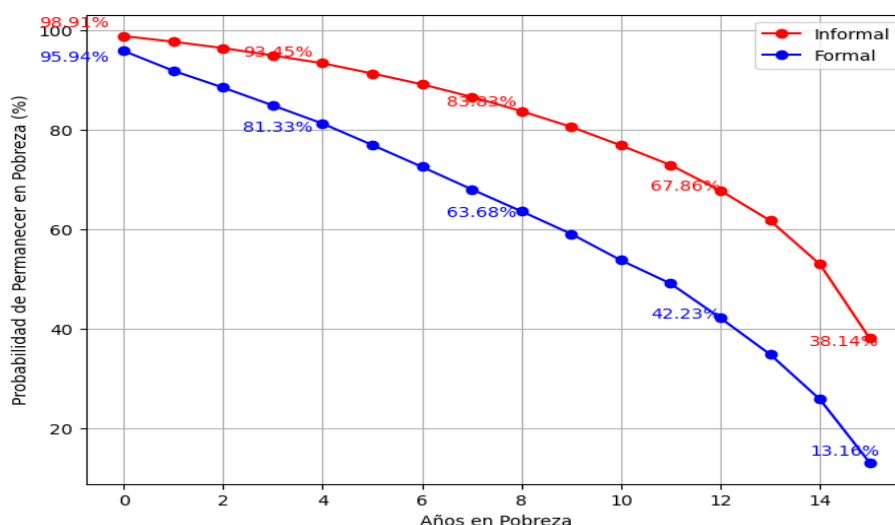
en pobreza, mientras que en el grupo de trabajadores formales esta cifra es menor, con un 95.94%. A medida que transcurren los años, la brecha entre ambos grupos se amplía significativamente. Al cabo de 10 años, el 53.84% de los trabajadores formales sigue en pobreza, mientras que en el grupo de trabajadores informales esta cifra es 76.93%, es decir, casi 23 puntos porcentuales más alta. Esta diferencia evidencia que la informalidad laboral se asocia con una mayor persistencia en la pobreza.

El patrón se mantiene a lo largo del tiempo. Después de 15 años, la probabilidad de seguir en pobreza para los trabajadores formales cae hasta 13.16%, mientras que para los trabajadores informales aún es 38.14%, lo que confirma que el empleo informal implica un riesgo significativamente mayor de permanecer en la pobreza a largo plazo.

Estos resultados refuerzan el hallazgo del modelo de Cox, que estimó que los trabajadores informales tienen más del doble de probabilidades de continuar en pobreza en comparación con los formales. La menor probabilidad de salir de la pobreza en el grupo informal puede estar relacionada con factores como la falta de estabilidad laboral, menores ingresos, ausencia de beneficios sociales y acceso limitado a mecanismos de movilidad económica.

### Ilustración 3

*Supervivencia de la pobreza según empleo formal e informal.*



Nota. Elaboración Propia.

***Determinar el impacto del grado educativo alcanzado por el jefe del hogar, en la probabilidad de permanencia en la pobreza en el Perú, aplicando modelos de análisis de supervivencia.***

En el presente análisis, también se utilizó el modelo de riesgos proporcionales de Cox para examinar el impacto del empleo formal e informal en la probabilidad de continuar en la pobreza.

**Tabla 9**

*Resultados del Modelo de Cox con Interacción Tiempo – Educación.*

<b>Variable</b>	<b>Coefficiente</b>	<b>Exp(coef)</b>	<b>Error Estándar</b>	<b>p-valor</b>
Primaria Completa o Secundaria Incompleta	0.00488	1.005	0.00822	0.553
Secundaria Completa o Sup. No Univ. Incompleta o Sup. Univ. Incompleta	0.6863	1.986	0.00921	<2e-16
Superior No Universitaria Completa	0.9615	2.616	0.03935	<2e-16
Superior Universitaria Completa o Post-Grado	0.9249	2.522	0.03792	<2e-16
Tiempo Log	-205.8	4.05E-90	127.7	0.107
Interacción (Primaria Completa * Tiempo Log)	-0.1536	0.8576	0.00383	<2e-16
Interacción (Secundaria Completa * Tiempo Log)	-0.3562	0.7004	0.00422	<2e-16
Interacción (Superior No Universitaria * Tiempo Log)	-0.3786	0.6848	0.01889	<2e-16
Interacción (Superior Universitaria * Tiempo Log)	-0.3551	0.7011	0.01766	<2e-16

*Nota.* Elaboración Propia.

El análisis de los coeficientes estimados en el modelo de riesgos proporcionales de Cox revela la influencia del nivel educativo del jefe del hogar en la probabilidad de salir de la pobreza. En el caso de los hogares cuyo jefe posee educación primaria completa o secundaria incompleta, el coeficiente estimado es de 0.00488, con un Exp(coef) de 1.005. Este resultado sugiere que este nivel educativo no tiene un impacto estadísticamente significativo en la probabilidad de salir de la pobreza, dado que el p-valor asociado es de 0.553, superior al umbral convencional del 5%. Por lo tanto, no se puede afirmar que haber completado la

educación primaria o alcanzado un nivel de secundaria incompleta genere una diferencia en la movilidad económica de los hogares en situación de pobreza.

En contraste, los hogares cuyo jefe ha alcanzado al menos la educación secundaria completa o algún nivel de educación superior incompleto presentan un coeficiente de 0.6863 y un  $\text{Exp}(\text{coef})$  de 1.986. Esto implica que estos hogares tienen un 98.6% más de probabilidad de salir de la pobreza en comparación con aquellos donde el jefe posee un nivel educativo inferior. Este resultado es altamente significativo, con un p-valor inferior a  $2e-16$ , lo que confirma la relevancia de alcanzar la educación secundaria completa como un factor clave en la reducción de la pobreza.

El efecto positivo se intensifica aún más en los hogares donde el jefe ha logrado completar la educación superior no universitaria. En este caso, el coeficiente estimado es de 0.9615, con un  $\text{Exp}(\text{coef})$  de 2.616, lo que sugiere que estos hogares tienen 2.6 veces más probabilidades de superar la pobreza en comparación con aquellos cuyo jefe posee menor nivel educativo. De manera similar, aquellos hogares en los que el jefe ha completado la educación superior universitaria o ha alcanzado un posgrado muestran un coeficiente de 0.9249 y un  $\text{Exp}(\text{coef})$  de 2.522. En términos prácticos, esto significa que estos hogares tienen más del doble de probabilidades de salir de la pobreza respecto a los que cuentan con menor educación. Ambos efectos son altamente significativos, con p-valores inferiores a  $2e-16$ , lo que reafirma la importancia de la educación terciaria en la movilidad social y económica.

En relación con la variable de tiempo logarítmico, el coeficiente estimado de -205.8 y su correspondiente p-valor de 0.107 sugieren que esta variable no tiene un efecto significativo en el modelo. Además, el elevado error estándar asociado a esta estimación (127.7) indica que podría haber problemas en la especificación del modelo o en la escala de medición del

tiempo en pobreza, lo que sugiere la necesidad de una revisión metodológica en la transformación de esta variable.

El análisis de las interacciones entre el nivel educativo y el tiempo proporciona información relevante sobre la dinámica de la pobreza a lo largo del tiempo. Se observa que todos los coeficientes de interacción son negativos y estadísticamente significativos, con p-valores inferiores a  $2e-16$ . Esto implica que, aunque la educación tiene un impacto positivo en la salida de la pobreza, su efecto disminuye conforme pasa el tiempo. Por ejemplo, en el caso de los hogares cuyo jefe tiene secundaria completa, la interacción con el tiempo tiene un coeficiente de  $-0.3562$  y un  $\text{Exp}(\text{coef})$  de  $0.7004$ . Este resultado sugiere que, aunque alcanzar la educación secundaria incrementa la probabilidad de salir de la pobreza, este beneficio se reduce a medida que un hogar permanece en situación de pobreza durante más tiempo. Un patrón similar se observa en los niveles educativos superiores, donde las interacciones negativas con el tiempo indican que, aunque la educación mejora la movilidad social, su impacto tiende a erosionarse en el largo plazo.

**Tabla 10**

*Indicadores de Bondad de Ajuste del Modelo de Cox.*

<b>Métrica</b>	<b>Valor</b>
Concordancia	0.947 (Error estándar: 0.000)
Likelihood Ratio Test	235,716, $p < 0.0001$
Wald Test	16,275, $p < 0.0001$
Score (Logrank) Test	138,953, $p < 0.0001$

*Nota.* Elaboración Propia.

