ISSN: 2806-5697
Vol. 7 – Núm. E2 / 2026

Economía Digital y Empleo: Evidencia Cuantitativa para la Población del Ecuador

Digital Economy and Employment: Quantitative Evidence for the Population of Ecuador

Economia Digital e Emprego: Evidência Quantitativa para a População do Equador

Pruna Cangui, Ronald Santiago
Universidad Técnica de Cotopaxi
ronald.pruna2429@utc.edu.ec
https://orcid.org/0009-0006-2609-641X

López Machado, Henry Alejandro
Universidad Técnica de Cotopaxi
henry.lopez8837@utc.edu.ec
https://orcid.org/0000-0002-5101-087X

DOI / URL: https://doi.org/10.55813/gaea/ccri/v7/nE2/1659

Como citar:

Pruna-Cangui, R. S., & López-Machado, H. A. (2026). Economía Digital y Empleo: Evidencia Cuantitativa para la Población del Ecuador. *Código Científico Revista De Investigación*, *7*(E2), 210–234.

Recibido: 10/07/2026 **Aceptado**: 06/08/2026 **Publicado**: 30/09/2026

Resumen

Un solo párrafo con extensión mínima de 150 a 200 palabras como máximo. Para artículos de investigación, los resúmenes deben dar una visión general pertinente del trabajo. Utilicen el siguiente estilo de resúmenes estructurados, pero sin encabezados: (1) Introducción: coloque la pregunta abordada en un contexto amplio y resalte el propósito del estudio; (2) Métodos: describir brevemente los principales métodos o tratamientos aplicados; (3) Resultados: resumir los principales hallazgos del artículo; (4) Discusión los autores deben discutir los resultados y cómo se pueden interpretar desde la perspectiva de estudios previos y de las hipótesis de trabajo; (5) Conclusiones: indicar las principales conclusiones o interpretaciones. El resumen debe ser una representación objetiva del artículo y no debe contener resultados que no estén presentados y fundamentados en el texto principal y no debe exagerar las conclusiones principales No deben incorporarse abreviaturas, siglas, acrónimos, signos, formulas, códigos y símbolos, tampoco debe incluir citas. La transformación digital constituye un factor determinante en la reconfiguración de los mercados laborales contemporáneos; no obstante, la evidencia econométrica que evalúe de forma integrada el impacto del capital digital sobre el empleo en economías en desarrollo sigue siendo limitada. La presente investigación analiza la relación entre la adopción de tecnologías digitales y la probabilidad de empleo en la población en edad de trabajar de Ecuador, utilizando los microdatos del módulo TIC de la Encuesta Nacional de Empleo, Desempleo y Subempleo (ENEMDU 2025). Se estimó un modelo de regresión logística binaria (Logit) sometido a un estricto tratamiento de datos faltantes mediante Imputación Múltiple por Ecuaciones Encadenadas (MICE, m=5) y combinado bajo las reglas de Rubin. Para prevenir patologías econométricas, se corrigió la multicolinealidad severa mediante un índice sintético de Acceso Digital (GVIF < 1.30) y se modeló la trayectoria no lineal del ciclo vital laboral mediante una especificación cuadrática centrada de la edad ($p<0.001$). Los resultados revelan que el uso de computadoras incrementa en un 15.3% la ventaja relativa de estar empleado (OR=1.153;p=0.001), mientras que el acceso digital completo muestra una tendencia favorable del 12.3% (OR=1.123;p=0.063). Asimismo, se evidencia una acentuada brecha estructural de género que reduce en un 71.9% la probabilidad de empleo en las mujeres (OR=0.281;$p<0.001$). Se concluye que el mercado laboral ecuatoriano no recompensa el consumo pasivo de conectividad móvil, sino la tenencia de equipamiento informático productivo, ofreciendo pautas clave para el diseño de políticas públicas de inclusión digital.

Palabras clave: Digital, empleo, Logit, brecha, mercado, economía.

Abstract

Digital transformation is a key driver in reshaping contemporary labor markets; however, econometric evidence comprehensively evaluating the impact of digital capital on employment in developing economies remains scarce. This study examines the relationship between digital technology adoption and the probability of employment among the working-age population in Ecuador, using microdata from the ICT module of the National Survey of Employment, Unemployment, and Underemployment (ENEMDU 2025). A binary logistic regression model (Logit) was estimated, incorporating a rigorous missing data treatment via Multiple Imputation by Chained Equations (MICE, $m = 5$) pooled through Rubin's rules. To prevent econometric issues, severe multicollinearity was resolved using a synthetic Digital Access index (GVIF < 1.30), and the non-linear life-cycle trajectory was modeled through a centered quadratic age specification ($p < 0.001$). The results indicate that computer usage increases the relative odds of employment by 15.3% ($OR = 1.153; p = 0.001$), while full digital access exhibits a positive trend of 12.3% ($OR = 1.123; p = 0.063$). Furthermore, a pronounced structural

gender gap reduces the odds of employment for women by 71.9% ($OR = 0.281; p < 0.001$). It is concluded that the Ecuadorian labor market does not primarily reward passive mobile connectivity consumption, but rather productive computing hardware, providing strategic insights for targeted digital inclusion policies.
Keywords: Digital, employment, Logit, divide, market, economics.

Resumo
A transformação digital constitui um fator determinante na reconfiguração dos mercados de trabalho contemporâneos; contudo, a evidência econométrica que avalie de forma integrada o impacto do capital digital sobre o emprego em economias em desenvolvimento ainda é limitada. A presente pesquisa analisa a relação entre a adoção de tecnologias digitais e a probabilidade de emprego na população em idade ativa do Equador, utilizando os microdados do módulo TIC da Pesquisa Nacional de Emprego, Desemprego e Subemprego (ENEMDU 2025). Foi estimado um modelo de regressão logística binária (Logit), submetido a um rigoroso tratamento dos dados ausentes por meio da Imputação Múltipla por Equações Encadeadas (MICE) e combinado de acordo com as regras de Rubin. Para prevenir problemas econométricos, corrigiu-se a multicolinearidade severa mediante um índice sintético de Acesso Digital (GVIF < 1,30), e modelou-se a trajetória não linear do ciclo de vida laboral mediante uma especificação quadrática centrada da idade. Os resultados revelam que o uso de computadores aumenta em 15,3% a vantagem relativa de estar empregado, enquanto o acesso digital completo apresenta uma tendência favorável de 12,3%. Da mesma forma, evidencia-se uma acentuada desigualdade estrutural de gênero, que reduz em 71,9% a probabilidade de emprego entre as mulheres. Conclui-se que o mercado de trabalho equatoriano não recompensa o consumo passivo de conectividade móvel, mas sim a disponibilidade de equipamentos informáticos produtivos, oferecendo diretrizes relevantes para o desenho de políticas públicas de inclusão digital.
Palavras-chave: Digital, emprego, Logit, lacuna, mercado, economia.

