# Determinants of youth employment in Peru: human capital, gender gap, and access to technologies through an econometric panel model

**Marco Antonio Honorio Acosta[1]; Francisco Eduardo Talavera Garcia[2]; Víctor Emilio Cubas Cueva[3]**
**[1]Universidad Privada del Norte, Peru, marco.honorio@upn.pe**
**[2]Universidad Privada del Norte, Peru, N00319202@upn.pe**
**[3]Universidad Privada del Norte, Peru, N00331600@upn.pe**

***Abstract*– The objective of this study was to analyze the determinants of youth employment in Peru during the 2021–2024 period, considering human capital, the gender gap, and access to information and communication technologies. A panel data Logit model was estimated using data from the National Household Survey (ENAHO), with a balanced panel of 1,775 young individuals observed over four years (7,100 observations). Fixed-effects, random-effects, and Mundlak–Chamberlain specifications were estimated to assess the consistency of the random-effects model. The results show that education and potential work experience significantly increased the probability of youth employment, although the effect of experience exhibited diminishing returns. In addition, men were more likely to be employed than women. Mobile phone ownership had a positive effect on employment probability, whereas Internet access showed a negative relationship. The Mundlak–Chamberlain specification supported the consistency of the random-effects model as the final specification. These findings provide empirical evidence to support public policies aimed at strengthening human capital, reducing gender inequalities, and promoting the productive use of digital technologies to improve youth labor market integration***

***Keywords*-- Youth employment, human capital, gender gap, digital accessibility, panel data.***

# Determinantes del empleo juvenil en el Perú: capital humano, brecha de género y acceso a tecnologías mediante un modelo econométrico de panel

Marco Antonio Honorio Acosta[1]; Francisco Eduardo Talavera Garcia[2]; Víctor Emilio Cubas Cueva[3]
[1]Universidad Privada del Norte, Perú, *marco.honorio@upn.pe*.
[2] Universidad Privada del Norte, Perú, *N00319202@upn.pe*.
[3] Universidad Privada del Norte, Perú, *N00331600@upn.pe* .

***Resumen-*** ***El objetivo de esta investigación fue analizar los determinantes de la ocupación juvenil en el Perú durante el período 2021–2024, considerando el capital humano, la brecha de género y el acceso a tecnologías de información y comunicación. Se empleó un modelo Logit para datos de panel utilizando información de la ENAHO, con un panel balanceado de 1,775 jóvenes observados durante cuatro años (7,100 observaciones). Se estimaron modelos de efectos fijos, efectos aleatorios y la especificación Mundlak–Chamberlain para evaluar la consistencia del modelo de efectos aleatorios. Los resultados evidenciaron que la educación y la experiencia potencial incrementaron significativamente la probabilidad de ocupación juvenil, aunque esta última presentó rendimientos decrecientes. Asimismo, los hombres mostraron una mayor probabilidad de ocupación que las mujeres; la disponibilidad de teléfono celular tuvo un efecto positivo, mientras que el acceso a internet presentó una relación negativa. La especificación Mundlak–Chamberlain respaldó la consistencia del modelo de efectos aleatorios como especificación final. Los hallazgos aportan evidencia para orientar políticas dirigidas a fortalecer el capital humano, reducir las brechas de género y promover el uso productivo de las tecnologías digitales para mejorar la inserción laboral***

***Palabras clave—Empleo juvenil, Capital humano, brecha de género, accesibilidad digital, datos panel.***

## I. INTRODUCCIÓN

El desempleo juvenil constituyó uno de los principales desafíos estructurales más persistentes en los mercados laborales contemporáneos. A pesar de la recuperación posterior a la crisis del COVID-19, la tasa global de desempleo juvenil alcanzó el 13% en 2023, el nivel más bajo en quince años [1]. Sin embargo, esta mejora no fue homogénea: mientras en varias regiones las tasas retornaron a niveles precrisis, en los Estados Árabes, Asia Oriental y Sudeste Asiático se observaron incrementos respecto a 2019 [1]. Además, persistieron brechas de género y exclusión educativa, reflejadas en que el 20,4% de los jóvenes se encontraban en condición NEET-jovenes que no estudiaban, no trabajaban ni buscaban empleo)- de los cuales dos de cada tres fueron mujeres [1]. A ello se sumó la brecha educativa y digital, pues en países de bajos ingresos solo el 40% de los jóvenes accedía a educación o formación y apenas 1 de cada 5 jóvenes adultos (25–29 años) tenía un empleo regular, mientras que en países de altos ingresos estas cifras ascendían a 63% en educación y 4 de cada 5 en empleo regular [1]. El acceso desigual a celulares reforzó la segmentación laboral: en países de altos ingresos el acceso estuvo prácticamente universalizado, mientras que en países de bajos ingresos se convirtió en un factor de inclusión laboral al facilitar comunicación y movilidad [1]. Asimismo, el acceso a internet generó una paradoja: en economías en desarrollo, 2 de cada 3 jóvenes trabajadores presentaron desajuste educativo respecto a su empleo, lo que se relacionó con un uso limitado de internet para capacitación y búsqueda de empleo; al mismo tiempo, su utilización pudo vincularse a la permanencia en educación o formación, reduciendo la participación laboral en el corto plazo pero mejorando la empleabilidad en el largo plazo [1]. Estas desigualdades estructurales evidenciaron que la brecha educativa y digital constituyó un determinante clave en la inserción plena de la juventud en el desarrollo económico.

En el Perú, el Instituto Nacional de Estadística e Informática (INEI) reportó que durante 2021–2024 el desempleo juvenil superó al adulto, en un contexto de alta informalidad y subempleo [2]. Si bien la tasa nacional mostró variaciones moderadas, los jóvenes enfrentaron mayor inestabilidad, especialmente en áreas urbanas, evidenciándose brechas de género y por ámbito geográfico en la inserción laboral formal [2]. En 2024, el 45,5% de los jóvenes solo trabajó, el 25,4% solo estudió, el 11,6% combinó ambas actividades y el 17,4% no estudió ni trabajó. Asimismo, la inactividad fue menor entre jóvenes con mayor educación (10% frente a 36%), evidenciando el rol del capital humano, junto con una brecha de género (23,4% en mujeres que no trabajaban ni estudiaban frente a 11,6% en hombres). En cuanto al acceso digital, el uso de telefonía móvil alcanzó casi el 90%, lo que facilitó la comunicación y redujo los costos de búsqueda de empleo, mientras que el acceso a internet fue menor (70%) y presentó brechas territoriales, pudiendo generar efectos diferenciados en la empleabilidad juvenil según su uso productivo o no [2].

Diversas investigaciones realizadas en Europa, Asia y el Norte de África sobre empleo juvenil analizaron la ocupación, el desempleo, la estabilidad laboral y la condición NEET (jóvenes que no estudiaban, no trabajaban ni participaban en procesos de formación) desde enfoques microeconómicos y macroeconómicos, utilizando modelos logit, probit y regresiones de panel [3]–[14]. En los estudios microeconómicos predominó el uso de microdatos transversales y paneles longitudinales para evaluar las decisiones individuales de empleo [3], [4], [9], [13], [14]. Los resultados mostraron que el capital humano —especialmente la educación y la experiencia laboral— influyó significativamente en la inserción laboral juvenil, mientras que las brechas de género incrementaron la vulnerabilidad femenina en contextos de crisis y precariedad laboral [3], [13]. Asimismo, algunos estudios evidenciaron que las habilidades digitales y el acceso a tecnologías contribuyeron a reducir la probabilidad de desempleo juvenil y la condición NEET [4], [7], [8]. De manera complementaria, varios estudios controlaron factores demográficos, institucionales y macroeconómicos, como la edad, la informalidad, el crecimiento económico y la regulación laboral, con el fin de aislar los efectos del capital humano y la digitalización sobre el empleo juvenil [5]–[13].

