


# Percepciones sobre la inteligencia artificial analizadas con componentes principales y regresión multinomial.

## *Perceptions of artificial intelligence analyzed with principal components and multinomial regression.*

Juna-Pozo, Luis Patricio<sup>1</sup>.

<sup>1</sup> Investigador Independiente; Ecuador, Quito; <https://orcid.org/0009-0005-9006-0502>; [junaluis@hotmail.com](mailto:junaluis@hotmail.com)

<sup>1</sup> Autor Correspondencia

 <https://doi.org/10.63618/omd/isj/v3/nE1/194>

**Cita:** Juna-Pozo, L. P. (2025). Percepciones sobre la inteligencia artificial analizadas con componentes principales y regresión multinomial. *Innova Science Journal*, 3(E1), 289-302. <https://doi.org/10.63618/omd/isj/v3/nE1/194>

**Recibido:** 30/08/2025  
**Aceptado:** 15/12/2025  
**Publicado:** 31/12/2025



**Copyright:** © 2025 por los autores. Este artículo es un artículo de acceso abierto distribuido bajo los términos y condiciones de la **Licencia Creative Commons, Atribución-NoComercial 4.0 Internacional. (CC BY-NC)**.

(<https://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/>)

**Resumen:** Este estudio examina las percepciones ciudadanas sobre el impacto de la inteligencia artificial (IA) en el empleo mediante un enfoque cuantitativo aplicado a adultos residentes en Quito. Se utilizó una encuesta tipo Likert de catorce ítems para evaluar actitudes, alfabetización digital y valoración social de la IA. Los datos se analizaron mediante componentes principales con el propósito de identificar factores latentes vinculados con regulación, efectos sociales y utilidad tecnológica. Luego se aplicó un modelo de regresión logística multinomial para determinar en qué medida estos factores, junto con variables sociodemográficas, influyen en la percepción de si la IA generará empleo en el futuro. Los resultados muestran que un componente asociado a preocupaciones sociales y laborales disminuye significativamente la probabilidad de considerar a la IA como generadora de empleo. En cambio, las actitudes orientadas a apertura y utilidad tecnológica no presentaron efectos estadísticos relevantes. Además, el nivel educativo evidenció diferencias claras: las personas con formación universitaria tendieron a anticipar impactos laborales más positivos. En conjunto, los hallazgos indican que las percepciones sobre la IA se estructuran principalmente a partir de dimensiones actitudinales, más que por características demográficas aisladas. Aunque la muestra es no probabilística y el estudio posee un carácter exploratorio, ofrece una base metodológica útil para futuras investigaciones sobre aceptación tecnológica y transformación laboral en contextos urbanos.

**Palabras clave:** Percepción ciudadana; Inteligencia artificial; Regresión multinomial; Componentes principales; Alfabetización digital.

**Abstract:** This study examines citizens' perceptions of the impact of artificial intelligence (AI) on employment using a quantitative approach applied to adults residing in Quito. A fourteen-item Likert-type survey was used to assess attitudes, digital literacy, and social valuation of AI. The data were analyzed using principal components to identify latent factors linked to regulation, social effects, and technological utility. A multinomial logistic regression model was then applied to determine the extent to which these factors, together with sociodemographic variables, influence perceptions of whether AI will generate employment in the future. The results show that a component associated with social and labor concerns significantly decreases the likelihood of considering AI as a generator of employment. In contrast, attitudes oriented toward openness and technological utility did not have statistically significant effects. In addition, educational level showed clear differences: people with university education tended to anticipate more positive labor impacts. Overall, the findings indicate that perceptions of AI are structured primarily on the basis of attitudinal dimensions, rather than isolated demographic characteristics. Although the sample is non-probabilistic and the study is exploratory in nature, it provides a useful methodological basis for future research on technology acceptance and labor transformation in urban contexts.

**Keywords:** Public perception; Artificial intelligence; Multinomial regression; Principal components; Digital literacy.

## 1. Introducción

La inteligencia artificial (IA) se posiciona como una de las tecnologías más influyentes del siglo XXI, debido a su capacidad para automatizar tareas, optimizar decisiones y reorganizar funciones en distintos sectores productivos, su integración en los países latinoamericanos se asocia con procesos de transformación digital que buscan mejorar la eficiencia institucional y promover la inclusión tecnológica. En Ecuador, la Agenda de Transformación Digital reconoce a la IA como un componente estratégico del desarrollo nacional y resalta la necesidad de fortalecer competencias digitales en la población (Ministerio de Telecomunicaciones y Sociedad de la Información, 2025). Este avance impulsa discusiones sobre los efectos de la automatización en el empleo, la equidad y la adaptación social, para tomar decisiones frente aspectos que en un futuro de corto y mediano plazo se implementará en el entorno social de los profesionales.

