

ACCESO A DISPOSITIVOS Y CONECTIVIDAD EN RELACIÓN CON LA COMPETENCIA AUTO PERCIBIDA EN INTELIGENCIA ARTIFICIAL EN ESTUDIANTES DE EDUCACIÓN SUPERIOR TECNOLÓGICA: UN ESTUDIO TRANSVERSAL

ACCESS TO DEVICES AND CONNECTIVITY IN RELATION TO SELF-PERCEIVED COMPETENCE IN ARTIFICIAL INTELLIGENCE IN STUDENTS OF HIGHER TECHNOLOGICAL EDUCATION: A CROSS-SECTIONAL STUDY

José Roberto Zurita Guevara^{1*}

¹ Instituto Superior Tecnológico Consulting Group Ecuador. Ecuador. ORCID: <https://orcid.org/0009-0009-1120-8900>. Correo: r.zurita@istcge.edu.ec

Patricio Elias Guznay Lema²

² Instituto Superior Tecnológico Consulting Group Ecuador. Ecuador. ORCID: <https://orcid.org/0009-0003-6015-0246>. Correo: p.guznay@istcge.edu.ec

Darwin Roberto Pomaquero Sanga³

³ Instituto Superior Tecnológico Consulting Group Ecuador. Ecuador. ORCID: <https://orcid.org/0009-0001-0414-8198>. Correo: d.pomaquero@istcge.edu.ec

Marco Vinicio Salinas Copo⁴

⁴ Instituto Superior Tecnológico Consulting Group Ecuador. Ecuador. ORCID: <https://orcid.org/0009-0006-1570-1135>. Correo: m.salinas@istcge.edu.ec

* Autor para correspondencia: r.zurita@istcge.edu.ec

Resumen

El presente estudio investigó las relaciones entre las condiciones estructurales (por ejemplo, acceso a dispositivos tecnológicos, conectividad y competencia autopercebida en inteligencia artificial (IA) entre estudiantes del Instituto Superior Tecnológico Consulting Group Ecuador, campus Santo Domingo. Se llevó a cabo un estudio cuantitativo, observacional, transversal y analítico con 137 estudiantes. La competencia en

IA se evaluó utilizando cuatro indicadores de uso y autonomía. Los resultados mostraron que el 83.2% de los estudiantes tenían una alta competencia autopercebida. El análisis bivariado y la regresión logística mostraron que tener dos o más tipos de dispositivos tecnológicos ($ORa = 5.06$) y una buena conexión a internet ($ORa = 3.68$) estaban significativamente relacionados con la habilidad en IA. En contraste, las condiciones estructurales, el género, el área de residencia y la disponibilidad de internet como servicio básico no mostraron asociaciones significativas. La diversidad de dispositivos y la conectividad de los dispositivos son los factores clave para mejorar el uso de la inteligencia artificial en el entorno educativo en el estudio.

Palabras clave: Inteligencia artificial; competencia digital; conectividad; dispositivos tecnológicos; acceso tecnológico.

Abstract

This study investigated the relationship between structural conditions (e.g., access to technological devices, connectivity, and self-perceived competence in Artificial Intelligence (AI)) among students at Instituto Superior Tecnológico Consulting Group Ecuador, Santo Domingo campus. This study was conducted in 137 students in a quantitative, observational, cross-sectional and analytical manner. In terms of usage and autonomy, AI competence was evaluated using four indicators. 83.2% of the students reported high self-perceived AI competence. Bivariate analysis and logistic regression indicated that having two or more types of technology ($aOR = 5.06$) and stable internet connection ($aOR = 3.68$) are closely linked to AI skills. By contrast, structural conditions, gender, area of residence and internet availability as a basic service were not significantly associated. The diverse devices and device connectivity were identified as the key factors to enhance the use of artificial intelligence in the educational environment analyzed in this research.

Keywords: Artificial intelligence; digital competence; connectivity; technological devices; technological access

Fecha de recibido: 23/06/2026

Fecha de aceptado: 17/08/2026

Fecha de publicado: 25/08/2026

Introducción

La integración de tecnologías emergentes ha transformado los entornos de aprendizaje, convirtiendo el acceso a una infraestructura digital robusta y a una conectividad estable en condiciones indispensables para el desarrollo de habilidades especializadas (Puebla et al., 2025). No obstante, la persistencia de brechas estructurales en la infraestructura tecnológica limita la equidad en el aprendizaje, especialmente en zonas periféricas donde las restricciones de conectividad condicionan el despliegue de modalidades formativas avanzadas (Tamayo-Pincay et al., 2026, p. 4).

En este escenario, la competencia autopercebida en inteligencia artificial emerge como un factor crítico que determina cómo los estudiantes capitalizan sus limitados recursos tecnológicos para mediar su proceso de aprendizaje (Delcker et al., 2024, p. 10; Sánchez, 2023, p. 99). La percepción de autoeficacia tecnológica no solo actúa como un predictor determinante del uso académico de herramientas inteligentes, sino que también modula la dependencia hacia estas tecnologías ante la presencia de barreras estructurales. Esta relación se enmarca en una cultura de hiperconectividad donde el teléfono móvil, junto con las redes sociales, se ha consolidado como el eje central de la interacción cotidiana y la gestión de la información entre los estudiantes.

Evidencias recientes señalan que el estudiantado universitario dedica en promedio entre cinco y ocho horas diarias al uso de dispositivos móviles (Borrego et al., 2025; Luque & Rovira, 2020, p. 2), un consumo extensivo que, si bien facilita formas innovadoras de socialización y acceso al conocimiento, también conlleva una creciente dependencia digital que, mediada por la percepción de competencia, puede potenciar o, inversamente, limitar la autonomía en entornos de formación tecnológica (Casas-Mas & Homont, 2024, p. 2; Rojas et al., 2018, p. 99).

En Latinoamérica, el uso del móvil se estima que alcanza cifras superiores al 85% entre la población estudiantil, consolidándose como el principal recurso para la interacción con entornos de aprendizaje mediados por inteligencia artificial. Se estima que, en Latinoamérica, el total de habitantes es de 617 millones, de los cuales 28 millones son estudiantes matriculados en educación superior, incrementándose la tasa bruta de este nivel del año 2000 hasta 2018 del 21% al 52% (Salas-Pilco & Yang, 2022).

Países como Brasil, Argentina, México y Colombia han implementado distintas modalidades de implementación de herramientas digitales y uso de inteligencia artificial. En Brasil se ha implementado el modelo Educación Conectada y el examen nacional ENEM con el uso de IA. En México, en cambio. Implementaron alianzas importantes con el sector privado como EdTech (Medina, 2025).

Estudios señalan que el implemento de la inteligencia artificial ha mejorado ciertas condiciones académicas. En un estudio realizado en la región, se registró que el 87%. De los entrevistados, indicó que el uso de la IA incrementó en un 78% la participación estudiantil; el 66% reportó una reducción en el tiempo de dedicación a tareas repetitivas y un 58% indicó mejoras en la retención gracias al uso de herramientas digitales. Sin embargo, hay una cuestión que llama mucho la atención y es que la cuestión moral y la autopercepción son factores que no se han estudiado a fondo; a esto se suman otros aspectos como la falta de capacitación, la brecha tecnológica (conectividad y equipo) y la resistencia al cambio (Salas-Pilco & Yang, 2022).

Materiales y métodos

Se llevó a cabo un estudio cuantitativo, observacional, transversal y analítico para determinar la relación entre las condiciones estructurales, el acceso a tecnología, la conectividad y la autoevaluación en inteligencia artificial de los estudiantes del Instituto Superior Tecnológico Consulting Group Ecuador, sede Santo Domingo.

La población de referencia estuvo constituida por 802 estudiantes matriculados en la sede Santo Domingo durante el periodo académico 2026. La unidad de análisis fue cada estudiante que respondió el instrumento. La muestra analítica estuvo integrada por 137 participantes con registros válidos, equivalente al 17,1 % de la población institucional. La incorporación de participantes fue no probabilística y por disponibilidad o

participación voluntaria; por tanto, los resultados describen y analizan a la muestra estudiada, sin asumir representatividad estadística automática de los 802 estudiantes.

