

Electronic Word-of-Mouth and Faculty Norms in the Adoption of Generative AI Chatbots among University Students in Northern Peru (Trujillo, Piura, and Lambayeque)

Abstract– The main objective of this study was to examine how electronic word-of-mouth (WOM) and teacher-related social norms (SN) influenced behavioral intention (BI) and actual use behavior (USEB) of generative AI chatbots among university students in northern Peru, while testing BI as a mediator and sex as a moderator. A quantitative, non-experimental, cross-sectional, explanatory design was employed. Data were collected through a structured Likert-scale questionnaire (1–5) from 520 students in Trujillo, Piura, and Lambayeque, and the proposed model was estimated using PLS-SEM with 5,000-bootstrap resampling. The findings indicated moderately high levels of WOM, SN, BI, and USEB, alongside adequate reliability and convergent/discriminant validity. WOM positively and strongly predicted BI ($\beta=0.56$; $p<0.001$), whereas SN also increased BI but with a smaller effect ($\beta=0.24$; $p<0.001$). BI, in turn, showed a robust association with USEB ($\beta=0.71$; $p<0.001$). Significant indirect effects supported mediation for WOM→USEB ($\beta=0.40$) and SN→USEB ($\beta=0.17$). Sex significantly moderated the WOM→BI path but did not yield a conclusive moderation for SN→BI. Overall, adoption was concluded to be a socially mediated process, primarily driven by peer communication.

Keywords– Electronic word-of-mouth, teacher social norms, behavioral intention, actual use, generative AI chatbots.

Boca a boca digital y normas docentes en la adopción de chatbots de IA generativa en estudiantes universitarios del norte del Perú (Trujillo, Piura y Lambayeque)

Sandra Lizzette León Luyo¹ ; Heyner Yuliano Marquez Yauri¹ ; Víctor Angel Ancajima Miñán² ; María Patricia Rodríguez Kong¹ ; Delicia de Jesús Vargas Gutiérrez² ; Ana Elizabeth Paredes Morales² ; Julie Catherine Arbulú Castillo² 

¹Universidad Nacional de Trujillo, Trujillo, saleon@unitru.edu.pe, hmarquez@unitru.edu.pe, mprodriguez@unitru.edu.pe

²Universidad César Vallejo, Trujillo, vaancajima@ucvvirtual.edu.pe, djvargas@ucvvirtual.edu.pe, aparedes@ucv.edu.pe, jarbuluca26@ucvvirtual.edu.pe

Resumen– El objetivo principal del estudio fue analizar la influencia del boca a boca digital (WOM) y de las normas sociales docentes (SN) sobre la intención conductual de uso (BI) y el uso conductual efectivo (USEB) de chatbots de IA generativa en estudiantes universitarios del norte del Perú, considerando la mediación de BI y la moderación del sexo. Se adoptó un enfoque cuantitativo, no experimental, transversal y explicativo; se recolectaron datos mediante un cuestionario Likert (1–5) aplicado a 520 estudiantes de Trujillo, Piura y Lambayeque, y se estimó el modelo mediante PLS-SEM con bootstrap de 5,000 remuestreos. Los resultados mostraron niveles moderados-altos de WOM, SN, BI y USEB, junto con fiabilidad y validez adecuadas. Se halló que WOM predijo positivamente BI ($\beta=0.56$; $p<0.001$) y que SN también la incrementó, aunque con menor magnitud ($\beta=0.24$; $p<0.001$); a su vez, BI explicó fuertemente USEB ($\beta=0.71$; $p<0.001$). Se confirmaron mediaciones significativas de BI para WOM→USEB ($\beta=0.40$) y SN→USEB ($\beta=0.17$), y el sexo moderó WOM→BI, pero no SN→BI. Se concluyó que la adopción se organizó como un proceso socialmente mediado, dominado por la influencia entre pares.

Palabras clave– Boca a boca digital, normas docentes, intención conductual, uso efectivo, chatbots de IA generativa.