El estado actual de la investigación en la región muestra que la IA modifica progresivamente los entornos laborales, especialmente al introducir nuevas exigencias de cualificación y al transformar la naturaleza de tareas operativas y cognitivas, estudios recientes en América Latina evidencian que la percepción sobre los impactos laborales de la IA depende de factores como acceso a información, confianza en sistemas digitales y habilidades tecnológicas, los cuales influyen en la forma en que distintos grupos valoran los riesgos y oportunidades de la automatización (Salazar & Rojas, 2023). La literatura especializada indica que estos procesos también se reflejan en la gestión del talento humano, donde la IA se utiliza para analizar perfiles, clasificar candidatos y apoyar decisiones organizacionales, lo que transforma los criterios tradicionales de selección y desempeño (Almeida & Duarte Santos, 2020). Estos cambios ocurren en contextos con brechas digitales persistentes, las cuales generan desigualdades en la apropiación tecnológica y afectan la manera en que se interpreta el rol de la IA en la vida cotidiana (Lugo & Barrera, 2024).

La importancia de la IA en la percepción de la ciudadanía, permiten enmarcar el análisis desde una perspectiva macro, vinculada con los procesos globales de automatización, hasta una perspectiva micro, centrada en cómo los ciudadanos interpretan los efectos de la IA en el empleo y en su entorno inmediato, esta relación constituye el problema científico del estudio: comprender cómo los factores actitudinales y sociodemográficos influyen en la percepción del impacto laboral de la IA en una ciudad en el proceso de digitalización.

El propósito del presente trabajo es analizar las percepciones de adultos residentes en Quito sobre el impacto de la IA en el empleo, e identificar la influencia de factores latentes y variables sociodemográficas mediante análisis de componentes principales y regresión logística multinomial, esta forma de análisis con dos modelos multidimensionales, es un enfoque que permite valorar los elementos que estructuran la aceptación o preocupación frente a la IA y aporta evidencia para diseñar estrategias de formación digital y políticas públicas orientadas a una adopción tecnológica más equitativa, eliminar estereotipos de entender que la tecnología no es una barrera sino un reto que se debe asumir como parte de la formación continua en todos los campos profesionales de la sociedad.

## 2. Materiales y Métodos

### 2.1. Diseño del estudio

Se desarrolló un estudio con enfoque cuantitativo, transversal y analítico, cuyo objetivo fue explorar las percepciones de la sociedad quiteña sobre la inteligencia artificial (IA), diferenciadas por grupo etario. Este diseño permitió recoger datos en un único momento temporal y analizar asociaciones entre variables actitudinales y demográficas, sin manipulación directa del entorno. Los estudios transversales son ampliamente utilizados en investigación social para describir patrones poblacionales y examinar relaciones entre variables en un punto específico del tiempo (Hernández-Sampieri & Mendoza, 2018).

El enfoque multivariado se eligió debido a la naturaleza exploratoria del fenómeno, permitiendo reducir la dimensionalidad de las variables mediante análisis factorial e identificar predictores significativos mediante modelos logísticos. Las técnicas cuantitativas multivariadas permiten estructurar fenómenos sociales complejos bajo principios de objetividad, replicabilidad y análisis simultáneo de múltiples variables (Hair et al., 2019).

### 2.2. Instrumento de recolección de la información

Se aplicó una encuesta de forma virtual en Google Forms. Se construyó un cuestionario ad hoc compuesto por 14 ítems tipo Likert (1 = Totalmente en desacuerdo a 5 = Totalmente de acuerdo), etiquetados P1 a P14(anexos), que evaluaron dimensiones relacionadas con:

- Actitudes generales frente a la IA,
- Percepción del impacto en el empleo,
- Alfabetización digital y
- Disposición hacia la formación tecnológica.

La consistencia interna del instrumento fue evaluada mediante el coeficiente alfa de Cronbach (Tabla 1.), el cual obtuvo un valor de 0,722, lo que indica consistencia aceptable en escalas multidimensionales (Carrasco et al., 2020).

**Tabla 1.**

#### ***Prueba de fiabilidad Alfa de Cronbach***

Estadísticas de fiabilidad	
Alfa de Cronbach	N de elementos
,722	14

**Nota:** Elaborado por el autor

### 2.3. Muestra y recolección de datos

Se utilizó un muestreo no probabilístico por conveniencia, adecuado para estudios exploratorios en los que no se dispone de un marco muestral completo y se requiere acceder a participantes disponibles y digitalmente activos, este tipo de muestreo es ampliamente empleado en investigaciones sociales debido a su facilidad de

implementación y pertinencia en contextos con restricciones de acceso (Etikan, 2020). Los participantes fueron adultos residentes en Quito, Ecuador, seleccionados según criterios de accesibilidad digital, nivel de instrucción y disponibilidad, procurando representación heterogénea en términos de edad, género y ocupación.