Por otro lado, los estudios macroeconómicos utilizaron principalmente panel data internacionales para explicar las tasas agregadas de desempleo juvenil mediante variables como el crecimiento económico, la inflación, la productividad, la regulación laboral, el salario mínimo y la innovación tecnológica [5], [6], [8], [10], [11], [12]. La evidencia indicó que el crecimiento económico, la productividad y la innovación redujeron el desempleo juvenil, mientras que las rigideces institucionales y las crisis económicas incrementaron la vulnerabilidad laboral de los jóvenes [5], [10], [11], [12].

Metodológicamente, los estudios transversales aplicaron modelos logit y probit sobre microdatos individuales [3], [4], [14], mientras que las investigaciones con datos de panel emplearon distintas técnicas econométricas según su nivel de agregación y dinámica temporal. Los modelos de efectos fijos y efectos aleatorios fueron utilizados en estudios macroeconómicos para capturar la heterogeneidad no observable entre países [5], [10], [11], [12]. Asimismo, el uso de System-GMM permitió abordar problemas de endogeneidad en modelos dinámicos de panel [8], mientras que los enfoques de cointegración panel se aplicaron para estimar relaciones de largo plazo entre variables estructurales del mercado laboral juvenil [6]. Finalmente, los estudios con mayor desagregación utilizaron paneles microeconómicos dinámicos con efectos fijos para analizar trayectorias laborales juveniles a nivel individual o regional [7], [9], [13].

La evidencia empírica revisada permitió derivar implicancias de política orientadas a la mejora del empleo juvenil. En primer lugar, se destacó la importancia de fortalecer el capital humano mediante la expansión de la educación superior, la formación técnica y programas de capacitación orientados a habilidades demandadas por el mercado laboral, especialmente competencias digitales [4], [6], [7], [10]. En segundo lugar, los estudios señalaron la necesidad de políticas activas de empleo que promovieran la inserción laboral juvenil mediante incentivos a la contratación, reducción de rigideces laborales y mejora del acceso al empleo formal [5], [11], [12]. Asimismo, se evidenció la relevancia de políticas de digitalización orientadas a ampliar el acceso a internet y fortalecer habilidades TIC como mecanismo de inclusión laboral juvenil [4], [7], [8]. De manera complementaria, se identificó la importancia de políticas de equidad de género para reducir brechas en la participación laboral femenina joven [3], [13], así como de políticas macroeconómicas que impulsaran el crecimiento económico, la inversión extranjera y la innovación tecnológica como motores del empleo juvenil [5], [6], [10]. Finalmente, la literatura subrayó la necesidad de marcos institucionales equilibrados que evitaran tanto la excesiva rigidez como la desregulación del mercado laboral, especialmente en relación con el salario mínimo y la protección del empleo juvenil [8], [11], [12].

La literatura reciente sobre desempleo juvenil en América Latina mostró un predominio de enfoques microeconométricos, con un uso extendido de modelos logit y probit aplicados a microdatos de encuestas de hogares, complementados en menor medida con modelos de datos panel y análisis de duración. En el caso de México, los estudios basados en modelos de efectos fijos con datos panel evidenciaron que la informalidad juvenil presentó persistencia estructural incluso entre jóvenes con educación superior, lo que sugirió límites del capital humano como único determinante de la formalización laboral [15]. Este hallazgo condujo a recomendaciones de política orientadas a la formalización del empleo juvenil y al fortalecimiento de la transición escuela–trabajo.

De manera consistente, en Chile los estudios microeconométricos basados en modelos logit y probit mostraron que el desempleo juvenil y la inactividad estuvieron fuertemente asociados a la experiencia laboral previa, el nivel educativo y la estructura del hogar, evidenciándose además efectos diferenciados por género, con mayor vulnerabilidad de las mujeres jóvenes en el acceso al empleo formal [18], [20]. Ello derivó en recomendaciones orientadas a fortalecer la empleabilidad juvenil mediante programas de primer empleo, capacitación técnica y reducción de brechas de género.

Asimismo, los estudios aplicados a Ecuador, mediante modelos probit y análisis de supervivencia (Kaplan-Meier), mostraron que la duración del desempleo juvenil estuvo fuertemente influenciada por la experiencia laboral previa y la capacitación específica, mientras que la informalidad operó como mecanismo de inserción de corto plazo con efectos de precarización persistente [16]. Estos resultados derivaron en recomendaciones de política centradas en formación técnica y fortalecimiento del capital humano específico más allá de la educación formal.

Desde un enfoque macroeconómico, la evidencia basada en regresiones lineales múltiples con datos agregados indicó que variables como el PIB per cápita, la inflación, la inversión extranjera directa y el salario mínimo explicaron de manera significativa la dinámica del desempleo en el largo plazo [17], destacando la importancia de la estabilidad macroeconómica como condición necesaria para reducir el desempleo juvenil y promoviendo políticas de crecimiento sostenido y atracción de inversión productiva.

Por otro lado, los estudios microeconómicos recientes en México y Chile con modelos logit confirmaron la relevancia de variables como género, edad, residencia urbana y nivel educativo en la determinación del desempleo juvenil [18], [20]. Sin embargo, también se observó en algunos casos un efecto de sobrecualificación, donde mayores niveles educativos incrementaron la probabilidad de desempleo juvenil, lo que llevó a proponer políticas de alineamiento entre oferta educativa y demanda laboral, además de reducción de brechas de género.

Asimismo, la evidencia basada en estudiantes universitarios y jóvenes urbanos en distintos países de la región mostró que la experiencia laboral previa, la movilidad geográfica y el emprendimiento redujeron la probabilidad de desempleo juvenil [19], [21], generando recomendaciones orientadas a prácticas preprofesionales, empleabilidad juvenil y fomento del emprendimiento.

En el caso de los estudios sobre NEET en América Latina, los modelos logit multivariables permitieron identificar que el género, la estructura del hogar, la salud mental y el nivel educativo explicaron la probabilidad de ser NEET reacio, es decir, no necesariamente desmotivado, con una clara segmentación por sexo [22]. Esto derivó en políticas focalizadas para jóvenes en situación de exclusión múltiple, especialmente mujeres y hogares vulnerables, incorporando intervenciones psicosociales. Finalmente, la evidencia sobre Colombia mostró que la educación superior no redujo necesariamente el desempleo juvenil y en algunos casos se asoció a sobreeducación, evidenciando un desajuste estructural entre formación y demanda laboral [23], lo que reforzó la necesidad de articular el sistema educativo con el mercado de trabajo

En el Perú, desde una perspectiva macroestructural, la evidencia **mostró** que la desigualdad distributiva y el desorden social constituyeron determinantes relevantes del desempleo regional, observándose que mayores niveles de desigualdad incrementaron el desorden social y este, a su vez, elevó las tasas de desempleo, sin que el crecimiento económico lograra revertir de manera homogénea estas brechas [24]. Aunque el análisis se centró en el desempleo departamental, estos resultados tuvieron implicancias indirectas sobre el empleo juvenil, dado que los jóvenes fueron uno de los grupos más expuestos a las condiciones estructurales del mercado laboral regional. De forma complementaria, la relación entre crecimiento económico, desempleo y subempleo evidenció la validez limitada de la Ley de Okun —relación inversa entre el crecimiento del producto y la tasa de desempleo— en el caso peruano, debido a la elevada informalidad y al carácter estructural del subempleo, lo que restringió la capacidad del crecimiento para generar empleo de calidad [25], afectando también de manera indirecta la inserción laboral juvenil, frecuentemente concentrada en empleos informales y de baja productividad. En este contexto, se derivaron implicancias de política orientadas a la reducción de desigualdades territoriales, el fortalecimiento institucional regional, la promoción de un crecimiento con transformación estructural, la formalización del empleo, el aumento de la productividad y la reducción del subempleo como mecanismo de mejora del mercado laboral, con especial atención en las condiciones de inserción laboral de los jóvenes [24], [25].