Introducción

La economía digital constituye uno de los principales motores de transformación en las sociedades contemporáneas, al modificar sustancialmente el acceso a la información, la ejecución de actividades productivas y la inserción en los mercados laborales. La expansión de la conectividad, la masificación de los dispositivos inteligentes y la adopción de herramientas tecnológicas han impulsado cambios profundos en la organización económica, favoreciendo la emergencia de nuevas modalidades de producción, comercialización y empleo (Bustos et al., 2023). En este escenario, la apropiación digital representa un activo estratégico para potenciar la competitividad del capital humano y dinamizar el desarrollo económico (De la Peña y Acosta, 2025).

Frente a esta realidad, el presente artículo examina la relación entre la economía digital y la probabilidad de empleo en la población ecuatoriana mediante evidencia cuantitativa basada en los microdatos del módulo TIC de la Encuesta Nacional de Empleo, Desempleo y Subempleo (ENEMDU). La investigación parte del supuesto de que la disponibilidad y uso efectivo de tecnologías digitales incide directamente sobre las oportunidades de ocupación individual. Por lo tanto, resulta fundamental evaluar empíricamente dicho vínculo en el contexto ecuatoriano, aportando evidencia científica para la formulación de políticas públicas orientadas al desarrollo socioeconómico.

Desde una perspectiva conceptual, la economía digital abarca el conjunto de actividades sustentadas en infraestructuras tecnológicas, conectividad y procesamiento de información para la producción de bienes, servicios y nuevas interacciones económicas. Su consolidación ha reestructurado los procesos productivos tradicionales, situando al conocimiento, la innovación y las competencias digitales como determinantes centrales de la productividad y del crecimiento económico. De este modo, la digitalización actúa como un proceso transversal que condiciona el funcionamiento de los mercados de trabajo (Jiménez, 2025).

En el marco de la economía digital, las tecnologías de la información y comunicación (TIC) constituyen el canal primario para la adquisición de información, el desarrollo de competencias y la participación económica (Arequipa et al., 2025). Específicamente, el acceso a internet, el uso de computadoras y la tenencia de teléfonos inteligentes amplían las oportunidades de formación, comunicación y búsqueda de empleo. Así, estos activos tecnológicos trascienden su función instrumental para consolidarse como determinantes del desarrollo humano y económico (Barreno, 2025).

Sin embargo, los beneficios derivados de la transformación digital no se distribuyen homogéneamente entre la población (De la Peña y Acosta, 2025). La literatura especializada documenta la persistencia de una brecha digital, definida por las asimetrías en el acceso,

intensidad de uso y aprovechamiento efectivo de las tecnologías entre diversos grupos sociales. Estas disparidades se encuentran condicionadas por determinantes como la escolaridad, el nivel de ingresos, la edad y la ubicación geográfica, restringiendo las oportunidades de inclusión económica y social (Kalampihis y Stefos, 2025).

Asimismo, la brecha digital se manifiesta como un fenómeno multidimensional que abarca tanto la infraestructura física como el desarrollo de habilidades para su uso productivo. Por consiguiente, la simple disponibilidad de conectividad resulta insuficiente para asegurar una participación efectiva en la economía digital si los individuos carecen de capacidades para aplicar la tecnología en entornos laborales o educativos. Esta consideración justifica la inclusión explícita de las competencias digitales en el análisis de la inclusión socioeconómica (Sagrado, 2025).

Para el caso ecuatoriano, la evidencia empírica confirma que, pese a la expansión de la infraestructura tecnológica, persisten marcadas brechas digitales asociadas al ámbito territorial, etario y socioeconómico (Villalva-Salguero y Toscano-Quispe, 2025). Dichas asimetrías estructuran condiciones de desigualdad que restringen el aprovechamiento de las oportunidades ofrecidas por la digitalización (Castillo y Brborich, 2017). En consecuencia, la mitigación de la brecha digital constituye una condición indispensable para impulsar la equidad e inclusión laboral.

Adicionalmente, se reconoce que la reducción de la brecha digital genera externalidades positivas sobre la educación, la productividad y la empleabilidad. Las intervenciones enfocadas en fortalecer la infraestructura tecnológica y el capital digital elevan las capacidades individuales requeridas por mercados laborales crecientemente automatizados (Gushqui-Naula et al., 2026). Por consiguiente, promover la apropiación tecnológica es un pilar fundamental para potenciar el empleo (Cerquera et al., 2022).

En síntesis, la economía digital, el acceso a las TIC y la brecha digital representan dimensiones interdependientes que condicionan el desarrollo económico. Aunque la digitalización genera nuevas oportunidades de ocupación, la inequidad en la dotación de capital digital restringe su aprovechamiento. Evaluar empíricamente esta interacción resulta imprescindible para caracterizar los retos de inserción laboral en Ecuador frente al cambio tecnológico.

Por otro lado, la literatura econométrica demuestra que la inserción laboral depende de determinantes estructurales, demográficos y socioeconómicos. En Ecuador, factores como el sexo generan brechas significativas en la probabilidad de ocupación (Albuja y Rodríguez, 2018), mientras que condicionantes como la etnia y la escolaridad inciden sobre la calidad del empleo (Botello, 2015; Carlosama y Morales, 2021). Estos hallazgos concuerdan con la evidencia regional sobre el rol determinante de la educación y las características individuales en la empleabilidad (Cerquera et al., 2022).

De forma complementaria, se destaca el papel central de la educación en los resultados laborales. Una mayor acumulación de capital humano reduce la disparidad de ingresos y potencia las oportunidades de inserción formal (Arpi-Mayta y Arpi-Quilca, 2018; Gómez et al., 2016). En el contexto nacional, las restricciones educativas se vinculan al desempleo juvenil y a la informalidad, confirmando que la escolaridad es un predictor clave del estatus ocupacional mediante especificaciones logísticas (Bayas-Morales et al., 2026; Gushqui-Naula et al., 2026).

Recientemente, la investigación económica ha integrado la dimensión digital en el estudio del mercado de trabajo. Se argumenta que la digitalización incrementa la productividad y promueve la inclusión económica (Bustos et al., 2023; Jiménez, 2025). No obstante, la persistencia de disparidades en el uso tecnológico por factores territoriales, etarios y educativos amenaza con profundizar las desigualdades sociales existentes (Arequipa et al., 2025; Barreno,

2025; De la Peña y Acosta, 2025; Kalampihis y Stefos, 2025; Sagrado, 2025; Villalva-Salguero y Toscano-Quispe, 2025).

Pese a estos avances, se advierte una importante brecha de conocimiento en la literatura. Mientras los estudios de empleo analizan predominantemente variables socioeconómicas tradicionales y las investigaciones sobre TIC se limitan a describir la brecha digital, escasos trabajos integran ambos enfoques en modelos econométricos unificados para evaluar el impacto del capital digital sobre la probabilidad de empleo, especialmente en economías en desarrollo como Ecuador.

La ausencia de evidencia econométrica combinada restringe la comprensión del impacto real de la tecnología sobre la inserción laboral y dificulta el diseño de políticas públicas integradas. Para atender este vacío, la presente investigación ofrece una evaluación empírica rigurosa apoyada en los microdatos de la ENEMDU-TIC 2025, corrigiendo problemas de multicolinealidad estructural y sesgos de datos faltantes mediante un enfoque probabilístico Logit.