Tabla 1. Población y muestra del estudio

Componente	Cantidad	Descripción
Población	802	Estudiantes matriculados en la sede Santo Domingo.
Muestra analítica	137	Registros válidos incluidos en el análisis descriptivo.
Modelo logístico	136	Se excluyó el caso 108 del modelo principal por inconsistencia en dispositivos.

Criterios de inclusión

- Estudiantes matriculados y académicamente activos en la sede Santo Domingo durante el periodo 2026-I.
- Estudiantes que aceptaron participar voluntariamente y completaron el instrumento de recolección de datos.
- Registros con información suficiente en las variables sociodemográficas, tecnológicas, de conectividad y competencia autopercebida en IA.
- Respuestas únicas atribuibles a una sola participación por estudiante.

Criterios de exclusión

- Personas que no estaban registradas como estudiantes en la sede Santo Domingo durante el periodo 2026-I.
- Participantes que no aceptaron participar o retiraron su autorización antes de finalizar el instrumento.
- Cuestionarios duplicados o registros sin información suficiente para construir las variables principales.
- Registros con inconsistencias críticas no susceptibles de trazabilidad o resolución mediante las reglas predefinidas de limpieza.

El caso 108 no se eliminó de la base ni de la estadística descriptiva. Debido a que seleccionó simultáneamente dispositivos disponibles y la alternativa 'sin dispositivo', se excluyó únicamente del modelo logístico principal y se reincorporó en el análisis de sensibilidad.

Instrumento de recolección de datos

El instrumento recopiló información sobre edad, género, zona de residencia, disponibilidad de servicios básicos, acceso a dispositivos tecnológicos, modalidad de conexión a internet y competencia autopercebida para utilizar herramientas de inteligencia artificial (Contreras et al., 2022, p. 45).

La variable dependiente principal fue la competencia autopercebida en IA, construida mediante cuatro indicadores dicotómicos: uso de IA sin ayuda, formulación de instrucciones claras, empleo de IA como apoyo educativo y uso para crear contenido. Cada respuesta afirmativa recibió un punto, para una puntuación total de 0 a 4. En la regresión logística se clasificó como habilidad baja una puntuación de 0 a 2 y como competencia

alta una puntuación de 3 a 4. El indicador se interpretó como un índice analítico de competencia autopercebida y no como una escala psicométrica previamente validada (Contreras et al., 2022, p. 45).

Las variables independientes se organizaron en cuatro dimensiones: características sociodemográficas; condiciones estructurales; acceso a dispositivos; y conectividad. El índice estructural sumó energía eléctrica, agua potable, alcantarillado, recolección de basura y centro de salud cercano, con rango de 0 a 5; se consideró favorable cuando alcanzó 4 o 5 puntos. El índice de dispositivos correspondió al número de tipos disponibles, con rango de 0 a 4; se definió como acceso diversificado la disponibilidad de dos o más tipos. La conectividad se clasificó en 0 = sin conexión, 1 = limitada o dependiente y 2 = relativamente estable o autónoma.

La consistencia interna se valoró mediante el coeficiente Kuder-Richardson 20, un indicador apropiado para variables dicotómicas, obteniendo un valor de 0,771 que señala una fiabilidad aceptable para la escala (Calvani et al., 2011, p. 810). No obstante, el indicador se interpretó como un índice analítico de autopercepción, mas no como una escala psicométrica validada bajo criterios de estandarización universal, priorizando su utilidad como herramienta de diagnóstico rápido en entornos educativos tecnológicos (Sobiesuo et al., 2025, p. 6).

Depuración y control de calidad

La base original se conservó sin modificaciones. Las respuestas de selección múltiple se desagregaron mediante variables dicotómicas, en las que 1 representó una alternativa seleccionada y 0 su ausencia. Se normalizaron las edades, se homogeneizaron categorías y se corrigieron errores ortográficos sin alterar el significado de las respuestas.

Se diferenciaron conceptualmente el internet reportado como servicio básico y el acceso efectivo a internet. Once participantes no reportaron internet entre sus servicios básicos, pero indicaron conexión mediante datos móviles, redes compartidas o redes públicas. Estos casos no se eliminaron ni se consideraron errores, sino que se clasificaron como acceso alternativo. La regla se definió antes del contraste de hipótesis y sin considerar la competencia en IA, con el propósito de reducir el sesgo de clasificación.

Tabla 2. Tipo de variables

Variable	Tipo	Interpretación
Índice estructural	Cuantitativa discreta	Suma de energía, agua, alcantarillado, basura y centro de salud; rango 0–5.
Acceso internet	Dicotómica	1 = dispone de internet; 0 = no dispone.
Nivel conectividad	Ordinal	0 = sin conexión; 1 = limitada o dependiente; 2 = estable o autónoma.
Nivel de autonomía computador	Ordinal	0 = sin acceso; 1 = prestado o público; 2 = propio compartido; 3 = propio exclusivo.
Inconsistencia dispositivo	Dicotómica de control	1 = seleccionó dispositivos y simultáneamente indicó que no tenía dispositivos.
Acceso alternativo internet	Dicotómica de control	1 = inconsistencia entre acceso a internet y modalidad de conexión.

Análisis estadístico

Las variables categóricas se resumieron mediante frecuencias y porcentajes. Para la edad y los índices se calcularon media, desviación estándar, mediana, rango intercuartílico, mínimo y máximo. La distribución se examinó mediante Shapiro-Wilk, histogramas, diagramas de caja y gráficos Q-Q.

Debido a la ausencia de normalidad y a la naturaleza discreta u ordinal de varios indicadores, se aplicaron procedimientos no paramétricos. Las correlaciones se estimaron con rho de Spearman. Las asociaciones categóricas se evaluaron mediante chi-cuadrado de Pearson o la prueba exacta de Fisher cuando existieron frecuencias esperadas inferiores a cinco. Se informaron phi, odds ratios e intervalos de confianza del 95 %.

Los valores de p se ajustaron mediante Benjamini-Hochberg para controlar la tasa de falsos descubrimientos. Se adoptó un nivel de significación bilateral de $\alpha = 0,05$. El modelo multivariable fue una regresión logística binaria con competencia alta/baja como resultado. El modelo reducido incluyó edad, dispositivos diversificados y conectividad estable. Se evaluaron colinealidad, Hosmer-Lemeshow, pseudo- R^2 de McFadden, AIC, Brier y AUC-ROC (Efron, 1982, p. 5).

Se revisó la robustez al incluir de nuevo el caso 108, considerando la dimensión estructural, comprobando la linealidad de la edad a través de Box-Tidwell y haciendo una validación interna con 1.000 muestras bootstrap. El procesamiento se realizó en Python 3.13 mediante Visual Studio Code, con pandas, NumPy, SciPy, statsmodels, scikit-learn, Matplotlib, Seaborn, openpyxl y xlsxwriter (Marrazzo et al., 2024, p. 42).

Resultados y discusión

Características de los participantes

Se analizaron 137 estudiantes. La edad media de los participantes fue de 22,80 años (DE = 5,45), con una mediana de 21; el rango intercuartílico fue de 20 a 24, con valores entre 17 y 56 años. El 78,1 % correspondió a mujeres, el 21,2 % a hombres y el 0,7 % prefirió no responder. Finalmente, el 74,5 % residía en zona urbana, el 21,2 % en zona rural y el 4,4 % en zona periurbana.

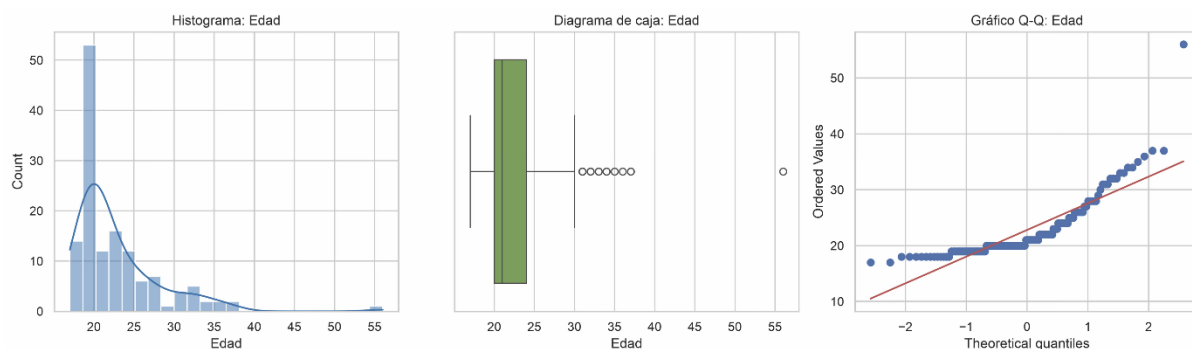


Figura 1. Distribución de edad.