I. INTRODUCCIÓN

La adopción de tecnologías digitales en educación superior se ha explicado, con alta consistencia empírica, a partir de modelos que sitúan a la intención conductual como antecedente proximal del uso. En esa tradición, el Modelo de Aceptación Tecnológica sostiene que la utilidad y la facilidad percibidas estructuran actitudes e intenciones, y con ello anticipan conductas de uso en contextos académicos y organizacionales [1]. La Teoría del Comportamiento Planificado refuerza ese enfoque al proponer que la intención sintetiza actitudes, norma subjetiva y control percibido, y que su poder predictivo se mantiene en dominios diversos, siempre que la conducta esté bien definida y el intervalo temporal sea coherente [2]. En paralelo, la UTAUT y sus extensiones han mostrado que la influencia social, como mecanismo normativo y de legitimación, impacta con especial fuerza cuando el entorno define expectativas de cumplimiento y cuando el sujeto

enfrenta incertidumbre sobre beneficios, riesgos y costos de aprendizaje, rasgo frecuente en innovaciones de frontera [3] [4]. La evidencia acumulada ha insistido en que la relación intención–conducta no es perfecta, pero es sistemática, y tiende a debilitarse por fricciones situacionales, disponibilidad de recursos, hábitos alternativos y ambigüedad normativa, elementos que hacen plausible que las intenciones operen como mediadoras parciales y no como cierres deterministas del proceso [5]. Desde un enfoque de sistemas, además, la continuidad del uso se vincula con calidad de información, calidad del servicio, satisfacción y valor percibido, lo que sugiere que, incluso cuando la intención se forma, la estabilidad del uso depende de experiencias repetidas que confirmen beneficios académicos y minimicen costos y riesgos [6]. En el campo del boca a boca digital, la literatura ha descrito la comunicación entre pares como un mecanismo de reducción de incertidumbre y como canal de transmisión de normas descriptivas y prescriptivas. La revisión integrativa de la comunicación boca a boca digital ha mostrado que la exposición a experiencias y recomendaciones puede modificar creencias de utilidad, credibilidad y conveniencia, y con ello orientar decisiones de adopción en escenarios de información fragmentada [7]. En esa misma línea, el Modelo de Adopción de Información ha destacado el rol mediador de la utilidad de la información, donde calidad del mensaje y credibilidad de la fuente explican por qué ciertos contenidos persuasivos se convierten en guía de conducta y otros se diluyen como ruido social [8]. La evidencia meta-analítica ha consolidado que el boca a boca digital se asocia con cambios de intención y elección en múltiples dominios, y que su efecto se amplifica cuando existe congruencia entre el mensaje, la experiencia propia y las normas del grupo, y cuando la plataforma facilita repetición, visibilidad y validación social [9], [10], [11], [12], [13]. En síntesis, el estado del arte converge en tres premisas útiles para un modelo centrado en estudiantes universitarios: la intención es un mecanismo de traducción entre influencias sociales y conducta; el contenido social circulante puede operar como evidencia vicaria y como presión normativa; y las normas percibidas de figuras docentes e institucionales pueden

reordenar los criterios de legitimidad de una herramienta, especialmente cuando la innovación plantea dilemas éticos o de integridad académica.

En el caso específico de los chatbots de IA generativa, la literatura reciente ha descrito una adopción acelerada en educación superior, acompañada por una polaridad de expectativas. Se reportan beneficios en accesibilidad, apoyo a la escritura, tutoría conversacional y personalización, pero también riesgos de dependencia cognitiva, erosión de habilidades, fabricación de información y conflictos con la evaluación, lo que vuelve especialmente influyentes las señales normativas del entorno académico [14], [15], [16], [17], [18]. Las revisiones sistemáticas han observado que, aunque los usos se diversifican, predominan los diseños transversales con encuestas, escalas Likert y modelamiento de ecuaciones estructurales, con fuerte presencia de TAM y UTAUT, lo que sugiere un consenso metodológico, pero también un riesgo de monocultivo explicativo que podría omitir dimensiones culturales, disciplinares y territoriales [14], [15], [18]. En estudios empíricos, se ha observado que la intención de uso se fortalece cuando los estudiantes perciben valor de aprendizaje, confianza y disfrute, y cuando la herramienta se integra a rutinas y a entornos de apoyo, mientras que la incertidumbre ética y la ausencia de lineamientos docentes tienden a introducir ambivalencias que debilitan el paso de la intención al uso [19], [20], [21], [22], [23].