En el ámbito microeconómico urbano, la evidencia mostró que las decisiones laborales juveniles estuvieron determinadas principalmente por el capital humano -educación y educación parental-, el género y la dinámica intrafamiliar, mientras que variables como estado civil y estructura del hogar funcionaron como controles relevantes [26]. En este caso, se derivaron políticas de fortalecimiento de la educación familiar, ampliación de la formación técnica y reducción de brechas de género en la transición escuela–trabajo mediante programas de conciliación entre educación y empleo juvenil [26]. En el contexto rural, se observó que el empleo juvenil estuvo condicionado por el trabajo familiar no remunerado y la estructura del hogar, siendo el género un factor determinante en la menor participación laboral femenina lo que condujo a políticas de reducción del trabajo no remunerado

juvenil, expansión de oportunidades educativas rurales y promoción de empleo local juvenil con enfoque de género [27].

Respecto al fenómeno NEET en el Perú urbano, se evidenció una alta concentración en mujeres jóvenes, explicada principalmente por maternidad temprana, bajo capital humano y roles domésticos, mientras que variables como educación y estado civil actuaron como factores protectores [28]. En consecuencia, se derivaron políticas de reinserción educativa, programas de empleo juvenil focalizado y estrategias específicas para madres jóvenes en situación de exclusión laboral [28]. Finalmente, en contextos de crisis como la pandemia, el desempleo juvenil se explicó principalmente por la falta de experiencia laboral y la condición de género, observándose además que la inserción laboral ocurrió frecuentemente en empleos precarios [29], lo que llevó a proponer políticas de primer empleo juvenil, capacitación laboral acelerada y fortalecimiento de habilidades digitales para la inserción laboral en contextos de crisis [29].

En el contexto de persistente desempleo juvenil, este estudio se centró en medir el impacto de determinadas variables microeconómicos sobre la probabilidad del empleo juvenil (ocupado = 1, desocupado = 0) mediante un modelo logit de panel, que evalúe el impacto del capital humano -educación y experiencia laboral-, la brecha de género y el acceso a tecnologías como internet y celular, utilizando metodológicamente, los modelos de efectos fijos y aleatorios, junto con la prueba de Mundlak–Chamberlain la cual fue poco utilizada para controlar la heterogeneidad no observada y asegurar la robustez de las estimaciones para generar evidencia relevante para el diseño de políticas de inclusión laboral. En consecuencia, la pregunta central de investigación fue la siguiente: ¿En qué medida el capital humano, la brecha de género y la utilización de tecnología incidieron sobre la probabilidad de ocupación juvenil en el Perú, mediante estimaciones logit panel bajo los enfoques de efecto fijo, aleatorio y su extensión Mundlak–Chamberlain?

Se formularon las siguientes hipótesis de investigación: (H1) la educación incrementó la probabilidad de ocupación juvenil; (H2) la experiencia potencial presentó una relación positiva y decreciente sobre la probabilidad de ocupación juvenil; (H3) ser hombre incrementó la probabilidad de ocupación; (H4) el acceso a telefonía móvil incrementó la probabilidad de ocupación, mientras que el acceso a internet presentó un efecto negativo; y (H5) la incorporación de los promedios individuales bajo el enfoque Mundlak–Chamberlain permitió controlar la correlación entre los regresores y la heterogeneidad no observada, mejorando la consistencia de las estimaciones del modelo de efectos aleatorios.

Operacionalmente, la variable dependiente fue una variable dicotómica asociada al estado de ocupación juvenil en el mercado laboral (ocup), donde ocup = 1 indicó condición de ocupado y la categoría de referencia correspondió a los no ocupados. Las variables explicativas incluidas en el modelo de efectos fijos fueron: educación, medida en años de estudio (edu); experiencia potencial, expresada en años (exp); y experiencia potencial al cuadrado (expsq). En el modelo de efectos aleatorios, además de las variables consideradas en el modelo de efectos fijos, se incorporaron variables invariantes en el tiempo, tales como el estrato geográfico (rural), donde rural = 1 correspondió al área rural y la categoría de referencia fue urbana; y el sexo (hombre), donde hombre = 1 identificó a los varones y la categoría de referencia fue mujer. Asimismo, se incluyeron variables de escasa variación temporal, como la condición de jefe de hogar (jefe), donde jefe = 1 indicó ser jefe de hogar; la disponibilidad de teléfono celular (cel), donde cel = 1 indicó disponibilidad; de celular y el acceso a internet (internet), donde internet = 1 indicó acceso al servicio de internet. Finalmente, el modelo Mundlak–Chamberlain incorporó los promedios individuales de educación (edu_bar) y experiencia (exp_bar) con el propósito de contrastar empíricamente el supuesto de exogeneidad asociado al modelo de efectos aleatorios.

La teoría del capital humano sostiene que la educación y la experiencia laboral constituyen inversiones que incrementan la productividad y mejoran las oportunidades de inserción laboral [30]. En este marco, mayores niveles educativos favorecen el desarrollo de habilidades y competencias demandadas por el mercado laboral, mientras que la experiencia laboral permite acumular capacidades específicas que incrementan la probabilidad de ocupación juvenil. Asimismo, la relación entre experiencia y empleo suele presentar rendimientos decrecientes, motivo por el cual diversos estudios incorporan especificaciones cuadráticas de la experiencia potencial.

Por otro lado, la literatura sobre segmentación laboral señala que las oportunidades de empleo también dependen de factores estructurales asociados al género y al entorno socioeconómico. En este sentido, las mujeres jóvenes enfrentan mayores restricciones de inserción laboral debido a desigualdades en el acceso al empleo formal, responsabilidades domésticas y condiciones de vulnerabilidad económica [3], [13], [28].

Asimismo, el acceso a tecnologías de información y comunicación, como la telefonía móvil contribuye a reducir costos de búsqueda de empleo y ampliar el acceso a información laboral[32]..Sin embargo, el efecto del internet sobre la ocupación juvenil puede ser ambiguo, ya que su utilización también puede asociarse a permanencia educativa o usos no vinculados directamente al mercado laboral [1], [4] ; concretamente; según Becker [32]., el tiempo es un recurso escaso con costo de oportunidad: cada hora no dedicada al trabajo implica ingresos dejados de percibir. En este marco, el acceso a internet utilizado introduce un nuevo uso del tiempo que compite con el empleo remunerado, ya sea en ocio digital o capacitación en línea, lo que puede reducir la participación laboral juvenil en el corto plazo

Metodológicamente, los modelos logit para datos panel permiten controlar la heterogeneidad no observada entre individuos mediante especificaciones de efectos fijos y aleatorios [31]., de tal modo que cuando existe correlación entre los regresores y los efectos individuales, el modelo de efectos aleatorios resulta inconsistente., en tal caso el enfoque Mundlak–Chamberlain al incorporar como regresoras a los promedios individuales de las variables que varían en el tiempo, permitió la respectiva contrastación empírica.