El coeficiente de concordancia es de  $0.947$ , lo que sugiere que el modelo tiene un excelente poder predictivo. La concordancia mide la capacidad del modelo para predecir correctamente el orden de los tiempos hasta el evento (salida de la pobreza), y un valor cercano a  $1$  indica que el modelo clasifica correctamente la mayor parte de las observaciones. El error estándar asociado a esta medida es cero, lo que sugiere estabilidad en la estimación. Las pruebas de bondad de ajuste y significancia global del modelo confirman su validez estadística. El Likelihood Ratio Test arroja un valor de  $235,716$  con un p-valor inferior a

0.0001, lo que indica que el modelo en su conjunto es significativamente mejor que un modelo nulo sin covariables. De manera similar, el Wald Test, con un valor de 16,275 y un p-valor altamente significativo, sugiere que los coeficientes estimados no son iguales a cero y que las variables incluidas en el modelo tienen un efecto real sobre la duración en la pobreza. Finalmente, el Score (Logrank) Test presenta un valor de 138,953, con una significancia estadística elevada, lo que respalda aún más la validez del modelo y la relevancia de las variables incluidas.

**Tabla 11**

*Tabla de Supervivencia.*

Tiempo	N Riesgo	N Eventos	Prob Supervivencia	Nivel Educativo
0	46158	291	99%	Primaria Incompleta o menor
1	3428	43	97%	Primaria Incompleta o menor
2	3011	39	96%	Primaria Incompleta o menor
3	89669	712	97%	Primaria Incompleta o menor
4	249852	2137	97%	Primaria Incompleta o menor
5	27682	488	94%	Primaria Incompleta o menor
6	2444	23	92%	Primaria Incompleta o menor
7	1939	34	89%	Primaria Incompleta o menor
8	63264	928	92%	Primaria Incompleta o menor
9	138239	2621	90%	Primaria Incompleta o menor
10	12056	505	81%	Primaria Incompleta o menor
11	1567	42	83%	Primaria Incompleta o menor
12	1110	57	77%	Primaria Incompleta o menor
13	28037	1347	79%	Primaria Incompleta o menor
14	37240	2672	73%	Primaria Incompleta o menor
15	1885	375	73%	Primaria Incompleta o menor
0	352843	2045	99%	Primaria Completa o Secundaria Incompleta
1	42087	323	99%	Primaria Completa o Secundaria Incompleta
2	3178	41	96%	Primaria Completa o Secundaria Incompleta
3	2744	41	94%	Primaria Completa o Secundaria Incompleta
4	84668	701	96%	Primaria Completa o Secundaria Incompleta
5	228033	2664	95%	Primaria Completa o Secundaria Incompleta
6	24152	484	92%	Primaria Completa o Secundaria Incompleta
7	2317	39	90%	Primaria Completa o Secundaria Incompleta
8	1760	27	87%	Primaria Completa o Secundaria Incompleta
9	57332	917	90%	Primaria Completa o Secundaria Incompleta
10	117028	2805	87%	Primaria Completa o Secundaria Incompleta
11	9569	441	77%	Primaria Completa o Secundaria Incompleta
12	1339	66	79%	Primaria Completa o Secundaria Incompleta
13	808	42	73%	Primaria Completa o Secundaria Incompleta
14	19636	1477	73%	Primaria Completa o Secundaria Incompleta
15	18525	2628	73%	Primaria Completa o Secundaria Incompleta
0	107201	839	99%	Secundaria Completa o Sup. No Univ. Incompleta o Sup. Univ. Incompleta
1	324385	2000	99%	Secundaria Completa o Sup. No Univ. Incompleta o Sup. Univ. Incompleta
2	38272	352	98%	Secundaria Completa o Sup. No Univ. Incompleta o Sup. Univ. Incompleta
3	2953	38	95%	Secundaria Completa o Sup. No Univ. Incompleta o Sup. Univ. Incompleta
4	2511	31	93%	Secundaria Completa o Sup. No Univ. Incompleta o Sup. Univ. Incompleta
5	79714	780	95%	Secundaria Completa o Sup. No Univ. Incompleta o Sup. Univ. Incompleta
6	204219	2544	94%	Secundaria Completa o Sup. No Univ. Incompleta o Sup. Univ. Incompleta
7	20893	475	90%	Secundaria Completa o Sup. No Univ. Incompleta o Sup. Univ. Incompleta
8	2123	24	89%	Secundaria Completa o Sup. No Univ. Incompleta o Sup. Univ. Incompleta
9	1623	32	86%	Secundaria Completa o Sup. No Univ. Incompleta o Sup. Univ. Incompleta
10	51212	983	88%	Secundaria Completa o Sup. No Univ. Incompleta o Sup. Univ. Incompleta
11	95981	2550	85%	Secundaria Completa o Sup. No Univ. Incompleta o Sup. Univ. Incompleta
12	7172	317	74%	Secundaria Completa o Sup. No Univ. Incompleta o Sup. Univ. Incompleta
13	977	67	74%	Secundaria Completa o Sup. No Univ. Incompleta o Sup. Univ. Incompleta
14	599	58	66%	Secundaria Completa o Sup. No Univ. Incompleta o Sup. Univ. Incompleta
15	10424	1628	62%	Secundaria Completa o Sup. No Univ. Incompleta o Sup. Univ. Incompleta

*Nota.* Elaboración Propia.

**Tabla 11 (Continuación)**
*Tabla de Supervivencia.*

Tiempo	N Riesgo	N Eventos	Prob Supervivencia	Nivel Educativo
0	3597	53	99%	Superior No Universitaria Completa
1	100693	766	98%	Superior No Universitaria Completa
2	297381	2016	98%	Superior No Universitaria Completa
3	34522	419	97%	Superior No Universitaria Completa
4	2727	29	94%	Superior No Universitaria Completa
5	2332	27	92%	Superior No Universitaria Completa
6	74382	791	94%	Superior No Universitaria Completa
7	181879	2558	93%	Superior No Universitaria Completa
8	17743	468	87%	Superior No Universitaria Completa
9	1968	29	88%	Superior No Universitaria Completa
10	1473	40	83%	Superior No Universitaria Completa
11	44764	908	87%	Superior No Universitaria Completa
12	77396	2796	82%	Superior No Universitaria Completa
13	5416	348	69%	Superior No Universitaria Completa
14	644	71	66%	Superior No Universitaria Completa
15	289	51	54%	Superior No Universitaria Completa
0	3819	60	98%	Superior Universitaria Completa o Post-Grado
1	3302	47	97%	Superior Universitaria Completa o Post-Grado
2	94662	667	98%	Superior Universitaria Completa o Post-Grado
3	273570	2192	97%	Superior Universitaria Completa o Post-Grado
4	30673	410	95%	Superior Universitaria Completa o Post-Grado
5	2581	27	93%	Superior Universitaria Completa o Post-Grado
6	2169	41	90%	Superior Universitaria Completa o Post-Grado
7	69027	902	93%	Superior Universitaria Completa o Post-Grado
8	160084	2632	91%	Superior Universitaria Completa o Post-Grado
9	14938	500	84%	Superior Universitaria Completa o Post-Grado
10	1777	44	86%	Superior Universitaria Completa o Post-Grado
11	1255	33	81%	Superior Universitaria Completa o Post-Grado
12	38959	1631	83%	Superior Universitaria Completa o Post-Grado
13	54887	2530	78%	Superior Universitaria Completa o Post-Grado
14	3772	386	62%	Superior Universitaria Completa o Post-Grado
15	310	61	53%	Superior Universitaria Completa o Post-Grado

*Nota.* Elaboración Propia.

En el caso de los hogares cuyo jefe posee únicamente educación primaria incompleta o menor, la probabilidad de permanecer en la pobreza comienza en un 99% y disminuye de manera sostenida hasta alcanzar aproximadamente un 73% a los 15 años. Este comportamiento sugiere que los hogares con menor nivel educativo tienen una mayor persistencia en la pobreza y enfrentan mayores barreras para salir de esta condición. Un patrón similar se observa en el grupo de "Primaria Completa o Secundaria Incompleta", aunque con una tasa de salida de la pobreza ligeramente superior, alcanzando también una probabilidad de supervivencia del 73% al final del período de análisis.