El estudio de la adopción de chatbots de IA generativa en universitarios del norte del Perú es relevante por razones sociales, productivas, científicas y de política pública. Las revisiones recientes han insistido en que el impacto de la IA generativa depende del diseño pedagógico y de la regulación institucional, lo que vuelve a la norma docente un factor de primer orden para orientar usos hacia fines formativos y no meramente instrumentales [14], [17], [18]. En el plano productivo, el mercado laboral está incorporando flujos de trabajo asistidos por IA, y se observa una demanda creciente de competencias de interacción con sistemas generativos, evaluación de salidas, verificación de fuentes y gestión ética de información, lo que conecta la experiencia universitaria con la empleabilidad regional y con la competitividad de sectores como servicios, agroindustria, comercio y turismo, altamente presentes en Trujillo, Piura y Lambayeque. La literatura sobre alfabetización y competencias en IA generativa ha señalado que no basta el acceso a herramientas, porque el diferencial está en el uso reflexivo y en la capacidad de auditar resultados, rasgo que también se aprende bajo normas y prácticas docentes consistentes [17].

En el plano científico, el fenómeno ofrece un laboratorio natural para evaluar teorías de adopción en condiciones de alta incertidumbre y rápida difusión, donde las señales sociales, el boca a boca digital y las normas institucionales pueden pesar más que las evaluaciones técnicas, especialmente cuando la herramienta se legitima por su popularidad y no por evidencia de efectividad educativa. Los estudios de aceptación de ChatGPT han mostrado, con frecuencia, que la intención se

asocia a valor percibido y a expectativa de desempeño, pero la consistencia del uso depende de hábitos y de la integración al ecosistema académico, lo que refuerza el interés por modelar mediaciones y no solo efectos directos [19], [21], [24]. En el plano de política pública, el Perú enfrenta el reto de modernizar la educación superior sin reproducir brechas digitales territoriales, y el norte del país combina ciudades con dinamismo universitario y productivo con desigualdades de acceso y calidad de conectividad dentro de sus propios espacios urbanos y periurbanos, lo que hace pertinente analizar no solo la adopción promedio, sino los mecanismos sociales que la aceleran o la frenan. En ese contexto, resulta crítico comprender cómo circula el boca a boca digital entre estudiantes, cómo la norma docente se convierte en permiso o prohibición efectiva, y cómo estas fuerzas se traducen en intención y uso real.

A escala nacional, la adopción de chatbots de IA generativa ocurre sobre un terreno marcado por brechas digitales persistentes. En el primer trimestre de 2024, el 57,6 por ciento de los hogares del país reportó conexión a Internet, y la desigualdad territorial fue marcada, con 77,5 por ciento en Lima Metropolitana, 61,3 por ciento en el resto urbano y 18,1 por ciento en el área rural, cifras que evidencian condiciones de conectividad muy distintas para estudiantes según lugar de residencia y capacidad de pago [25]. En ese mismo reporte, se observa que la conectividad se sostiene crecientemente en el teléfono celular, lo que reconfigura la experiencia de aprendizaje, porque el uso de herramientas de IA generativa se desplaza hacia dispositivos móviles, con restricciones de pantalla, multitarea y consumo de datos. En el trimestre octubre a diciembre de 2022, por ejemplo, el 89,2 por ciento de usuarios de Internet accedió mediante celular, y el 58,4 por ciento de hogares tuvo acceso a Internet, lo que anticipaba una tendencia de masificación móvil que hoy estructura la entrada cotidiana a chatbots conversacionales [26]. Estas cifras, expresadas en porcentajes, muestran que la expansión de la conectividad no equivale a igualdad de condiciones de uso, porque el tipo de conexión y el dispositivo definen la calidad del acceso y la facilidad de integrar la herramienta a tareas académicas complejas.

En el plano regional, la costa norte se beneficia de una mayor densidad de mercados y servicios, pero la infraestructura no se distribuye de manera homogénea. La expansión de Internet fijo con fibra óptica ha sido significativa, y se ha reportado que el país superó los 2 millones de conexiones de Internet fijo con fibra óptica, con regiones como Lambayeque e Ica superando las cien mil conexiones y La Libertad por encima de ochenta mil, lo que refleja avances en capacidad instalada y potencial de calidad de acceso en territorios donde se ubican Trujillo y Chiclayo [27].

