

<https://doi.org/10.69639/arandu.v13i3.2466>

Comportamiento del consumidor digital en la Generación Z: Factores psicosociales, bienestar e implicaciones para la segmentación de mercados

*Digital consumer behavior in Generation Z: Psychosocial factors, well-being, and
implications for market segmentation*

María José Pérez Espinoza

mperez@utmachala.edu.ec

<https://orcid.org/0000-0001-6215-5444>

Universidad Técnica de Machala

Machala – Ecuador

Cecibel del Rocío Espinoza Carrión

cespinoza@utmachala.edu.ec

<https://orcid.org/0000-0001-6296-4946>

Universidad Técnica de Machala

Machala – Ecuador

Javier Alejandro Solano Solano

jsolano@umet.edu.ec

<https://orcid.org/0000-0002-1419-8359>

Universidad Metropolitana, Sede Machala

Machala – Ecuador

Artículo recibido: 10 julio 2026- Aceptado para publicación: 16 agosto 2026

Conflictos de intereses: Ninguno que declarar.

RESUMEN

El consumo digital es un aspecto importante del comportamiento de la Generación Z, pero cuánto está relacionado con el bienestar puede estar influenciado no solo por la intensidad de uso, sino también por los factores psicosociales de la experiencia digital. El objetivo de este estudio fue abordar las asociaciones entre el consumo digital, los factores psicosociales y el deterioro físico autopercebido en estudiantes universitarios adultos ecuatorianos de la Generación Z, y explorar las diferencias en la intensidad de uso, nivel educativo y preferencia de redes sociales. Realizamos un estudio cuantitativo descriptivo-correlacional y transversal con 344 participantes de entre 18 y 29 años. Se utilizaron correlaciones de Spearman con ajuste de Holm, Kruskal-Wallis y chi-cuadrado de Pearson con simulación de Monte Carlo. El deterioro físico se asoció significativamente con el estrés digital ($p = 0.336$), el miedo al rechazo ($p = 0.318$), la autopercepción ($p = 0.313$) y la comparación social ($p = 0.258$), mientras que las horas de conexión no mostraron una asociación significativa ($p = 0.073$; $p = 0.187$). No encontramos diferencias en el deterioro físico según el uso digital ($H = 2.819$; $p = 0.244$; $\epsilon^2 = 0.002$), ni hubo una asociación significativa entre el nivel educativo y la red social preferida ($\chi^2 = 14.289$; $p = 0.175$; $V = 0.118$). ChatGPT fue la herramienta de inteligencia artificial preferida por el 63.1%

de los participantes. Los resultados muestran que los factores psicosociales tienen asociaciones más consistentes con el deterioro físico que el tiempo de conexión.

Palabras clave: consumo, bienestar, factores psicosociales, generación Z, marketing digital

ABSTRACT

Digital consumption is an important aspect of Generation Z's behavior, but the extent to which it is related to well-being may be influenced not only by the intensity of use but also by the psychosocial factors of the digital experience. The objective of this study was to examine the associations between digital consumption, psychosocial factors, and self-reported physical decline among Ecuadorian adult college students of Generation Z, and to explore differences in intensity of use, educational level, and social media preferences. We conducted a descriptive-correlational, cross-sectional quantitative study with 344 participants aged 18 to 29. We used Spearman's correlations with Holm's adjustment, the Kruskal-Wallis test, and Pearson's chi-square test with Monte Carlo simulation. Physical decline was significantly associated with digital stress ($\rho = 0.336$), fear of rejection ($\rho = 0.318$), self-perception ($\rho = 0.313$), and social comparison ($\rho = 0.258$), while hours spent online did not show a significant association ($\rho = 0.073$; $p = 0.187$). We found no differences in physical decline based on digital usage ($H = 2.819$; $p = 0.244$; $\varepsilon^2 = 0.002$), nor was there a significant association between educational level and preferred social network ($\chi^2 = 14.289$; $p = 0.175$; $V = 0.118$). ChatGPT was the preferred artificial intelligence tool among 63.1% of the participants. The results show that psychosocial factors. ChatGPT was the preferred artificial intelligence tool among 63.1% of participants. The results show that psychosocial factors are more consistently associated with physical decline than time spent online.

Keywords: consumption, well-being, psychosocial factors, generation Z, digital marketing

INTRODUCCIÓN

El consumo digital se ha convertido en uno de los fenómenos más importantes en el cambio de la interacción, comunicación y hábitos de consumo de las generaciones más jóvenes. El informe Digital 2025 muestra que la mayoría de los usuarios pasan la mayor parte de su tiempo en redes sociales y otras formas de plataformas digitales, especialmente los jóvenes (DataReportal, 2025a). En Ecuador, el mayor acceso a internet y el uso de tecnologías digitales han hecho que el papel de estas tecnologías sea más importante para los jóvenes en lo que respecta al estudio, las actividades sociales y los hábitos de consumo (INEC, 2025; DataReportal, 2025b). Esto también es cierto para las herramientas de inteligencia artificial generativa que se están incorporando en la educación y la búsqueda de información, influyendo en la forma en que las personas interactúan con los servicios digitales. Aun así, el consumo digital está aumentando y se ha hablado mucho sobre su relación con la salud. La relación entre las diversas formas de uso de medios digitales y los trastornos del sueño, problemas de salud mental y estrés físico, y malestar físico está bien documentada en los últimos años (Ahmed et al., 2024; Han et al., 2024). Los síntomas comunes incluyen dolores de cabeza, tensión muscular, fatiga visual y alteraciones del sueño en los jóvenes que están frecuentemente expuestos a dispositivos digitales (Şambel et al., 2024). Estos primeros hallazgos sugieren que el estudio del comportamiento digital debe considerar cuánto tiempo el usuario está conectado y cómo está experimentando los entornos digitales. Es el consumo digital de las personas a través de redes sociales, servicios de mensajería, plataformas de contenido y herramientas de inteligencia artificial. La forma en que las personas interactúan con las tecnologías digitales para consumir cosas del mundo digital suele estar determinada por el número de horas de contacto (por ejemplo, tiempo de uso, frecuencia o plataforma). Si bien tales métricas pueden usarse para describir los patrones generales de consumo, no es posible explicar las diferencias en el bienestar de manera aislada. Hay evidencia de que la asociación entre el tiempo pasado en redes sociales y el bienestar es típicamente pequeña y depende de las características del usuario, el contexto y la actividad de interacción (Valkenburg, 2022; Kross et al., 2021).

Desde esta perspectiva, el bienestar digital es un proceso multifactorial al que se relacionan aspectos positivos y negativos de la interacción con las tecnologías digitales. La comparación social, la autorregulación, las emociones durante el uso y la naturaleza de las interacciones en la plataforma se consideran factores que influyen en los resultados del bienestar digital (Kross et al., 2021; Verduyn et al., 2022). Por lo tanto, se debe tener en cuenta la intensidad temporal del consumo y los aspectos psicosociales de la experiencia digital. Para el ámbito del marketing, estos factores resultan especialmente relevantes, pues la experiencia del consumidor se encuentra hoy profundamente ligada al uso de entornos digitales. Son precisamente estas

plataformas el espacio donde se desarrolla la interacción, se posibilita la personalización y se fomenta el compromiso sostenido con los usuarios.