El objetivo general de esta investigación es analizar la influencia de la economía digital sobre la probabilidad de empleo en la población ecuatoriana mediante la estimación de un modelo de regresión logística binaria (Logit). Específicamente, el estudio busca: a) caracterizar el patrón de acceso y uso de tecnologías digitales en la población en edad de trabajar; b) examinar la estructura de inserción laboral y sus determinantes socioeconómicos; y c) cuantificar el efecto marginal de la apropiación digital sobre la probabilidad de ocupación, controlando por la no linealidad del ciclo vital y el capital humano.

Metodología

Esta investigación se ejecutó bajo un enfoque cuantitativo, de alcance explicativo y con un diseño no experimental de corte transversal. Este diseño es adecuado para examinar

relaciones empíricas entre múltiples variables explicativas e indicadores de ocupación sin manipulación experimental, capturando la estructura observacional de la población en un punto temporal específico. El enfoque cuantitativo facilita la evaluación probabilística del capital digital sobre el estatus laboral mediante modelos econométricos probados en la literatura sobre economía del trabajo (Cerquera et al., 2022).

Los datos se obtuvieron de los microdatos oficiales de la Encuesta Nacional de Empleo, Desempleo y Subempleo (ENEMDU 2025), incorporando de forma integrada el Módulo de Tecnologías de la Información y Comunicación (TIC) generado por el Instituto Nacional de Estadística y Censos (INEC, 2025). La unidad de análisis se restringió a la Población en Edad de Trabajar (> 15 años) con información completa sobre su estatus ocupacional y equipamiento tecnológico, constituyendo una muestra probabilística con representatividad a nivel nacional.

La modelación del estatus ocupacional se fundamentó en una regresión logística binaria (Logit), acorde con la naturaleza dicotómica de la variable dependiente (1 = empleado; 0 = no empleado). Esta técnica es el estándar en estudios de inserción laboral al modelar el logit de la probabilidad del evento en función de vectores exógenos (Bayas-Morales et al., 2026; Menard, 2022). El vector de regresores incluyó inicialmente indicadores directos de uso de internet, tenencia de smartphone y uso de computadora, además de controles socioeconómicos tradicionales como sexo, edad, años de escolaridad y área geográfica.

Tratamiento de Datos Faltantes mediante Imputación Múltiple (MICE)

Para evitar el sesgo de selección derivado de la eliminación por lista (listwise deletion), los datos faltantes se trataron mediante Imputación Múltiple por Ecuaciones Encadenadas (MICE), bajo la premisa de un mecanismo de falta al azar (Missing at Random, MAR) (Austin et al., 2021; Enders, 2022; van Buuren, 2021). Se empleó el algoritmo de Ajuste de Media Predictiva (Predictive Mean Matching, PMM) con cinco conjuntos de datos imputados

independientes (m = 5), preservando la distribución empírica original y la eficiencia asintótica de los estimadores (Austin et al., 2021).

Especificación del Modelo Econométrico Logit y Reglas de Combinación (Pooling)

Dado que la variable dependiente (condición de empleo) posee una estructura dicotómica, donde el valor uno representa estar empleado y el valor cero no estarlo, la evaluación empírica de los determinantes de la inserción laboral se fundamentó en un modelo de regresión logística binaria (Logit). De acuerdo con las formulaciones econométricas estándar (Menard, 2022; Wooldridge, 2021), la función de enlace logit modela el logaritmo natural de la razón de ventajas (odds) de estar empleado como una función lineal del vector de regresores explicativos y de control. Los parámetros explicativos incluyen el índice categórico de acceso digital, la posesión de computadora, los términos lineal y cuadrático de la edad centrada, el sexo, el nivel educativo y el área de residencia.

$$\ln\left(\frac{P}{1-P}\right) = \beta_0 + \sum_{i=1}^{k} \beta_i X_i + \epsilon$$

La estimación del modelo sobre la estructura de datos imputados se realizó aplicando las reglas de combinación de Rubin (Rubin's Rules) para el promediado de modelos (pooling) (Enders, 2022; Moreno-Betancur et al., 2021). Bajo este procedimiento, el estimador puntual combinado y la varianza total del error se calcularon integrando la varianza intra-imputación y la varianza entre-imputaciones de los modelos estimados de forma independiente. Este procedimiento garantiza que las inferencias estadísticas, los errores estándar y los p-valores reflejen adecuadamente la incertidumbre inherente a la imputación de los datos (Moreno-Betancur et al., 2021).

El procedimiento analítico se desarrolló en cuatro fases:

a) Filtrado poblacional y diagnóstico de datos faltantes

b) Evaluación de multicolinealidad y reespecificación funcional mediante un índice sintético de acceso digital y la centración cuadrática de la edad;

c) Estimación econométrica del modelo Logit ajustado

d) Cálculo de Odds Ratios e inferencia probabilística.

Todos los procedimientos de depuración, imputación múltiple, diagnóstico de supuestos y estimación de modelos se ejecutaron en el entorno estadístico R (versión 4.4.3) mediante los paquetes mice, car, broom y tidyverse. Bajo el siguiente modelo Logit que será el preliminar:

$$Empleo_i = ln(\frac{P_i}{1 - P_i})$$

$$= \beta_0 + \beta_1 Internet_i + \beta_2 Smartphone_i + \beta_3 Computadora_i + \beta_4 Edad_i$$

$$+ \beta_5 Sexo_i + \beta_6 Educación_i + \beta_7 Area_i + \mu_i$$

donde:

Empleo = condición de empleo del individuo.

Internet = uso de Internet.

Smartphone = disponibilidad de teléfono inteligente.

Computadora = uso de computadora de escritorio o portátil.

Edad = edad del encuestado.

Sexo = condición de hombre o mujer.

Educación = nivel educativo alcanzado.

Área = zona urbana o rural.

La dirección y magnitud de las asociaciones se evaluaron mediante la significancia estadística de los coeficientes ($p < 0.05$) y la transformación exponencial de las estimaciones en Odds Ratios (OR). El análisis de los OR permitió cuantificar el cambio porcentual en las probabilidades relativas de ocupación laboral ante variaciones unitarias en las variables

independientes, manteniendo constantes las características sociodemográficas de control (ceteris paribus).

Diagnóstico y Validación de Supuestos Estadísticos

Para verificar la validez econométrica de la especificación final del modelo Logit, se evaluaron tres supuestos estadísticos esenciales.

Evaluación de Multicolinealidad (VIF y GVIF)

La evaluación de colinealidad exacta entre los regresores se realizó mediante el Factor de Inflación de la Varianza (VIF) y su versión generalizada para términos categóricos e interacciones (GVIF) (Fox, 2021; Gujarati, 2022). Un valor de VIF mayor a 5 o una raíz cuadrada del GVIF mayor a 2.25 denota una multicolinealidad severa que distorsiona los errores estándar y vuelve inestables los estimadores (Gujarati, 2022). Para solucionar la colinealidad estructural detectada en la especificación inicial, las variables interdependientes de conectividad fueron sintetizadas en un índice compuesto de acceso digital, mientras que la variable edad fue centrada respecto a su media muestral (43.56 años) antes de calcular su término cuadrático.