## II. METODOLOGÍA

La investigación empleó datos de la Encuesta Nacional de Hogares (ENAHO) del Instituto Nacional de Estadística e Informática, la cual recopila información sobre condiciones laborales, capital humano, características sociodemográficas y acceso a tecnologías de información de la población en edad de trabajar. El estudio se focalizó en jóvenes pertenecientes a la población económicamente activa, comprendidos entre 15 y 25 años. Para ello, se construyó un panel de datos identificando al individuo como (i) y al tiempo como (t). La muestra inicialmente estuvo conformada por 1,775 individuos observados durante cuatro años (2021–2024), totalizando 7,100 observaciones. Sin embargo muestra final se depuró aplicando dos criterios de validación. Primero, se verificó que cada individuo se mantuviera dentro del rango etario de juventud (15-29 años) durante las cuatro olas del panel (2021-2024), consistente con la definición estándar utilizada por el INEI. Segundo, se comprobó la consistencia interna de la variable edad, reteniendo únicamente a los individuos cuya edad se incrementó exactamente en un año entre olas consecutivas, lo que descarta observaciones con errores de captura o de identificación del panel. Tras esta depuración, la muestra final quedó constituida por 1,141 individuos (4,564 observaciones), sobre la cual se recalcularon las medias individuales de escolaridad (edu_bar) y experiencia potencial (exp_bar) requeridas para la prueba de Mundrak-Chamberlain, y se reestimó el modelo econométrico de panel.

El procedimiento econométrico consistió en estimar un modelo logit para datos panel bajo tres especificaciones: efectos fijos (EF), efectos aleatorios (EA) y el enfoque Mundlak–Chamberlain (MUD), permitiendo evaluar la pertinencia del modelo de efectos aleatorios frente al de efectos fijos. En las tres especificaciones, la variable dependiente correspondió al estado de ocupación, definido como una variable dicotómica donde $ocup_{\{it\}}$=1 indicó estar ocupado en el mercado laboral

La base de datos ENAHO fue estructurada como un panel de cuatro años por individuo y procesada en el software Stata. Durante la depuración de la información, algunas variables reportadas en la literatura —como la informalidad— no fueron incorporadas debido a la elevada presencia de valores faltantes -missing values-, lo que habría generado una reducción sustancial del tamaño muestral. Asimismo, se excluyeron variables con escasa

variación temporal y aquellos individuos cuya variable dependiente no presentó cambios durante el período analizado, dado que en modelos logit con efectos fijos estos casos generan colinealidad perfecta y no contribuyen a la estimación condicional del modelo. Estas restricciones explican las diferencias en el número de variables y observaciones entre las distintas especificaciones econométricas estimadas.

La forma functional del modelo logit con efectos fijos fue:

$$P(ocup_{it} = 1 \mid X_{it} , \alpha_i ) = \Lambda( X'_{it} \beta + \alpha_i ) \quad (1)$$

donde $\Lambda$ (·) representó la función logística acumulada, $\alpha_i$ correspondió al efecto de la heterogeneidad de los individuos no observadas, $\beta$ representó el vector de parámetros asociados a las variables explicativas o efecto intraindividuo y $X'_{it}$ incluyó a las variables explicativas que variaron en el tiempo. El supuesto del modelo es:

$$Corr(X_{it} , \alpha_i ) \neq 0 \quad (2)$$

La forma funcional del modelo logit con efectos alecatorios fue:

$$P (ocup_{it} = 1 \mid X_{it} , Z_i , u_i ) = \Lambda( X'_{it} \beta + Z'_i \gamma + u_i ) \quad (3)$$

donde $u_i$ representó el efecto aleatorio individual que captura las características propias del individuo que son constantes o varían poco en el tiempo pero que fue imposible medir , $X'_{it}$ representan a las variables que varían en el tiempo y $Z'_i$ a las variables invariantes o con escasa variación temporal y $\gamma$ capturó los efectos entre individuos. El supuesto del modelo de efectos aleatorios es:

$$E (u_i \mid X_{it} , Z_i ) = 0 \quad (4)$$

La forma funcional del modelo de Mundlak y Chamberlain fue:

$$Pr( ocup_{it} = 1 ) = \Lambda( X'_{it} \beta + Z'_i \gamma + \{\bar{X}\}'_i \theta + \alpha_i ) \quad (5)$$

donde θ capturó la correlación entre los regresores y los efectos individuales no observados en el tiempo y $\{\bar{X}\}'_i$ son los promedios de las variables que varian en el tiempo. Asimismo en el modelo Mundlak y Chamberlain se definió que:

$$u_i = \bar{X}'_i \theta + \alpha_i \quad (6)$$

La ecuación (6) permitió descomponer el efecto individual no observado $u_i$ en un componente correlacionado con los regresores θ y un término puramente aleatorio no correlacionado $\alpha_i$ . Asimismo, los promedios individuales se definieron como:

$$\bar{X}_i = (1 / T_i) \sum_{t=1}^{T_i} X_{it} \quad (7)$$

El supuesto del modelo Mundlak-Chamberlain es;

$$E (u_i \mid X_i, Z_i) = 0 \quad (8)$$

En la especificación de Mundlak_Chamberlain, aparte de las variables incluidas en el modelo efectos aleatorios, se añadieron los promedios individuales de las variables que varían en el tiempo: educación (edu_bar) y experiencia (exp_bar). Si los coeficientes de los estimadores asociados a los promedios temporales (θ) resultaron estadísticamente significativos, ello indicó la existencia de correlación entre el efecto individual y dichas variables. La validez del modelo de efectos aleatorios se evalúa mediante la hipótesis nula que se cumple el supuesto de la Ecuación 4, si este supuesto no puede ser rechazado, el modelo de efectos aleatorios es consistente y más eficiente en relación al modelo de efectos fijos . La bondad de ajuste global de los modelos se evaluó mediante la prueba Chi2 del logaritmo de verosimilitud y la significancia individual mediante el estadístico Z normal. Asimismo, se utilizó el parámetro rho (*p*), el cual midió la proporción de la varianza total del error atribuible a la heterogeneidad individual no observada. En este sentido, valores bajos de *p* indicaron una reducida importancia de los efectos individuales permanentes dentro de la estructura del panel. La fórmula de *p* fue la siguiente:

$$\rho = \sigma^2_u / (\sigma^2_u + \sigma^2_e) \quad (9)$$

Donde, $\sigma_u^2$ representó la varianza del efecto aleatorio individual no observado y $\sigma^2_e$ representó la varianza del componente idiosincrático o error aleatorio.

## III. RESULTADOS

TABLA I

ESTIMACIÓN LOGIT DE EFECTOS FIJOS

| Variables | Coeficiente | Errores estándar |
|---|---|---|
| edu | 0.1968*** | 0.04749 |
| exp | 0.1825** | 0.07642 |
| expsq | -0.0061 | 0.00576 |
| LR chi2(3) | 29.82 | Prob > chi2 = 0.000 |
| Observaciones: 2,642 Número de id: 668 | | |
| *** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1 | | |

La Tabla I presenta los resultados de la especificación logística condicional que resultó globalmente significativa al 1% (LR $\chi^2$ = 29.82; p < 0.0001), controlando la heterogeneidad inobservable constante ($\alpha_i$). La variable educación (edu) presentó un efecto positivo y altamente significativo (β = 0.1968; p < 0.001). Al exponenciar el parámetro estimado se obtiene un odds ratio de 1.217, lo que implica que cada año adicional de escolaridad incrementa los momios de ocupación en 21.7%. En cuanto a la experiencia laboral potencial, el término lineal (exp) exhibió una relación positiva y estadísticamente significativa (β = 0.1825; z = 2.39; p = 0.017), mientras que el término cuadrático (expsq) presentó signo negativo (β = -0.0061; p = 0.285). La combinación de ambos coeficientes sugiere una trayectoria inicialmente creciente de la ocupación conforme aumenta la experiencia, aunque a tasas decrecientes, sin que el componente cuadrático alcance significancia estadística individual

Estos hallazgos son consistentes con la teoría del capital humano de Becker [30], según la cual la educación y la experiencia constituyen inversiones que aumentan la productividad individual y favorecen la inserción laboral. Asimismo, coinciden con la evidencia reportada para Europa, Chile y Ecuador, donde la educación y la experiencia laboral previa fueron identificadas como determinantes fundamentales del empleo juvenil [3], [16], [18].