Dentro de este escenario, conductas como la comparación social, el temor al rechazo y el estrés digital influyen directamente en cómo cada persona percibe los estímulos que recibe en la plataforma y cómo reacciona ante ellos. Profundizar en estos elementos permite ampliar la visión sobre el comportamiento del consumidor: ya no se limita solo a cuánto tiempo o de qué manera cualitativa interactúa, sino que incorpora dimensiones clave sobre la calidad misma de su experiencia digital. De esta manera, nuestro estudio en estudiantes universitarios adultos ecuatorianos de la Generación Z estudia la relación entre el consumo digital, los factores psicosociales y la salud física autopercebida. También analiza la preferencia por diferentes plataformas digitales según el nivel educativo y su uso de herramientas de inteligencia artificial generativa. Desde una perspectiva de marketing digital, el objetivo de este trabajo es proporcionar ejemplos sobre patrones de comportamiento que puedan ayudarnos a entender el consumo digital y su impacto en el comportamiento, así como el desarrollo de mejores estrategias de interacción. En el contexto ecuatoriano, la evidencia actual en estudiantes universitarios también ha mostrado que las consecuencias del comportamiento digital pueden diferir dependiendo del propósito y las características del uso, no solo de su intensidad. Uzcátegui et al. (2025) destacaron diferentes relaciones entre el uso académico de internet, el uso intencional de redes sociales y el uso problemático de internet y la importancia de la interacción digital.

Adopción de IA generativa en jóvenes universitarios

La adopción de nuevas tecnologías puede analizarse mediante modelos ampliamente utilizados en los estudios de aceptación tecnológica. El Modelo de Aceptación de Tecnología (TAM) plantea que la utilidad percibida y la facilidad de uso constituyen factores relevantes para comprender la aceptación y utilización de sistemas tecnológicos (Davis, 1989). Por su parte, el modelo UTAUT amplía esta perspectiva mediante variables como la expectativa de rendimiento, la expectativa de esfuerzo, la influencia social y las condiciones facilitadoras (Venkatesh et al., 2003). La expansión reciente de la inteligencia artificial generativa ha trasladado estos modelos hacia nuevos escenarios de interacción tecnológica. En el ámbito universitario, investigaciones recientes muestran que la aceptación de herramientas como ChatGPT se relaciona con percepciones de utilidad, eficiencia y apoyo a las actividades académicas (Grassini et al., 2024). La IA generativa puede emplearse para búsqueda de información, elaboración de contenidos, resolución de problemas y apoyo a diferentes actividades de aprendizaje, configurándose como una modalidad específica de consumo digital.

No obstante, la incorporación de estas tecnologías también plantea desafíos relacionados con dependencia tecnológica, precisión de la información, sesgos, privacidad e integridad académica (Dwivedi et al., 2023; Kasneci et al., 2023). Desde una perspectiva de marketing y servicios digitales, estas herramientas modifican además la relación entre consumidor y

tecnología, dado que el usuario participa directamente en la generación de contenidos, información y soluciones. Este proceso puede interpretarse desde una lógica de cocreación de valor, en la cual el consumidor deja de actuar únicamente como receptor y adquiere un papel más activo dentro del proceso de interacción digital (Prahalad & Ramaswamy, 2004).

Economía de la atención y diseño de plataformas

La economía de la atención describe un entorno en el cual diferentes plataformas compiten por captar y mantener la atención de los usuarios. En estos ecosistemas, el tiempo de interacción, la recurrencia de uso y el nivel de participación constituyen recursos relevantes para los modelos de negocio digitales. Esta dinámica se relaciona con procesos de datificación, personalización y concentración de mercados que caracterizan a buena parte de las plataformas contemporáneas (Giraldo-Luque & Fernández-Rovira, 2020). Los sistemas algorítmicos de recomendación también intervienen en la selección y organización de los contenidos a los que se exponen los usuarios, contribuyendo a estructurar determinadas prácticas de consumo digital (Sued, 2022). Paralelamente, la literatura sobre dark patterns ha documentado el empleo de elementos de diseño capaces de orientar determinadas decisiones o incrementar la permanencia e interacción de los usuarios dentro de los servicios digitales (Nouwens et al., 2020; Mildner et al., 2023). Desde el marketing digital, estas características pueden relacionarse con el consumer engagement, entendido como la implicación cognitiva, emocional y conductual del consumidor con una marca, plataforma o servicio (Hollebeek et al., 2014). Sin embargo, una mayor intensidad de interacción no implica necesariamente una mejor experiencia del usuario. Por esta razón, resulta relevante distinguir entre estrategias orientadas exclusivamente a incrementar el tiempo de permanencia y aquellas que consideran simultáneamente las condiciones de bienestar y autorregulación del consumidor.

Mecanismos psicosociales: comparación social, temor al rechazo y estrés digital

La teoría de la comparación social ofrece un marco explicativo valioso para comprender lo que ocurre al interactuar con otras personas en redes sociales: los individuos evalúan su propia realidad mediante la comparación con los demás, un mecanismo que se agudiza en plataformas donde predominan imágenes y relatos seleccionados, idealizados y alejados de la cotidianidad. La exposición a este tipo de contenidos puede repercutir en cómo se perciben a sí mismos y en su bienestar general (Kross et al., 2021). En este mismo ámbito aparece el miedo a perderse experiencias relevantes, conocido como FoMO, vinculado a necesidades psicológicas insatisfechas, la exigencia de mantenerse conectado y la implicación constante en el entorno digital (Przybylski et al., 2013). Si bien el foco central de este trabajo es el temor al rechazo, esta preocupación no es aislada: forma parte de un abanico más amplio de vulnerabilidades psicosociales ligadas a la interacción virtual y la búsqueda continua de reconocimiento por parte de otros. Por su parte, el estrés digital surge, en gran medida, de la obligación de estar siempre disponible, la saturación informativa y la presión por responder rápidamente a mensajes o

notificaciones. Investigaciones recientes lo vinculan claramente a estados emocionales negativos, agotamiento digital y hasta molestias físicas (Farooq et al., 2023; Wrede et al., 2023). Todo este conjunto de antecedentes justifica analizar estos factores psicosociales como dimensiones complementarias al simple tiempo de conexión, para entender mejor cómo el uso digital se relaciona con el bienestar personal.

Bienestar digital y efectos físicos

Lo que nos muestran estudios recientes es que la forma en que el uso de lo digital afecta nuestra salud no es algo fijo: depende mucho de rasgos psicológicos y hábitos propios de cada persona. Por ejemplo, se ha visto que usar redes sociales influye en lo bien que dormimos y en cómo nos sentimos emocionalmente, aunque no a todos les afecta igual ni en todas las situaciones (Ahmed y cols., 2024). Al revisar el impacto de los dispositivos electrónicos, también se confirma que ciertas formas de usarlos van ligadas a dormir peor, especialmente en los más jóvenes (Han y cols., 2024; Chen y cols., 2026). Además, estar mucho tiempo frente a pantallas suele traer molestias físicas: dolores de cabeza, vista cansada o tensión muscular y articular (Şambel y cols., 2024). Ahora bien, no basta con mirar cuántas horas pasamos conectados. Cuentan también en qué circunstancias lo hacemos, nuestras características personales y la capacidad que tengamos para controlar ese uso; todo eso cambia la experiencia que nos deja la tecnología (Montag & Elhai, 2023). Por eso, para entender realmente cómo nos sentimos físicamente en el mundo digital, hay que mirar tanto qué tan intenso es el uso como aspectos psicológicos y sociales. Así podemos comprobar si lo que nos afecta más es la clase de experiencia digital que vivimos, más que el simple hecho de estar conectados muchas horas.

Modelo conceptual

La revisión de la literatura permite conceptualizar el comportamiento digital como un fenómeno multidimensional en el que convergen intensidad de uso, preferencias tecnológicas, características sociodemográficas y experiencias psicosociales. Bajo esta perspectiva, el estudio examina asociaciones entre estas dimensiones sin establecer relaciones causales, debido a su diseño transversal y descriptivo-correlacional.

En correspondencia con las variables observadas y las técnicas estadísticas utilizadas, se plantean las siguientes hipótesis y proposiciones de investigación:

H1: A nivel descriptivo, el tiempo total de conexión digital presentará una asociación de menor magnitud con el deterioro físico autopercebido que los factores psicosociales relacionados con la experiencia digital.