Como se observa en la Figura 1, en el histograma de la parte izquierda, la mayor parte de los encuestados se concentra en edades comprendidas entre 20 y 24 años. Tal concentración es del 50%, lo que se observa en el diagrama del centro de la misma Figura 1. Adicionalmente, el diagrama de cajas identificó valores atípicos,

incluyendo una edad de 56 años. Los gráficos QQ ilustran una separación sistemática respecto de la línea teórica, lo que, junto con el valor *de p* de la prueba Shapiro-Wilk, confirma que los datos no siguieron una distribución normal.

Condiciones estructurales

El 98,5 % reportó energía eléctrica, el 81,8 % agua potable, el 62,8 % alcantarillado, el 83,9 % recolección de basura y el 46,7 % un centro de salud cercano. El índice estructural tuvo una media de 3,74 (DE = 1,18) y mediana de 4 (RIC = 3-5). Ochenta y seis participantes (62,8 %) presentaron condiciones estructurales favorables.

Tabla 3. Acceso a servicios básicos y competencia con IA

Dimensión	Categoría	Variable	Frecuencia	%
Servicio básico	Energía eléctrica	SB Energía	135	98,54
Servicio básico	Agua potable	SB Agua	112	81,75
Servicio básico	Alcantarillado	SB Alcantarillado	86	62,77
Servicio básico	Recolección de basura	SB Basura	115	83,94
Servicio básico	Internet como servicio básico	SB Internet	125	91,24
Servicio básico	Centro de salud cercano	SB Centro de Salud	64	46,71
Dispositivo	Teléfono	DT Teléfono	127	92,70
Dispositivo	Computador portátil	DT Portátil	76	55,47
Dispositivo	Computador de escritorio	DT Escritorio	18	13,13
Dispositivo	Tableta	DT Tablet	11	8,02
Dispositivo	Sin dispositivo	DT Sin dispositivo	2	1,45
Competencia autopercebida en IA	Utiliza IA sin ayuda	IA Sin ayuda	108	78,83
Competencia autopercebida en IA	Formula instrucciones claras	IA Instrucciones Claras	114	83,21
Competencia autopercebida en IA	Utiliza IA con fines educativos	IA Apoyo educativo	121	88,32
Competencia autopercebida en IA	Utiliza IA para crear contenido	IA Crear contenido	118	86,13

Nota: n = 137, las categorías corresponden a respuestas dicotómicas y no son mutuamente excluyentes; por esta razón, los porcentajes no suman 100 % dentro de cada dimensión. Los indicadores de competencia en IA representan percepciones declaradas por los participantes y no una evaluación objetiva del desempeño.

En la Tabla 3 se observa, en cambio, que la cobertura eléctrica fue casi universal con un 98,54%, mientras que el 91,24 % reportó internet entre sus servicios básicos. La recolección de basura alcanzó una cobertura del 83,94%, mientras que el agua potable un 81,75%. El acceso a alcantarillado obtuvo el 62,77% y el 46,71% refirió tener acceso a un centro de salud cerca de su domicilio. En relación a los dispositivos tecnológicos, el uso de teléfono obtuvo un 92,70%, seguido del computador portátil (55,47 %); el acceso a computadores de escritorio y tabletas fue considerablemente menor. Los indicadores de competencia autopercebida en IA también presentaron frecuencias elevadas: el 88,32 % utilizaba IA con fines educativos, el 86,13 % para crear contenidos, el 83,21 % manifestaba formular instrucciones claras y el 78,83 % indicó utilizarla sin ayuda. En

conjunto, los resultados evidencian una amplia disponibilidad de conectividad y uso de IA, aunque con diferencias en la diversidad de dispositivos y en la autonomía declarada por los estudiantes.

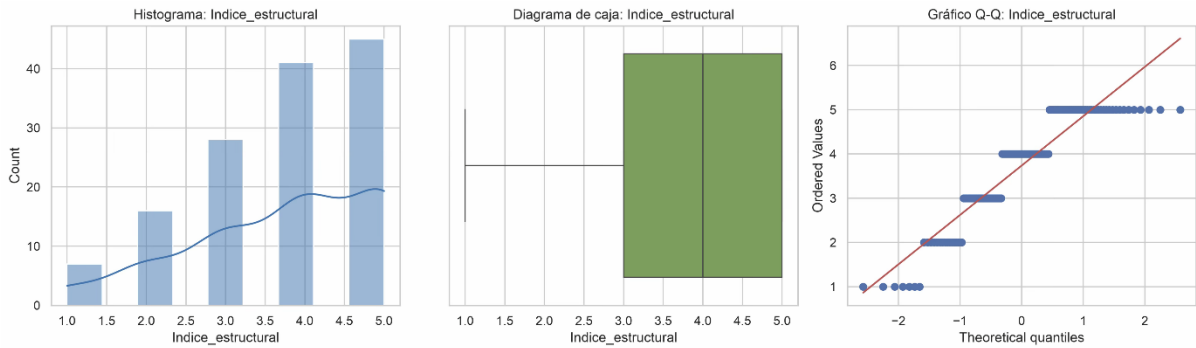


Figura 2. Distribución del índice de condiciones estructurales

Nota: El índice estructural corresponde a la suma de cinco condiciones: energía eléctrica, agua potable, alcantarillado, recolección de basura y centro de salud cercano. Su puntuación varía entre 0 y 5; los valores más altos indican condiciones estructurales más favorables.

La distribución del índice de condiciones estructurales evidencia una concentración en las puntuaciones superiores. El índice presentó una media de 3,74 puntos ($DE = 1,18$) y una mediana de 4, con un rango intercuartílico entre 3 y 5. Las puntuaciones 4 y 5 fueron las más frecuentes, lo que indica que una proporción importante de los estudiantes disponía de condiciones estructurales favorables. La distribución presentó asimetría negativa, debido a la concentración de observaciones en el extremo superior de la escala.

Acceso a dispositivos

El teléfono móvil fue el dispositivo más utilizado (92,7 %), seguido del computador portátil con un 55,5 %; el computador de escritorio alcanzó el 13,1 % y la tableta el 8,0 %. El índice de dispositivos presentó una media de 1,69 ($DE = 0,71$), en una mediana de 2 ($RIC = 1-2$). Además, 79 estudiantes (57,7 %) dispusieron de dos o más tipos de dispositivos. El 49,6 % informó disponer de un computador propio y exclusivo; el 17,5 %, de uno propio compartido; el 15,3 %, de uno prestado; el 2,2 %, de acceso en un lugar público; y el 15,3 % no tenía un dispositivo de uso habitual.

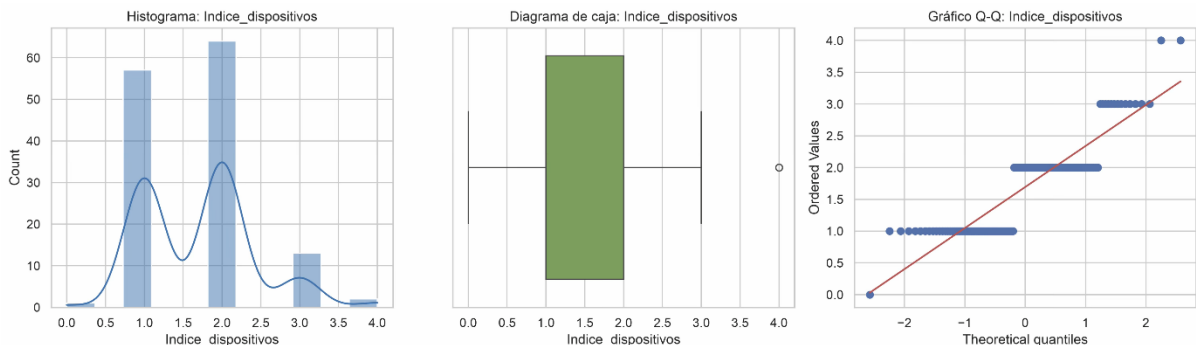


Figura 3. Distribución de índice de dispositivos

Nota: El índice representa el número de tipos de dispositivos tecnológicos disponibles para cada participante y varía entre 0 y 4. Los dispositivos considerados fueron teléfono, computador portátil, computador de escritorio y tableta.