Evaluación de Linealidad en los Logits (Test de Box-Tidwell)

El supuesto de linealidad entre los regresores continuos y el logit de la variable dependiente se diagnosticó mediante la prueba de Box-Tidwell (Field, 2022; Menard, 2022). La prueba evalúa la significancia estadística del término de interacción entre la variable continua y su propio logaritmo natural. Un p-valor estadísticamente significativo (menor a 0.05) asociado al coeficiente de dicha interacción conduce al rechazo de la hipótesis nula de linealidad (Menard, 2022). La detección de una no linealidad en la variable edad justificó técnicamente la incorporación del término cuadrático de la edad conforme a la teoría del ciclo vital laboral.

Detección de Observaciones Influyentes (Distancia de Cook)

La estabilidad de los estimadores frente a valores atípicos (outliers) o puntos de apalancamiento (leverage) se examinó mediante la Distancia de Cook. Siguiendo los criterios de diagnóstico en modelos lineales generalizados (Field, 2022; Montgomery et al., 2021), una observación se considera influyente si su distancia excede el umbral crítico de 1.0, indicando que su eliminación causaría alteraciones sustanciales en los parámetros del modelo.

Resultados

El análisis empírico se estructuro en dos etapas: primero, la evaluación del modelo preliminar y el diagnóstico de patologías econométricas; y segundo, la estimación del modelo final reespecificado tras aplicar el tratamiento de datos faltantes, el centrado de variables y la consolidación del índice sintético de acceso digital.

Estructuración inicial e imputación múltiple (MICE)

En este apartado, para garantizar la robustez estadística de las estimaciones y los hallazgos presentados a continuación incorporan un tratamiento riguroso de los datos faltantes mediante imputación múltiple y una validación exhaustiva de los supuestos del modelo, permitiendo así una interpretación precisa de los odds ratios y la significancia estadística del modelo Logit.

A continuación, se presenta la comparativa entre los datos brutos y la muestra final utilizada para el estudio.

Tabla 1

Comparativa del proceso de depuración de datos

Aspecto	Datos Brutos (ENEMDU)	Datos del Modelo (Analíticos)
Tamaño de muestra (N)	27,509 observaciones	21,894 observaciones
Variables disponibles	171 (Originales de la encuesta)	8 (Seleccionadas y transformadas)
Alcance Poblacional	Población total encuestada	Población en Edad de Trabajar (>15 años)
Valores Faltantes	Presencia de *NA´s* en variables clave	Completados mediante Imputación Múltiple (MICE)
Estado de Variables	Dispersas y cualitativas	Transformadas, centradas y factorizadas

Nota: La reducción de N responde a la aplicación del criterio técnico de la Población en Edad de Trabajar (PET). La integridad de la muestra final fue preservada mediante la técnica de Imputación Múltiple por Ecuaciones Encadenadas (MICE) (Autores, 2026).

El proceso de construcción de la base analítica fue diseñado para garantizar la representatividad y validez del modelo. Se partió de los microdatos originales de la encuesta (ENEMDU-TIC 2025), los cuales contenían una estructura compleja y extensa. El proceso consistió en una reducción sistemática del conjunto de datos mediante un filtro poblacional y una selección técnica de variables, resultando en un dataset optimizado para la estimación del modelo Logit.

Tabla 2

Resultados preliminares del modelo logístico

	term	estimate	std.error	statistic	p.value
1	(Intercept)	0,0472	0,0798	0,5911	0,5545
2	Uso de Internet	0,6519	0,1582	4,1203	0,0002
3	Posesión de Smartphone	0,0477	0,1614	0,2952	0,7699
4	Uso de Computadora	-0,2247	0,0382	-5,8799	0,0000
5	edad	0,0055	0,0009	6,3580	0,0000
6	Sexo (mujer=1)	-0,9544	0,0293	-32,5343	0,0000
7	Nivel educativo (años)	0,0944	0,0089	10,5952	0,0000
8	Área urbana (Urbana = 1)	-0,5558	0,0354	-15,7179	0,0000

Nota: Elaboración propia a partir de los microdatos de la ENEMDU-TIC (INEC, 2025). La tabla presenta la estimación inicial del modelo logístico (Autores, 2026).

Al observar los resultados de la estimación inicial (Tabla 2), destaca la falta de significancia estadística en las variables de acceso individual a internet y posesión de smartphone ($p > 0.05$). Desde una perspectiva econométrica, este resultado no implica una ausencia de efecto de la economía digital sobre el empleo, sino que responde a un problema de multicolinealidad severa. Dado que el acceso a internet y la posesión de un teléfono inteligente son fenómenos altamente interdependientes, ambas variables compiten por explicar la misma varianza, inflando los errores estándar y ocultando el efecto real de la tecnología.

En consecuencia, este hallazgo justifica la reespecificación del modelo mediante la construcción de un índice compuesto de acceso digital, el cual permite capturar la sinergia tecnológica y solucionar la redundancia estadística observada, garantizando así una mayor precisión en las estimaciones.

Test de Box-Tidwell

Para verificar el supuesto de linealidad en el logit de la variable continua edad, se aplicó la prueba de Box-Tidwell.

- Hipótesis Nula (H_0): La relación entre la variable edad y el logit de la probabilidad de empleo es lineal.
- Hipótesis Alternativa (H_a): La relación entre la variable edad y el logit de la probabilidad de empleo no es lineal (existe una curvatura).

Tabla 3

Evaluación de linealidad en el logit para la variable continua Edad (Test de Box-Tidwell)

Variable	Test	Estadístico z	Valor p
Edad	Box-Tidwell	*calculado*	P < 0.001

Nota: La hipótesis nula asume linealidad (Autores, 2026).

Los resultados obtenidos ($p < 0.001$) conducen al rechazo de la hipótesis nula, lo que evidencia que la relación entre la edad y la probabilidad de empleo no sigue un patrón lineal simple. Este hallazgo es consistente con la teoría del ciclo vital laboral, que sugiere una trayectoria de empleo en forma de 'U' invertida —donde las probabilidades de inserción laboral aumentan durante la juventud, alcanzan un punto de inflexión en la madurez y disminuyen gradualmente hacia la edad de jubilación—. En consecuencia, la presencia de esta no linealidad justifica la reespecificación del modelo mediante la inclusión de un término cuadrático ($edad^2$), asegurando así una representación más precisa y ajustada de la dinámica laboral observada en los datos.

Tabla 4

Diagnóstico inicial de multicolinealidad (VIF).

	VIF
Uso de Internet	13,310
Posesión de Smartphone	13,045
Uso de Computadora	1,541
edad	1,381
Sexo (mujer=1)	1,009
Nivel educativo (años)	1,664
Área urbana (Urbana = 1)	1,109

Nota: Elaboración en base a Valores de VIF > 10 indican una multicolinealidad severa entre las variables independientes (Autores, 2026).