H2: El estrés digital estará positivamente asociado con el deterioro físico autopercebido y con los indicadores físicos relacionados con el uso tecnológico.

H3: La comparación social y el temor al rechazo presentarán asociaciones positivas con el deterioro físico autopercebido.

H4: El nivel educativo estará asociado con la preferencia por determinadas redes sociales entre los participantes de la Generación Z.

H5: La utilización de herramientas de inteligencia artificial generativa estará ampliamente presente entre los estudiantes universitarios, con predominio de ChatGPT entre las herramientas declaradas como preferidas.

MATERIALES Y MÉTODOS

Diseño de investigación

Este trabajo se planteó desde un enfoque cuantitativo: buscamos describir y analizar cómo se relacionan los distintos elementos, con un diseño transversal. Gracias a esta metodología pudimos revisar la vinculación entre el uso que se hace de la tecnología, los factores psicosociales y cómo perciben su bienestar físico las personas, todo tomando una fotografía de la situación en un momento específico, sin intervenir ni modificar ninguna variable. Es importante señalar que, al ser un estudio transversal, sus resultados nos hablan de conexiones o coincidencias entre aspectos, pero no podemos afirmar que unos sean la causa directa de los otros.

Población y muestra

Nuestros participantes fueron estudiantes de la Universidad Metropolitana, en su sede Machala. Elegimos un muestreo por conveniencia: es decir, contamos con quienes estuvieron disponibles y dispuestos a colaborar. Al empezar el cuestionario, pusimos una pregunta para comprobar un requisito indispensable: tener al menos 18 años. De las 410 personas que empezaron a llenar el formulario, 66 no cumplían esta condición, así que el grupo final con el que trabajamos quedó formado por 344 jóvenes adultos de entre 18 y 29 años. En algunas respuestas faltaron datos puntuales, por lo que para ciertos análisis tomamos como referencia 333 registros completos y válidos.

Instrumento de recolección de datos

La información se recopiló mediante una encuesta estructurada diseñada específicamente para el estudio y organizada en bloques temáticos correspondientes a las principales dimensiones analizadas. El instrumento incluyó variables sociodemográficas, indicadores de consumo digital, adopción y uso de herramientas de inteligencia artificial, factores psicosociales asociados con la interacción en redes sociales e indicadores de bienestar físico autopercebido. Al inicio del cuestionario se incorporó una pregunta filtro de edad para verificar el cumplimiento del criterio de inclusión, estableciéndose una edad mínima de 18 años para participar en el estudio. La estructura conceptual del instrumento y su correspondencia con los principales referentes teóricos se presentan en la Tabla 1.

Tabla 1*Estructura del instrumento y alineación teórica de variables*

Dimensión / Constructo	Variables	Tipo de escala	Fundamento teórico
Educación y formación	Nivel educativo, satisfacción, obstáculos	Categórica / Likert	Segmentación sociodemográfica (Kotler y Keller, 2016)
Uso y adopción de IA	IA preferida, frecuencia, uso en estudio, utilidad percibida, comodidad	Likert / Categórica	TAM / UTAUT (adopción tecnológica) (Venkatesh et al., 2003)
Factores psicosociales en redes	Comparación social, estrés digital, temor al rechazo, percepción propia	Likert	Teoría de la comparación social / FoMO (Przybylski et al., 2013)
Bienestar físico digital	Dolor de cabeza, problemas de sueño, tensión muscular, deterioro físico	Likert	Bienestar digital / efectos del uso tecnológico (Keles et al., 2020; Verduyn et al., 2022)

Para medir las variables usamos principalmente escalas tipo Likert (con distintos rangos de respuesta) y preguntas cerradas que ayudaron a describir a cada persona y sus hábitos al usar la tecnología. El cuestionario se basó en modelos reconocidos sobre cómo aceptamos y usamos la tecnología —como el TAM y el UTAUT—, además de tomar como referencia ideas sobre la comparación social, el miedo a perderse algo (FoMO) y el bienestar digital. La encuesta se hizo en línea, a través de Google Forms, entre el 10 de marzo y el 30 de abril de 2026. Participar fue totalmente voluntario y aseguramos que toda la información se mantuviera anónima. Antes de empezar, se presentó un texto de consentimiento informado donde se explicaba claramente que los datos solo se usarían con fines académicos. Al final, solo formaron parte del estudio quienes eran mayores de edad y aceptaron participar con ese compromiso.

Técnica de análisis de datos

El procesamiento y análisis de datos se llevó a cabo con el programa estadístico R. Primero revisamos la distribución de las variables mediante la prueba de Shapiro-Wilk: encontramos desviaciones claras de la normalidad ($p < 0,001$). Sumado a que varias variables eran de tipo ordinal, decidimos usar métodos estadísticos no paramétricos en todo el trabajo. Para revisar las relaciones entre pares de variables, calculamos correlaciones de Spearman, usando los datos disponibles por par y ajustando los valores p con el método de Holm para evitar falsos positivos al hacer muchas comparaciones. Las diferencias en deterioro físico según cuánto se usaban los recursos digitales las analizamos con la prueba de Kruskal-Wallis; además calculamos epsilon cuadrado (ϵ^2) para saber qué tan grande era esa diferencia. La vinculación entre nivel educativo y red social preferida se evaluó con chi-cuadrado de Pearson. Cuando hubo menos de cinco casos esperados en alguna casilla, calculamos el valor p mediante simulación Monte Carlo con 10.000 repeticiones; la fuerza de la asociación la medimos con el coeficiente V de Cramér. Tomamos

como umbral de significación ($\alpha=0,05$). Importante: como el estudio es transversal y solo analizamos relaciones entre dos variables a la vez, los resultados solo indican asociaciones o diferencias entre grupos —no podemos afirmar causas ni controlar la influencia de otros factores.

RESULTADOS

Caracterización de la muestra de estudio

Los datos descriptivos correspondientes a la muestra se presentan en la Tabla 2. El grupo analizado estuvo integrado por 344 estudiantes adultos pertenecientes a la Generación Z, con edades comprendidas entre los 18 y los 29 años. Al revisar su nivel educativo, sobresalió claramente quienes cursaban o contaban con formación universitaria (70,9 %); en segundo lugar, se ubicó el bachillerato (26,7 %), mientras que los porcentajes correspondientes a educación básica y estudios de posgrado fueron mucho más reducidos. En lo referente al género, las mujeres constituyeron una ligera mayoría dentro del grupo, alcanzando el 54,1 %. Al clasificar según intensidad del uso digital, el nivel medio fue el más frecuente (54,4 %), seguido del uso bajo (29,9 %) y, en menor medida, el uso alto (15,7 %). En cuanto a las redes sociales favoritas, TikTok ocupó el primer puesto con casi la mitad de los participantes (49,4 %); le siguieron Instagram (24,7 %) y WhatsApp (18,9 %). Entre las herramientas de inteligencia artificial, ChatGPT fue la opción preferida por una amplia mayoría (63,1 %); respecto a la frecuencia con que las empleaban, las respuestas se concentraron en “raramente” (56,1 %) y “frecuentemente” (35,5 %). Mientras las variables de tipo psicosocial, la autopercepción obtuvo el valor promedio más alto ($M=3,32$), seguido del temor al rechazo ($M=2,73$), la tendencia a la comparación social ($M=2,46$) y el estrés asociado al uso digital ($M=2,36$). En los síntomas físicos, el dolor de cabeza fue el más reportado y con mayor puntuación media ($M=3,67$), seguido de la sensación de tensión muscular ($M=2,63$).