Como se observa en la Figura 3, la distribución del índice de disponibilidad de dispositivos tecnológicos se concentró principalmente en el acceso a uno y dos tipos de dispositivos. El índice presentó una media de 1,69 (DE = 0,71) y una mediana de 2, con un rango intercuartílico entre 1 y 2. Los estudiantes con tres dispositivos fueron menos frecuentes, mientras que la disponibilidad de los cuatro tipos fue excepcional y se identificó como un valor atípico estadístico, aunque permaneció dentro del rango válido del índice. La distribución presentó una asimetría positiva moderada, lo que evidencia una disminución de la frecuencia conforme aumentó la cantidad de dispositivos disponibles. Tanto el gráfico Q-Q como la prueba de Shapiro-Wilk evidenciaron que los datos no tenían una distribución normal ($W = 0,8043$ y $p < 0,001$).

Conectividad

El 91,2 % reportó internet dentro de sus servicios básicos. Al considerar la modalidad efectiva de conexión, 136 participantes (99,3 %) presentaron alguna forma de acceso. La conexión domiciliaria fue la modalidad más frecuente (80,3 %), seguida de red compartida (7,3 %), recargas (5,8 %), plan telefónico (3,6 %) y red pública (2,2 %). Un estudiante (0,7 %) no presentó conexión.

La conectividad fue estable en 115 participantes (83,9 %), limitada o dependiente en 21 (15,3 %) y ausente en uno (0,7 %). La diferencia entre internet como servicio básico y acceso efectivo permitió identificar 11 estudiantes con acceso alternativo.

Tabla 4. Modalidad y nivel de conectividad

Variable	Categoría	Frecuencia	%
Género	Mujer	107	78,10
Género	Hombre	29	21,16
Género	Prefiero no responder	1	0,72
Zona	Urbana	102	74,45
Zona	Rural	29	21,16
Zona	Periurbana	6	4,37
Internet servicio básico	1 (dispone)	125	91,24
Internet servicio básico	0 (no dispone)	12	8,75
Acceso a internet	1 (dispone)	136	99,27
Acceso a internet	0 (no dispone)	1	0,72
Nivel de conectividad	2 (conectividad estable o autónoma)	115	83,94
Nivel de conectividad	1 (conectividad dependiente)	21	15,32
Nivel de conectividad	0 (no dispone de conectividad)	1	0,72
Disponibilidad de computador	Propio y de uso exclusivo	68	49,63
Disponibilidad de computador	Propio pero compartido con personas	24	17,51
Disponibilidad de computador	No dispone de un dispositivo de uso habitual	21	15,32
Disponibilidad de computador	Prestado por un familiar o conocido	21	15,32
Disponibilidad de computador	Disponible en un sitio público	3	2,18
Nivel de autonomía con computador	3 (autonomía alta)	68	49,63

Nivel de autonomía con computador	2 (autonomía media)	24	17,51
Nivel de autonomía con computador	1 (autonomía baja)	24	17,51
Nivel de autonomía con computador	0 (sin disponibilidad habitual)	21	15,32
Competencia con IA alta	1 (autopercibida alta)	114	83,21
Competencia con IA alta	0 (autopercibida baja)	23	16,78

La Tabla 4 evidencia que el 91,24 % declaró disponer de internet como servicio básico; sin embargo, al considerar las modalidades alternativas de conexión, el acceso efectivo alcanzó el 99,27 %. Esta diferencia evidencia que 11 participantes accedían a internet mediante datos móviles, redes compartidas, conexiones públicas u otras alternativas, aun cuando no lo reconocieron como un servicio básico de su vivienda. En lo que tiene que ver con la calidad del acceso, el 83,94 % presentó conectividad estable o autónoma, el 15,33 % conectividad limitada o dependiente y solamente el 0,73 % no tuvo conexión. Respecto a la autonomía en el uso del computador, el 49,64 % dispuso de un equipo propio y exclusivo, mientras que el 17,52 % utilizó uno compartido, otro 17,52 % dependió de equipos prestados o públicos y el 15,33 % no contó con un computador de uso habitual. Finalmente, el 83,21 % se clasificó con competencia autopercibida alta en IA y el 16,79 % con competencia baja.

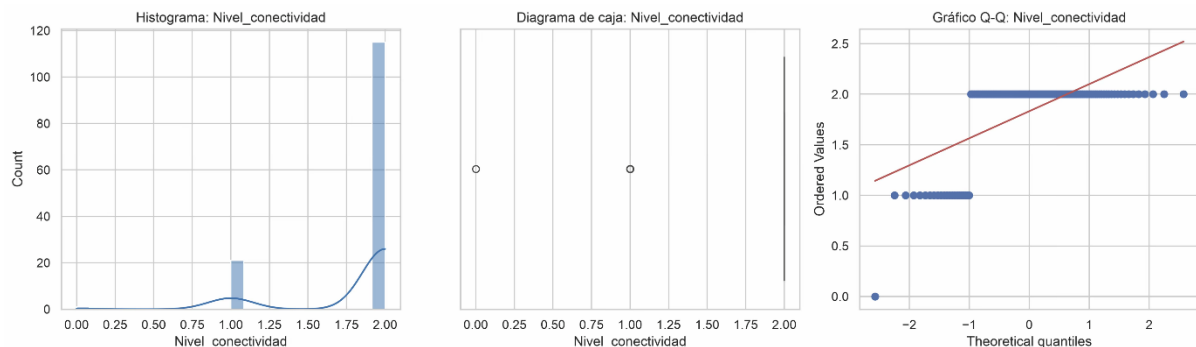


Figura 4. Distribución de nivel de conectividad

Nota: El nivel de conectividad se clasificó en: 0 = sin conectividad; 1 = conectividad limitada o dependiente; y 2 = conectividad estable o autónoma.

La distribución de los niveles de conectividad mostró una clara concentración en la opción estable o autónoma; el dato alcanzó 115 estudiantes (83.94%). En contraste, uno no mostró conectividad (0,73%), y solo 21 participantes (15,33%) tuvieron conectividad limitada o dependiente. La mediana, el primer cuartil y el tercer cuartil se situaron en el nivel 2 superponiéndose entre sí, lo que indica que los casos estaban altamente concentrados en la categoría superior. Los niveles 0 y 1 se observan como valores atípicos en el diagrama de caja porque el rango intercuartílico era cero, pero son categorías válidas y no errores. La distribución mostró una asimetría negativa significativa y se apartó bastante de la normalidad, según la prueba de Shapiro-Wilk ($W = 0.4535$; $p < 0.001$), lo cual era esperable por la naturaleza ordinal y discreta del indicador.

Competencia autopercibida en inteligencia artificial

El 78,8 % indicó utilizar IA sin ayuda, el 83,2 % formular instrucciones claras, el 88,3 % emplearla con fines educativos y el 86,1 % usarla para crear contenido. La puntuación media fue de 3,36 (DE = 1,12) y la mediana de 4 (RIC = 3-4). Se clasificó con competencia alta a 114 estudiantes (83,2 %) y con competencia baja a 23 (16,8 %).