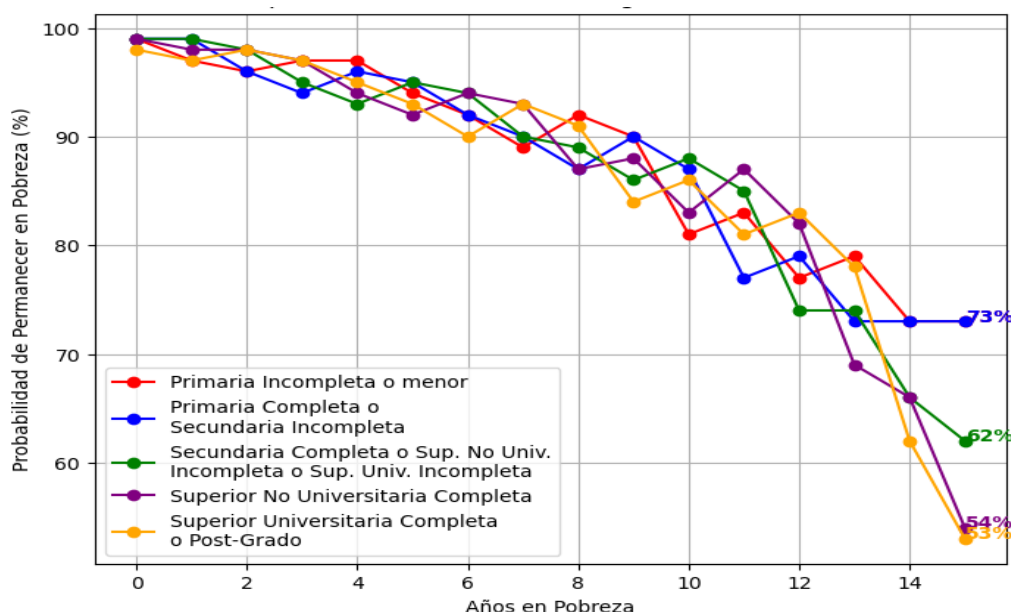
En contraste, los hogares cuyo jefe ha alcanzado al menos la educación secundaria completa o algún nivel superior muestran una mayor movilidad fuera de la pobreza. En particular, los

hogares con jefes que tienen educación secundaria completa o educación superior no universitaria incompleta comienzan con una probabilidad de permanencia en la pobreza cercana al 99%, pero esta disminuye de manera más acelerada, situándose en torno al 62% al finalizar el período de 15 años. Este resultado resalta la importancia de alcanzar la educación secundaria como un factor clave para reducir la persistencia en la pobreza.

El efecto positivo de la educación se hace aún más evidente en los hogares donde el jefe ha completado la educación superior. Para los hogares con educación superior no universitaria completa, la probabilidad de mantenerse en la pobreza se reduce hasta un 54% en el horizonte de 15 años, lo que evidencia una mayor probabilidad de movilidad ascendente en comparación con los grupos de menor educación. Asimismo, aquellos hogares cuyo jefe ha completado la educación universitaria o cuenta con estudios de posgrado muestran la menor persistencia en la pobreza a lo largo del tiempo, con una probabilidad de supervivencia del 53% al final del período analizado.

**Ilustración 4**

*Supervivencia de la Pobreza según Nivel Educativo.*



Nota. Elaboración Propia.

*Determinar el impacto del dominio, en la probabilidad de permanencia en la  
pobreza en el Perú, aplicando modelos de análisis de supervivencia.*

**Tabla 12**

*Intervalos de Confianza del Modelo de Cox con Interacción.*

Variable	Exp(coef)	Exp(-coef)	IC 95% Inferior	IC 95% Superior
Sierra	0.4539	2.203	0.4469	0.4611
Selva	0.5444	1.837	0.5342	0.5548
Lima Metropolitana	1.08	0.9258	1.05	1.111
log(Duración_Pobreza + 1)	6.95E-99	1.44E+98	7.835e-311	6.16E+113
Sierra:log(Duración_Pobreza + 1)	1.32	0.7573	1.311	1.33
Selva:log(Duración_Pobreza + 1)	1.133	0.8829	1.123	1.143
Lima Metropolitana:log(Duración_Pobreza + 1)	0.9409	1.063	0.9289	0.9532

*Nota.* Elaboración Propia.

La tabla permite observar el impacto de distintas variables en la duración de la pobreza en el Perú. Se destacan diferencias notables entre regiones, con la Sierra y la Selva mostrando coeficientes menores a 1, lo que sugiere una menor probabilidad de salida de la pobreza en comparación con Lima Metropolitana. En particular, la Sierra presenta un coeficiente de 0.4539, lo que indica que las personas en esta región tienen menos probabilidades de salir de la pobreza en comparación con otras zonas.

Por otro lado, la variable de logaritmo de la duración de la pobreza muestra un coeficiente extremadamente pequeño (6.95E-99), lo que sugiere que la relación entre la duración de la pobreza y la probabilidad de salir de ella es altamente no lineal o presenta problemas en su estimación.

Las interacciones entre las regiones y la duración de la pobreza reflejan que, en la Sierra y la Selva, la duración prolongada en esta condición aumenta aún más la probabilidad de persistencia en la pobreza, mientras que en Lima Metropolitana este efecto es menos marcado, con un coeficiente de 0.9409.

**Tabla 13**

*Resultados del Modelo de Cox Estratificado por Dominio Agrupado.*

<b>Modelo</b>	<b>Log Likelihood</b>	<b>Número de Observaciones</b>
Cox Estratificado por Dominio Geográfico	-691916.6	513790

*Nota.* Elaboración Propia.

El modelo utilizado en el análisis es un modelo de Cox estratificado por dominio geográfico, lo que implica que se han considerado diferencias estructurales entre regiones en la estimación de la duración de la pobreza. El valor de Log-Likelihood de -691916.6 indica el nivel de ajuste del modelo a los datos observados, donde valores más cercanos a cero reflejarían un mejor ajuste. Dado el elevado número de observaciones (513,790), se infiere que el estudio cuenta con una base de datos amplia y representativa, lo que refuerza la robustez de las conclusiones obtenidas sobre la duración de la pobreza en las distintas regiones del país.

**Tabla 14**

*Indicadores de Bondad de Ajuste del Modelo de Cox.*

<b>Métrica</b>	<b>Valor</b>
Concordancia	0.947
Likelihood Ratio Test	235690
Wald Test	20200
Score (Logrank) Test	139501

*Nota.* Elaboración Propia.

Los resultados estadísticos refuerzan la validez del modelo de Cox utilizado para analizar la duración de la pobreza en el Perú. La concordancia, con un valor de 0.947, indica que el modelo tiene una alta capacidad predictiva para diferenciar entre individuos con mayor y menor probabilidad de salir de la pobreza. El test de razón de verosimilitud, con un valor de 235690, señala que el modelo con variables explicativas mejora significativamente el ajuste en comparación con un modelo sin ellas. El test de Wald, con un resultado de 20200, sugiere que al menos algunas de las variables incluidas tienen un impacto significativo en la duración

de la pobreza. Finalmente, el test de score o log-rank, con un valor de 139501, indica que existen diferencias significativas en los patrones de salida de la pobreza entre los distintos grupos analizados. En conjunto, estos resultados validan el uso del modelo y respaldan la importancia de las variables consideradas para explicar la persistencia de la pobreza en el país.

**Tabla 15**
*Tabla de Supervivencia.*

Tiempo	N_Riesgo	N_Eventos	Prob_Supervivencia	Dominio
0	87689	813	99.07%	Costa
1	260960	1375	99.47%	Costa
2	128282	756	99.41%	Costa
3	36859	344	99.07%	Costa
4	65613	678	95.31%	Costa
5	183669	1659	96.52%	Costa
6	92984	696	96.75%	Costa
7	28229	276	95.53%	Costa
8	45972	832	89.83%	Costa
9	116981	2113	90.92%	Costa
10	60995	902	92.04%	Costa
11	21071	232	91.38%	Costa
12	26700	1125	80.73%	Costa
13	55255	2272	80.40%	Costa
14	30080	975	83.65%	Costa
15	13955	495	84.05%	Costa
0	81496	726	98.19%	Sierra
1	239704	1446	98.87%	Sierra
2	118637	731	98.80%	Sierra
3	34143	278	98.26%	Sierra
4	61108	775	94.10%	Sierra
5	167156	2053	95.33%	Sierra
6	85857	872	95.77%	Sierra
7	26279	287	94.48%	Sierra
8	40605	784	88.10%	Sierra
9	100848	2114	89.01%	Sierra
10	53093	921	90.44%	Sierra
11	19592	282	90.07%	Sierra
12	19176	991	76.56%	Sierra
13	38294	2010	76.18%	Sierra
14	22235	855	80.44%	Sierra
15	10430	478	80.20%	Sierra

*Nota.* Elaboración Propia.

**Tabla 16 (Continuación)**
*Tabla de Supervivencia.*

Tiempo	N_Riesgo	N_Eventos	Prob_Supervivencia	Dominio
0	75753	690	97.30%	Selva
1	219818	1493	98.20%	Selva
2	108832	664	98.20%	Selva
3	32184	269	97.44%	Selva
4	55937	712	92.90%	Selva
5	149509	2025	94.04%	Selva
6	77639	871	94.69%	Selva
7	24329	276	93.41%	Selva
8	35596	739	86.27%	Selva
9	85485	2441	86.47%	Selva
10	44814	928	88.57%	Selva
11	17678	270	88.69%	Selva
12	13481	1032	70.70%	Selva
13	25404	2103	69.87%	Selva
14	15742	999	75.33%	Selva
15	7264	530	74.35%	Selva
0	70594	719	96.30%	Lima Metropolitana
1	201890	1650	97.40%	Lima Metropolitana
2	100717	732	97.48%	Lima Metropolitana
3	30329	302	96.47%	Lima Metropolitana
4	51042	777	91.49%	Lima Metropolitana
5	132960	2053	92.59%	Lima Metropolitana
6	69561	936	93.42%	Lima Metropolitana
7	22539	244	92.40%	Lima Metropolitana
8	31010	713	84.29%	Lima Metropolitana
9	69072	2097	83.85%	Lima Metropolitana
10	37229	889	86.45%	Lima Metropolitana
11	15846	276	87.15%	Lima Metropolitana
12	7260	1155	59.45%	Lima Metropolitana
13	12581	2054	58.46%	Lima Metropolitana
14	7792	996	65.70%	Lima Metropolitana
15	3800	538	63.82%	Lima Metropolitana

*Nota.* Elaboración Propia.