Tabla 2

Caracterización de la muestra de estudio: Panel de variables categóricas

Variable	Categoría	Frecuencia	Porcentaje
Nivel educativo	Educación básica	5	1,45
	Bachillerato	92	26,74
	Universitario	244	70,93
	Posgrado	3	0,87
Género	Masculino	158	45,93
	Femenino	186	54,07
Nivel de uso digital	Bajo (1 a 2 horas)	103	29,94
	Medio (3 a 4 horas)	187	54,36
	Alto (5 o más horas)	54	15,70
Red social preferida	Facebook	23	6,69

	WhatsApp	65	18,90
	Instagram	85	24,71
	TikTok	170	49,42
	Otra red social	1	0,29
Situación laboral	Trabaja	157	45,64
	No trabaja	187	54,36
IA preferida	ChatGPT	217	63,08
	Gemini	45	13,08
	Meta AI	24	6,98
	Copilot	21	6,10
	Otra IA	37	10,76
Frecuencia de uso de la IA	Nunca	13	3,78
	Raramente	193	56,10
	Frecuentemente	122	35,47
	Siempre	16	4,65

Nota. Los porcentajes se calcularon sobre n = 344. La categoría “Otra IA” agrupa las herramientas con menor frecuencia de respuesta.

Tabla 3

Caracterización de la muestra de estudio: Panel de variables métricas y ordinales

Variable	N válido	Medi a	DE	Median a	RIC	Mín.	Máx.
Edad	344	20,66	2,52	20	3	18	29
Horas de conexión	344	3,14	1,15	3	2	1	5
Estrés digital	333	2,36	1,54	2	2	1	6
Comparación social	333	2,46	1,57	2	2	1	6
Temor al rechazo	333	2,73	1,65	2	3	1	6
Percepción propia	344	3,32	1,53	3	2	1	6
Uso de IA en estudio	333	3,74	1,48	4	2	1	6
Dolor de cabeza	333	3,67	1,70	4	3	1	6
Problemas de sueño	333	2,43	1,50	1	3	1	4
Tensión muscular	333	2,63	1,50	4	3	1	4
Deterioro físico	333	2,20	1,47	1	3	1	4

Nota. M = media; DE = desviación estándar; RIC = rango intercuartílico. Los estadísticos se calcularon utilizando los casos válidos disponibles; las variables con datos faltantes presentaron n = 333.

Análisis de normalidad y selección de técnicas estadísticas

Se revisó la distribución de cada variable incluida en el análisis de correlación mediante la prueba de Shapiro-Wilk. Como puede consultarse en la Tabla 4, todas mostraron desviaciones

estadísticamente importantes respecto a la normalidad ($p < 0,001$): los valores del estadístico W variaron entre 0,622, correspondiente al deterioro físico, y 0,931, para el uso de inteligencia artificial. Estos resultados, sumados a que varias variables eran de escala ordinal o discreta, justificaron optar por métodos estadísticos no paramétricos. Por ello, para explorar las relaciones entre pares de variables se empleó el coeficiente de correlación por rangos de Spearman. Para comparar el deterioro físico según los grupos de uso digital (bajo, medio y alto), se aplicó la prueba de Kruskal-Wallis. Por su parte, la vinculación entre variables categóricas se evaluó con el chi-cuadrado de Pearson; en los casos donde las frecuencias esperadas fueron menores a cinco, se calculó el valor p mediante simulación de Monte Carlo con 10.000 repeticiones. Al realizar múltiples correlaciones al mismo tiempo, los valores p de Spearman se corrigieron con el método de Holm, con el fin de limitar el riesgo de cometer errores de tipo I por acumulación de comparaciones. Además, se complementaron los contrastes con medidas de magnitud del efecto: se usó epsilon cuadrado (ϵ^2) para los análisis con Kruskal-Wallis y el coeficiente V de Cramér para las asociaciones entre variables categóricas. En todo el análisis se mantuvo el umbral de significación estadística en $\alpha = 0,05$.

Tabla 4

Prueba de Shapiro Wilk para las variables incluidas en el análisis correlacional

Variable	N	W	p-value	Interpretación
Horas de conexión	344	0,909	< 0,001	Distribución no normal
Estrés digital	333	0,817	< 0,001	Distribución no normal
Comparación social	333	0,833	< 0,001	Distribución no normal
Temor al rechazo	333	0,864	< 0,001	Distribución no normal
Percepción propia	344	0,921	< 0,001	Distribución no normal
Uso de IA en el estudio	333	0,931	< 0,001	Distribución no normal
Dolor de cabeza	333	0,905	< 0,001	Distribución no normal
Problemas de sueño	333	0,636	< 0,001	Distribución no normal
Tensión muscular	333	0,634	< 0,001	Distribución no normal
Deterioro físico	333	0,622	< 0,001	Distribución no normal

Nota. W = estadístico de Shapiro-Wilk. Se consideró un nivel de significancia de $\alpha = 0,05$.

Análisis correlacional: Consumo digital, factores psicosociales y bienestar

Con el propósito de examinar las asociaciones entre el consumo digital, los factores psicosociales y los indicadores de bienestar físico, se estimó una matriz de correlaciones mediante el coeficiente por rangos de Spearman. Los análisis se realizaron utilizando los casos completos disponibles para cada par de variables. Dado el número de asociaciones examinadas simultáneamente, los valores p fueron ajustados mediante el procedimiento de Holm para controlar el incremento del error de tipo I derivado de comparaciones múltiples. Los resultados se presentan en la Tabla 5.

Tabla 5
Matriz de correlación de Spearman

Variable	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
1.	1,000									
2.	-0,008	1,000								
3.	0,111	0,489***	1,000							
4.	0,020	0,510***	0,557***	1,000						
5.	0,071	0,390***	0,388***	0,467***	1,000					
6.	0,200**	0,238***	0,124	0,219**	0,296***	1,000				
7.	-0,042	0,236***	0,123	0,217**	0,286***	0,054	1,000			
8.	0,058	0,147	0,152	0,129	0,177*	0,091	0,326***	1,000		
9.	0,076	0,167	0,157	0,205**	0,104	0,114	0,374***	0,333***	1,000	
10.	0,073	0,336***	0,258***	0,318***	0,313***	0,080	0,345***	0,252***	0,341***	1,000

Nota. 1 = Horas de conexión; 2 = Estrés digital; 3 = Comparación social; 4 = Temor al rechazo; 5 = Percepción propia; 6 = Uso de IA en el estudio; 7 = Dolor de cabeza; 8 = Problemas de sueño; 9 = Tensión muscular; 10 = Deterioro físico. Se presentan coeficientes ρ de Spearman. Los análisis se realizaron con los casos válidos disponibles por pares ($n = 333-344$). Los indicadores de significación corresponden a valores p ajustados mediante el procedimiento de Holm: $p < 0,05$ (); $p < 0,01$ (); $p < 0,001$ ().

Los resultados mostraron que las horas dedicadas a la conexión digital tuvieron en su mayoría vínculos débiles con los factores psicosociales y los indicadores de bienestar físico. De hecho, su relación con el estrés digital fue casi inexistente ($\rho = -0,008$; $p = 0,883$), al igual que la registrada con el temor al rechazo ($\rho = 0,020$; $p = 0,719$) y el deterioro físico ($\rho = 0,073$; $p = 0,187$). Solo se detectó una ligera asociación positiva entre horas de conexión y comparación social ($\rho = 0,111$; $p = 0,043$), aunque esta dejó de ser significativa tras aplicar el ajuste de Holm (p ajustado = 0,515). Por el contrario, sí se encontró una asociación positiva y significativa entre mayor tiempo de conexión y el uso de inteligencia artificial para fines académicos ($\rho = 0,200$; $p < 0,001$; p ajustado = 0,005). En cambio, entre las variables psicosociales las relaciones fueron más fuertes y todas positivas. Las más marcadas correspondieron a la comparación social con el temor al rechazo ($\rho = 0,557$; p ajustado $< 0,001$), seguida del estrés digital junto al temor al rechazo ($\rho = 0,510$; p ajustado $< 0,001$) y el vínculo entre estrés digital y comparación social ($\rho = 0,489$; p ajustado $< 0,001$). También se observó una asociación considerable entre temor al rechazo y autopercepción ($\rho = 0,467$; p ajustado $< 0,001$); mientras que el estrés digital y la comparación social se relacionaron con esta última variable con valores de $\rho = 0,390$ y $\rho = 0,388$, respectivamente, ambos mantuvieron su significación estadística después del ajuste