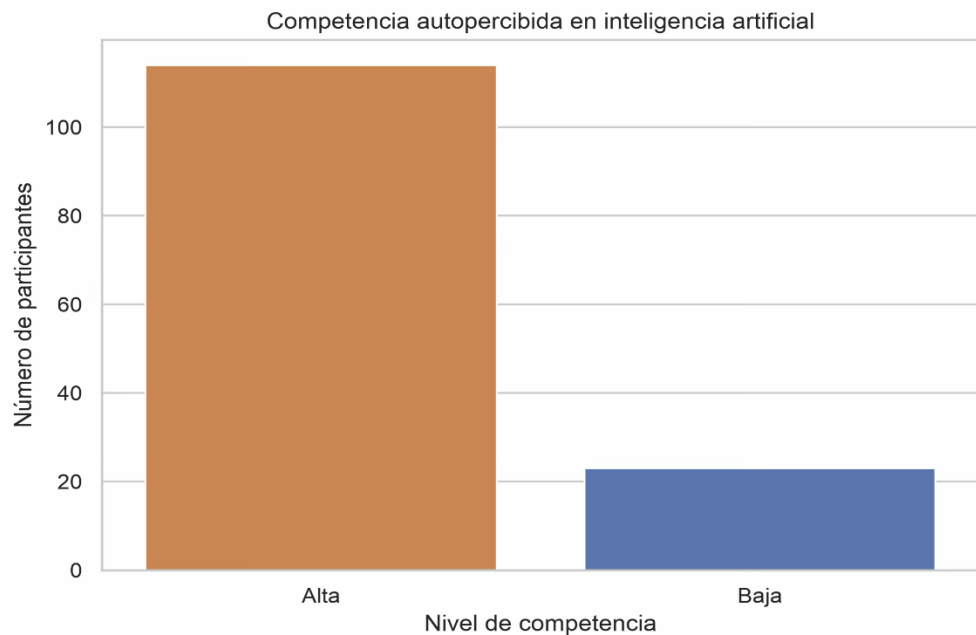


Figura 5. Nivel de competencia autopercebida en IA

Nota: n = 137. La competencia autopercebida se clasificó como alta cuando el participante obtuvo entre 3 y 4 puntos y como baja cuando entre 0 y 2 en los cuatro indicadores evaluados.

En la Figura 5 se puede observar que 114 participantes de los 137 estudiantes muestreados (83.21%) se asignaron con una autopercepción de alta habilidad en el uso de inteligencia artificial, y 23 estudiantes (16.79%) con una competencia autopercebida como baja. Descriptivamente, estos datos indican que los estudiantes que reportan un uso autónomo de la IA, el desarrollo de instrucciones, el uso educativo y creación de contenido son predominantes. Sin embargo, esta clasificación es un juicio sobre la habilidad de los participantes y no indica un dominio sobre las herramientas de inteligencia artificial.

Tabla 5. Distribución y prueba de normalidad de las edades y los indicadores de acceso tecnológico y competencia en IA

Variable	Media	DE	Med	Q1	Q3	Min	Máx	Asimetría	Curtosis	Shapiro W	P
Edad	22,7956	5,4464	21	20	24	17	56	2,4715	9,7006	0,7580	< 0,001
Índice estructural	3,73722	1,1836	4	3	5	1	5	-0,6628	-0,4773	0,8631	< 0,001

Acceso a dispositivos y conectividad en relación con la competencia autopercebida en inteligencia artificial

Índice dispositivos	1,6934	0,7129	2	1	2	0	4	0,6491	0,3971	0,8043	< 0,001
Nivel conectividad	1,8321	0,3942	2	2	2	0	2	-2,1559	3,7482	0,4535	< 0,001
Nivel autonomía computador	2,0145	1,1374	2	1	3	0	3	-0,6677	-1,0685	0,7734	< 0,001
Puntuación IA	3,3649	1,1237	4	3	4	0	4	-1,8334	2,4032	0,6218	< 0,001

Nota: n = 137. DE = desviación estándar; Med = mediana; Q1 = primer cuartil; Q3 = tercer cuartil; Mín = valor mínimo; Máx = valor máximo; W = estadístico de Shapiro-Wilk; p = nivel de significación. Un valor de $p < 0,05$ indica evidencia de desviación respecto de la distribución normal. Todas las variables presentaron distribuciones no normales ($p < 0,001$), por lo que se utilizaron procedimientos no paramétricos en los análisis posteriores.

Por su parte, como se observa en la Tabla 5, la prueba Shapiro-Wilk mostró desviaciones significativas respecto de la normalidad para la edad y todos los índices ($p < 0,001$). Los resultados gráficos fueron consistentes con esta decisión; por ello, se aplicaron pruebas no paramétricas: Análisis bivariado.

Los dispositivos diversificados se asociaron con competencia alta (OR = 5,04; Phi = 0,287; p ajustado = 0,0055). La alta autonomía del computador también mostró una relación (OR = 3,38; Phi = 0,212; p ajustado = 0,0310), así como la conectividad estable (OR = 3,81; Phi = 0,229; p ajustado = 0,0310). Las condiciones estructurales favorables mostraron una asociación positiva, pero no concluyente (OR = 2,10; IC 95 %: 0,85-5,19; p ajustado = 0,1820). No se observaron asociaciones significativas con género, zona o internet reportado como servicio básico.

Tabla 6. Asociaciones bilabiadas entre los factores sociodemográficos y tecnológicos y la competencia autopercebida alta en IA.

Predictor	Prueba	χ^2	gl	p	Phi	OR crudo	IC 95 %	Frecuencia observada	Frecuencia esperada mínima	P ajustado BH
Género binario	Fisher exacta	—	—	0,161	0,139	3,297	0,726–14,974	[(21, 86), (2, 27)]	4,904	0,225
Zona urbana	Chi-cuadrado	1,239	1	0,266	0,095	1,719	0,658–4,491	[(8, 27), (15, 87)]	5,876	0,310
Internet como servicio básico	Fisher exacta	—	—	0,424	0,068	1,750	0,435–7,036	[(3, 9), (20, 105)]	2,015	0,424
Estructura favorable	Chi-cuadrado	2,643	1	0,104	0,139	2,098	0,849–5,186	[(12, 39), (11, 75)]	8,562	0,182
Dispositivos diversificados	Chi-cuadrado	11,290	1	< 0,001	0,287	5,045	1,844–13,799	[(17, 41), (6, 73)]	9,737	0,005

Autonomía alta con computador	Chi-cuadrado	6,131	1	0,013	0,212	3,378	1,242–9,192	[(17, 52), (6, 62)]	11,416	0,031
Conectividad estable	Fisher exacta	—	—	0,013	0,229	3,810	1,368–10,610	[(8, 14), (15, 100)]	3,693	0,031

Nota. n = 137. La variable de resultado fue la competencia autopercebida alta en inteligencia artificial, codificada como 1 = alta y 0 = baja. χ^2 = estadístico de chi-cuadrado de Pearson; gl = grados de libertad; Φ = coeficiente phi; OR = odds ratio no ajustado; IC 95 % = intervalo de confianza del 95 %; BH = procedimiento de Benjamini-Hochberg. En las filas evaluadas mediante la prueba exacta de Fisher no se presentan χ^2 ni grados de libertad. El coeficiente Φ se calculó como medida complementaria del tamaño de la asociación. Las frecuencias observadas se presentan en matrices cuyas filas corresponden a ausencia y presencia del factor, respectivamente, y las columnas a competencia baja y alta. Se consideraron estadísticamente significativos los valores de p ajustado < 0,05.

La puntuación de IA correlacionó negativamente con la edad ($\rho = -0,255$; p ajustado = 0,0044). Además, correlacionó positivamente con el índice de dispositivos ($\rho = 0,283$; p ajustado = 0,0032), la autonomía del computador ($\rho = 0,272$; p ajustado = 0,0032) y la conectividad ($\rho = 0,189$; p ajustado = 0,0336). El índice estructural no mostró correlación significativa.

Tabla 7. Correlación de Spearman con puntuación de IA

Predictor	Resultado	n	Rho Spearman	p	p ajustado BH	P ajustado
Edad	Puntuación IA	137	-0,25513036	0,002622	0,0043710	Sí
Índice estructural	Puntuación IA	137	0,07956398	0,355379	0,3553791	No
Índice dispositivos	Puntuación IA	137	0,28318205	0,000799	0,0032160	Sí
Nivel conectividad	Puntuación IA	137	0,18915696	0,026844	0,0335562	Sí
Nivel autonomía computador	Puntuación IA	137	0,27229596	0,001286	0,0032160	Sí

La puntuación de IA correlacionó negativamente con la edad ($\rho = -0,255$; p ajustado = 0,0044). Además, correlacionó positivamente con el índice de dispositivos ($\rho = 0,283$; p ajustado = 0,0032), la autonomía del computador ($\rho = 0,272$; p ajustado = 0,0032) y la conectividad ($\rho = 0,189$; p ajustado = 0,0336). El índice estructural no mostró correlación significativa.