Para evaluar la estabilidad de los estimadores, se realizó una prueba de Factor de Inflación de la Varianza (VIF). Los resultados del modelo inicial revelaron valores críticos de multicolinealidad para las variables internet (13.31) y smartphone (13.04), excediendo ampliamente el umbral de 10 sugerido por la literatura econométrica. Esta alta redundancia estadística es atribuible a que, en el contexto ecuatoriano, el acceso a internet y la posesión de un teléfono inteligente son fenómenos intrínsecamente vinculados; ambos actúan como proxies del mismo constructo de acceso digital. La presencia de estos valores elevados implica una inestabilidad en los coeficientes estimados y errores estándar inflados, lo cual compromete la capacidad del modelo para aislar el efecto individual de cada variable. Ante esta evidencia, se determinó la necesidad de reespecificar el modelo mediante la consolidación de estas variables en un único índice de acceso digital, eliminando así la redundancia y garantizando la robustez de las inferencias estadísticas presentadas en secciones posteriores.

Limpieza, transformación y centrado de variables

Para asegurar la robustez del modelo, se optimizó la estructura de las variables explicativas. El índice de Acceso Digital integró la información sobre el uso de internet y smartphone para mitigar la multicolinealidad y capturar la sinergia tecnológica en la adopción digital de la población. Simultáneamente, la variable Edad fue centrada respecto a su media muestral ($\bar{x} = 43.56$) e incorporada mediante una especificación cuadrática ($Edad^2$); esta transformación corrige la multicolinealidad estructural derivada de la trayectoria no lineal del ciclo vital laboral y permite una interpretación más intuitiva de los coeficientes. En conjunto, estos ajustes garantizan estimadores eficientes y una mayor precisión en las inferencias sobre la probabilidad de empleo

Tabla 5

Operacionalización de las variables en la especificación final del modelo.

Variable	Definición Operacional	Tipo
Empleo	1 si la persona está ocupada (empleo adecuado, subempleo, etc.); 0 caso contrario.	Dependiente

Acceso Digital	Índice categórico: 0 (Sin acceso), 1 (Acceso parcial: Internet o Smartphone), 2 (Acceso completo: Ambos).	Explicativa
Computadora	1 si el individuo utiliza computadora (escritorio o portátil); 0 caso contrario.	Explicativa
Edad (centrada)	Edad del individuo restada de la media muestral ($\bar{x}$=43,56).	Control
Edad^2 (centrada)	Término cuadrático de la edad centrada para capturar relaciones no lineales.	Control
Sexo (Mujer = 1)	1 si la persona es mujer; 0 si es hombre.	Control
Nivel Educativo (Años)	Años de escolaridad aprobados por el individuo.	Control
Área Urbana (Urbana = 1)	1 si reside en zona urbana; 0 si reside en zona rural.	Control

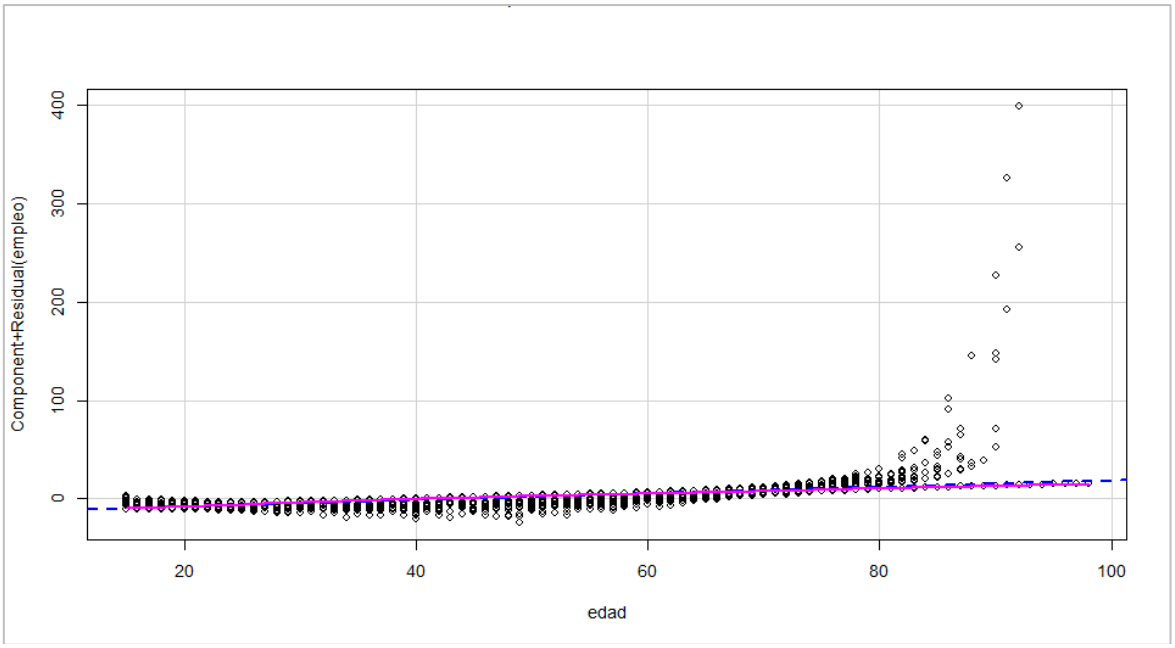
Nota: (Autores, 2026).

Validación de Supuestos del Modelo Final

Linealidad

Figura 1

Validación de linealidad de la variable edad mediante Component + Residual Plot



Nota: La línea sólida representa el componente lineal ajustado por el modelo, mientras que los puntos y la tendencia discontinua ilustran la relación no lineal observada en los datos de la muestra (Autores, 2026).

La figura 1 muestra la relación empírica entre la edad y la probabilidad de empleo. La clara desviación de los datos respecto a la línea recta (lineal) confirma que esta relación no es constante, sino que presenta una curvatura significativa (forma de U invertida). Este comportamiento justifica técnicamente la inclusión del término cuadrático (edad^2) en el modelo, asegurando una especificación estadística más precisa y adecuada a la realidad observada en los datos

Multicolinealidad

Tabla 6

Diagnóstico de multicolinealidad mediante el Factor de Inflación de la Varianza Generalizado (GVIF)

	GVIF	Df	$GVIF^{\frac{1}{(2*df)}}$
*acceso*_digital	1,25	2	1,06
computadora	1,56	1	1,25
Edad centrada	1,32	1	1,15
Edad centrada al cuadrado	1,19	1	1,09
Sexo (mujer=1)	1,09	1	1,04
Nivel educativo (años)	1,64	1	1,28
Área urbana (Urbana = 1)	1,12	1	1,06