La muestra final incluyó sujetos distribuidos en cuatro segmentos etarios: jóvenes (18–29 años), adultos jóvenes (30–44), adultos medios (45–59) y adultos mayores (60 años o más). Para la aplicación de técnicas como el análisis factorial, la literatura reciente recomienda contar con un mínimo de cinco a diez participantes por ítem, criterio comúnmente utilizado en estudios exploratorios con escalas multidimensionales (de Winter., 2021).

Los datos fueron recolectados de 30 personas que otorgaron su consentimiento mediante formularios en línea distribuidos entre estudiantes de posgrado, profesionales y adultos mayores con acceso digital, entre febrero y abril de 2025. Durante la aplicación de la encuesta, se garantizó el cumplimiento de la Ley Orgánica de Protección de Datos Personales (Registro Oficial No. 459., 2021), vigente en Ecuador, la cual establece el derecho de toda persona a la protección de sus datos personales y al consentimiento informado para su tratamiento.

#### **2.4. Limpieza de datos y procesamiento**

Para garantizar la calidad de la información, se realizó un proceso de depuración inicial utilizando Microsoft Excel, donde se verificó la ausencia de valores duplicados, la coherencia en los rangos de respuesta y la correcta codificación de las variables que estaban en cadena, posteriormente, los datos fueron exportados a IBM SPSS Statistics versión 26 para ejecutar los análisis estadísticos. En esta etapa se revisaron distribuciones, valores perdidos, atipicidades y se evaluó la idoneidad de las variables para los procedimientos multivariados del estudio, la literatura metodológica señala que la limpieza de datos y la verificación de supuestos constituyen etapas esenciales para asegurar la validez y confiabilidad de los análisis posteriores, especialmente en estudios que emplean reducción factorial y modelos predictivos (Shmueli et al., 2020).

#### **2.5. Validación factorial**

Se evaluó la aplicabilidad del Análisis de Componentes Principales (ACP) mediante dos pruebas (Tabla 2). El índice de adecuación muestral KMO obtuvo un valor de 0,487; considerado débil, sin embargo, se procedió con el análisis dada la naturaleza exploratoria del estudio y el uso posterior de los componentes como variables predictoras, la prueba de esfericidad de Bartlett fue significativa ( $\chi^2 = 144,023$ ;  $gl = 91$ ;  $p < 0,001$ ), lo que indica la existencia de correlaciones suficientes para aplicar reducción factorial, la literatura metodológica reciente señala que valores moderados o incluso bajos de KMO pueden aceptarse en estudios exploratorios siempre que la esfericidad sea significativa y exista coherencia conceptual entre los ítems (Damásio et al., 2021).

Tabla 2.

**Pruebas KMO y Barlett**

Estadísticos	
Medida Kaiser-Meyer-Olkin de adecuación de muestreo	0,487
Prueba de esfericidad de Bartlett	144,023
gl	91
Sig.	0,000

**Nota:** Elaborado por el autor

Se aplicó un Análisis de Componentes Principales (ACP) utilizando el criterio de retención de factores con autovalores superiores a 1, lo que permitió identificar la estructura latente subyacente a los ítems evaluados, se utilizó rotación Varimax para mejorar la interpretabilidad de los factores, maximizando la varianza explicada por cada componente y reduciendo la carga compartida entre ellos, en la Tabla 3, se observan los autovalores iniciales y la varianza explicada por cada componente, evidenciando que los primeros cinco factores superan el umbral de 1 y, por tanto, son retenidos para el análisis posterior.

El primer componente presentó un autovalor de 4,013 y explicó el 28,66 % de la varianza total. El segundo componente aportó un 13,59 %, seguido del tercero con 10,58 %, el cuarto con 9,94 % y el quinto con 8,72 %, en los cinco componentes retenidos explicaron el 71,48 % de la varianza total del instrumento, lo cual es adecuado para estudios exploratorios en ciencias sociales, los componentes tipificados se emplearon como predictores en el modelo de regresión logística multinomial, permitiendo evaluar la influencia de las dimensiones latentes sobre la percepción respecto al impacto de la inteligencia artificial en el empleo.

Tabla 3.