Modelo multivariable

El modelo final incluyó 136 estudiantes. Después del ajuste, tener dos o más tipos de dispositivos se relacionó con 5,06 veces más probabilidades de tener alta competencia (ORa = 5,06; IC 95 %: 1,78-14,39; p = 0,0024). La conectividad estable se asoció con odds 3,68 veces superiores (ORa = 3,68; IC 95 %: 1,22-11,12; p = 0,0208). La edad mostró una tendencia negativa no concluyente (ORa = 0,92; IC 95 %: 0,83-1,01; p = 0,0766).

El modelo convergió, no presentó colinealidad y mostró calibración adecuada (Hosmer-Lemeshow: p = 0,685). El pseudo- R^2 de McFadden fue 0,159, la puntuación Brier 0,117 y el AUC 0,776, compatible con discriminación aceptable.

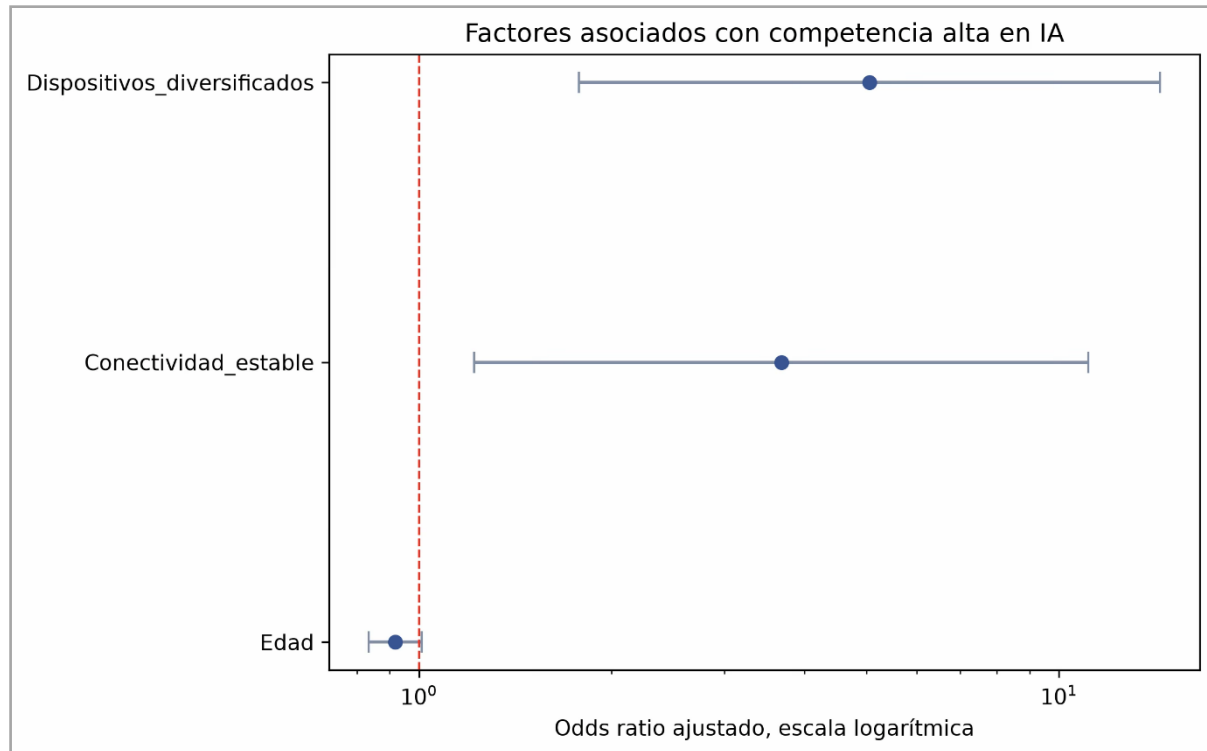


Figura 6. Odds Ratio ajustados de los factores asociados con la competencia autopercebida alta en IA

Nota: Los puntos representan los odds ratios ajustados y las líneas horizontales sus intervalos de confianza del 95 %. La línea vertical discontinua representa OR = 1, correspondiente a la ausencia de asociación. El modelo incluyó 136 participantes.

En el modelo de regresión logística multivariable, se relacionó el uso de diferentes dispositivos con la probabilidad de que una persona se viera a sí misma como competente en inteligencia artificial (OR ajustado = 5.058; IC del 95%: 1.778–14.393; $p = 0.002$). De manera similar, la conectividad estable se asoció de manera positiva (e independiente) (OR ajustado = 3.681; IC del 95%: 1.219–11.120; $p = 0.021$). Por el contrario, la edad demostró una relación inversa (las probabilidades anuales disminuyeron alrededor del 8.2%), pero esto no fue significativo (OR ajustado = 0.918; IC del 95%: 0.835–1.009; $p = 0.077$). La Figura 6 muestra que los intervalos correspondientes a dispositivos diversificados y conectividad estable no cruzaron la línea de no asociación, mientras que el intervalo de edad incluyó el valor 1.

Sensibilidad y validación interna

La inclusión del caso 108 no alteró los resultados: dispositivos variados ORa = 5,31 (IC 95 %: 1,86-15,15; $p = 0,0018$) y conectividad estable ORa = 3,79 (IC 95 %: 1,26-11,42; $p = 0,0180$). Al agregar la dimensión estructural, ambas asociaciones permanecieron significativas. Box-Tidwell confirmó linealidad de la edad en el logit ($p = 0,3725$).

De 1.000 repeticiones bootstrap, 999 fueron válidas. La mediana bootstrap del OR fue 5,40 para dispositivos (IC 95 % bootstrap: 1,80-23,64) y 3,97 para conectividad estable (IC 95 % bootstrap: 1,001-13,80). El AUC corregido fue 0,755, frente a 0,776 aparente, con optimismo promedio de 0,020.

Tabla 8. Validación interna y desempeño del modelo logístico final

Indicador	Valor
Casos incluidos en el modelo	136
AIC	112,031722
BIC	123,682342
R ² de McFadden	0,158454
AUC aparente	0,775683
Puntuación de Brier	0,117132
Optimismo promedio	0,020269
AUC corregida por bootstrap	0,755414
Repeticiones bootstrap válidas	999
Convergencia del modelo	Sí

Nota. AIC = criterio de información de Akaike; BIC = criterio de información bayesiano; AUC = área bajo la curva ROC. La validación interna se realizó mediante bootstrap.

La capacidad discriminativa aparente del modelo fue aceptable con un AUC de 0,775683. Después de aplicar la validación interna mediante bootstrap, el optimismo promedio estimado fue de 0,020269 y el AUC corregido disminuyó a 0,755414. Esta reducción fue pequeña, lo que indica que el desempeño aparente del modelo no estuvo excesivamente sobreestimado y que conserva una capacidad discriminativa aceptable tras la corrección interna.

La puntuación de Brier fue de 0,117132. Debido a que este indicador se aproxima a cero cuando existe una mayor concordancia entre las probabilidades predichas y los resultados observados, el valor obtenido sugiere un desempeño predictivo razonable. El procedimiento alcanzó 999 repeticiones bootstrap válidas y el modelo convergió satisfactoriamente.

La curva de calibración evidente en la Figura 7 permitió observar una correspondencia generalmente adecuada entre las probabilidades predichas por el modelo y las proporciones observadas de competencia autopercebida alta en inteligencia artificial. La mayoría de los puntos se situó cerca de la línea de calibración perfecta, aunque se observaron algunas desviaciones en los niveles de probabilidad más elevados. En conjunto, los resultados sugieren una calibración interna razonable, pero con cierta variabilidad en los grupos con probabilidades predichas superiores a 0,80.