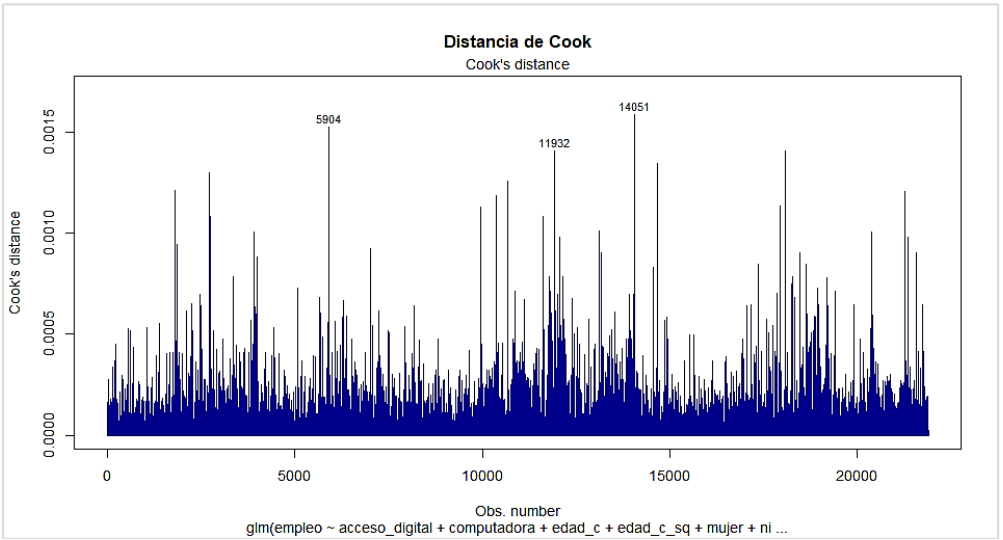
Nota: (Autores, 2026).

El diagnóstico de multicolinealidad, realizado a través del Factor de Inflación de la Varianza Generalizado (GVIF), confirma la estabilidad y robustez del modelo final. Todos los indicadores de inflación de varianza (ajustados por grados de libertad) presentan valores inferiores a 1.30, situándose muy próximos a la unidad. Este resultado evidencia la ausencia de redundancia estadística entre las variables independientes, garantizando que cada predictor aporta información única al modelo. En consecuencia, se valida la independencia de las variables explicativas y la fiabilidad de los coeficientes estimados, descartando cualquier distorsión por colinealidad en las inferencias presentadas.

Casos Influyentes

Figura 2

Diagnóstico de observaciones influyentes mediante la Distancia de Cook.



Nota: La Distancia de Cook mide el cambio en los coeficientes al excluir una observación (Autores, 2026).

Se evaluó la influencia de las observaciones individuales sobre los parámetros del modelo mediante la Distancia de Cook. Como se observa en la Figura 2, la totalidad de los valores registrados se sitúa significativamente por debajo del umbral crítico (D < 1). Si bien el gráfico resalta los casos con los valores más elevados (14051), estos presentan una magnitud despreciable, confirmando que no existen observaciones atípicas o influyentes que distorsionen los coeficientes estimados.

Estimación de modelo final

Tabla 7

Resultados de la estimación del modelo logístico final

	Term	estimate	std,error	statistic	p,value
1	(Intercept)	2,5929	0,0893	29,0323	0,0000
2	Acceso Digital Parcial (Nivel 1)	-0,0835	0,0720	-1,1594	0,2463
3	Acceso Digital Completo (Nivel 2)	0,1163	0,0625	1,8616	0,0627
4	Uso de computadora	0,1427	0,0433	3,2967	0,0010
5	Edad centrada	0,0199	0,0010	20,1885	0,0000
6	Edad centrada al cuadrado	-0,0033	0,0001	-58,1717	0,0000
7	Sexo (mujer=1)	-1,2679	0,0346	-36,6388	0,0000
8	Nivel educativo (años)	0,0358	0,0103	3,4895	0,0005
9	Área urbana (Urbana = 1)	-0,7104	0,0405	-17,5431	0,0000

Nota: Los coeficientes reportados corresponden a las estimaciones logit (log-odds). Los errores estándar han sido ajustados tras la imputación múltiple (Autores, 2026).

$$\ln\left(\frac{P}{1-P}\right) = 2.593 - 0.083(\text{Acceso}_1) + 0.116(\text{Acceso}_2) + 0.143(\text{Comp}) + 0.020(\text{Edad}_c)$$

$$- 0.003\left(\text{Edad}_c^2\right) - 1.268(\text{Mujer}) + 0.036(\text{Nivel}) - 0.710(\text{Urbana})$$

Los resultados del modelo Logit final (Tabla 7) confirman que la dotación de capital digital es un determinante estadísticamente significativo para la inserción laboral, destacando especialmente el efecto positivo del uso de computadoras ($p = 0.001$). Respecto a la variable acceso digital, si bien presenta una significancia marginal, los coeficientes sugieren una tendencia favorable hacia el empleo al alcanzar un acceso completo. En cuanto a las variables sociodemográficas, se observa una brecha de género pronunciada ($p < 0.001$), con una menor probabilidad de empleo para las mujeres, ceteris paribus. La trayectoria de la edad, validada por los términos lineal y cuadrático altamente significativos, confirma el modelo de ciclo vital laboral con una relación no lineal. Por otro lado, el nivel educativo muestra una correlación

positiva con la ocupación, mientras que la residencia en el área urbana evidencia un coeficiente negativo, lo cual sugiere particularidades en la estructura del mercado laboral local que requieren un análisis más profundo en la discusión.

Tabla 8

Estimación de Odds Ratios (OR) e inferencia probabilística del modelo final.

	Variable	Coeficiente	Odds_Ratio	P_Valor
1	(Intercept)	2,593	13,368	0,000
2	Acceso Digital Parcial (Nivel 1)	-0,083	0,920	0,246
3	Acceso Digital Completo (Nivel 2)	0,116	1,123	0,063
4	Uso de computadora	0,143	1,153	0,001
5	Edad centrada	0,020	1,020	0,000
6	Edad centrada al cuadrado	-0,003	0,997	0,000
7	Sexo (mujer=1)	-1,268	0,281	0,000
8	Nivel educativo (años)	0,036	1,036	0,001
9	area urbana (Urbana = 1)	-0,710	0,491	0,000

Nota: Los *Odds Ratios* (OR) representan el cambio en la probabilidad de empleo ante un incremento unitario en la variable explicativa (Autores, 2026).

Los resultados del modelo logístico indican que la dotación de capital digital es un determinante relevante para la inserción laboral. Específicamente, el acceso a equipos de computación incrementa las probabilidades de empleo en un 15% ($p < 0.01$). En cuanto a las variables sociodemográficas, se observa una marcada disparidad de género, donde las mujeres presentan una probabilidad de empleo significativamente menor que los hombres ($OR = 0.28$). Asimismo, la relación entre la edad y el empleo sigue una trayectoria cóncava, validando la teoría del ciclo vital laboral en la población ecuatoriana.