Respecto al bienestar físico, el deterioro físico autopercebido presentó asociaciones positivas y estadísticamente significativas con el estrés digital ($p = 0,336$; p ajustado $< 0,001$), el temor al rechazo ($p = 0,318$; p ajustado $< 0,001$), la percepción propia ($p = 0,313$; p ajustado $< 0,001$) y la comparación social ($p = 0,258$; p ajustado $< 0,001$). En contraste, ni las horas de conexión ($p = 0,073$; $p = 0,187$) ni el uso de IA para el estudio ($p = 0,080$; $p = 0,144$) mostraron asociaciones estadísticamente significativas con el deterioro físico. Entre los propios indicadores físicos también se identificaron asociaciones significativas. Destacaron las relaciones entre dolor de cabeza y tensión muscular ($p = 0,374$; p ajustado $< 0,001$), dolor de cabeza y deterioro físico ($p = 0,345$; p ajustado $< 0,001$), tensión muscular y deterioro físico ($p = 0,341$; p ajustado $< 0,001$), así como entre dolor de cabeza y problemas de sueño ($p = 0,326$; p ajustado $< 0,001$). Los problemas de sueño también se asociaron positivamente con el deterioro físico ($p = 0,252$; p ajustado $< 0,001$).

Contraste de hipótesis: Diferencias en bienestar según nivel de uso digital

Con el propósito de evaluar si el deterioro físico autopercebido difiere según la intensidad de uso digital, se aplicó la prueba no paramétrica de Kruskal-Wallis, considerando el deterioro físico como variable dependiente y el nivel de uso digital —bajo, medio y alto— como factor de agrupación. Además de la significación estadística, se estimó el tamaño del efecto mediante epsilon cuadrado (ϵ^2), con el fin de valorar la magnitud de las diferencias observadas entre los grupos. Los resultados se presentan en la Tabla 6.

Tabla 6

Prueba de Kruskal-Wallis para el deterioro físico según nivel de uso digital

Variable dependiente	H	gl	p-value	ϵ^2	Efecto	Resultado
Deterioro físico	2,819	2	0,244	0,002	Trivial	No significativo

Nota. H = estadístico de Kruskal-Wallis; ϵ^2 = epsilon cuadrado como estimador del tamaño del efecto. Se consideró un nivel de significancia de $\alpha = 0,05$.

No se hallaron diferencias estadísticamente significativas en el deterioro físico autopercebido al comparar los grupos de uso digital bajo, medio y alto ($H = 2,819$; $gl = 2$; $p = 0,244$). Además, el tamaño del efecto resultó ser mínimo ($\epsilon^2 = 0,002$), lo que confirma que las variaciones registradas entre los grupos carecieron de relevancia práctica. Por consiguiente, no se rechaza la hipótesis nula: no contamos con evidencia estadística suficiente para afirmar que el deterioro físico cambie según la intensidad con la que se utilizan los entornos digitales en esta muestra.

Análisis de segmentación: Comportamiento del consumidor digital

Con el fin de identificar posibles diferencias en las preferencias digitales según el perfil del consumidor, analizamos la relación entre el nivel educativo y la red social preferida mediante la prueba de chi-cuadrado de Pearson. Al registrarse frecuencias esperadas menores de cinco en algunas casillas, el valor de significación se obtuvo a través de simulación Monte Carlo con 10.000 repeticiones. Complementariamente, calculamos el coeficiente V de Cramér para cuantificar la intensidad de dicha asociación; los resultados correspondientes se muestran en la Tabla 7.

Tabla 7
Relación entre nivel educativo y preferencia de redes

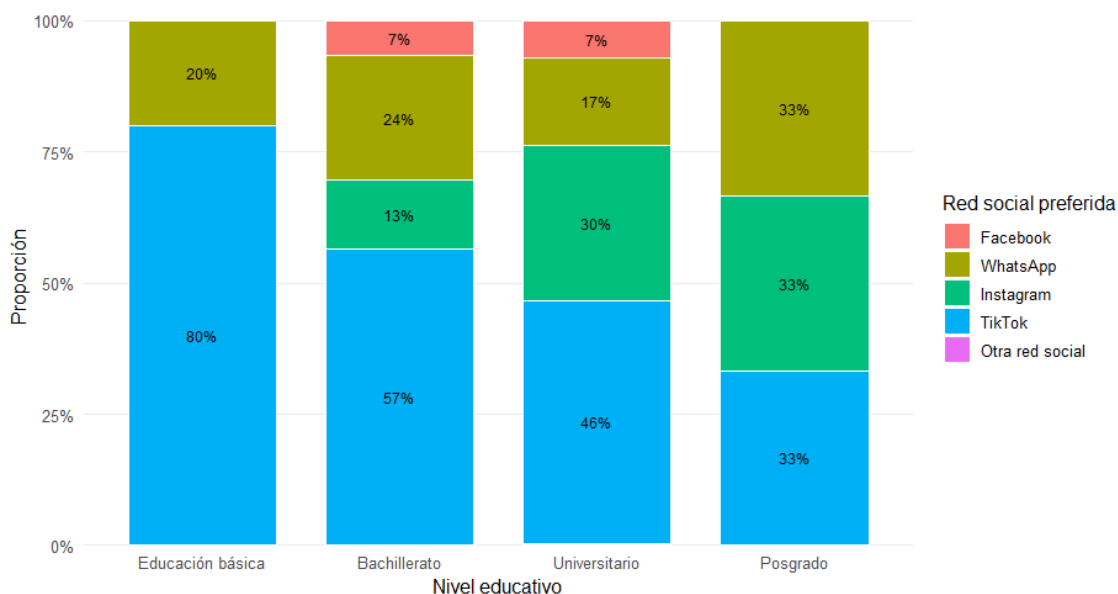
Variable 1	Variable 2	χ^2	gl nominal	p Monte Carlo	V de Cramér	Magnitud	Resultado
Nivel educativo	Red social preferida	14,289	12	0,175	0,118	Pequeña	No sig.

No se identificó una asociación estadísticamente significativa entre el nivel educativo y la preferencia de redes sociales ($\chi^2 = 14,289$; $p = 0,175$). Asimismo, la magnitud de la asociación estimada mediante V de Cramér fue pequeña ($V = 0,118$). En consecuencia, los resultados no proporcionan evidencia estadística suficiente para sostener que la preferencia por determinadas redes sociales se encuentre asociada con el nivel educativo en la muestra analizada.

La Figura 1 muestra diferencias descriptivas en la distribución proporcional de las preferencias por redes sociales según el nivel educativo. TikTok predominó entre los participantes con educación básica, bachillerato y formación universitaria, mientras que en el grupo de posgrado se observó una distribución más equilibrada entre TikTok, Instagram y WhatsApp. No obstante, estas diferencias deben interpretarse con cautela, especialmente en los grupos de educación básica y posgrado debido a su reducido tamaño muestral. En concordancia con la prueba de chi-cuadrado, los patrones visuales observados no proporcionan evidencia suficiente para confirmar una asociación estadísticamente significativa entre el nivel educativo y la preferencia de redes sociales.

Figura 1

Preferencia de redes sociales según nivel educativo en la Generación Z adulta



Nota. Las barras representan la distribución proporcional de la red social preferida dentro de cada nivel educativo. Las diferencias observadas son descriptivas y no implican una asociación estadísticamente significativa entre las variables.