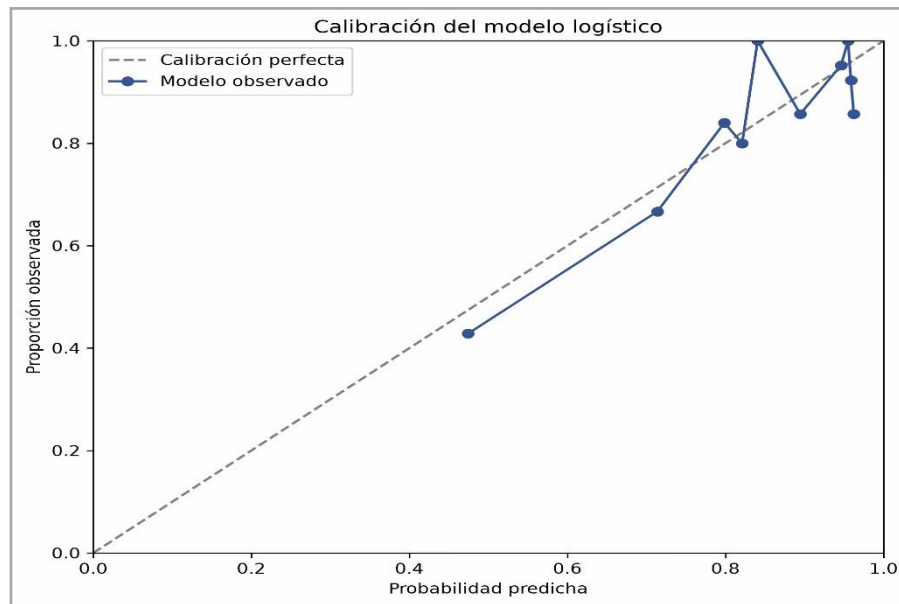


Figura 7. Calibración interna para el modelo logístico para la competencia autopercebida alta en IA.

Nota. La línea discontinua representa la calibración perfecta, mientras que la línea azul muestra la relación entre las probabilidades predichas por el modelo y las proporciones observadas de competencia alta en IA.

Tabla 9. Validación bootstrap de las estimaciones del modelo logístico para la competencia autopercebida alta en IA

Predictor	Repeticiones válidas	β mediana	OR mediana	IC 95 % inferior	IC 95 % superior
Edad	999	-0,087905	0,915848	0,817474	1,023856
Dispositivos diversificados	999	1,687032	5,403420	1,803789	23,637619
Conectividad estable	999	1,377626	3,965475	1,001360	13,796743

La validación interna observada en la Tabla 9 mediante 999 repeticiones bootstrap confirmó la estabilidad de las asociaciones que se corresponden con la disponibilidad de dispositivos diversificados y la conectividad estable. Los dispositivos diversificados presentaron una OR mediana de 5,403420 (IC 95 %: 1,803789–23,637619), mientras que la conectividad estable alcanzó una OR mediana de 3,965475 (IC 95 %: 1,001360–13,796743). Aunque ambos intervalos excluyeron el valor nulo, su amplitud evidencia una precisión limitada, particularmente en la estimación de la conectividad. Por el contrario, el intervalo correspondiente a la edad incluyó el valor 1 (OR = 0,915848; IC 95 %: 0,817474–1,023856), por lo que su asociación no se confirmó durante la validación interna. Estos resultados, junto con la relación vista en la curva de calibración, apoyan una buena estabilidad interna del modelo. Sin embargo, las estimaciones deben ser tomadas con precaución por el tamaño de la muestra y el rango de los intervalos de confianza.

Discusión

La edad presentó un comportamiento negativo menos estable y las condiciones estructurales no mostraron una asociación independiente concluyente. Los intervalos amplios reflejan el tamaño de la muestra y el reducido número de estudiantes con competencia baja. Los resultados deben interpretarse como asociaciones dentro de la muestra estudiada. El diseño transversal, el muestreo no probabilístico, la cobertura muestral del 17,1 % y el carácter autopercebido del resultado impiden establecer causalidad o generalizar automáticamente las estimaciones a los 802 estudiantes. Estudios como el de Olavarría y Lozano revelan que el acceso a herramientas digitales no solo condiciona la operatividad técnica, sino que influye directamente en la autoconfianza del estudiantado para integrar tecnologías emergentes en sus procesos formativos (Olavarría & Lozano, 2021, p. 38).

Se identificó una alta competencia autopercebida en el 83.2% de esta población encuestada, lo que indica una actitud positiva hacia su capacidad para utilizar de manera autónoma la inteligencia artificial, dar instrucciones claras, implementar la inteligencia artificial con fines educativos y producir contenido. Este hallazgo está respaldado por Chan & Hu (2023), quienes informaron una actitud generalmente positiva hacia la inteligencia artificial generativa entre los estudiantes universitarios. Los cuatro indicadores utilizados para construir la puntuación mostraron una consistencia interna aceptable ($KR-20 = 0.771$), lo que respalda su uso conjunto como un índice analítico en esta muestra. Sin embargo, este coeficiente no representa una validación psicométrica completa, ni demuestra que los participantes posean conocimientos técnicos equivalentes, pensamiento crítico o competencias éticas. Por lo tanto, la investigación futura debería complementar la autopercepción con ejercicios prácticos o instrumentos validados de alfabetización en inteligencia artificial.

Los estudiantes que poseían dos o más tipos de dispositivos expresaron una alta competencia percibida por sí mismos con una razón de probabilidades aproximadamente cinco veces mayor después de controlar por edad y conectividad (OR ajustado = 5.058; IC del 95%: 1.778–14.393). Dicha relación también fue verificada por la estimación bootstrap (mediana OR = 5.403; IC del 95%: 1.804–23.638), aunque el ancho del rango es algo impreciso. Estos hallazgos sugieren que no es suficiente saber si un estudiante posee un dispositivo, sino que se debe considerar la diversidad, disponibilidad y funcionalidad para actividades académicas. Incluso si el teléfono era el dispositivo más utilizado, algunas tareas (redacción de documentos, gestión de archivos, verificación de información, creación de contenido, etc.) pueden ser más fáciles de realizar en una computadora. Según la literatura sobre la brecha digital, el tipo de dispositivo también ha influido en las oportunidades reales para el aprendizaje mediado por tecnología (Bećirović et al., 2025). Tener múltiples dispositivos podría, por lo tanto, aumentar la oportunidad de experimentar con herramientas de IA y ayudar a desarrollar confianza y autonomía en los usuarios.

También observamos una débil correlación negativa entre la edad y la puntuación de IA ($\rho = -0.255$; p ajustado = 0.004); sin embargo, nunca alcanzó significancia estadística en el modelo ajustado (OR = 0.918; IC del 95%: 0.835–1.009; $p = 0.077$) ni en el bootstrap. Por lo tanto, no puede considerarse un predictor independiente. Este hallazgo está algo en línea con Mansoor et al. (2024), quienes tampoco encontraron diferencias de edad en la alfabetización en IA. Debido a que la muestra se centró en estudiantes jóvenes, podría no haber sido posible discernir diferencias a través de rangos de edad. El modelo logístico mostró una discriminación válida, con un AUC aparente de 0.776 y un AUC corregido por bootstrap de 0.755. La puntuación de Brier (0.117) refleja un error probabilístico, que es bastante bajo, y la prueba de Hosmer-

Lemeshow ($p = 0.685$) no muestra falta de ajuste. El AUC disminuyó después de tener en cuenta el optimismo (moderadamente), lo que implica una estabilidad interna razonable. Sin embargo, estos indicadores significan que ya se ha realizado una validación interna, y el modelo aún no se ha utilizado como herramienta predictiva en otra institución.

Los hallazgos sugieren que, desde el plano institucional, el acceso a la tecnología no debe evaluarse únicamente por tener un teléfono o una conexión en casa; es preciso constatar la diversidad de dispositivos y sus funciones, la fiabilidad de la conexión y la independencia para usarlos que cada vez son más crecientes como lo corrobora el estudio de Villagrán & Gómez (2025). Así, podrían desarrollar programas de préstamo de computadoras, ampliar los espacios de acceso tecnológico, mejorar la conectividad institucional y emprender capacitación sobre el uso académico, crítico y ético de la IA, especialmente para estudiantes que solo dependen de teléfonos o que comparten equipos, ya que el uso periódico de IA se asocia con una mejor práctica, como lo sostiene el estudio de Schutte & Li (2025).