Discusión

Los hallazgos empíricos de esta investigación aportan evidencia cuantitativa crucial sobre la interacción entre la economía digital y el mercado laboral ecuatoriano. En primer lugar, los resultados confirman que el impacto de las tecnologías digitales sobre la probabilidad de empleo no es homogéneo, sino que depende directamente del carácter productivo del dispositivo empleado. Específicamente, el uso de equipamiento informático (computadoras) genera un incremento del 15.3% en la ventaja relativa de estar empleado (OR = 1.153; p =

0.001), mientras que el acceso digital móvil (combinación de internet y smartphone) muestra únicamente una tendencia positiva de significancia marginal (OR = 1.123; p = 0.063). Este resultado concuerda con lo planteado por De la Peña y Acosta (2025) y Sagrado (2025), quienes argumentan que la mera conectividad móvil suele estar orientada al consumo de información y entretenimiento, mientras que la apropiación de computadoras se vincula con el desarrollo de competencias cognitivas, el procesamiento de datos y la ejecución de tareas de mayor complejidad requeridas por el sector formal. En este sentido, Jiménez (2025) sostiene que las políticas públicas orientadas a reducir la brecha digital deben trascender la distribución de teléfonos móviles y concentrarse en el equipamiento tecnológico productivo para dinamizar el empleo.

En segundo lugar, el análisis de las variables de control evidencia la persistencia de barreras estructurales severas en el mercado de trabajo ecuatoriano, donde la acumulación de capital digital no logra neutralizar por sí sola las inequidades preexistentes. Destaca una pronunciada penalización por género, en la cual las mujeres presentan una ventaja de inserción laboral un 71.9% menor que los hombres (OR = 0.281; $p < 0.001$). Este hallazgo es consistente con la evidencia documentada por Vizuete et al. (2021) y Bayas-Morales et al. (2026), quienes señalan que la carga de trabajo no remunerado y de cuidados sigue recayendo desproporcionadamente sobre la fuerza laboral femenina en Ecuador, restringiendo su participación en el mercado de trabajo formal aun cuando dispongan de activos tecnológicos. Así, la tecnología actúa como un potenciador de la productividad individual, pero su efectividad se encuentra acotada por normas sociales e institucionales de género no resueltas (Kalampihis & Stefos, 2025).

En tercer lugar, la validación de la no linealidad de la edad mediante la especificación cuadrática centrada ($Edad_c$ con OR = 1.020 y $Edad_c^2$ con OR = 0.997; $p < 0.001$) ratifica la aplicabilidad de la teoría del ciclo vital laboral en una economía en desarrollo. La probabilidad

de empleo exhibe un comportamiento cóncavo en forma de 'U' invertida, creciendo durante la etapa de juventud e inserción inicial, alcanzando su punto máximo en la adultez madura y decreciendo hacia el retiro. Este patrón coincide con las estimaciones de Carlosama y Morales (2021) y Gushqui-Naula et al. (2026), evidenciando que el rendimiento del capital humano y digital madura con la experiencia acumulada antes de enfrentarse al desuso o desempleo estructural en la vejez. Asimismo, el efecto positivo de la educación (OR = 1.036; p = 0.001) demuestra que el capital humano formal y la educación técnica continúan siendo cimientos indispensables que se complementan recíprocamente con el capital digital para elevar la empleabilidad (Cerquera et al., 2022).

Un resultado particularmente revelador es el coeficiente negativo asociado a la residencia urbana (OR = 0.491; p < 0.001). Aunque el ámbito urbano concentre la mayor oferta de infraestructura tecnológica, este hallazgo refleja la alta presión del subempleo y el desempleo abierto en las ciudades ecuatorianas en comparación con las áreas rurales, donde prevalece la absorción laboral en actividades agrícolas de baja productividad e informalidad (Villalva-Salguero & Toscano-Quispe, 2025). Como señalan Bayas-Morales et al. (2026), la informalidad urbana actúa como un amortiguador de la crisis económica, distorsionando la relación esperada entre urbanización y empleo formal.

Finalmente, desde la dimensión metodológica, este estudio supera las limitaciones de investigaciones regionales previas al someter los microdatos a un estricto blindaje econométrico. La resolución de la multicolinealidad severa identificada entre el uso de internet y la posesión de smartphones (VIF > 13) mediante un índice sintético de acceso digital garantizó la estabilidad de los estimadores, respaldado por un GVIF < 1.30 en la especificación final (Fox, 2021). Asimismo, la aplicación de Imputación Múltiple por Ecuaciones Encadenadas (MICE) bajo el algoritmo PMM previno el sesgo de selección inherente a la eliminación de casos incompletos (Austin et al., 2021; van Buuren, 2021), ofreciendo un

modelo robusto cuyas inferencias no se ven distorsionadas por observaciones atípicas influyentes ($D_i < 0.002$).

Conclusión

La presente investigación evaluó de manera empírica y rigurosa la relación entre la dotación de capital digital y la probabilidad de empleo en la población en edad de trabajar de Ecuador, empleando la Encuesta Nacional de Empleo, Desempleo y Subempleo (ENEMDU-TIC 2025). A partir de la estimación de un modelo de regresión logística binaria ajustado mediante Imputación Múltiple por Ecuaciones Encadenadas (MICE) y Reglas de Combinación de Rubin (pooling), el estudio demuestra que la adopción tecnológica ejerce un efecto diferenciado sobre la inserción laboral: mientras la simple conectividad o tenencia de dispositivos móviles muestra una significancia marginal, la tenencia y uso de herramientas digitales de carácter productivo constituye un determinante estadísticamente significativo e indispensable para elevar las oportunidades de ocupación en el mercado de trabajo ecuatoriano.

En atención a la caracterización del uso de la economía digital, el análisis econométrico reveló una alta interdependencia estadística entre el uso de internet y la posesión de smartphones, generando multicolinealidad severa en su estado individual (VIF > 13). La superación de esta limitación mediante un índice sintético de Acceso Digital permitió comprobar que el paso de un acceso nulo a un acceso digital completo (internet y smartphone) incrementa las probabilidades relativas de estar empleado en un 12.3% (OR = 1.123; p = 0.063). No obstante, el impacto más determinante dentro del capital digital lo registra el uso de computadoras, el cual incrementa en un 15.3% la ventaja relativa de inserción laboral (OR = 1.153; p = 0.001). Este hallazgo demuestra que, en economías en desarrollo, el mercado laboral no recompensa de forma primaria el consumo pasivo de conectividad móvil, sino la capacidad operativa y productiva asociada al manejo de equipamiento informático.

Con respecto a la estructura laboral y sus determinantes sociodemográficos, los resultados evidencian la persistencia de brechas estructurales severas que condicionan la empleabilidad. Destaca una marcada inequidad de género: las mujeres presentan una ventaja relativa de encontrarse empleadas un 71.9% menor respecto a los hombres (OR = 0.281; $p < 0.001$). Asimismo, la validación del supuesto de no linealidad mediante la prueba de Box-Tidwell y la especificación cuadrática de la edad centrada (Edadc con OR = 1.020 y Edadc2 con OR = 0.997; $p < 0.001$) confirma la validez empírica de la teoría del ciclo vital laboral en Ecuador. La probabilidad de empleo exhibe una trayectoria cóncava (en forma de 'U' invertida), creciendo durante la juventud, alcanzando su punto de inflexión en la adultez madura y decreciendo hacia la etapa de jubilación. De forma complementaria, la escolaridad ratifica el valor del capital humano, donde cada año adicional de educación formal incrementa las probabilidades de ocupación en un 3.6% (OR = 1.036; $p = 0.001$).