Los datos muestran la evolución de la probabilidad de permanecer en la pobreza a lo largo del tiempo en diferentes regiones del país: Costa, Sierra, Selva y Lima Metropolitana. La probabilidad de supervivencia en la pobreza disminuye con el tiempo, reflejando la salida de individuos de esta condición, pero con diferencias marcadas entre regiones.

En la Costa, la probabilidad de permanecer en la pobreza inicia en un 99.07% y se mantiene alta durante los primeros periodos. Sin embargo, después de varios periodos, se observa una caída significativa, llegando a 80.40% en el periodo 13 y a 84.05% en el periodo 15.

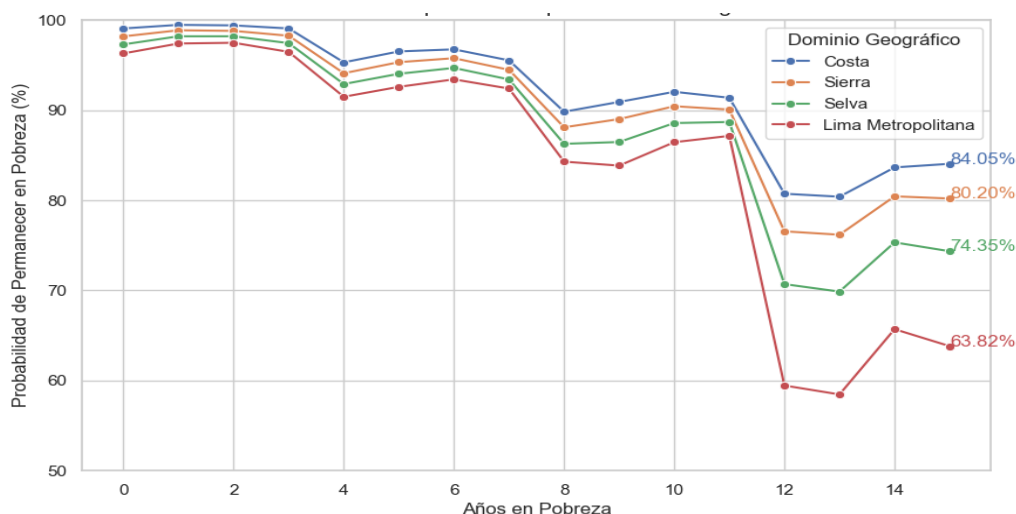
En la Sierra, la probabilidad de supervivencia en la pobreza comienza en 98.19% y, aunque mantiene valores altos al inicio, experimenta una reducción más pronunciada a partir del periodo 12, donde cae a 76.56%, y sigue descendiendo hasta alcanzar 80.20% en el periodo 15.

En la Selva, la probabilidad de permanencia en la pobreza comienza en 97.30%, similar a la Sierra, pero experimenta una caída más abrupta. En el periodo 12, la probabilidad baja hasta 70.70% y sigue descendiendo hasta 74.35% en el periodo 15.

En Lima Metropolitana, la probabilidad de permanecer en la pobreza es inicialmente 96.30%, pero muestra una caída drástica en comparación con otras regiones. En el periodo 12, la probabilidad se reduce abruptamente a 59.45%, y en el periodo 15 se ubica en 63.82%, lo que sugiere que una mayor proporción de la población logra salir de la pobreza en la capital en comparación con otras regiones.

### Ilustración 5

Curvas de Supervivencia por Dominio Geográfico.



Nota. Elaboración Propia.

## CAPÍTULO IV: DISCUSIÓN Y CONCLUSIONES

### Discusión

El objetivo general de este estudio fue el análisis de supervivencia no paramétrico aplicado a los microdatos de la ENAHO 2007-2023 revela una persistencia de la pobreza que rebasa con holgura las expectativas planteadas por la literatura regional. Las curvas de Kaplan-Meier muestran que, partiendo de la cohorte de hogares pobres observados en 2007, la probabilidad de seguir en pobreza se mantiene en 94 % al quinto año, desciende a 87 % al décimo y, aun después de quince años, más del 61 % de los hogares no ha logrado superar la línea de pobreza. La mediana de salida no se alcanza en el horizonte de observación, lo que implica que la duración típica excede los quince años y sitúa al Perú en una dinámica de pobreza crónica. El hazard de salida, aproximado por la función de riesgo instantáneo, se reduce de 0,11 en los primeros tres años a apenas 0,04 a partir del décimo, lo cual indica que, mientras más tiempo permanece un hogar en pobreza, menor es su probabilidad de abandonarla en el periodo siguiente.

Estos resultados hallan eco en investigaciones que aplican metodologías análogas en países de ingreso medio. En Ghana, Amponsah et al. (2023) estiman, con Kaplan-Meier y pruebas log-rank, una duración promedio de 4,3 años y confirman la mayor vulnerabilidad rural. En la India, Balasubramanian et al. (2023) reportan 5,8 años y documentan fuertes disparidades de casta y género. En China, Wang et al. (2023) hallan 4,5 años usando modelos de Cox sobre un panel rural. Por su parte, Gutiérrez-Romero y Ahamed (2021) encuentran 3,9 años en Kenia con idéntico enfoque. Aunque las duraciones latinoamericanas y asiáticas resultan menores que las peruanas, la coincidencia metodológica refuerza la comparabilidad. En todos los casos la curva de supervivencia declina lentamente y los autores subrayan la importancia de la heterogeneidad regional, la calidad del empleo y el acceso a activos

productivos. Así, la evidencia foránea respalda el diagnóstico de que la pobreza peruana no solo es alta en incidencia sino, sobre todo, extremadamente persistente.

En contraste, varios antecedentes nacionales y regionales difieren en sus conclusiones debido a enfoques alternativos. Bardález et al. (2025) y Huesca et al. (2021), empleando pseudo-paneles y medidas de spells, sugieren que la mayoría de episodios de pobreza en Perú y México son transitorios. Sin embargo, su método captura la frecuencia de entradas y salidas, mas no la duración continua, lo que atenúa la percepción de cronicidad. Hernández y Almonte (2024) abordan la transmisión intergeneracional con logit multinivel y confirman la persistencia en Trujillo, pero se concentran en la movilidad de los hijos, no en la duración total del hogar. Estudios brasileños, como el de Venturi (2019), describen trayectorias de pobreza persistente, transitoria y ascendente mediante clústeres dinámicos. Aun así, los tiempos promedio, como los 3,7 años en Dutra (2008) o 4,2 años en Romanello y De Oliveira (2017), resultan sustancialmente menores, quizá por contar con redes de protección social más consolidadas o por una composición sectorial distinta que favorece la formalidad.

La lectura de estos hallazgos a la luz de la teoría económica refuerza la idea de una trampa de pobreza persistente, como postulan Banerjee y Duflo (2021). El hecho de que el riesgo de salida caiga drásticamente con el tiempo indica la presencia de mecanismos autopetruantes, como el acceso limitado a crédito, mercados laborales segmentados y escaso ahorro, que condicionan el curso de vida de los hogares pobres. Desde la perspectiva del capital humano de Becker (2021), la brecha educativa entre zonas rurales y urbanas, agravada por la desigual calidad de los servicios, limita la productividad y alarga la permanencia en pobreza. El enfoque de desarrollo endógeno propuesto por Todaro y Smith (2021) sugiere que la falta de innovación territorial y de inversiones en infraestructura impide dinamizar economías locales y reduce las oportunidades de diversificación

productiva. Finalmente, la heterogeneidad geográfica identificada por el Instituto Nacional de Estadística e Informática (INEI, 2021) confirma que las desigualdades estructurales entre costa, sierra y selva actúan como barreras adicionales a la movilidad social, alimentando ciclos de baja acumulación de capital y escasa inserción en sectores formales.