TABLA II

EFECTOS MARGINALES DEL MODELO DE EFECTOS FIJOS

| Variable | dy/dx | Errores estándar |
|---|---|---|
| edu | 0.01256*** | 0.0016 |
| exp | 0.0116 | 0.0073 |
| expsq | -0.00039 | 0.0005 |

dy/dx son los efectos marginales

La Tabla II reporta los efectos marginales promedio; los resultados confirmaron el papel de la educación como principal determinante de la ocupación. Cada año adicional de escolaridad incrementó la probabilidad de estar ocupado en 1.26 puntos porcentuales (dy/dx = 0.0126; p < 0.001). Por su parte, la experiencia laboral potencial mostró un efecto marginal positivo de 1.16 puntos porcentuales (dy/dx = 0.0116; p = 0.104), mientras que el término cuadrático registró un efecto marginal negativo de 0.04 puntos porcentuales (dy/dx = -0.0004; p = 0.373). No obstante, ninguno de los dos efectos marginales asociados a la experiencia resultó estadísticamente significativo. Los efectos marginales del modelo de efectos fijos (Tabla 2) se calcularon mediante el comando margins de Stata bajo la opción predict(pu0), la cual asume que el efecto individual no observado ($\alpha_i$) es igual a cero para todos los individuos, dado que el método de máxima verosimilitud condicional no permite su estimación directa (problema de parámetros incidentales). En consecuencia, estos valores no representan el efecto marginal promedio real de la población, sino una aproximación hipotética que asume ausencia de heterogeneidad individual, y deben interpretarse con esta limitación.

Si bien el modelo de efectos fijos permitió controlar rigurosamente la heterogeneidad individual no observada, su principal limitación radica en que excluye variables invariantes en el tiempo, tales como el sexo y la residencia rural, factores ampliamente identificados por la literatura como determinantes relevantes del empleo juvenil [13], [26], [27]. Por esta razón, se procedió a estimar un modelo logit de efectos aleatorios robustos.

TABLA III

RESULTADOS DEL MODELO LOGIT DE EFECTOS ALEATORIOS

| Variables | Coeficiente | Errores estándar-Clusters |
|---|---|---|
| edu | 0.2251*** | 0.0285 |
| exp | 0.3262*** | 0.0378 |
| expsq | -0.0094*** | 0.0029 |
| hombre | 0.632*** | 0.1163 |
| rural | 0.9920*** | 0.1229 |
| jefe | 1.6078*** | 0.3088 |
| cel | 0.532*** | 0.1699 |
| internet | -0.4398*** | 0.1128 |
| Constant | -3.9894*** | 0.3547 |
| Wald chi2(8) = 332.92 | | ***(p<0.01) |
| Observaciones 4,564 | | Número de id: 1,141 |
| *** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1 | | |

La Tabla III presenta los resultados de la especificación logística de efectos aleatorios, que resultó globalmente significativa al 1% (Wald $\chi^2$ = 332.92; p < 0.0001). La educación (edu) presentó un efecto positivo y altamente significativo (β = 0.2251; p < 0.001), indicando que cada año adicional de escolaridad incrementa los momios de ocupación en 25.3% (OR = 1.253). Asimismo, la experiencia laboral potencial mostró un efecto positivo (β = 0.3262; p < 0.001), mientras que su término cuadrático fue negativo (β = -0.0094; p = 0.002), lo que evidencia rendimientos decrecientes de la experiencia sobre la ocupación. Entre las variables de control, ser hombre, residir en el área rural, la característica asociada al jefe del hogar y disponer de teléfono celular incrementan significativamente los momios de ocupación, mientras que la variable internet presenta un efecto negativo y significativo. Finalmente, el coeficiente de correlación intraclase (ρ = 0.3469) indicó que aproximadamente el 34.7% de la variabilidad residual se atribuyó a diferencias no observadas entre individuos, respaldando la utilización del modelo de efectos aleatorios

Vale resaltar que los resultados mostraron persistencia de brechas de género en el mercado laboral juvenil peruano coincidiendo con los hallazgos de AlAzzawi y Hlasny [13], y con la evidencia reportada para Perú por Málaga et al. [28]. Asimismo, la condición de jefe de hogar al mostrar un efecto positivo y significativo, reflejó una mayor presión económica por participar en el mercado laboral. Por otro lado, al residir en zonas rurales al mostrar una relación positiva con la ocupación juvenil, puede explicarse por la temprana incorporación de los jóvenes rurales a actividades productivas familiares, agrícolas o de autoempleo, fenómeno previamente documentado para el caso peruano por Boyd [27].

En relación con las variables tecnológicas, la disponibilidad de teléfono celular al mostrar un efecto positivo y significativo sobre la ocupación juvenil, respaldó la hipótesis de que las tecnologías de comunicación reducen los costos de búsqueda de empleo y facilitan el acceso a oportunidades laborales [1], [4]. En contraste, el acceso a internet al mostrar un efecto negativo y significativo, podría reflejar que una proporción importante de jóvenes con acceso a internet permanece estudiando o participando en procesos de capacitación, retrasando temporalmente su inserción laboral, tal como ha sido señalado por la OIT [1]. En el modelo de efectos aleatorios, los errores estándar se calcularon mediante agrupamiento (clustering) a nivel de individuo (cluster id), lo cual permite una correlación arbitraria de los errores dentro de cada individuo a lo largo de las cuatro olas del panel, corrigiendo así por heterocedasticidad y autocorrelación serial intra-sujeto

TABLA IV

EFECTOS MARGINALES DEL MODELO DE EFECTOS ALEATORIOS

| Variables | dy/dx | Errores estándar-Clusters |
|---|---|---|
| edu | 0.0367*** | 0.0042 |
| exp | 0.0532*** | 0.0059 |
| expsq | -0.0015*** | 0.0005 |
| hombre | 0.103*** | 0.0178 |
| rural | 0.1617*** | 0.0193 |
| jefe | 0.2621*** | 0.04999 |
| cel | 0.0867*** | 0.0276 |
| internet | -0.0717*** | 0.0183 |

En la Tabla IV, se estimaron los efectos marginales promedio. Al respecto, la educación (edu) y la experiencia laboral potencial (exp) mostraron efectos positivos y estadísticamente significativos sobre la probabilidad de ocupación. En particular, cada año adicional de escolaridad incrementó dicha probabilidad en 3.67 puntos porcentuales (dy/dx = 0.0367; p < 0.001), mientras que un año adicional de experiencia la aumentó en 5.32 puntos porcentuales (dy/dx = 0.0532; p < 0.001). No obstante, el efecto negativo del término cuadrático de la experiencia (expsq) (dy/dx = -0.0015; p = 0.002) confirmó la existencia de rendimientos decrecientes. Respecto a las variables de control, ser hombre, residir en el área rural, la característica asociada al jefe del hogar y disponer de teléfono celular incrementaron significativamente la

probabilidad de ocupación. Por el contrario, la variable internet mostró un efecto negativo y significativo, reduciendo la probabilidad de ocupación en 7.17 puntos porcentuales (dy/dx = -0.0717; p < 0.001).