DISCUSIÓN

Los resultados permiten caracterizar el comportamiento digital de estudiantes universitarios adultos de la Generación Z desde una perspectiva que integra intensidad de uso, factores psicosociales, bienestar físico autopercebido, preferencias de plataformas y adopción de herramientas de inteligencia artificial. En términos generales, los hallazgos indican que el tiempo de conexión, considerado de manera aislada, mantiene relaciones de baja magnitud con los indicadores de bienestar físico, mientras que determinadas dimensiones psicosociales presentan asociaciones más consistentes. En particular, las horas de conexión no se asociaron significativamente con el deterioro físico autopercebido ($p = 0,073$; $p = 0,187$), y tampoco se observaron diferencias significativas en esta variable entre los niveles bajo, medio y alto de uso digital ($H = 2,819$; $p = 0,244$). El tamaño del efecto asociado con esta comparación fue además trivial ($\epsilon^2 = 0,002$), lo que refuerza la limitada capacidad discriminante de la intensidad temporal de uso dentro de la muestra analizada.

Este patrón es consistente con lo planteado en H1: los factores psicosociales examinados presentaron, de manera descriptiva, coeficientes de mayor magnitud que el tiempo de conexión. No obstante, esta interpretación debe entenderse en términos comparativos y descriptivos, puesto que no se aplicó una prueba estadística específica para contrastar directamente las diferencias entre los coeficientes de correlación. Desde una perspectiva conceptual, el hallazgo coincide con planteamientos que cuestionan la utilización del tiempo de exposición como indicador suficiente para explicar los efectos asociados con el uso de tecnologías digitales. La literatura contemporánea enfatiza que las consecuencias de la interacción digital dependen también del

contexto, las características individuales, los patrones de participación y la naturaleza de las experiencias desarrolladas dentro de las plataformas (Kross et al., 2021; Valkenburg, 2022; Montag & Elhai, 2023).

En contraste con el tiempo de conexión, el deterioro físico autopercibido presentó asociaciones positivas y estadísticamente significativas con el estrés digital ($p = 0,336$), el temor al rechazo ($p = 0,318$), la percepción propia ($p = 0,313$) y la comparación social ($p = 0,258$), manteniéndose estas relaciones significativas después del ajuste de Holm por comparaciones múltiples. Estos resultados sugieren que las experiencias psicosociales vinculadas con la interacción digital pueden constituir dimensiones particularmente relevantes para comprender las diferencias observadas en el bienestar físico autopercibido. Asimismo, las variables psicosociales mostraron relaciones entre sí de mayor magnitud, especialmente entre comparación social y temor al rechazo ($p = 0,557$), estrés digital y temor al rechazo ($p = 0,510$), y estrés digital y comparación social ($p = 0,489$).

Estos resultados son consistentes con investigaciones que han señalado que la experiencia en redes sociales puede relacionarse con el bienestar mediante mecanismos psicológicos y conductuales que trascienden el tiempo de uso. La comparación social, las dinámicas de validación interpersonal y las demandas derivadas de la conectividad permanente han sido vinculadas con variaciones en bienestar psicológico y con diferentes formas de malestar asociado al uso de tecnologías digitales (Kross et al., 2021; Valkenburg, 2022; Wrede et al., 2023). Desde esta perspectiva, los resultados respaldan las asociaciones planteadas en H3 respecto de la comparación social y el temor al rechazo. En el caso de H2, la evidencia puede considerarse parcialmente consistente con la hipótesis, dado que el estrés digital se relacionó significativamente con el deterioro físico y con algunos indicadores físicos, pero las asociaciones no fueron uniformes para todas las dimensiones examinadas después del control por comparaciones múltiples.

Los indicadores físicos también mostraron un patrón de asociaciones internas consistente. Las relaciones entre dolor de cabeza y tensión muscular ($p = 0,374$), dolor de cabeza y deterioro físico ($p = 0,345$), tensión muscular y deterioro físico ($p = 0,341$), así como entre dolor de cabeza y problemas de sueño ($p = 0,326$), permanecieron estadísticamente significativas después del ajuste de Holm. Estos resultados son compatibles con investigaciones que han documentado asociaciones entre determinadas modalidades de interacción con medios digitales, alteraciones del sueño y manifestaciones físicas como dolor de cabeza, fatiga y molestias musculoesqueléticas (Ahmed et al., 2024; Han et al., 2024; Şambel et al., 2024). Sin embargo, debido al carácter transversal de los datos, estas relaciones no permiten establecer que la actividad digital constituya la causa directa de las manifestaciones físicas observadas.

Desde la perspectiva del comportamiento del consumidor, estos hallazgos aportan elementos para discutir los modelos de interacción digital orientados principalmente a maximizar

el tiempo de permanencia. La ausencia de una asociación significativa entre horas de conexión y deterioro físico, conjuntamente con las asociaciones observadas para las variables psicosociales, sugiere que la evaluación de la experiencia del consumidor digital debería considerar dimensiones relacionadas con la calidad de la interacción y no exclusivamente métricas temporales. En este sentido, los sistemas de recomendación, los mecanismos de participación continua y determinadas características de diseño pueden configurar contextos de interacción relevantes para la experiencia del usuario (Montag & Elhai, 2023; Mildner et al., 2023). Esta interpretación no implica atribuir causalidad a dichas características, sino reconocer que las métricas convencionales de engagement pueden resultar insuficientes para representar integralmente el bienestar asociado con el consumo digital.

En relación con la segmentación de mercados, los resultados requieren una interpretación diferente a la inicialmente planteada. Aunque la distribución descriptiva mostró variaciones en la preferencia de redes sociales entre los niveles educativos, la prueba de chi-cuadrado no evidenció una asociación estadísticamente significativa entre ambas variables ($\chi^2 = 14,289$; $p = 0,175$), y la magnitud estimada mediante V de Cramér fue pequeña ($V = 0,118$). En consecuencia, H4 no recibió respaldo estadístico. Las diferencias observadas en la Figura 1 no permiten sostener que el nivel educativo constituya, por sí mismo, un criterio suficientemente discriminante para segmentar las preferencias por plataformas digitales en esta muestra. Esta conclusión debe interpretarse además considerando la distribución desigual de participantes entre niveles educativos, particularmente el reducido número de casos correspondiente a educación básica y posgrado.

Este resultado no elimina la utilidad potencial de las variables sociodemográficas en la segmentación del consumidor digital, pero sugiere que su capacidad explicativa puede requerir la incorporación conjunta de otros criterios conductuales y psicográficos. La literatura de marketing digital reconoce que los mercados contemporáneos se caracterizan por trayectorias de consumo fragmentadas y por interacciones que dependen de múltiples características del consumidor, los dispositivos y las plataformas utilizadas (Lamberton & Stephen, 2016). Desde esta perspectiva, los factores psicosociales analizados en el presente estudio podrían constituir variables complementarias para futuras investigaciones sobre segmentación, aunque los análisis realizados no permiten establecer actualmente segmentos de mercado diferenciados sobre esa base.

La adopción de inteligencia artificial generativa constituye otro componente relevante de los patrones digitales observados. ChatGPT fue declarado como herramienta preferida por el 63,1 % de los participantes, mientras que la frecuencia de utilización de IA se concentró principalmente en las categorías “raramente” (56,1 %) y “frecuentemente” (35,5 %). Estos datos muestran una presencia extendida de las herramientas generativas en la población estudiada, aunque no necesariamente un uso intensivo. En consecuencia, la evidencia descriptiva es consistente con H5 respecto al predominio de ChatGPT, pero aconseja diferenciar entre disponibilidad o adopción

declarada e intensidad efectiva de utilización. Este patrón coincide con la creciente incorporación de herramientas conversacionales en entornos universitarios y con estudios que destacan su utilidad percibida para actividades académicas, generación de información y apoyo al aprendizaje (Grassini et al., 2024; Dwivedi et al., 2023; Kasneci et al., 2023). La preferencia por ChatGPT fue de 63,1 %, mientras que la categoría de frecuencia predominante fue “raramente”.