**Varianza total explicada y sus componentes.**

Componente	Autovalores iniciales			Extracción de componentes principales		
	Total	% de varianza	% acumulado	Total	% de varianza	% acumulado
1	4,013	28,664	28,664	4,013	28,664	28,664
2	1,902	13,588	42,253	1,902	13,588	42,253
3	1,481	10,578	52,830	1,481	10,578	52,830
4	1,391	9,937	62,767	1,391	9,937	62,767
5	1,220	8,715	71,482	1,220	8,715	71,482
6	0,844	6,027	77,509			
7	0,800	5,715	83,224			
8	0,579	4,138	87,361			
9	0,473	3,378	90,739			
10	0,380	2,717	93,456			
11	0,353	2,521	95,977			
12	0,270	1,929	97,906			
13	0,214	1,529	99,434			

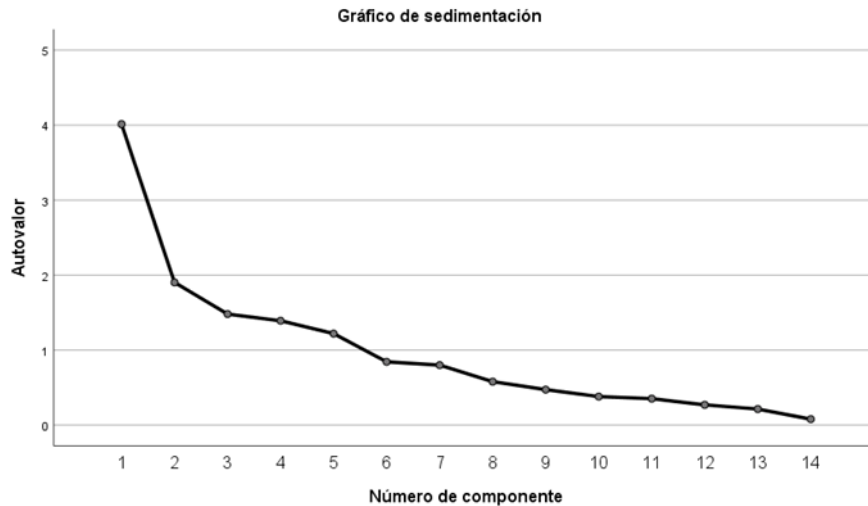
14      0,079      0,566      100,000

**Nota:** Elaborado por el autor

De forma analítica se extrae los principales componentes y se observa sus contribuciones, sin embargo, no se observa una contribución contundente e incluso de forma gráfica (Figura 1.) donde se suele tomar por algún punto de inflexión.

**Figura 1.**

**Diagrama de sedimentos del ACP**



**Nota:** Elaborado por el autor

**2.6. Modelo Logístico Multimodal**

La regresión logística multinomial es una técnica estadística adecuada cuando la variable dependiente es categórica politómica no ordenada y se busca modelar su relación con variables independientes que pueden ser continuas, ordinales o categóricas. En investigaciones sociales y educativas, es frecuente transformar escalas tipo Likert en categorías para identificar perfiles actitudinales o niveles de aceptación, lo que permite ajustar modelos que expliquen diferencias entre grupos o patrones de respuesta (Agresti, 2021).

Fórmula

$$P(Y = j|X) = \frac{e^{\beta_{0j} + \beta_{1j}X_1 + \beta_{2j}X_2 + \dots + \beta_{kj}X_k}}{1 + \sum_{j=1}^{j-1} e^{\beta_{0j} + \beta_{1j}X_1 + \beta_{2j}X_2 + \dots + \beta_{kj}X_k}}; \text{ para: } j = 1 \dots, j - j \tag{1}$$

**Donde:**

- Y es la variable dependiente politómica (categorías de disposición hacia la IA).
- $X_1, X_2, \dots, X_k$  son las variables independientes (componentes del ACP, edad, nivel educativo, etc.).  $\beta_{ij}$  son los odds (razón de éxito vs. fracaso).
- $\beta_{ij}$  son los coeficientes estimados para cada categoría j, en relación con la categoría de referencia.

Esta formulación es compatible con escalas tipo Likert recodificadas, ya que la regresión logística no requiere normalidad ni homocedasticidad y puede manejar variables ordinales como predictoras discretizadas (Martínez & Pérez, 2024).

En investigaciones recientes, se ha demostrado que la regresión logística multinomial es útil para analizar respuestas recodificadas de escalas Likert, especialmente cuando se agrupan en tres o más categorías (por ejemplo: baja, media y alta disposición). Esta técnica permite estimar la probabilidad de pertenencia a cada categoría de respuesta en función de predictores como edad, nivel educativo o componentes latentes extraídos mediante ACP (Ayuso et al., 2022).

Además, la regresión multinomial es robusta ante la no normalidad de los datos y no requiere homocedasticidad, lo que la hace especialmente adecuada para escalas ordinales como las de tipo Likert, que no cumplen los supuestos de modelos lineales clásicos (Martínez & Pérez, 2024).

Se aplicó un modelo de regresión logística multimodal, donde la variable dependiente fue recodificada para hacerla dicotómica derivada de la pregunta P6 “Impacto de la IA en el empleo”, afirmando o negando que con la IA aumentará el desempleo, las variables independientes los cinco componentes extraídos del ACP como interacción el sexo y el nivel de instrucción (Tabla 3).