TABLA V

RESULTADOS DEL MODELO MUNDLAK-CHAMBERLAIN

| Variables | Coeficiente | Errores estándar robusto |
|---|---|---|
| edu | 0.2209*** | 0.0509 |
| exp | 0.2786*** | 0.05995 |
| expsq | -0.0096*** | 0.00296 |
| hombre | 0.6331*** | 0.1117 |
| rural | 0.9965*** | 0.1243 |
| jefe | 1.5983*** | 0.3088 |
| cel | 0.5354*** | 0.1695 |
| internet | -0.3971*** | 0.1227 |
| edu_bar | 0.0034 | 0.0548 |
| exp_bar | 0.0559 | 0.0511 |
| Constant | -4.0399*** | 0.4003 |
| Wald chi2(10) : 334.94 | | Prob > chi2 : 0.000 |
| rho=0.347 | Intervalo (95%) = (0.2995, 0.3989) | |
| Observaciones: 4,564 ; Numero de id: 1,141; Test conjunto educ_bar y exp_bar Chi2(2)=1.32 , p=0.5101 | | |
| *** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1 . | | |

Finalmente, la Tabla V presenta la estimación bajo la especificación de Mundlak–Chamberlain, con el fin de evaluar la consistencia del supuesto fundamental del modelo de efectos aleatorios. La prueba de Mundlak-Chamberlain incorporó las medias individuales de las variables explicativas edu_bar y exp_bar a las del modelo de efectos aleatorios . La hipótesis nula establece que dichas medias no se encuentran correlacionadas con el efecto individual no observado, condición necesaria para la validez del estimador de efectos aleatorios. Los resultados muestran que los coeficientes de edu_bar (p = 0.950) y exp_bar (p = 0.275) no son estadísticamente significativos. Asimismo, la prueba conjunta arroja un valor de $\chi^2(2) = 1.32$ con una probabilidad asociada de p = 0.5101, por lo que no se rechaza la hipótesis nula. En consecuencia, no existe evidencia estadística de correlación entre los regresores y la heterogeneidad individual no observada, lo que respalda el supuesto de exogeneidad requerido por el modelo de efectos aleatorios. Por tanto, el estimador de efectos aleatorios resulta consistente y eficiente, siendo preferible al modelo de efectos fijos para el análisis de la ocupación laboral en la muestra estudiada.

Este resultado sugiere que el supuesto fundamental del modelo de efectos aleatorios es razonable para los datos analizados y que las estimaciones obtenidas mediante esta especificación pueden considerarse consistentes y más eficientes que las derivadas del modelo de efectos fijos. Adicionalmente, la estabilidad observada en los signos y niveles de significancia de los coeficientes entre los modelos de efectos aleatorios y Mundlak–Chamberlain refuerza la robustez de los resultados obtenidos.

Asimismo, el parámetro rho = 0.347 indica que aproximadamente el 35 % de la variabilidad total de la ocupación juvenil se explica por diferencias permanentes entre individuos, mientras que el restante 64 % responde a variaciones temporales y factores idiosincráticos. Aunque la heterogeneidad individual posee una importancia moderada, la prueba de Mundlak–Chamberlain sugiere que dicha heterogeneidad no genera sesgos relevantes en las estimaciones del modelo de efectos aleatorios.

En conjunto, los resultados permiten confirmar las hipótesis H1, H2, H3 y H4. La educación y la experiencia potencial incrementaron significativamente la probabilidad de ocupación juvenil, observándose además rendimientos decrecientes de la experiencia. Asimismo, los hombres presentaron mayores probabilidades de ocupación que las mujeres, y la disponibilidad de teléfono celular favoreció la inserción laboral. Por el contrario, el acceso a internet mostró una asociación negativa con la ocupación juvenil. Respecto a la hipótesis H5, la evidencia empírica no mostró una correlación estadísticamente significativa entre los regresores y la heterogeneidad individual no observada, respaldando la consistencia del modelo de efectos aleatorios como especificación final del estudio.

Los resultados del modelo Mundlak-Chamberlain muestran que los coeficientes asociados a los promedios individuales de educación y experiencia no resultaron estadísticamente significativos al nivel convencional del 5 %. En consecuencia, no se encontró evidencia suficiente para rechazar la hipótesis de ausencia de correlación entre los regresores y los efectos individuales no observados. Este hallazgo respalda la consistencia de la especificación de efectos aleatorios, por lo que los coeficientes reportados en la Tabla III y IV fueron utilizados como base para la interpretación económica de los determinantes de la ocupación juvenil

## IV. DISCUSIÓN

Los resultados obtenidos confirmaron que el capital humano constituyó uno de los principales determinantes de la ocupación juvenil en el Perú. La educación mostró un efecto positivo y estadísticamente significativo en todas las especificaciones estimadas, indicando que mayores niveles educativos incrementaron las probabilidades de inserción laboral. Este hallazgo coincidió con la evidencia reportada por Jagannathan y Patel [3], quienes sostienen que la acumulación de capital humano reduce la vulnerabilidad laboral de los jóvenes y mejora sus oportunidades de inserción en el mercado de trabajo. De manera similar, Robayo y García [23] encontraron para Colombia que mayores niveles educativos incrementan significativamente las probabilidades de empleo juvenil, mientras que Garavito [26] señala para el caso peruano que la educación continúa siendo uno de los factores más relevantes para explicar las diferencias en las oportunidades laborales de los jóvenes. En conjunto, estos resultados respaldaron la teoría del capital humano propuesta por Becker [30], según la cual la educación constituye una inversión que incrementa la productividad y los ingresos futuros.

La experiencia potencial también presentó un efecto positivo y significativo sobre la ocupación juvenil, mientras que el término cuadrático de la experiencia evidenció rendimientos decrecientes. Este resultado sugirió que la acumulación inicial de experiencia generó beneficios importantes para la inserción laboral; sin embargo, dichos beneficios tendieron a disminuir conforme aumentó la trayectoria laboral. Los resultados fueron consistentes con la evidencia internacional reportada por Bayrak y Tatli [5], quienes identifican que la experiencia laboral constituye uno de los principales mecanismos para reducir el desempleo juvenil en países de la OCDE. Asimismo, García Guerrero et al. [19] encontraron para Ecuador que la experiencia previa mejora significativamente las probabilidades de empleo. Estos hallazgos sugirieron que la transición de la escuela al trabajo continúa representando un desafío para los jóvenes, particularmente para aquellos que carecen de experiencia laboral inicial.

En relación con el género, los resultados mostraron que los hombres presentaron una mayor probabilidad de ocupación que las mujeres jóvenes. Este hallazgo evidenció la persistencia de brechas de género en el mercado laboral peruano y coincidió con los resultados obtenidos por AlAzzawi y Hlasny [13], quienes documentan importantes desigualdades de género en la inserción laboral juvenil. Asimismo, los resultados fueron consistentes con los diagnósticos de la Organización Internacional del Trabajo [1], que identifican mayores dificultades de acceso al empleo para las mujeres jóvenes en comparación con sus pares masculinos. En el caso peruano, Boyd [27]

también encontraron que las mujeres enfrentan mayores restricciones para aumentar la probabilidad de acceder a empleos de calidad, lo que contribuyó a explicar las diferencias observadas en la probabilidad de ocupación.

Uno de los hallazgos más relevantes de la investigación correspondió al papel de las tecnologías de información y comunicación. La disponibilidad de teléfono celular mostró una relación positiva y significativa con la ocupación juvenil, sugiriendo que esta herramienta facilitó la búsqueda de empleo, mejoró el acceso a información sobre vacantes y redujo los costos de comunicación entre empleadores y trabajadores. Este resultado fue consistente con los planteamientos de la OIT [1], que destacan el potencial de las tecnologías digitales para mejorar la empleabilidad de los jóvenes mediante una mayor conectividad con los mercados laborales. Asimismo, coincidió con la literatura que señala que las herramientas digitales contribuyen a reducir las asimetrías de información existentes en los procesos de búsqueda de empleo[4].