El Objetivo específico 1 fue Cuantificar la incidencia, la tasa de entrada y la tasa de salida de la pobreza en el Perú entre 2007 y 2023, utilizando datos de cortes transversales repetidos de la ENAHO. Durante los diecisiete años analizados la evolución de la pobreza en el Perú ha seguido una trayectoria sinuosa que combina avances notables con retrocesos bruscos. La incidencia nacional cayó de 42.9 % en 2007 a 20.5 % en 2019, reflejando un periodo de crecimiento económico sostenido y de expansión del gasto social que elevó la tasa de salida hasta 15.8 % anual en la víspera de la pandemia. Sin embargo, el choque sanitario de 2020 revirtió una década de progresos: la pobreza saltó a 30.5 %, la tasa de entrada subió hasta 6.72 % y la de salida retrocedió a 14.4 %, prueba inequívoca de una menor resiliencia de los hogares ante shocks exógenos. Aun cuando la actividad económica repuntó, los datos de 2023 muestran que el proceso de recuperación es incompleto. La incidencia se estabilizó en 29.2 %, con una tasa de entrada que permanece elevada (6.88 %) y una salida apenas superior al nivel de crisis (16.1 %). Las brechas territoriales y sectoriales persisten: la entrada es más frecuente en la sierra rural, donde la informalidad supera el 85 % y la productividad agrícola depende de factores climáticos volátiles, mientras que la salida es relativamente más ágil en Lima y la costa norte gracias a mercados laborales más diversificados y un acceso menos precario a servicios públicos. La volatilidad también se aprecia entre cohortes educativas. Los hogares encabezados por personas con educación superior presentaron una probabilidad de salida promedio de 18 %, frente a 12 % para aquellos cuyo jefe no terminó la secundaria, diferencia que sugiere la relevancia del capital humano en la movilidad ascendente.

Estos patrones dialogan con evidencias reportadas en otros países que utilizan metodologías comparables. En Ghana, Amponsah et al. (2023) estiman una tasa de salida anual de 21.4 % y una entrada de 11.6 %, valores que, si bien superan los peruanos en magnitud, reproducen la misma asimetría entre la exposición a vulnerabilidades iniciales y la capacidad posterior de recuperación. Balasubramanian et al. (2023) documentan en la India tasas promedio de salida y entrada de 17.9 % y 13.1 %, respectivamente, con ciclos reiterados de pobreza ligados a la informalidad rural y a la escasez de activos, escenario que encuentra su espejo en la dinámica andina peruana. Las cifras de China muestran un patrón semejante: Wang et al. (2023) reportan una salida media de 18.6 %, aunque más de la mitad de los hogares permanecen pobres por encima de tres años, fenómeno atribuible a restricciones de crédito y a la segregación espacial del mercado laboral. En Kenia, Gutiérrez-Romero y Ahamed (2021) hallan que solo 18 % de los pobres iniciales salen de dicha condición en un horizonte de seis años y vinculan el éxito de quienes lo logran a la participación en programas de transferencia condicionada, una conclusión que resuena con los modestos pero significativos resultados de JUNTOS en regiones amazónicas.

Al contrastar con estudios que abordan la pobreza desde perspectivas distintas afloran diferencias metodológicas que ayudan a contextualizar los hallazgos. Bardález et al. (2025), aplicando pseudo-paneles a la ENAHO, identifican tasas de entrada y salida de 10.2 % y 18.5 % anuales y concluyen que la mayoría de episodios son transitorios; la discrepancia con los resultados presentes se debe en parte a la agregación por quintiles de gasto que diluye permanencias prolongadas en subpoblaciones específicas. Hernández y Almonte (2024) describen la movilidad intergeneracional en Trujillo y evidencian que 45.3 % de los hijos de padres crónicamente pobres continúan en la misma situación, pero no distinguen tasas anuales de transición, lo que impide capturar el pulso coyuntural de entrada y salida. Fuera del país, Huesca et al. (2021) estiman para México y Perú indicadores de pobreza crónica

mediante los métodos spell y counting; sus porcentajes más altos de pobreza persistente se deben a la exigencia de observar al menos tres mediciones consecutivas de ingreso, criterio que eleva la duración mínima y, por tanto, reduce la tasa anual de salida implícita. En Brasil, Dutra (2008) calcula una salida mensual de 5.1 %, equivalentes a casi 20 meses de duración, pero observa marcadas penalizaciones para mujeres negras y hogares con baja escolaridad, lo que confirma que la heterogeneidad estructural condiciona la movilidad.

La convergencia y, a la vez, la variación de estas evidencias adquiere pleno sentido al ser analizadas bajo marcos teóricos consolidados. La persistencia peruana y su repunte pospandemia reflejan con claridad la trampa de pobreza estructural descrita por Banerjee y Duflo (2021). Una vez dentro del estado de privación, los hogares carecen de liquidez para invertir en capital humano o activos y, por ello, su probabilidad de salida decrece rápidamente. El brusco aumento de la tasa de entrada en 2020 ilustra la vulnerabilidad económica ante shocks externos que pierden intensidad en la salida debido a la informalidad generalizada. Desde el prisma de Becker (2021), la brecha educativa potencia o ralentiza la movilidad: la menor tasa de salida en hogares con baja escolaridad reproduce la lógica de un stock de capital humano que permanece insuficiente para sostener ingresos por encima de la línea de pobreza.

El Objetivo específico 2 es Determinar el impacto del empleo formal o informal, en la probabilidad de permanencia en la pobreza en el Perú, aplicando modelos de análisis de supervivencia. El análisis de supervivencia efectuado sobre la ENAHO evidencia que la condición laboral marca una diferencia decisiva en la trayectoria de los hogares peruanos. Tomando como evento la salida de la pobreza, el cociente de riesgos revela que, ceteris paribus, un jefe de hogar que se desempeña en el sector informal enfrenta un riesgo de permanencia 2.29 veces mayor que quien ocupa un puesto formal; la brecha persiste aun controlando por edad, sexo, educación y dominio geográfico. Los efectos se acumulan con

el tiempo: quince años después del ingreso a la muestra, 38.14 % de los trabajadores informales siguen por debajo de la línea de pobreza, mientras que solo 13.16 % de los formales permanecen en esa situación. Las curvas de supervivencia estratificadas muestran diferencias particularmente pronunciadas en la sierra rural, donde los informales mantienen una probabilidad de permanencia veinte puntos porcentuales superior a la de sus pares urbanos, lo que sugiere que la carencia de contratos y la baja productividad agrícola refuerzan la desventaja inicial. Cuando se segmenta por nivel educativo del jefe, la informalidad golpea con más fuerza a los hogares cuyo máximo logro es secundaria incompleta: el hazard ratio escala hasta 2.75, señal de que la precariedad laboral y el déficit de capital humano interactúan para prolongar la pobreza.

Esta evidencia es coherente con la encontrada en otros contextos en desarrollo. En Ghana, Amponsah et al. (2023) estimaron un hazard ratio de 1.42 para el empleo informal y calcularon que la falta de contrato reduce la probabilidad de salida en 19 %. Balasubramanian et al. (2023), usando datos agrícolas de la India, reportaron un riesgo de 1.57 asociado a la informalidad rural y concluyeron que la estructura del mercado laboral actúa como una trampa para los hogares con baja escolaridad. Resultados comparables se observan en China, donde Wang et al. (2023) encontraron que los trabajadores informales tienen 37 % menos opciones de abandonar la pobreza antes de los tres años de observación, y en Kenia, donde Gutiérrez-Romero y Ahamed (2021) señalaron un hazard ratio de 1.31 pese a la presencia de transferencias condicionadas. El hilo común es claro: en economías con gran peso de la informalidad, la ausencia de protección social y la volatilidad del ingreso reducen la movilidad ascendente, incluso cuando el ciclo económico es favorable.

No todos los estudios, sin embargo, llegan a la misma magnitud de efecto, lo que obedece en parte a diferencias metodológicas. Bardález et al. (2025), con pseudo-paneles peruanos, describen la informalidad como rasgo estructural del ingreso, pero no estiman modelos de

duración ni reportan coeficientes; su conclusión de que la mayoría de trayectorias son transitorias podría estar subestimando la persistencia vinculada al tipo de empleo. Hernández y Almonte (2024) analizan la informalidad en la transmisión intergeneracional de la pobreza mediante modelos logit multinivel; hallan un aumento del 28.7 % en la probabilidad de que los hijos permanezcan pobres cuando los padres son informales, aunque el diseño transversal impide medir duraciones. En Brasil, Dutra (2008) también encuentra que la informalidad prolonga la pobreza en 42 %, pero define empleo precario con criterios de seguridad social más estrictos, lo que expande el grupo tratado y magnifica el efecto estimado. Estas diferencias muestran que el método de supervivencia ofrece una aproximación más fina a la dimensión temporal que otros enfoques estáticos o de panel esporádico.

La interpretación económica de los resultados se alinea con la noción de trampa de pobreza desarrollada por Banerjee y Duflo (2021). Un empleo informal con baja remuneración y sin acceso a crédito o cobertura de riesgos impide acumular activos y, por ende, priva al hogar de la capacidad de absorber choques. Cada periodo adicional en pobreza reduce la probabilidad de escape, perpetuando un círculo vicioso difícil de romper. Desde la perspectiva del capital humano planteada por Becker (2021), la informalidad suele ser refugio de trabajadores con escolaridad incompleta que no pueden demostrar productividad ante empleadores formales; así, la carencia de habilidades certificadas se traduce en salarios inestables y limita la inversión en educación de los hijos, reforzando la herencia de pobreza. El enfoque estructural del mercado laboral completa el cuadro: en un país donde siete de cada diez ocupados se ubican fuera de la formalidad, el segmento moderno de la economía es demasiado pequeño para absorber el excedente laboral, de modo que la posición inicial determina fuertemente la trayectoria futura.