En el plano local universitario, la problemática adopta formas específicas. La IA generativa se inserta en prácticas de estudio donde ya existían presiones por rendimiento, carga de lectura, trabajos escritos y evaluación continua. Cuando no hay lineamientos claros, el estudiante recibe señales contradictorias. Un docente puede incentivar el uso para lluvia de ideas, otro

puede sancionarlo como plagio, y un tercero puede ignorarlo por falta de tiempo o competencias. Esa dispersión normativa incrementa la dependencia del grupo de pares. El boca a boca digital se vuelve, entonces, un sustituto de política institucional. Allí circulan mensajes sobre cómo “pasar” tareas con ayuda del chatbot, pero también advertencias sobre detección, sesgos y errores. Las revisiones sistemáticas han documentado que esta ambivalencia es central en la adopción de ChatGPT: la herramienta se percibe útil, pero genera inquietud por integridad académica, confiabilidad y efectos sobre pensamiento crítico [14], [18]. Esta tensión es especialmente aguda en contextos donde la expansión de la conectividad convive con desigualdades de capital cultural digital, porque el estudiante puede usar intensamente la herramienta sin dominar estrategias de verificación, citación y triangulación, lo que incrementa riesgos de aprendizaje superficial y de reproducción de información falsa.

Los antecedentes empíricos sobre adopción de chatbots de IA generativa en educación superior muestran convergencias metodológicas y también divergencias sustantivas que justifican analizar, de modo integrado, boca a boca digital y normas docentes. En estudios basados en UTAUT y TAM se observa una preferencia por diseños transversales con encuestas autoadministradas, escalas Likert y modelamiento de ecuaciones estructurales, en especial PLS-SEM, debido a su flexibilidad para modelos predictivos y su tolerancia a distribuciones no normales, aunque esa misma preferencia ha sido criticada por la facilidad con que se obtienen asociaciones significativas sin establecer temporalidad causal, lo que exige cautela interpretativa. Un antecedente ilustrativo analizó el uso de ChatGPT en aprendizaje universitario en Indonesia mediante un modelo derivado de UTAUT2, precedido por un piloto de fiabilidad, y procesó 1117 respuestas con PLS-SEM e IPMA. Allí se observó que la intención conductual predijo de manera significativa el uso, mientras que ciertos predictores clásicos, como la expectativa de esfuerzo, no resultaron significativos hacia la intención, lo que sugiere que, cuando la herramienta se percibe conversacional y accesible, la facilidad puede dejar de diferenciar intenciones, y la variabilidad se desplaza hacia condiciones de apoyo y hacia legitimidad de uso [28]. Este resultado es relevante porque advierte que, en chatbots generativos, los determinantes de intención pueden reordenarse respecto de tecnologías educativas previas, y ello hace plausible que las presiones sociales y el boca a boca digital ganen peso como atajos cognitivos para decidir adopción en ausencia de evidencia pedagógica directa.

En Europa, un estudio con estudiantes de ciencias de la gestión en Francia extendió una versión reciente de UTAUT, incorporando confianza, valor de aprendizaje y empoderamiento en el aprendizaje, y utilizó cuestionario con análisis PLS-SEM en una muestra de 257 estudiantes. Se reportó que expectativa de desempeño, hábito, motivación hedónica y confianza fueron determinantes relevantes, mientras que otros factores no alcanzaron significancia. Se explicó una proporción sustantiva de la varianza en intenciones de uso,

adopción y recomendación, lo que subraya que la recomendación, variable cercana al boca a boca digital, puede ser tratada como resultado y como mecanismo de difusión, dependiendo del modelo [29]. Este antecedente es crítico porque muestra que la difusión de herramientas generativas no se limita a la decisión individual. Incluye una dimensión de prescripción social, donde el estudiante no solo usa, sino que recomienda, legitima y enseña a otros a usar. En términos de dinámica social, esa práctica convierte a la población estudiantil en un vector de implementación informal, capaz de acelerar la adopción incluso si las normas docentes son ambiguas. Al mismo tiempo, si el boca a boca digital se basa en relatos de eficiencia y ahorro de tiempo, puede desplazar el criterio pedagógico hacia la productividad inmediata, reforzando conductas instrumentales y debilitando usos orientados al aprendizaje profundo.