Las fortalezas del estudio incluyen la generación de diferentes indicadores, el uso de pruebas adecuadas a la naturaleza de las variables, el ajuste por comparaciones múltiples, el análisis multivariable y la validación interna mediante bootstrap. Sus principales limitaciones reflejan la naturaleza transversal del estudio, el muestreo no probabilístico, el pequeño número de participantes con baja competencia y el uso de medidas autoestimadas. Finalmente, una amplia gama de dispositivos y una conectividad estable fueron los más estrechamente asociados con la competencia percibida en IA (según lo medido por los estudiantes); estas observaciones necesitan ser corroboradas por muestras probabilísticas, evaluaciones objetivas y pruebas externas.

Conclusiones

Los resultados del presente trabajo muestran que, mayoritariamente, los estudiantes del Instituto Superior Tecnológico Consulting Group Ecuador, campus Santo Domingo, tienen una alta autopercepción en el uso de herramientas de inteligencia artificial. Dentro de los factores estudiados, la diversidad de dispositivos tecnológicos y la conectividad estable tuvieron las mayores asociaciones con esta competencia. Los estudiantes con dos o más tipos de dispositivos y acceso a internet estable expresaron mayor autonomía y confianza en el uso de la IA.

Las condiciones estructurales, el género, el área de residencia y el internet como servicio básico no tuvieron asociaciones significativas dentro del estudio. Los hallazgos, por ende, sugieren que la calidad y variedad de acceso a la tecnología son clave para el uso exitoso de la inteligencia artificial en entornos educativos. Sin embargo, debido a la naturaleza transversal, no probabilística y basada en la autopercepción del estudio, estos hallazgos deben entenderse con cautela y confirmarse en futuras investigaciones con evaluaciones objetivas y muestras más grandes.

Referencias

Bećirović, S., Polz, E., & Tinkel, I. (2025). Exploring students' AI literacy and its effects on their AI output quality, self-efficacy, and academic performance. *Smart Learning Environments*, 12(1). <https://doi.org/10.1186/s40561-025-00384-3>

- Borrego, J. G. D. la C., Ríos, F. L., & García, G. A. G. (2025). La digitalización postpandemia, una adicción sin sustancias entre jóvenes universitarios. *Dilemas contemporáneos Educación Política y Valores*. <https://doi.org/10.46377/dilemas.v12i3.4668>
- Calvani, A., Fini, A., Ranieri, M., & Picci, P. (2011). Are young generations in secondary school digitally competent? A study on Italian teenagers. *Computers & Education*, 58(2), 797–807. <https://doi.org/10.1016/j.compedu.2011.10.004>
- Casas-Mas, B., & Homont, L. P. P. (2024). La hiperconexión y la resignación digital entre el estudiantado de enseñanza superior. *Doxa Comunicación Revista interdisciplinar de estudios de comunicación y ciencias sociales*. <https://doi.org/10.31921/doxacom.n38a2056>
- Chan, C. K. Y., & Hu, W. (2023). Students' voices on generative AI: perceptions, benefits, and challenges in higher education. *International Journal of Educational Technology in Higher Education*, 20(1). <https://doi.org/10.1186/s41239-023-00411-8>
- Contreras, G. F. C., Delgado, B. M., Jaimes, B. R. A., & Ibarra, D. G. (2022). Metodología de desarrollo de técnicas de agrupamiento de datos usando aprendizaje automático. *Tecnura*, 26(72), 42–58. <https://doi.org/10.14483/22487638.17246>
- Delcker, J., Heil, J., Ifenthaler, D., Seufert, S., & Spirgi, L. (2024). First-year students AI-competence as a predictor for intended and de facto use of AI-tools for supporting learning processes in higher education. *International Journal of Educational Technology in Higher Education*, 21(1). <https://doi.org/10.1186/s41239-024-00452-7>
- Efron, B. (1982). Maximum Likelihood and Decision Theory. *The Annals of Statistics*, 10(2). <https://doi.org/10.1214/aos/1176345778>
- Luque, S. G., & Rovira, C. (2020). Redes sociales y consumo digital en jóvenes universitarios: economía de la atención y oligopolios de la comunicación en el siglo XXI. *El Profesional de La Informacion*. <https://doi.org/10.3145/epi.2020.sep.28>
- Mansoor, H. M. H., Bawazir, A., Alsabri, M. A., Alharbi, A. O., & Okela, A. H. (2024). Artificial intelligence literacy among university students—a comparative transnational survey. *Frontiers in Communication*, 9. <https://doi.org/10.3389/fcomm.2024.1478476>
- Marrazzo, A., Beck, S., Margine, E. R., Marzari, N., Mostofi, A. A., Qiao, J., Souza, I., Tsirkin, S. S., Yates, J. R., & Pizzi, G. (2024). Wannier-function software ecosystem for materials simulations. *Reviews of Modern Physics*, 96(4). <https://doi.org/10.1103/revmodphys.96.045008>
- Medina, R. F. B. (2025). Education 4.0 in Latin America: Comparative Analysis of the Use of Artificial Intelligence in Innovative Teaching Practices. *Journal of Information Systems Engineering & Management*, 10, 1041–1049. <https://doi.org/10.52783/jisem.v10i36s.6635>
- Olavarria, C. S., & Lozano, M. E. E. C. (2021). COMPETENCIAS DIGITALES EN EDUCACIÓN SUPERIOR. *Etic net Revista científica electrónica de Educación y Comunicación en la Sociedad del Conocimiento*, 21(1), 28–50. <https://doi.org/10.30827/eticanet.v21i1.16944>

- Puebla, B. U. A. de, Hernández, M., Andrade, V. A. L., Puebla, B. U. A. de, Juárez, P. V., Puebla, B. U. A. de, Flores, M. E., & Puebla, U. de las A. (2025). Conectividad en la era de la IA: reto para la inclusión laboral. *Horizontes de la Contaduría en las Ciencias Sociales*, 22, 21–40. <https://doi.org/10.25009/hccs.v0i22.85>
- Rojas, D. G., Jiménez-Fernández, S., & Barreto, I. M. G. (2018). Problemas Derivados del Uso de Internet y el Teléfono Móvil en Estudiantes Universitarios. *Formación universitaria*, 11(2), 99–108. <https://doi.org/10.4067/s0718-50062018000200099>
- Salas-Pilco, S. Z., & Yang, Y. (2022). Artificial intelligence applications in Latin American higher education: a systematic review. *International Journal of Educational Technology in Higher Education*, 19(1). <https://doi.org/10.1186/s41239-022-00326-w>
- Sánchez, O. V. G. (2023). Uso y percepción de ChatGPT en la educación superior. *Revista de Investigación En Tecnologías de La Información*, 11(23), 98–107. <https://doi.org/10.36825/riti.11.23.009>
- Schutte, N. S., & Li, H. (2025). The role of self-efficacy and curiosity in student use of artificial intelligence (AI). *International Journal of Educational Technology in Higher Education*, 22(1). <https://doi.org/10.1186/s41239-025-00574-6>
- Sobiesuo, E. M., Edmond, A., Issaka, C. A., & Appiah, S. C. Y. (2025). Knowledge of AI use and prediction of AI adoption among selected residents in the greater Kumasi area of Ghana. *Discover Artificial Intelligence*, 5(1). <https://doi.org/10.1007/s44163-025-00558-5>
- Tamayo-Pincay, A. P., Maliza-Cruz, W. I., & León, A. M. (2026). Inteligencia Artificial en el proceso de enseñanza-aprendizaje de electricidad en segundo de bachillerato técnico. *MQRInvestigar*, 10(1). <https://doi.org/10.56048/mqr.2026.e113>
- Villagrán, M. D., & Gómez, T. G. G. (2025). Propensión a la automatización del aprendizaje por el uso de inteligencia artificial generativa. *Diálogos Sobre Educación*, 34. <https://doi.org/10.32870/dse.v0i34.1739>