Desde el marketing y los servicios digitales, la expansión de estas tecnologías introduce nuevas formas de interacción entre usuarios y plataformas, en las que el consumidor participa activamente en procesos de búsqueda, generación y transformación de información. Este escenario abre oportunidades para el desarrollo de servicios basados en inteligencia artificial, pero también plantea la necesidad de considerar criterios de transparencia, utilidad, confiabilidad y bienestar durante el diseño de la experiencia de usuario (Dwivedi et al., 2023). Por tanto, los resultados del estudio no deberían interpretarse únicamente en términos de oportunidades de intensificación del consumo, sino como evidencia para considerar estrategias de interacción digital que equilibren participación, utilidad y bienestar.

Por consiguiente, los resultados deben interpretarse considerando las limitaciones metodológicas del estudio. El diseño transversal impide establecer relaciones causales o determinar la dirección temporal de las asociaciones observadas. El empleo de autoinformes puede introducir sesgos de percepción, memoria o deseabilidad social, mientras que el muestreo no probabilístico por conveniencia y la concentración de la muestra en una única población universitaria limitan la generalización de los hallazgos. Asimismo, la desigual representación de algunos niveles educativos restringe la capacidad para detectar patrones de segmentación con suficiente estabilidad. Futuras investigaciones podrían incorporar diseños longitudinales, muestras probabilísticas o multicéntricas y modelos multivariados que permitan examinar el aporte relativo de las variables psicosociales controlando características sociodemográficas, intensidad de uso, tipo de plataforma y contenido consumido. También resultaría pertinente profundizar en la operacionalización y validación de los indicadores de bienestar digital para determinar la estabilidad de las asociaciones identificadas en diferentes poblaciones y contextos.

CONCLUSIONES

Los resultados del estudio muestran que el comportamiento digital de los estudiantes universitarios adultos de la Generación Z no puede comprenderse únicamente a partir de la intensidad temporal de uso. Las horas de conexión presentaron una asociación baja y no estadísticamente significativa con el deterioro físico autopercebido ($\rho = 0,073$; $p = 0,187$), mientras que variables psicosociales como el estrés digital ($\rho = 0,336$), el temor al rechazo ($\rho = 0,318$), la percepción propia ($\rho = 0,313$) y la comparación social ($\rho = 0,258$) mostraron asociaciones positivas y estadísticamente significativas, incluso después del ajuste de Holm. Estos hallazgos sugieren que las características de la experiencia digital pueden resultar más relevantes

para comprender las diferencias en bienestar físico autopercebido que el tiempo de conexión considerado de manera aislada. En concordancia con este patrón, tampoco se identificaron diferencias estadísticamente significativas en el deterioro físico entre los niveles bajo, medio y alto de uso digital ($H = 2,819$; $p = 0,244$). El tamaño del efecto fue trivial ($\varepsilon^2 = 0,002$), lo que indica que la magnitud de las diferencias entre los grupos fue prácticamente despreciable. Por tanto, los resultados no respaldan una interpretación según la cual una mayor intensidad de uso digital, definida exclusivamente a partir del tiempo de conexión, implique necesariamente mayores niveles de deterioro físico en la muestra estudiada.

En relación con la segmentación del consumidor digital, no se encontró una asociación estadísticamente significativa entre el nivel educativo y la preferencia de redes sociales ($\chi^2 = 14,289$; $p = 0,175$), y la magnitud de la asociación estimada mediante V de Cramér fue pequeña ($V = 0,118$). En consecuencia, las diferencias descriptivas observadas entre los grupos educativos no permiten confirmar que el nivel educativo constituya, por sí solo, un criterio suficientemente discriminante para segmentar las preferencias de plataformas digitales. Este resultado sugiere la conveniencia de considerar variables adicionales de carácter conductual, psicográfico y experiencial en futuros estudios sobre segmentación de mercados digitales. La adopción de herramientas de inteligencia artificial generativa constituye otro resultado relevante. ChatGPT fue la herramienta preferida por el 63,1 % de los participantes, lo que evidencia una presencia importante de esta tecnología en el entorno universitario analizado. Sin embargo, la frecuencia de uso se concentró principalmente en las categorías “raramente” y “frecuentemente”, por lo que los resultados permiten hablar de una presencia extendida de la IA generativa, pero no necesariamente de un uso intensivo generalizado. Esta distinción resulta relevante para interpretar la incorporación de la inteligencia artificial como una nueva modalidad de consumo digital orientada a actividades académicas, búsqueda de información y apoyo a tareas de aprendizaje.

Desde la perspectiva del marketing digital, los resultados respaldan la necesidad de ampliar las métricas tradicionales de interacción. El tiempo de permanencia o la frecuencia de conexión no deberían considerarse de manera aislada como indicadores suficientes de la experiencia del consumidor. Las asociaciones observadas con el estrés digital, la comparación social y el temor al rechazo muestran la pertinencia de incorporar dimensiones relacionadas con bienestar, autorregulación y calidad de la interacción en el análisis de las experiencias digitales. Estas implicaciones no deben interpretarse como relaciones causales demostradas, sino como orientaciones derivadas de los patrones de asociación identificados en el estudio.

En términos aplicados, los hallazgos permiten plantear cuatro consideraciones:

- 1) Para las plataformas digitales, resulta pertinente incorporar mecanismos que favorezcan la autorregulación, como recordatorios de pausa, herramientas de gestión del tiempo y opciones de configuración que reduzcan formas de interacción excesivamente intrusivas.

- 2) Para anunciantes y agencias de marketing, las estrategias de comunicación pueden incorporar criterios de marketing responsable que eviten depender exclusivamente de mecanismos de presión social, validación constante o intensificación artificial del tiempo de permanencia.
- 3) Para las instituciones educativas, los resultados respaldan la conveniencia de fortalecer programas de alfabetización digital que integren bienestar, autorregulación, uso crítico de redes sociales y utilización responsable de herramientas de inteligencia artificial.
- 4) Para empresas de tecnología educativa y bienestar digital, se identifican oportunidades para desarrollar soluciones basadas en IA que combinen productividad académica, personalización y gestión responsable de la interacción digital, sin asumir que una mayor permanencia en la plataforma constituye necesariamente un resultado deseable.

El diseño transversal impide establecer relaciones de causalidad o determinar la dirección temporal de las asociaciones observadas. Asimismo, el uso de autoinformes puede introducir sesgos relacionados con percepción subjetiva, recuerdo y deseabilidad social. El muestreo no probabilístico por conveniencia y la concentración de los participantes en una población universitaria específica limitan la generalización de los resultados a otros contextos. Adicionalmente, la reducida representación de algunos niveles educativos restringe la estabilidad de las comparaciones relacionadas con segmentación.

Futuras investigaciones deberían incorporar diseños longitudinales y muestras más heterogéneas que permitan examinar la estabilidad temporal de las asociaciones identificadas. También sería pertinente utilizar modelos multivariados para determinar el aporte relativo de factores como estrés digital, comparación social, temor al rechazo, intensidad de uso y características sociodemográficas, así como evaluar posibles mecanismos mediadores o moderadores. Finalmente, se recomienda profundizar en la validación de los indicadores utilizados para medir bienestar y experiencia digital, con el propósito de fortalecer la comparabilidad de los resultados entre diferentes poblaciones y contextos.