Otros estudios han modelado la intención desde marcos estímulo–organismo–respuesta y TAM, destacando dimensiones afectivas y de autoeficacia académica. Una investigación sobre intención de uso de ChatGPT para fines educativos evaluó constructos como conveniencia, disfrute percibido, autoeficacia académica, utilidad y facilidad de uso, y empleó ecuaciones estructurales para mostrar que disfrute y conveniencia impactaron creencias instrumentales, y que la intención de continuidad se fortaleció cuando el estudiante percibía utilidad y facilidad, reforzando la idea de que la intención opera como mediadora entre evaluaciones internas y la conducta futura [24]. Este tipo de resultados sugiere que, en contextos donde el chatbot se integra a tareas de estudio, la experiencia subjetiva de control y fluidez puede ser decisiva. Sin embargo, la autoeficacia no se construye en el vacío. Se alimenta de aprendizaje vicario, y el boca a boca digital, al mostrar ejemplos de prompts efectivos y resultados “exitosos”, puede elevar la autoeficacia percibida incluso antes de una experiencia real competente. Ese mecanismo, si no se acompaña de norma docente orientadora, puede promover sobreconfianza y uso acrítico.

En la aceptación estudiantil de ChatGPT, se reportan modelos que integran UTAUT2 con innovatividad personal y que distinguen intención conductual y uso. Un estudio ampliamente citado examinó factores que impulsan aceptación en educación superior y adoptó UTAUT2, subrayando que el uso no es un reflejo mecánico de la intención, sino una respuesta situada a incentivos, expectativas y prácticas institucionales [19]. En esa línea, otros trabajos han enfatizado que la aceptación se ve afectada por factores psicológicos y éticos, y por el encuadre institucional, en especial cuando el uso se asocia a prácticas de evaluación y escritura académica [20], [22]. Esta convergencia sostiene la pertinencia de considerar normas sociales docentes como variable explicativa, porque la presión o aprobación percibida puede operar como permiso moral y como señal de riesgo. Si el estudiante percibe apoyo docente, la herramienta se interpreta como recurso legítimo. Si percibe desaprobación, la misma herramienta se reinterpreta como amenaza reputacional y disciplinaria, y el uso puede

ocultarse o desplazarse a tareas no evaluadas, lo que altera la relación entre intención declarada y uso efectivo.

Los antecedentes también muestran que la investigación reciente tiende a concentrarse en países y culturas específicas, lo que abre interrogantes para América Latina. Una revisión sistemática sobre ChatGPT en educación superior, basada en PRISMA, sintetizó 39 estudios publicados en 2023 y 2024 y concluyó que los hallazgos se distribuyen entre mejoras de desempeño y riesgos de dependencia, tecnostres y problemas de integridad, con énfasis en influencia social y dilemas éticos como dimensiones recurrentes [18]. Otra revisión sistemática sobre uso de ChatGPT en enseñanza y aprendizaje describió fortalezas y amenazas, subrayando la necesidad de estrategias de integración balanceadas, con políticas claras y alfabetización digital crítica [14]. En paralelo, una revisión de aplicaciones empíricas de modelos de lenguaje en educación, con 88 estudios empíricos desde noviembre de 2022 hasta marzo de 2025, advirtió hallazgos mixtos sobre desarrollo cognitivo y llamó a estudios longitudinales, lo que implica que el uso reportado hoy podría tener efectos diferidos que no se capturan con encuestas transversales [17]. Esta evidencia refuerza una lectura crítica: el consenso metodológico de encuestas y SEM produce conocimiento útil sobre correlaciones y predicción, pero es insuficiente para explicar cómo se construye el uso cotidiano en contextos territoriales concretos, donde normas docentes y boca a boca digital pueden variar por ciudad, universidad, carrera y clima institucional.