Sin embargo, el acceso a internet presentó una relación negativa y estadísticamente significativa con la probabilidad de ocupación. Este resultado difirió parcialmente de la expectativa predominante en la literatura sobre inclusión digital, la cual generalmente asocia la conectividad con mejores oportunidades laborales [1]. No obstante, una posible explicación radicó en la forma en que los jóvenes asignaron su tiempo entre actividades alternativas. De acuerdo con Becker [32], los individuos distribuyen un recurso limitado —el tiempo— entre trabajo, educación, capacitación y ocio. En este sentido, el acceso a internet amplió las alternativas disponibles para el uso del tiempo, el cual pudo destinarse tanto a actividades de acumulación de capital humano como a entretenimiento o consumo digital. Asimismo, desde la perspectiva de la teoría del capital humano [30], los jóvenes pueden postergar temporalmente su participación laboral para invertir en educación y capacitación con el propósito de obtener mayores beneficios futuros. Por tanto, el acceso a internet pudo haber estado asociado tanto a la acumulación de capital humano como a una reasignación del tiempo hacia actividades distintas al empleo, lo que contribuyó a explicar la relación negativa observada en el corto plazo [32]. Sin embargo estas afirmaciones habría que tomarlas con cuidado considerando que el modelo no consideró una variable fundamental como la informalidad.

Desde el punto de vista metodológico, la especificación Mundlak-Chamberlain permitió evaluar la validez del supuesto fundamental del modelo de efectos aleatorios. Los resultados mostraron que los coeficientes asociados a los promedios individuales de educación y experiencia no resultaron estadísticamente significativos al nivel convencional del 5 %, por lo que no se encontró evidencia suficiente para rechazar la hipótesis de ausencia de correlación entre los regresores y la heterogeneidad individual no observada. Este resultado fue consistente con el planteamiento original de Mundlak [31], según el cual la incorporación de los promedios individuales permitió contrastar la validez del supuesto de exogeneidad requerido por los modelos de efectos aleatorios. En consecuencia, la evidencia obtenida respaldó la consistencia de dicha especificación y justificó la utilización de los coeficientes reportados en el modelo de efectos aleatorios como base principal para la interpretación económica de los determinantes de la ocupación juvenil.

Finalmente, las variables incorporadas como controles econométricos también mostraron efectos relevantes. La residencia rural y la condición de jefe de hogar presentaron relaciones positivas y estadísticamente significativas con la ocupación juvenil. Estos resultados fueron coherentes con la evidencia reportada para el Perú por Boyd [26], quien señala que las dinámicas territoriales y familiares influyen de manera importante en las decisiones de participación laboral de los jóvenes. No obstante, dado que estas variables fueron incorporadas principalmente con fines de control y no constituyeron el foco central de la investigación, sus efectos deben interpretarse como resultados complementarios dentro del análisis genera

## V. CONCLUSIONES

Se confirmó que la educación incrementó significativamente la probabilidad de ocupación juvenil. Este hallazgo evidenció la importancia de la acumulación de capital humano como mecanismo de inserción laboral. En consecuencia, las políticas públicas orientadas al empleo juvenil deberían fortalecer la calidad educativa y promover una mayor articulación entre la educación técnica, superior y las necesidades del mercado laboral, con el propósito de mejorar la empleabilidad de los jóvenes. Asimismo la experiencia potencial mostró un efecto positivo y significativo sobre la ocupación juvenil, aunque con rendimientos decrecientes. Este resultado sugirió que la adquisición temprana de experiencia laboral constituye un factor clave para facilitar la transición de la escuela al trabajo. Por ello, resulta pertinente fortalecer programas de prácticas preprofesionales, formación dual, capacitación en el puesto de trabajo y otros mecanismos que permitan a los jóvenes adquirir experiencia laboral antes de culminar su proceso formativo.

De otro lado se evidenció que los hombres presentaron una mayor probabilidad de ocupación que las mujeres jóvenes. Este hallazgo confirmó la persistencia de brechas de género en el mercado laboral peruano y puso de manifiesto la necesidad de implementar políticas orientadas a promover la igualdad de oportunidades laborales, especialmente para las mujeres jóvenes que enfrentan mayores barreras de acceso al empleo.

En cuanto a las tecnologías de información y comunicación se corroboró efectos diferenciados sobre la ocupación juvenil. Mientras que la disponibilidad de teléfono celular incrementó significativamente la probabilidad de ocupación, el acceso a internet presentó una relación negativa con el empleo juvenil. Este resultado sugirió que el acceso a la conectividad, por sí solo, no garantiza una mejor inserción laboral. En consecuencia, las políticas públicas no deberían limitarse a ampliar la cobertura de internet, sino también promover su uso productivo mediante programas de alfabetización digital, capacitación en competencias tecnológicas, orientación para la búsqueda de empleo en plataformas digitales y formación en habilidades demandadas por la economía digital. De esta manera, el acceso a internet podría convertirse en una herramienta que contribuya efectivamente a incrementar la empleabilidad y las oportunidades laborales de los jóvenes.

Metodológicamente resultados de la especificación Mundlak-Chamberlain no encontraron evidencia suficiente para rechazar la consistencia del modelo de efectos aleatorios, validando esta especificación como la más adecuada para el análisis de los determinantes de la ocupación juvenil. Este resultado fortaleció la robustez de las estimaciones obtenidas y proporcionó mayor confiabilidad a las conclusiones derivadas de la investigación.

En términos generales, los hallazgos sugieren que las políticas de empleo juvenil en el Perú deberían adoptar un enfoque integral centrado en el fortalecimiento del capital humano, la generación de experiencia laboral temprana, la reducción de brechas de género y el desarrollo de competencias digitales orientadas al empleo. La articulación entre el sistema educativo, el sector privado y las instituciones públicas podría contribuir significativamente a mejorar la inserción laboral de los jóvenes y a reducir los niveles de desempleo juvenil en el país.

La investigación presenta como principal limitación la disponibilidad de información, ya que no fue posible incorporar variables como la calidad educativa, las habilidades socioemocionales o las características de la demanda laboral. Asimismo, aunque la especificación Mundlak-Chamberlain permitió obtener estimaciones consistentes al controlar la heterogeneidad no observada, los resultados deben interpretarse como asociaciones y no como relaciones estrictamente causales , en consecuencia futuras investigaciones podrían incorporar indicadores de calidad del empleo y nuevas variables relacionadas con competencias digitales y habilidades socioemocionales, además de profundizar el análisis mediante metodologías de identificación causal y evaluaciones diferenciadas según sexo, territorio o nivel educativo,. De otro lado también no se pudo controlar el hecho de que si el joven estudiante en el momento de tomarle la información estaba trabajando, también respecto de la condición de jefe puede ser a la inversa , en el sentido que primero trabaja y cuando esta consolidado como tal recién es reconocido como jefe de hgar

## REFERENCIAS


[1] Organización Internacional del Trabajo (OIT). (2024). *Global employment trends for youth 2024. Ginebra, Suiza: OIT. Cap. 1, pp. 9–13; Cap. 2, pp. 45–52.

[2] Instituto Nacional de Estadística e Informática (INEI), *Perú: Comportamiento de los Indicadores del Mercado Laboral a Nivel Nacional y en 26 Ciudades – Primer Trimestre 2024*. Lima, Perú: INEI, 2024, Cap. 1, pp. 7–10; Cap. 2, pp. 17–26; Cap. 3, pp. 31–33.

[3] R. Jagannathan, M. J. Camasso, J. LaFleur, and S. Monteleone, "Modeling the employment decisions of young men and women in nine European countries: An application of random utility theory and revealed preference," *Economic Analysis and Policy*, 2024, doi:10.1016/j.eap.2024.03.009.