**Tabla 3.**

***Variables y sus componentes***

Variable dependiente	Variables independientes	Factores de interacción
<ul style="list-style-type: none"> <li>Desempleo (Aumentará el desempleo; 1=“Si” y 0=“No”)</li> </ul>	Componentes extraídos del ACP: <ul style="list-style-type: none"> <li>FACT1_1</li> <li>FACT1_2</li> <li>FACT1_3</li> <li>FACT1_4</li> <li>FACT1_5</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>Sexo</li> <li>Instrucción</li> </ul>

**Nota:** Elaborado por el autor

La estructura de variables del modelo permitió evaluar de manera integral cómo las dimensiones actitudinales derivadas del análisis factorial, junto con características sociodemográficas como el sexo y el nivel de instrucción, influyen en la probabilidad de considerar que la inteligencia artificial aumentará el desempleo, este enfoque analítico facilitó identificar los predictores con mayor peso explicativo en la percepción laboral frente a la IA, fortaleciendo la interpretación posterior del modelo logístico.

**3. Resultados**

A continuación, se presentan los hallazgos obtenidos a partir del análisis de las 14 preguntas tipo Likert aplicadas a una muestra no probabilística de 30 personas adultas residentes en Quito. Se evaluó la fiabilidad del instrumento, se identificaron patrones latentes mediante Análisis de Componentes Principales (ACP), y se estimó un modelo de regresión logística multinomial para explicar la disposición hacia la inteligencia

artificial (IA) según grupo etario y otras variables sociodemográficas. Los resultados permiten explorar diferencias perceptuales, así como asociaciones relevantes entre las actitudes frente a la IA y factores como la edad, el nivel educativo y la percepción del impacto laboral.

Según el procesamiento de casos, el 63,3 % de los participantes considera que la inteligencia artificial aumentará el empleo, y este grupo se concentra principalmente entre quienes poseen formación superior o de posgrado (83,4 %). Además, la mayoría de la muestra corresponde al sexo masculino (63,3 %). Estos datos refuerzan la pertinencia del análisis exploratorio mediante regresión logística multinomial, al mostrar variaciones perceptuales asociadas a variables sociodemográficas clave (Tabla 4.).

**Tabla 4.**

**Resumen del procesamiento de los casos**

Factores	Etiquetas	N	Porcentaje marginal
Aumentará el empleo	No	11	36,7%
	Si	19	63,3%
Nivel de instrucción alcanzado	Secundaria	5	16,7%
	Superior	17	56,7%
	Postgrado	8	26,7%
Sexo del encuestado	Mujer	11	36,7%
	Hombre	19	63,3%
Válidos		30	100,0%
Perdidos		0	
Total		30	

**Nota:** Elaborado por el autor

La Tabla 5, muestra el modelo de regresión logística multinomial revela que el componente 2 del análisis factorial tiene un efecto negativo y significativo en la percepción de que la inteligencia artificial aumentará el empleo ( $B = -4,839$ ;  $p = .041$ ), indicando que actitudes críticas reducen dicha probabilidad. Asimismo, el nivel educativo de tercer nivel se asocia significativamente con una mayor probabilidad de percepción positiva frente a la IA ( $B = 1,633$ ;  $p = .031$ ;  $OR = 5,118$ ), en comparación con el nivel de posgrado. Estos resultados sugieren que tanto las dimensiones actitudinales como el nivel de instrucción influyen en la forma en que los individuos valoran el impacto laboral de la inteligencia artificial.

**Tabla 5.**

**Estimaciones de parámetros del modelo de regresión logística multinomial**

Modelo	Criterios de ajuste de modelo Logaritmo de la verosimilitud -2	Pruebas de la razón de verosimilitud		Pseudo R cuadrado
		Chi-cuadrado	gl Sig.	
Sólo intersección	39,429			Cox y Snell 0,54518121

Final	15,794	23,636	8	0	Nagelkerke 0,74545333
					McFadden 0,59944222

**Nota:** Elaborado por el autor

En la Tabla 6, muestra que el Componente 2, que tuvo un efecto negativo y estadísticamente significativo en el modelo ( $B = -4,839$ ;  $p = .041$ ), siendo significativa menor a 0.005, agrupa ítems como opinión sobre regulación gubernamental, impacto en el empleo, influencia en la interacción social y percepción sobre sedentarismo, esto sugiere que este factor refleja un constructo de preocupación crítica o escepticismo socio-laboral frente a la IA. Su asociación negativa con la percepción positiva sobre el empleo indica que, a mayor escepticismo regulatorio y social, menor la probabilidad de considerar que la IA generará empleo.