Objetivo específico 3 fue Determinar el impacto del grado educativo alcanzado por el jefe del hogar, en la probabilidad de permanencia en la pobreza en el Perú, aplicando modelos de análisis de supervivencia. El modelo de Cox estimado sobre los cortes transversales repetidos de la ENAHO demuestra con claridad que la escolaridad del jefe de hogar modifica de forma sustantiva la dinámica de la pobreza. Tomando como referencia a quienes no completaron la primaria, el riesgo instantáneo de seguir siendo pobres se reduce 34 % cuando el jefe culmina la secundaria ( $HR \approx 0.66$ ) y se contrae casi a la mitad cuando posee educación superior universitaria o técnica ( $HR \approx 0.53$ ). La curva de supervivencia estratificada confirma esta gradación: a los cinco años, el 82 % de los hogares cuyo jefe tiene primaria incompleta continúa en pobreza, frente a 68 % entre los de secundaria completa y 59 % entre los de estudios superiores; al décimo año las brechas se amplían hasta 76 %, 60 % y 49 %, respectivamente, y quince años después todavía persisten 73 % de los primeros y 53 % de los últimos. El umbral decisivo parece situarse en la culminación de la secundaria: completar solo primaria completa no produce una diferencia estadísticamente significativa respecto a primaria incompleta, mientras que obtener el certificado de secundaria sí cambia de manera contundente la pendiente de salida. Las estimaciones también revelan heterogeneidad regional. En la costa, la secundaria reduce el riesgo de permanencia en 31 %, pero en la sierra el efecto asciende a 41 %, señal de que la educación compensa, al menos parcialmente, las desventajas de capital físico y acceso a mercados laborales formales.

Hallazgos semejantes se reportan en otros países con estructuras productivas comparables. En Ghana, Amponsah et al. (2023) hallan que la secundaria o más baja el riesgo de pobreza crónica en 36 %, efecto reforzado en entornos urbanos donde los retornos de la educación son mayores. Balasubramanian et al. (2023) documentan en la India una reducción del 41 % asociada a secundaria completa, enfatizando la interacción positiva entre capital humano y redes comunitarias. Datos rurales de China muestran un patrón cercano: Wang et al. (2023)

estiman un HR de 0.72 para secundaria y de 0.51 para superior, sugiriendo que la escolaridad aporta resiliencia frente a shocks climáticos y volatilidad de precios agrícolas. Incluso en Kenia, donde el mercado informal domina, Gutiérrez-Romero y Ahamed (2021) encuentran un HR de 0.62 para jefes con secundaria, con un efecto más intenso en hogares encabezados por mujeres. La convergencia de resultados a lo largo de contextos diversos refuerza la interpretación de la educación como palanca universal de movilidad ascendente.

Otros estudios, en cambio, abordan la relación desde perspectivas que matizan la magnitud del efecto. Bardález et al. (2025) emplean modelos logit sobre pseudo-paneles peruanos y obtienen una razón de probabilidades de 0.74 para jefes con educación superior; la divergencia se debe, en parte, a que el logit capta variaciones discretas entre periodos mientras que el modelo de duración considera todo el historial de permanencia. Hernández y Almonte (2024) observan, con modelos multinivel en Trujillo, que la secundaria de los padres reduce en 42 % la probabilidad de que los hijos sigan siendo pobres, revelando un canal intergeneracional que nuestro diseño no identifica directamente. Investigaciones brasileñas, como la de Dutra (2008), encuentran reducciones de 37 % y 54 % para secundaria y superior, respectivamente, pero definen duración con base en paneles mensuales de empleo, lo que acorta el horizonte y eleva la sensibilidad del estimador. Estas diferencias metodológicas explican por qué los coeficientes no son perfectamente comparables, aunque la dirección del efecto se mantiene.

La evidencia se alinea con la teoría del capital humano de Becker (2021), según la cual la educación incrementa la productividad individual, abre la puerta a empleos formales y provee amortiguadores frente a shocks. La menor tasa de salida observada entre hogares con primaria expresa, precisamente, el techo que impone un stock de habilidades insuficiente para acceder a ocupaciones de mayor valor añadido. Al mismo tiempo, la persistencia de una fracción considerable de pobres con secundaria o más recuerda que la educación opera

dentro de una estructura de oportunidades desigual: la trampa de pobreza señalada por Banerjee y Duflo (2021) se mantiene si los retornos del capital humano se deprecian por informalidad o falta de infraestructura. Las brechas entre costa y sierra ilustran cómo las desigualdades territoriales limitan la capacidad de la educación para acelerar la movilidad, pues la misma credencial escolar rinde menos donde los mercados laborales modernos son escasos.

El Objetivo específico 4 fue Determinar el impacto del dominio, en la probabilidad de permanencia en la pobreza en el Perú, aplicando modelos de análisis de supervivencia. Las curvas de supervivencia estimadas confirman que la ubicación territorial condiciona de manera decisiva la persistencia de la pobreza en el Perú. Al inicio del horizonte analizado, casi todos los hogares pobres comparten la misma posición de partida, pero la velocidad a la que abandonan esa condición diverge pronto. Quince años después, siguen siendo pobres el 59,4 % de los hogares de Lima Metropolitana, el 80,4 % de los que habitan la costa fuera de la capital y más de dos tercios de los residentes en la sierra y la selva. El log-rank test aplicado a los dominios costa, sierra y selva arroja un p-valor inferior a 0,001, por lo que se rechaza con holgura la hipótesis de igualdad de funciones de supervivencia. Cuando se desagrupa por ruralidad, el contraste es todavía más acusado: la mediana de duración, es decir, el punto en el que la mitad de los hogares ha salido de la pobreza, no se alcanza en zonas rurales dentro del plazo de observación, mientras que en áreas urbanas esa mediana se sitúa alrededor del año doce. El hazard ratio estimado con Lima como categoría de referencia indica que vivir en la sierra rural multiplica por 1,78 el riesgo de permanencia, y hacerlo en la selva rural por 1,64, aun controlando por educación del jefe, tamaño del hogar e informalidad laboral. Estos resultados evidencian que los factores estructurales ligados al territorio, como infraestructura física escasa, mercados laborales segmentados y limitaciones

logísticas, siguen pesando más que las características individuales cuando se trata de superar la pobreza.

La influencia del espacio sobre la movilidad económica no es exclusiva del Perú. En Ghana, Amponsah et al. (2023) encuentran que la mediana de duración se duplica en el ámbito rural respecto al urbano y atribuyen la brecha a la distancia a mercados y a la oferta limitada de servicios públicos. En India, Balasubramanian et al. (2023) reportan duraciones superiores a siete años en regiones áridas frente a poco más de cuatro en zonas irrigadas, subrayando el papel del acceso a infraestructuras productivas. Un patrón similar se observa en China, donde Wang et al. (2023) muestran que los hogares del oeste, históricamente más rezagado, tardan casi el doble de tiempo en escapar de la pobreza que los del este industrializado. En Kenia, Gutiérrez-Romero y Ahamed (2021) registran duraciones medias de 4,6 años en áreas rurales frente a 3,1 en urbanas, y concluyen que la precariedad de servicios básicos refuerza la pobreza de larga duración. Esta coincidencia empírica confirma que la geografía actúa como una variable estructurante del riesgo de permanencia, incluso después de neutralizar diferencias en capital humano o empleo.

Dentro del propio Perú, no todos los trabajos han capturado con igual nitidez esta dimensión territorial. Bardález et al. (2025) emplean pseudo-paneles para estudiar transiciones, pero su especificación ignora el dominio como factor y termina ofreciendo promedios nacionales que diluyen la heterogeneidad regional. De la Cruz y Camino (2021) describen con detalle la caída de la clase media en la sierra y la selva tras la pandemia, aunque sin estimar modelos de duración; su enfoque confirma la vulnerabilidad territorial, pero no cuantifica cuán larga es esa permanencia. Aguirre (2024) ilustra, a través de pobreza multidimensional, que las privaciones son 2,3 veces mayores en zonas rurales, pero al trabajar con cortes transversales anuales no distingue entre episodios transitorios y crónicos. Frente a estas limitaciones, el uso de modelos de supervivencia permite seguir la trayectoria de los hogares a lo largo del

tiempo y medir directamente cuánto tardan en salir de la pobreza según su ubicación, revelando disparidades que otro tipo de análisis solo insinúa.