REFERENCIAS

- Ahmed, O., Walsh, E. I., Dawel, A., Alateeq, K., Oyarce, D. A. E., & Cherbuin, N. (2024). Social media use, mental health and sleep: A systematic review with meta-analyses. *Journal of Affective Disorders*, 367(15), 701-712. <https://doi.org/10.1016/j.jad.2024.08.193>
- Chen, Y., Li, S., Tian, Y., Li, D., & Yin, H. (2026). Problematic social media use may be ruining our sleep: A meta-analysis on the relationship between problematic social media use and sleep quality. *International Journal of Mental Health and Addiction*, 24(1), 262-297. <https://doi.org/10.1007/s11469-024-01407-9>
- Davis, F. D. (1989). Perceived usefulness, perceived ease of use, and user acceptance of information technology. *MIS Quarterly*, 13(3), 319-340. <https://doi.org/10.2307/249008>
- DataReportal. (2025a). *Digital 2025: Global Overview Report*. We Are Social & Hootsuite. <https://datareportal.com/reports/digital-2025-global-overview-report>
- DataReportal. (2025b). *Digital 2025: Ecuador*. <https://datareportal.com/reports/digital-2025-Ecuador>
- Dwivedi, Y. K., Kshetri, N., Hughes, L., Slade, E. L., Jeyaraj, A., Kar, A. K., Baabdullah, A., Koohang, A., Raghavan, V., Ahuja, M., Albanna, H., Albashrawi, M., Al-Busaidi, A., Balakrishnan, J., Barlette, Y., Basu, S., Bose, I., Brooks, L., Buhalis, D., Carter, L., & Wright, R. (2023). Opinion Paper:“So what if ChatGPT wrote it?” Multidisciplinary perspectives on opportunities, challenges and implications of generative conversational AI for research, practice and policy. *International Journal Of Information Management*, 71, 102642. <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2023.102642>
- Farooq, A., Dahabiyeh, L., & Maier, C. (2023). Social media discontinuation: A systematic literature review on drivers and inhibitors. *Telematics and Informatics*, 77, 101924. <https://doi.org/10.1016/j.tele.2022.101924>
- Giraldo-Luque, S., & Fernández-Rovira, C. (2020). Redes sociales y consumo digital en jóvenes universitarios: economía de la atención y oligopolios de la comunicación en el siglo XXI. *Profesional de la información*, 29(5), 1-15. <https://doi.org/10.3145/epi.2020.sep.28>
- Grassini, S., Aasen, M., & Møgelvang, A. (2024). Understanding university students' acceptance of ChatGPT: Insights from the UTAUT2 model. *Applied Artificial Intelligence*, 38(1), 2371168. <https://doi.org/10.1080/08839514.2024.2371168>
- Han, X., Zhou, E., & Liu, D. (2024). Electronic media use and sleep quality: updated systematic review and meta-analysis. *Journal of medical Internet research*, 26, e48356. <https://doi.org/10.2196/48356>
- Hollebeek, L., Glynn, M., & Brodie, R. (2014). Consumer brand engagement in social media: Conceptualization, scale development and validation. *Journal of Interactive Marketing*, 28(2), 149–165. <https://doi.org/10.1016/j.intmar.2013.12.002>

- Instituto Nacional de Estadística y Censos (INEC). (2025). Tecnologías de la Información y Comunicación-TIC. <https://www.ecuadorencifras.gob.ec/tecnologias-de-la-informacion-y-comunicacion-tic/>
- Kasneci, E., Seßler, K., Küchemann, S., Bannert, M., Dementieva, D., Fischer, F., Gasser, U., Groh, G., Gunnemann, S., Hullermeier, E., Krusche, S., Kutyniok, G., Michaeli, T., Nerdel, C., Pfeffer, J., Poquet, O., Sailer, M., Schmidt, A., Seidel, T., Stadler, M., & Kasneci, G. (2023). ChatGPT for good? On opportunities and challenges of large language models for education. *Learning and individual differences*, 103, 102274. <https://doi.org/10.1016/j.lindif.2023.102274>
- Keles, B., McCrae, N., & Grealish, A. (2019). A systematic review: the influence of social media on depression, anxiety and psychological distress in adolescents. *International Journal of Adolescence and Youth*, 25(1), 79-93. <https://doi.org/10.1080/02673843.2019.1590851>
- Kotler, P., & Keller, K. L. (2016). Marketing management (15th ed.). Pearson Education.
- Kross, E., Verduyn, P., Sheppes, G., Costello, C., Jonides, J., & Ybarra, O. (2021). Social media and well-being: Pitfalls, progress, and next steps. *Trends in cognitive sciences*, 25(1), 55-66. <https://doi.org/10.1016/j.tics.2020.10.005>
- Lamberton, C., & Stephen, A. T. (2016). A thematic exploration of digital, social media, and mobile marketing: Research evolution from 2000 to 2015 and an agenda for future inquiry. *Journal of Marketing*, 80(6), 146-172. <https://doi.org/10.1509/jm.15.0415>
- Mildner, T., Savino, G., Doyle, P., Cowan, B., & Malaka, R. (2023, April). *About engaging and governing strategies: A thematic analysis of dark patterns in social networking services*. In Proceedings of the 2023 CHI conference on human factors in computing systems (pp. 1-15). <https://doi.org/10.1145/3544548.3580695>
- Montag, C., & Elhai, J. (2023). On social media design, (online-) time well-spent and addictive behaviors in the age of surveillance capitalism. *Current Addiction Reports*, 10(3), 610-616. <https://doi.org/10.1007/s40429-023-00494-3>
- Nouwens, M., Liccardi, I., Veale, M., Karger, D., & Kagal, L. (2020, April). *Dark patterns after the GDPR: Scraping consent pop-ups and demonstrating their influence*. In Proceedings of the 2020 CHI conference on human factors in computing systems (pp. 1-13). <http://dx.doi.org/10.1145/3313831.3376321>
- Prahalad, C., & Ramaswamy, V. (2004). Co-creation experiences: The next practice in value creation. *Journal of Interactive Marketing*, 18(3), 5-14. <https://doi.org/10.1002/dir.20015>
- Przybylski, A. K., Murayama, K., DeHaan, C. R., & Gladwell, V. (2013). Motivational, emotional, and behavioral correlates of fear of missing out. *Computers in Human Behavior*, 29(4), 1841-1848. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2013.02.014>

- Şambel, M., Aykutlu, H., Özveren, M., & Garip, R. (2024). Digital media use and its effects on digital eye strain and sleep quality in adolescents: A new emerging epidemic?. *PloS one*, 19(12), e0314390. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0314390>
- Sued, G. (2022). Algorithmic cultures: concepts and methods for their social study. *Revista Mexicana de Ciencias Políticas y Sociales*, 67(246), 43-73. <https://doi.org/10.22201/fcpys.2448492xe.2022.246.78422>
- Uzcátegui, C., de Álvarez, F., & Solano, J. (2025). Comportamiento digital de los estudiantes universitarios: los efectos paradójicos del uso institucional vs. el uso intencional de las redes sociales en el uso problemático de internet. *Episteme & Praxis:(REP)*, 3(3), 161-171. <https://doi.org/10.62451/rep.v3i3.136>
- Valkenburg, P. M. (2022). Social media use and well-being: What we know and what we need to know. *Current opinion in psychology*, 45, 101294. <https://doi.org/10.1016/j.copsyc.2021.12.006>
- Venkatesh, V., Morris, M. G., Davis, G. B., & Davis, F. D. (2003). User acceptance of information technology: Toward a unified view. *MIS Quarterly*, 27(3), 425-478. <https://doi.org/10.2307/30036540>
- Verduyn, P., Gugushvili, N., & Kross, E. (2022). Do social networking sites influence well-being? The extended active-passive model. *Current Directions in Psychological Science*, 31(1), 62-68. <https://doi.org/10.1177/09637214211053637>
- Wrede, S., Claassen, K., Rodil dos Anjos, D., Kettschau, J. P., & Broding, H. C. (2023). Impact of digital stress on negative emotions and physical complaints in the home office: a follow up study. *Health Psychology and Behavioral Medicine*, 11(1), 2263068. <https://doi.org/10.1080/21642850.2023.2263068>