**Tabla 6.**

**Indicadores de ajuste del modelo de regresión logística multinomial**

Variables independientes	B	Estimaciones de parámetro				95% de intervalo de confianza para Exp(B)	
		Desv. Error	Wald	Sig.	Exp(B)	Límite inferior	Límite superior
Intersección	- 0,677	1,456	0,216	0,642			
REGR factor score 1 for analysis 1	0,266	1,109	0,058	0,810	1,305	0,148	11,476
REGR factor score 2 for analysis 1	- 4,839	2,371	4,165	0,041	0,008	7,584E-05	0,825
REGR factor score 3 for analysis 1	- 2,530	1,629	2,413	0,120	0,080	0,003	1,939
REGR factor score 4 for analysis 1	- 0,712	0,779	0,837	0,360	0,490	0,107	2,257
REGR factor score 5 for analysis 1	0,569	0,725	0,615	0,433	1,766	0,426	7,312
[Nivel de instrucción alcanzado=2]	- 0,789	9,380	0,007	0,933	0,454	4,714E-09	43814101,88
[Nivel de instrucción alcanzado=3]	1,633	1,875	0,758	0,384	5,118	0,130	201,848
[Nivel de instrucción alcanzado=4]	0 <sup>b</sup>	parámetro redundante	parámetro redundante	parámetro redundante	parámetro redundante	parámetro redundante	parámetro redundante
[Sexo del encuestado=0]	- 2,486	2,206	1,270	0,260	0,083	0,001	6,281
[Sexo del encuestado=1]	0 <sup>b</sup>	parámetro redundante	parámetro redundante	parámetro redundante	parámetro redundante	parámetro redundante	parámetro redundante

**Nota:** Elaborado por el autor

La matriz de componentes rotada evidenció una estructura factorial interpretable compuesta por tres dimensiones, el Componente 2, asociado a percepciones críticas sobre la inteligencia artificial, tuvo un efecto negativo y significativo en el modelo logit multinomial, reduciendo la probabilidad de percibir que la IA aumentará el empleo. En cambio, el Componente 1, que refleja apertura y utilidad percibida, no presentó efecto significativo, estos resultados validan el uso de los factores como predictores latentes y muestran que las actitudes críticas explican mejor las diferencias perceptuales frente al impacto laboral de la IA.

#### 4. Discusión

Los resultados del estudio muestran que las percepciones sobre el impacto laboral de la inteligencia artificial (IA) están influenciadas por factores actitudinales latentes y por características sociodemográficas como el nivel educativo, Este patrón coincide con investigaciones recientes que describen cómo la adopción de IA genera respuestas diferenciadas según la familiaridad tecnológica, la percepción de riesgo y la confianza en los sistemas automatizados (Sadeghi, 2024). La dimensión crítica identificada en el análisis factorial, vinculada con inquietudes sobre regulación, empleo y efectos sociales, se relaciona con una menor probabilidad de considerar que la IA incrementará el empleo denota un comportamiento coherente con estudios que evidencian que la ansiedad tecnológica y la desconfianza hacia sistemas automatizados influyen en la valoración de la IA, especialmente en grupos con menor acceso a lo digital o mayor exposición a brechas tecnológicas (Köster, 2023; Ragnedda & Ruiu, 2022).

La literatura reciente también indica que la incorporación de IA en el trabajo no afecta de manera uniforme a todos los grupos, sino que depende de la formación, la exposición previa a tecnologías digitales y el tipo de tareas desempeñadas (Soulami et al., 2024). El hecho de que las personas con formación universitaria presenten percepciones más favorables que quienes poseen estudios de posgrado puede interpretarse como una diferencia en expectativas profesionales, los primeros suelen visualizar oportunidades de eficiencia y mejora laboral, mientras que los segundos pueden anticipar una competencia más intensa derivada de sistemas avanzados de automatización, lo que genera posturas más cautelosas.

El componente asociado a actitudes favorables hacia la utilidad de la IA no mostró efectos significativos en el modelo, lo cual sugiere que la aceptación tecnológica no garantiza percepciones positivas sobre el empleo, investigaciones recientes señalan que la percepción de utilidad no basta para contrarrestar preocupaciones sobre desplazamiento laboral, especialmente en sectores donde la automatización de tareas complejas es más intensa (ACM Digital Library, 2024). La valoración del impacto laboral de la IA parece depender de un equilibrio entre expectativas de eficiencia y temores sobre sustitución del talento humano, desconociendo los posibles beneficios dentro de cada campo laboral o la adaptación a nuevos retos dentro de ese entorno del conocimiento que tenga cada profesional.

El uso de modelos multivariados como la regresión logística multinomial permitió identificar interacciones relevantes entre factores latentes y variables sociodemográficas, otros trabajos respaldan la pertinencia de este tipo de modelamiento

para analizar percepciones recodificadas provenientes de escalas Likert, sobre todo en investigaciones relacionadas con actitudes hacia tecnologías emergentes (Soulami et al., 2024). La combinación de análisis factorial y regresión multinomial aporta una estructura metodológica adecuada para examinar fenómenos perceptuales asociados a la IA.