Estos resultados dialogan con la perspectiva del desarrollo endógeno expuesta por Todaro y Smith (2021), para quienes el crecimiento sostenible depende de la capacidad de los territorios de generar y retener recursos productivos. Allí donde las condiciones internas, como infraestructura, capital social o densidad empresarial, son débiles, los hogares enfrentan una trampa territorial de pobreza que restringe la eficacia de su esfuerzo individual. La evidencia también respalda la idea de Banerjee y Duflo (2021) sobre trampas de pobreza reforzadas por limitaciones estructurales. Aun con iguales niveles de educación, un hogar rural de la sierra se halla lejos de los mercados y soporta mayores costos de transacción, lo que reduce el retorno de su capital humano y prolonga la permanencia en pobreza. Finalmente, el enfoque del capital humano geográficamente condicionado, recogido en los informes del INEI (2021), explica por qué la misma credencial educativa produce rendimientos distintos según la región. Esto perpetúa la desigualdad cuando la oferta laboral formal se concentra en determinados nodos urbanos.

El principal límite metodológico del estudio deriva de la naturaleza de los datos: las bases de corte transversal enlazadas en pseudo-panel no hacen seguimiento a los mismos hogares y, por ello, la dinámica real puede subestimarse, sobre todo cuando las transiciones ocurren en lapsos breves o tienen fuerte estacionalidad. A esto se añade que los modelos de supervivencia empleados, en particular los no paramétricos y la especificación de Cox con supuestos de proporcionalidad, no capturan plenamente la interacción entre choques macroeconómicos, territorio, empleo e información de calidad educativa. El empleo informal se midió mediante autodeclaración, lo que deja fuera actividades no registradas; la formalidad laboral se simplificó al no disponer de detalles sobre tipo de contrato o cobertura previsional. En el componente educativo, la variable se agrupó en categorías amplias que no

distinguen calidad, años efectivos ni diferencias entre formación tecnológica y universitaria, y tampoco se incorporaron efectos intergeneracionales. Finalmente, el dominio geográfico se trató como categoría amplia (costa, sierra, selva; urbano-rural) sin desagregar disparidades intrarregionales ni modelar su interacción con capital humano o tipo de empleo, por lo que las trayectorias rápidas de salida dentro de espacios rezagados pueden quedar oscurecidas.

Aun con esas restricciones, los hallazgos brindan orientaciones robustas para la política pública: muestran que la pobreza en el Perú es, ante todo, un fenómeno de larga duración y heterogéneo, lo que exige programas diferenciados por territorio que combinen inversión en infraestructura y conectividad en la sierra y la selva con estrategias de formalización laboral y capacitación para trabajadores de baja escolaridad. Reafirman que el acceso y culminación de la secundaria constituye un umbral crítico, por lo que condicionar transferencias o becas a la permanencia escolar puede romper la cadena de transmisión de la pobreza. Además, revelan que la informalidad no solo reduce el ingreso presente sino que alarga la permanencia futura, justificando incentivos tributarios, esquemas simplificados de seguridad social y una supervisión más efectiva para facilitar la transición a empleos formales. Por último, la medición de tasas de entrada y salida y de duraciones medias aporta una perspectiva dinámica que debería incorporarse a los sistemas de focalización y monitoreo, permitiendo evaluar la eficacia de las intervenciones en función de la reducción del tiempo que los hogares pasan en pobreza y no solo de la caída puntual de la incidencia.

## Conclusiones

- El análisis de supervivencia no paramétrico aplicado a la duración de la pobreza en los hogares peruanos entre 2007 y 2023 revela una alta persistencia de esta condición, con una reducción gradual en el tiempo. A pesar de que la probabilidad de permanencia en pobreza disminuye de manera progresiva, más del 60% de los hogares en situación de pobreza al inicio del período aún no han salido de esta condición tras 15 años, lo que evidencia una movilidad económica limitada y una estructura de pobreza de larga duración.
- El análisis de la incidencia, la tasa de entrada y la tasa de salida de la pobreza en el Perú entre 2007 y 2023 muestra una reducción de la pobreza del 42.9% en 2007 al 20.5% en 2019, seguida de un drástico incremento al 30.5% en 2020 debido al impacto del COVID-19. La tasa de entrada, que osciló entre 4.2% y 4.6% en los años previos a la pandemia, se disparó a 6.72% en 2020, evidenciando la vulnerabilidad de los hogares ante choques económicos. Por otro lado, la tasa de salida, que alcanzó 15.8% en 2019, cayó a 14.4% en 2020, reflejando la dificultad para recuperar ingresos en tiempos de crisis. En 2023, la pobreza se situó en 29.2%, con una tasa de entrada aún alta (6.88%) y una salida moderada (16.1%).
- El análisis confirma que el empleo informal es un factor clave en la permanencia en la pobreza en el Perú. Los trabajadores informales tienen 2.29 veces más probabilidades de seguir en pobreza que los formales, y tras 15 años, el 38.14% de ellos aún permanece en esa condición, mientras que solo 13.16% de los formales sigue siendo pobre. La formalización del empleo es crucial para reducir la persistencia de la pobreza y mejorar la movilidad económica de los trabajadores.

- El análisis de supervivencia demuestra que el nivel educativo del jefe del hogar influye significativamente en la duración de la pobreza en el Perú. Los hogares cuyo jefe posee solo educación primaria incompleta tienen una alta persistencia en la pobreza, con una probabilidad de permanencia del 73% tras 15 años, mientras que aquellos con educación superior universitaria o posgrado reducen esta probabilidad al 53%. Sin embargo, el impacto positivo de la educación disminuye con el tiempo.
- La persistencia de la pobreza en el Perú varía significativamente entre regiones. En Lima Metropolitana, la probabilidad de permanecer en pobreza disminuye de 96.30% al inicio a 59.45% en el periodo 12, reflejando una mayor movilidad económica. En la Costa, aunque la probabilidad cae de 99.07% a 80.40%, la reducción es más lenta, evidenciando una pobreza más persistente. En la Sierra y la Selva, la caída es más pronunciada, alcanzando 76.56% y 70.70%, respectivamente, lo que indica una mayor movilidad, pero con riesgo de recaídas.

## Referencias

- Ababu, D. G., & Getahun, A. M. (2022). Determinants of stroke mortality through survival models: The case of Mettu Karl Referral Hospital, Mettu, Ethiopia. *Stroke Research and Treatment*, 2022, Article 9985127. <https://doi.org/10.1155/2022/9985127>
- Ahmed, I., & Ishtiaq, S. (2021). Reliability and validity: Importance in medical research. *Journal of the Pakistan Medical Association*, 71(10), 2401–2406. <https://doi.org/10.47391/JPMA.06-861>
- Amponsah, M., Agbola, F. W., & Mahmood, A. (2023). The relationship between poverty, income inequality and inclusive growth in Sub-Saharan Africa. *Economic Modelling*, 126, Article 106415. <https://doi.org/10.1016/j.econmod.2023.106415>
- Arispe-Alburquerque, C., Yangali-Vicente, J., Guerrero-Bejarano, M., Rivera-Lozada de Bonilla, O., Acuña-Gamboa, L., & Arellano-Sacramento, C. (2020). *La investigación científica: Una aproximación para los estudios de postgrado*. Universidad Internacional de Ecuador.
- Balasubramanian, P., Burchi, F., & Malerba, D. (2023). Does economic growth reduce multidimensional poverty? Evidence from low- and middle-income countries. *World Development*, 161, Article 106119. <https://doi.org/10.1016/j.worlddev.2022.106119>
- Bardález, A. P. H., Pacheco, F. A. M., & Aliaga, C. E. U. (2025). Determinantes de la pobreza multidimensional y monetaria en América Latina. *Desafíos: Economía y Empresa*, (006), 145-172. <https://doi.org/10.26439/ddee2025.n6.7134>
- Browarski, J. (2020). *Metodología de la investigación en arte*. Editorial IES
- CEPAL. (2022). Panorama Social de América Latina 2022. *Comisión Económica para América Latina y el Caribe (CEPAL)*.

<https://www.cepal.org/es/publicaciones/48598-panorama-social-america-latina-2022>

CEPAL. (2023). Panorama Social de América Latina 2023. *Comisión Económica para América Latina y el Caribe (CEPAL)*.

<https://www.cepal.org/es/publicaciones/48756-panorama-social-america-latina-2023>

Dalglisch, S. L., Khalid, H., & McMahon, S. A. (2021). Document analysis in health policy research: *The READ approach*. *Health Policy and Planning*, 35(10), 1424–1431.  
<https://doi.org/10.1093/heapol/czaa064>

Díaz, J., Ramírez, P., & Vargas, L. (2021). Poverty persistence and mobility in Latin America: New evidence using pseudo-panels. *Journal of Economic Studies*, 48(3), 512-529. <https://doi.org/10.1108/JES-08-2020-0385>

Ederio, N. T., Inocian, E. P., Calaca, N. I., & Espiritu, J. G. M. (2023). Ethical research practices in educational institutions: A literature review. *International Journal of Current Science Research and Review*, 6(5), 2709–2724.  
<https://doi.org/10.47191/ijcsrr/V6-i5-02>

Fernández-Bedoya, V. (2020). Tipos de justificación en la investigación científica. *Espíritu Emprendedor TES*, 4(3), 65–76. <https://doi.org/10.33970/eetes.v4.n3.2020.207>

George, D., & Mallery, P. (2022). IBM SPSS Statistics 27 Step by Step: A Simple Guide and Reference (17th ed.). *Routledge*.