En relación con la cuantificación de los efectos conjuntos mediante la especificación del modelo Logit final demostró la solidez de los estimadores tras someter la estructura de datos a un estricto blindaje diagnóstico. La ausencia de colinealidad residual (GVIF < 1.30) y la inocuidad de puntos influyentes (Distancia de Cook Di < 0.002) garantizan la fiabilidad de las inferencias. El modelo demuestra que el capital digital actúa como un potenciador del capital humano tradicional, pero no sustituye las deficiencias estructurales de inclusión; la residencia en zonas urbanas registró un coeficiente negativo en la probabilidad de empleo formal o adecuado (OR = 0.491; $p < 0.001$), reflejando la alta concentración de informalidad y subempleo urbano que caracteriza al mercado de trabajo nacional.

Desde la perspectiva de las políticas públicas, estos hallazgos ofrecen implicaciones directas para el diseño de estrategias de desarrollo e inclusión socioeconómica. Las intervenciones gubernamentales no deben limitarse a la democratización del acceso a internet móvil o a la entrega de dispositivos de conectividad básica. Para futuras líneas de investigación,

se recomienda el desarrollo de estudios longitudinales o con modelos de paneles rotativos que permitan evaluar la causalidad reversa entre ingresos y adopción tecnológica, así como profundizar en la heterogeneidad del empleo digital según sectores de actividad económica y niveles de informalidad.

Referencias bibliográficas

Albuja, W., & Rodríguez, M. (2018). Análisis de la discriminación laboral hacia las mujeres en Ecuador 2007-2016. *Convergencia Revista de Ciencias Sociales*, *25*(78), 13–41.

Arequipa, S., & et al. (2025). Brecha digital en la educación ecuatoriana: Un enfoque para la gestión del conocimiento y la equidad. *Ciencia Latina Revista Científica Multidisciplinar*, *9*(1), 992–1003.

Arpi-Mayta, R., & Arpi-Quilca, L. (2018). Desigualdad del ingreso laboral y nivel educativo entre grupos étnicos en el Perú. *Comuni@cción*, *9*(1), 56–67.

Austin, P. C., White, I. R., & van Buuren, S. (2021). Handling missing data in observational research using multiple imputation with MICE. *Journal of Clinical Epidemiology*, *134*, 150–162. https://doi.org/10.1016/j.jclinepi.2021.01.008

Barreno, M. (2025). Relación del Índice de Desarrollo de Gobierno Electrónico y la brecha digital por edad del uso de internet en Ecuador. *Revista Ciencia UNEMI*, *18*(47), 130–139.

Bayas-Morales, A., & et al. (2026). Educación, empleo e informalidad en Ecuador: evidencia trimestral (2020Q4–2025Q3) con modelos logit y efectos fijos. *Revista Científica Multidisciplinaria Arbitrada YACHASUN*, *10*(18), 316–344.

Bonilla Bonilla, M. A. (2022). Montaigne y el Individualismo en el Capitalismo Naciente. *Journal of Economic and Social Science Research*, *2*(4), 1–14. https://doi.org/10.55813/gaea/jessr/v2/n4/22

Botello, H. (2015). Determinantes de la discriminación racial en el mercado laboral en Ecuador, 2010-2012. *Equidad y Desarrollo*, *1*(24), 9–30.

Bustos, C., & et al. (2023). Brecha digital: Revisión de literatura. *Tesla Revista Científica*, *3*(2), 2–14.

Carlosama, E., & Morales, C. (2021). Determinantes del subempleo en Ecuador. *Cuestiones Económicas*, *31*(3), 32–65.

Castillo, J., & Brborich, W. (2017). Los factores determinantes de las condiciones de pobreza en Ecuador: Análisis empírico en base a la pobreza por consumo. *Cuestiones Económicas*, *23*(2-3), 5–58.

Cerquera, O., Murcia, J., & Rodríguez, M. (2022). Determinantes de la probabilidad para acceder a un empleo en una de las ciudades con mayor desempleo de Colombia. *Ánfora*, *29*(53), 63–87. https://doi.org/10.30854/anf.v29.n53.2022.842

De la Peña, I., & Acosta, E. (2025). Determinantes de la brecha digital y estrategias para su reducción: Una revisión sistemática de la literatura. *CIENCIA ergo-sum*, *32*, 1–16.

Enders, C. K. (2022). *Applied missing data analysis* (2nd ed.). Guilford Press.

Field, A. (2022). *Discovering statistics using R* (2nd ed.). SAGE Publications.

Fox, J. (2021). *Applied regression analysis and generalized linear models* (4th ed.). SAGE Publications.

Gómez, E., & et al. (2016). La educación y el ingreso como determinantes de la esperanza de vida en Colombia - 2002-2012. *Tendencias*, *17*(2), 31–55.

Gujarati, D. N. (2022). *Econometrics by example* (3rd ed.). Bloomsbury Publishing.

Gushqui-Naula, M., & et al. (2026). Análisis de los principales factores del desempleo juvenil en Ecuador en el 2024. *Innova Science Journal*, *4*(1), 147–158.

Instituto Nacional de Estadística y Censos. (2025). *Encuesta Nacional de Empleo, Desempleo y Subempleo (ENEMDU) - Módulo TIC 2025*. https://www.ecuadorencifras.gob.ec/

Jiménez, R. (2025). Políticas para el cierre de la brecha digital en Costa Rica. *Revista Rupturas*, *15*(1), 121–149.

Kalampihis, E., & Stefos, E. (2025). Brechas digitales entre adolescentes: Una comparación entre Ecuador y Grecia. *Revista Sociedad & Tecnología*, *8*(2), 259–272.

Menard, S. (2022). *Applied logistic regression analysis* (3rd ed.). SAGE Publications. https://doi.org/10.4135/9781071878675

Montgomery, D. C., Peck, E. A., & Vining, G. G. (2021). *Introduction to linear regression analysis* (6th ed.). John Wiley & Sons.

Moreno-Betancur, M., Lee, K. J., & White, I. R. (2021). Principles and practice of pooling multiply imputed data using Rubin's rules. *Statistical Methods in Medical Research*, *30*(4), 980–996. https://doi.org/10.1177/0962280221998234

Sagrado, R. (2025). Desigualdad educativa y brecha digital: Un análisis post-aceleración tecnológica. *Revista Investigación & Praxis en Ciencias Sociales*, *4*(1), 26–37.

Sánchez, G. (2019). Crecimiento económico e inflación, determinantes del desempleo en Ecuador. *Espacios*, *40*.

van Buuren, S. (2021). *Flexible imputation of missing data* (2nd ed.). CRC Press / Taylor & Francis. https://doi.org/10.1201/9780429492259

Villalva-Salguero, T., & Toscano-Quispe, S. (2025). La brecha digital como obstáculo para la comunicación comunitaria en zonas rurales del Ecuador. *Ciencia y Método*, 278–294.

Vizuete, K., & et al. (2021). Cuidados, mercado laboral y crisis: Efectos sobre las mujeres en el Ecuador. *Ecuador Debate*, (114), 115–130.

Wooldridge, J. M. (2021). *Introductory econometrics: A modern approach* (7th ed.). Cengage Learning.