Los resultados de Rubina-López et al. (2025) muestran que la digitalización y la virtualización educativa avanzan con rapidez, impulsadas por tecnologías como la inteligencia artificial, lo que ha generado transformaciones profundas en los modelos pedagógicos y en la interacción académica, este panorama coincide parcialmente con los hallazgos de tu estudio, donde se observa que las percepciones ciudadanas sobre la IA están fuertemente condicionadas por factores actitudinales y por el nivel educativo, para Rubina-López et al. destacan una visión institucional y prospectiva de la IA como motor de innovación y flexibilidad, tu investigación evidencia que, a nivel ciudadano, persisten preocupaciones críticas relacionadas con regulación, empleo y efectos sociales, esta diferencia sugiere que la aceptación tecnológica no avanza de manera homogénea: las instituciones proyectan un futuro digitalizado, pero la población mantiene incertidumbre sobre la influencia en valorar positivamente el impacto laboral de la IA.

El análisis realizado por Zambrano-Alay (2025) sobre evaluación formativa y motivación escolar evidencia que la retroalimentación, la autoevaluación y el uso de tecnologías educativas fortalecen la percepción de competencia y la disposición al aprendizaje, aunque su estudio se desarrolla en un contexto escolar, aporta elementos relevantes para interpretar los resultados de la actual investigación, la percepción positiva hacia la tecnología depende de experiencias previas de uso, claridad en los beneficios percibidos y acompañamiento adecuado, el componente crítico del ACP asociado a preocupaciones sobre regulación, empleo y efectos sociales, reduce la probabilidad de valorar la IA como generadora de empleo, lo que contrasta con la evidencia de Zambrano-Alay, donde la tecnología incrementa motivación cuando existe guía, comprensión y propósito pedagógico, esta comparación sugiere que la aceptación de la IA en el ámbito laboral podría mejorar si se fortalecen procesos de alfabetización digital, acompañamiento y experiencias positivas de uso, tal como ocurre en entornos educativos.

Los hallazgos sugieren que la percepción del impacto laboral de la IA no depende únicamente del nivel de alfabetización digital o de la información disponible, las actitudes, las emociones y el contexto social influyen de manera decisiva en la forma en que las personas interpretan los efectos de la automatización, las políticas públicas orientadas a la transformación digital requieren estrategias que integren formación técnica, comunicación clara y mecanismos de acompañamiento que reduzcan la incertidumbre y promuevan una adopción responsable de la IA en entornos urbanos como Quito, no solamente en lo laboral sino también en el aporte que se debe generar desde lo académico para potenciar el beneficio y buen uso de la IA.

## 5. Conclusiones

Los resultados permiten afirmar que las percepciones ciudadanas sobre el impacto laboral de la inteligencia artificial están fuertemente condicionadas por factores actitudinales latentes, especialmente aquellos vinculados con preocupaciones sobre

regulación, empleo y efectos sociales; estas actitudes críticas reducen la probabilidad de valorar la IA como generadora de empleo, lo que evidencia que la aceptación tecnológica no depende únicamente de la información disponible, sino de marcos perceptuales más profundos que estructuran la confianza o desconfianza hacia los sistemas automatizados.

El nivel educativo también mostró un papel diferenciador en la valoración del impacto laboral de la IA, ya que las personas con formación universitaria expresaron percepciones más favorables que quienes poseen estudios de posgrado, este comportamiento sugiere que la aceptación de tecnologías emergentes no está determinada solo por el capital académico, sino por la interacción entre experiencias previas, expectativas profesionales y familiaridad con entornos digitales.

La comparación con estudios recientes sobre capital digital, brechas tecnológicas y percepción de sistemas automatizados indica que la ansiedad tecnológica y la desconfianza hacia la automatización influyen en la forma en que distintos grupos interpretan el papel de la IA en el empleo, investigaciones como las de Köster (2023) y Ragnedda y Ruiu (2022) muestran que las diferencias generacionales y las desigualdades en habilidades digitales condicionan la manera en que las personas evalúan los riesgos y beneficios de la IA, lo que ayuda a contextualizar los patrones perceptuales observados en Quito.

El enfoque metodológico empleado, basado en análisis factorial y regresión logística multinomial, demostró ser adecuado para identificar patrones perceptuales complejos y estimar probabilidades asociadas a la disposición hacia la IA, aunque el tamaño muestral y el muestreo no probabilístico limitan la generalización, el estudio aporta una base analítica sólida para investigaciones futuras que busquen profundizar en la relación entre actitudes, brechas digitales y aceptación de tecnologías emergentes en contextos urbanos latinoamericanos.