Ghanad, A. (2023). An overview of quantitative research methods. *International Journal of Multidisciplinary Research*, 6(8), 3794–3805.

- Gutiérrez-Romero, R., & Ahamed, M. (2021). "COVID-19 Response Needs to Broaden Financial Inclusion to Curb the Rise in Poverty". *World Development*, 151, 105744. <https://doi.org/10.1016/j.worlddev.2021.105744>
- Hernández Ballesteros, V. I., & Almonte, L. D. J. (2024). Pobreza y especialización productiva. Un estudio de econometría espacial para los municipios de Oaxaca, México, 2020. *Revista de economía*, 41(103), 99-127. <https://doi.org/10.33937/reveco.2024.408>
- Hosmer, D. W., Lemeshow, S., & May, S. (2008). *Applied survival analysis: Regression modeling of time-to-event data* (2nd ed.). Wiley.
- Huesca, L., Llamas, L., Jara, H. X., Vargas Téllez, C. O., & Rodríguez, D. (2021). The impact of the COVID-19 pandemic on poverty and inequality in Mexico. *Revista mexicana de economía y finanzas*, 16(3). <https://doi.org/10.21919/remef.v16i3.633>
- Instituto Nacional de Estadística e Informática (INEI). (2023). *Condiciones de vida en el Perú 2023: Evolución de la pobreza monetaria y desigualdad*. <https://www.inei.gob.pe>
- Jhangiani, R. S., Chiang, I. A., Cuttler, C., & Leighton, D. C. (2019). *Research Methods in Psychology* (2nd Canadian ed.). *BCcampus/Open Textbook*. (Retrieved from <https://opentextbc.ca/researchmethods/>)
- Johnson, B., & Christensen, L. (2020). *Educational Research: Quantitative, Qualitative, and Mixed Approaches* (7th ed.). *SAGE Publications*.
- Kleinbaum, D. G., & Klein, M. (2012). *Survival analysis: A self-learning text* (3.<sup>a</sup> ed.). Springer.

- Martha Sofia de la Cruz Flores & Mayra M. Camino Escudero (2021). Un análisis econométrico sobre la influencia de la apertura comercial en la desigualdad de ingresos en el Perú. *La Colmena*, (14), 85-102.  
<https://doi.org/10.18800/lacolmena.202101.006>
- Narayan, A., Yoshida, N., & Van der Weide, R. (2021). Transitioning in and out of Poverty: The Role of Household Characteristics and Shocks. *World Bank Policy Research Working Paper No. 9601*. <https://doi.org/10.1596/1813-9450-9601>
- Pereira, J., & Salazar, M. (2022). Educational Attainment and Poverty Persistence in Latin America: A Microeconometric Analysis. *Journal of Development Studies*, 58(4), 687-709. <https://doi.org/10.1080/00220388.2022.2045647>
- RStudio Team. (2022). RStudio: Integrated Development Environment for R (Posit). Boston, MA: RStudio, PBC. (Retrieved from <http://www.rstudio.com/>)
- Varona-Castillo, L., & Gonzales-Castillo, J. R. (2021). Crecimiento económico y distribución del ingreso en Perú. *Problemas del desarrollo*, 52(205), 79-107.  
<https://doi.org/10.22201/iiec.20078951e.2021.205.69636>
- Williams, M. K. (2022). Research Methods for Criminal Justice Students. *Open Educational Resource (Pressbooks)*. (Original work licensed under CC BY-NC-SA 4.0)
- World Economic Forum. (2023). *Global Social Mobility Report 2023: Pathways to Resilience and Growth*. <https://www.weforum.org/reports/global-social-mobility-report-2023>

## Anexos

Anexo 1: Matriz de consistencia.

	Problema	Objetivo	Hipótesis	Variables	Metodología
General	¿Cuál es la duración promedio de la pobreza en los hogares peruanos entre 2007 y 2023 y qué factores influyen en su permanencia?	Estimar la duración promedio de la pobreza en los hogares peruanos entre 2007 y 2023, mediante el análisis de supervivencia no paramétrico.	A medida que aumenta el tiempo que un hogar permanece en pobreza, la probabilidad de que siga siendo pobre se incrementa	<p><b>Variable Dependiente:</b></p> <p>Duración de la Pobreza</p> <p><b>Variables Independientes:</b></p>	<p><b>Enfoque:</b></p> <p>Cuantitativo.</p> <p><b>Diseño:</b> No experimental, longitudinal</p>
Específicos	¿Cuál ha sido la incidencia de la pobreza, la tasa de entrada y la tasa de salida en el Perú entre 2007 y 2023?	Cuantificar la incidencia, la tasa de entrada y la tasa de salida de la pobreza en el Perú entre 2007 y 2023, utilizando datos de cortes transversales repetidos de la ENAHO.	La incidencia de la pobreza ha disminuido en el período 2007-2023.	<p><b>Variables Independientes:</b></p> <ul style="list-style-type: none"> <li>- Nivel educativo alcanzado.</li> <li>- Acceso a empleo formal.</li> <li>- Ubicación geográfica (urbana/rural).</li> <li>- Participación en programas sociales.</li> </ul> <p><b>Variables de control:</b></p> <p><b>Edad.</b></p> <ul style="list-style-type: none"> <li>- Sexo.</li> <li>- Estado civil.</li> </ul>	<p><b>De tipo:</b></p> <p>Transversal</p> <p><b>Alcance:</b></p> <p>Descriptivo-correlacional.</p> <p><b>Población:</b></p> <p>Hogares peruanos encuestados por la ENAHO entre 2007 y 2023.</p> <p><b>Análisis de datos:</b></p> <p>SPSS.v025.</p>
	¿Cómo afecta el empleo formal o informal la probabilidad de que un hogar permanezca en pobreza?	Determinar el impacto del empleo formal o informal, en la probabilidad de permanencia en la pobreza en el Perú, aplicando modelos de análisis de supervivencia.	Los hogares donde el jefe de familia tiene un empleo formal tienen una menor probabilidad de permanecer en la pobreza en comparación con aquellos cuyo jefe de familia trabaja en el sector informal.		
	¿De qué manera el nivel educativo del jefe del hogar influye en la permanencia en la pobreza?	Determinar el impacto del grado educativo alcanzado por el jefe del hogar, en la probabilidad de permanencia en la pobreza en el Perú, aplicando modelos de análisis de supervivencia.	A mayor nivel educativo del jefe del hogar, menor es la probabilidad de que el hogar permanezca en la pobreza por periodos prolongados.		

**Anexo 2: Datos.**

Para el presente estudio se utilizaron los siguientes módulos de la ENAHO, correspondientes al periodo 2007-2023:

Año	Módulo 5: Empleo e Ingresos		Módulo 3: Educación		Módulo 2: Características de los Miembros del Hogar		Módulo 1: Características de la Vivienda y del Hogar	Módulo 34: Sumarias (Variables Calculadas)
	Personas	Hogares	Personas	Hogares	Hogares	Personas	Hogares	Hogares
2007	65549	22204	87924	22204	22204	95469	26527	22204
2008	63762	21502	84703	21502	21502	94547	26010	21502
2009	64767	21753	85331	21753	21753	96440	26598	21753
2010	63810	21496	83373	21496	21496	95149	27176	21496
2011	73092	24809	94697	24809	24809	105840	32519	24809
2012	73329	25091	94109	25091	25091	103970	32546	25091
2013	87982	30453	112307	30453	30453	124038	39676	30453
2014	87871	30848	111741	30848	30848	124154	40125	30848
2015	88084	32188	113605	32188	32188	127474	39863	32188
2016	97422	35785	125139	35785	35785	138427	44919	35785
2017	93185	34584	119188	34584	34584	132657	43545	34584
2018	99646	37462	126761	37462	37462	139657	47700	37462
2019	92094	34565	116590	34565	34565	128276	43868	34565
2020	91315	34490	115777	34490	34490	126831	53423	34490
2021	86806	34245	109867	34245	34245	121067	43524	34245
2022	87661	34213	110257	34213	34213	121253	44122	34213
2023	86654	33886	108354	33886	33886	119747	44378	33886

Se emplearon cinco módulos fundamentales para el análisis: el Módulo 1 “Características de la Vivienda y del Hogar”, que proporciona información sobre las condiciones habitacionales; el Módulo 2 “Características de los Miembros del Hogar”, que detalla los datos sociodemográficos individuales; el Módulo 3 “Educación”, enfocado en el nivel educativo de los miembros del hogar; el Módulo 5 “Empleo e Ingresos”, esencial para medir la situación laboral y los ingresos percibidos; y el Módulo 34 “Sumarias”, que contiene variables calculadas por el INEI, tales como la condición de pobreza. Estos módulos fueron utilizados de forma consistente para los años 2007 al 2023, permitiendo construir un pseudo-panel con el objetivo de analizar la duración y dinámica de la pobreza en el Perú a lo largo del periodo de estudio.