[4] M. Smoter and W. Szymczak, *NEETs in the Digital Age*, Deliverable D3.4, WeLaR Project, 2025. [Online]. Available: https://projectwelar.eu/wp-content/uploads/2025/01/NEETs-in-the-digital-age_WeLaR-Deliverable-D3.4.pdf

[5] R. Bayrak and H. Tatli, "The determinants of youth unemployment: A panel data analysis of OECD countries," 2018, doi:10.25428/1824-2979/201802-231-248

[6] A. Tleppayev and S. Zeinolla, "Forecasting youth unemployment through educational and demographic indicators: A panel time-series approach," *Forecasting*, 2025, doi:10.3390/forecast7030037.

[7] S. Subanti and N. T. Amanda, "Analysis of unemployed youth in Indonesia by panel data regression with moderating variable," 2024, doi:10.22342/jims.30.3.1803.338-351.

[8] J. J. Jeyaraj, S. C. Chong, M. Y. Chin, and L. P. Foo, *Gig labour regulation thresholds and youth unemployment: A dynamic panel threshold model analysis*, *Journal of Digital Economy*, vol. 4, pp. 168–181, 2025. doi: 10.1016/j.jdec.2025.07.003

[9] G. Moreno and I. Cebrián, "The path to labor stability for young Spanish workers during the Great Recession," *Cuadernos de Economía*, vol. 43, no. 91, pp. 195–230, 2024, doi:10.15446/cuad.econ.v43n91.97625

[10] I. Kristek and N. Drvenkar, "Youth unemployment and economic growth in the EU: A panel data analysis," *DIEM: Dubrovnik International Economic Meeting*, vol. 10, no. 1, pp. 73–86, 2025, doi:10.17818/DIEM/2025/1.6.

[11] V. D. Stroe, D. E. Vuc, M. C. Pană, M. Fanea-Ivanovici, and R. Maftei, "Between benefits and risks for sustainable economic growth: Minimum wage's impact on youth unemployment across five CEE countries," *Sustainability*, vol. 17, no. 21, art. no. 9525, 2025, doi:10.3390/su17219525.

[12] H. Dietrich and J. Möller, "Youth unemployment in Europe—Business cycle and institutional effects," *International Economics and Economic Policy*, vol. 13, no. 1, pp. 5–25, 2016, doi:10.1007/s10368-015-0331-1

[13] S. AlAzzawi and V. Hlasny, "Youths' employment vulnerability amidst a lingering crisis: Evidence from the Middle East," *Hacienda Pública Española/Review of Public Economics*, vol. 247, no. 4, pp. 155–186, 2023, doi:10.7866/HPE-RPE.23.4.6.

[14] G. Uslu and H. Tatlı, "Factors affecting regional youth unemployment: Micro-evidence on individuals," *International Journal of Management Economics and Business*, vol. 20, no. 1, pp. 16–42, 2024, doi:10.17130/ijmeb.1374411

[15] H. Sánchez Bárcenas, D. Robles Ortiz, and D. M. Vargas Urista, "El empleo informal juvenil en México: Un análisis de panel de datos, 2005-2019," 2022, doi:10.24275/uam/azc/dcsh/ae/2022v37n95/Sanchez.

[16] J. Da Silva Bichara, C. C. Robayo, and J. L. Delgado, "La informalidad y la duración del desempleo de los jóvenes en Latinoamérica: Especial referencia a Ecuador," *Revista de Economía Mundial*, no. 60, pp. 141–166, 2022, doi:10.33776/rem.vi60.54

[17] D. N. Toala Mendieta, J. León Mena, J. L. Bernal Yamuca, and J. L. Rivera Velasco, "Análisis de los factores determinantes del desempleo en Ecuador durante el período 2000–2022," *Religación Revista*, vol. 9, no. 41, pp. 420–429, 2024, doi:10.46652/rgn.v9i41.1279

[18] M. García Guerrero, M. Quintanilla Manobanda, and A. Marcatoma Tixi, "Determinantes microeconómicos del desempleo juvenil en Ecuador: Un análisis con datos de la ENEMDU 2024 IV trimestre," *Journal of Business and Entrepreneurial Studies*, vol. 9, no. 4, pp. 44–56, 2025, doi:10.37956/jbes.v9i4.404

[19] A. B. Tulcanaza-Prieto, P. A. Báez-Salazar, and I. E. Aguilar-Rodríguez, "Determinants of youth unemployment in Ecuador in 2019," *Economies*, vol. 11, no. 2, art. no. 59, 2023, doi:10.3390/economies11020059.

[20] M. V. Gushqui-Naula, J. L. Ortega-Pullopaxi, and M. E. Sangurima-Pacheco, "Análisis de los principales factores del desempleo juvenil en Ecuador en el 2024," *Innova Science Journal*, vol. 4, no. 1, pp. 147–158, 2026, doi:10.63618/omd/isj/v4/n1/217.

[21] D. González and M. Jiménez, "Determinantes del desempleo juvenil en estudiantes universitarios de la ciudad de México," *Formación Universitaria*, vol. 18, no. 2, pp. 139–150, 2025, doi:10.4067/S0718-50062025000200139

[22] P. Olivares-Tirado and R. Zanga, "Predictors of reluctant youth NEET in Chile: Evidence from the 2022 National Socioeconomic Characterization Survey," *American Journal of Life Sciences*, vol. 12, no. 6, pp. 116–126, 2024, doi:10.11648/j.ajls.20241206.14.

[23] C. D. C. Robayo and J. García Estévez, "Desempleo juvenil en Colombia: ¿la educación importa?," *Revista Finanzas y Política Económica*, vol. 11, no. 1, pp. 35–52, 2019, doi:10.14718/revfinanzpolitecon.2019.11.1.7.

[24] E. Ávalos, "Desequilibrio social, desigualdad distributiva y desempleo en el Perú, 2004–2017," *Economía & Negocios*, vol. 6, no. 1, pp. 24–44, 2024. doi:10.33326/27086062.2024.1.1842

[25] E. Samanamud Valderrama, "Una revisión para el Perú de la relación entre el desempleo, el subempleo y la producción," *Revista Finanzas y Política Económica*, vol. 13, no. 2, pp. 473–511, Jul.–Dec. 2021. doi:10.14718/revfinanzpolitecon.v13.n2.2021.8.

[26] C. Garavito Masalías, "Educación y trabajo juvenil en el Perú urbano," *Economía*, vol. 38, no. 76, pp. 117–148, 2015, doi:10.18800/economia.201502.004.

[27] C. Boyd, "Decisiones de inserción laboral: el caso de los jóvenes rurales peruanos," *Economía*, vol. 37, no. 74, pp. 9–40, Jul.–Dec. 2014, doi:10.18800/economia.201402.001.

[28] R. Málaga, T. Oré, and J. Tavera, "Jóvenes que no trabajan ni estudian: El caso peruano," *Economía*, vol. 37, no. 74, pp. 95–132, 2014, doi:10.18800/economia.201402.00

[29] O. M. Requena-Palacios and D. A. Siancas-Escobar, "Análisis de la Covid-19 en el mercado de trabajo: Factores socioeconómicos influyentes en el desempleo juvenil en el distrito de Sullana, 2020," *Revista Ica y Ayllu*, vol. 4, no. 2, pp. 70–84, 2025, doi:10.57063/ricay.v4i2.159.

[30] G. S. Becker, *Human Capital: A Theoretical and Empirical Analysis, with Special Reference to Education*, 3rd ed. New York, NY, USA: National Bureau of Economic Research, 1993, pp. 29–53.

[31] J. M. Wooldridge, *Econometric Analysis of Cross Section and Panel Data*, 2nd ed., Cambridge, MA, USA: MIT Press, 2010, Cap. 10, Sec. 10.3.

[32] G. S. Becker, "A theory of the allocation of time," The Economic Journal, vol. 75, no. 299, pp. 493–517, 1965.