### Referencias Bibliográficas

- ACM Digital Library. (2024). AI in HR: Perception is reality. Doi:<https://doi.org/10.1145/3632634.3655879>
- Agresti, A. (2021). *An Introduction to Categorical Data Analysis*. Wiley.
- Almeida, F., & Duarte Santos, J. (2020). The role of artificial intelligence in human resources. *International Journal of Social Sciences and Management Research*, 17-27. doi:<https://doi.org/10.32861/ijssmr.72.17.27>
- Ayuso, S., Rodríguez, Á., Riera, M., & Ayuso, R. (2022). Análisis factorial y regresión logística multinomial del cuestionario de evaluación de sobrecarga del cuidador. *Gerokomos*.
- Damáso, B. F., Freitas, C. P., & Silva, J. P. (2021). Exploratory factor analysis: Practical recommendations and recent developments. *Psicologia: Reflexão e Crítica*, 34. doi:<https://doi.org/10.1186/s41155-021-00192-0>
- De Winter, J. C., Dodou, D., & Wieringa, P. A. (2021). Exploratory factor analysis recommendations and sample size guidelines. *Current Psychology*, 3535-3546. doi:<https://doi.org/10.1007/s12144-019-00294-7>

- Etikan, I. (2020). Comparison of convenience sampling and purposive sampling. *American Journal of Theoretical and Applied Statistics*, 1-4. doi:<https://doi.org/10.11648/j.ajtas.20160501.11>
- Hair, J. F., Black, W. C., Babin, B. J., & Anderson, R. E. (2019). *Multivariate data analysis* (8th ed.). Cengage Learning.
- Hernández-Sampieri, R., & Mendoza, C. (2018). *Metodología de la investigación: Las rutas cuantitativa, cualitativa y mixta*. McGraw-Hill Education.
- Köster, F. (2023). Algorithmic anxiety: How older adults perceive decision making systems. *Journal of Digital Society*.
- Lugo, L., & Barrera, M. (2024). Actualización sobre el concepto de brecha digital en tiempos de la inteligencia artificial: hacia una propuesta cualitativa. *Centro de Investigación para la Comunicación Aplicada*, 49-66. doi:<https://doi.org/10.36105/stx.2024n13.05>
- Martínez, J. A., & Pérez, P. S. (2024). Regresión logística. *Medicina de Familia SEMERGEN*, 50. doi:<https://doi.org/10.1016/j.semerg.2023.102086>
- Ministerio de Telecomunicaciones y Sociedad de la Información. (2025). *Agenda de Transformación Digital del Ecuador 2022–2025*. Gobierno del Ecuador. Obtenido de <https://www.telecomunicaciones.gob.ec/>
- Ragnedda, M., & Ruiu, M. (2022). Digital capital and generational digital divide. *Information, Communication & Society*.
- Registro Oficial No. 459. (2021). *Ley Orgánica de Protección de Datos Personales*. República del Ecuador.
- Rubina-López, A., Lazo-Salcedo, C. A., Bazán-Linares, M. V., & Fermín-Vásquez, C. (2025). La educación en la era digital y virtualización de educación universitaria: Avances, desafíos y tendencias hacia el futuro al 2050. *Innova Science Journal*, 208-226. doi:<https://doi.org/10.63618/omd/isj/v3/n4/132>
- Sadeghi, S. (2024). Employee well-being in the age of AI: Perceptions, concerns, behaviors, and outcomes. arXiv. Obtenido de <https://arxiv.org/abs/2412.04796>
- Salazar, M., & Rojas, A. (2023). La inteligencia artificial y su impacto en el empleo: desafíos para la formación profesional en América Latina. *Revista Iberoamericana de Educación Superior*, 14(40), 45-62. doi:<https://doi.org/10.22201/iisue.20072872e.2023.40.835>
- Shmueli, G., Bruce, P. C., Gedeck, P., Patel, N. R., & Lichtendahl, K. C. (2020). *Data Mining for Business Analytics: Concepts, Techniques, and Applications*. Wiley. doi:<https://doi.org/10.1177/0894439318784881>
- Soulami, M., Benchekroun, S., & Galiulina, A. (2024). Exploring how AI adoption in the workplace affects employees: A bibliometric and systematic review. *Frontiers in Artificial Intelligence*. doi:<https://doi.org/10.3389/frai.2024.1473872>

Zambrano-Alay, A. G. (2025). La evaluación formativa y su impacto en la motivación por el aprendizaje en estudiantes de séptimo grado: revisión bibliográfica. *Innova Science Journal*, 15-26. doi:<https://doi.org/10.63618/omd/isj/v3/n4/119>

#### **CONFLICTO DE INTERESES**

**“El autor declaran no tener ningún conflicto de intereses”.**