En cuanto al boca a boca digital, los antecedentes muestran que su efecto rara vez es puramente informativo. Suele ser normativo y performativo. En plataformas sociales, la recomendación no solo transmite datos sobre funcionalidades. Transmite valoraciones, jerarquías y reglas implícitas de pertenencia. Las revisiones del campo han señalado que el boca a boca digital opera mediante rutas centrales y periféricas de persuasión, donde la calidad argumentativa puede importar menos que señales de credibilidad social, como la cercanía del emisor o la cantidad de validaciones, lo que hace plausible que, en estudiantes universitarios, el boca a boca digital impulse intención incluso cuando la evidencia pedagógica sea débil o ambigua [7], [12], [13]. Esta lógica es especialmente aplicable a chatbots generativos, porque su valor percibido depende de prácticas de interacción que se aprenden socialmente, como diseñar prompts, pedir ejemplos, exigir fuentes y comparar respuestas. En consecuencia, el boca a boca digital no solo puede elevar intención. Puede construir capacidades de uso, y por esa vía afectar el uso efectivo, incluso más allá de la intención declarada, lo que refuerza el interés por probar mediaciones y no asumir efectos directos simples.

Las revisiones sistemáticas han resaltado la necesidad de políticas y lineamientos porque el vacío normativo alimenta estrategias de ocultamiento y uso clandestino, que distorsionan mediciones de uso efectivo y también la honestidad de las respuestas en encuestas [14], [18]. En ese marco, la inclusión de normas sociales docentes como predictor de intención permite capturar un componente de control social informal que

no se reduce a infraestructura o utilidad percibida. Permite aproximarse a cómo el estudiante interpreta el “permiso” de usar, y cómo esa interpretación modula el tránsito desde la intención hacia el uso real.

Los antecedentes sobre moderación por sexo en modelos de adopción aportan un marco, pero no un dictamen. UTAUT y UTAUT2 plantean que el sexo puede moderar rutas hacia la intención y el uso, en interacción con edad y experiencia, y que estas diferencias suelen reflejar patrones de socialización, roles y exposición diferencial a tecnología, más que capacidades intrínsecas (Venkatesh et al., 2003) [3].

En el contexto de IA generativa, la moderación por sexo puede expresarse por al menos dos vías plausibles. Una es la sensibilidad a la norma social docente. Si existen expectativas distintas sobre cumplimiento, riesgo reputacional o vigilancia, el impacto de la norma hacia la intención podría variar. Otra es la sensibilidad al boca a boca digital. Si las redes de pares y los espacios donde se comparte conocimiento tecnológico son desiguales, la fuerza del boca a boca como insumo para formar intención podría diferir. La literatura reciente sobre aceptación de ChatGPT, aunque todavía concentrada en contextos no latinoamericanos, ha sugerido que factores sociales y éticos son centrales, lo que refuerza el interés por examinar moderaciones cuando el uso está normativamente cargado [20], [22]. Sin embargo, también se han reportado hallazgos divergentes en los que algunas rutas clásicas pierden significancia, como la facilidad percibida, lo que sugiere que las diferencias por sexo pueden desplazarse a variables sociales e institucionales más que a variables de interfaz [28]. Estas divergencias justifican una lectura crítica: la moderación por sexo no debe asumirse como universal. Debe probarse, interpretarse en clave contextual y conectarse con el entorno territorial y académico específico.

En suma, los antecedentes convergen en que el uso efectivo de chatbots de IA generativa en educación superior se organiza como un proceso socialmente mediado. El estudiante observa, aprende, imita y ajusta. El boca a boca digital provee guías de interacción y relatos de eficacia. La norma docente otorga o restringe legitimidad. La intención conductual integra esas señales en una disposición de uso, pero el paso al uso efectivo depende de fricciones y oportunidades. Ese patrón sugiere que un modelo con efectos directos de boca a boca digital y normas docentes hacia la intención, con un efecto de intención hacia uso, y con mediaciones de intención, es coherente con el estado del arte y, a la vez, permite evaluar tensiones propias de la IA generativa. Además, la evaluación de moderaciones por sexo hacia la intención responde a un cuerpo teórico que reconoce heterogeneidad en rutas de adopción, sin caer en esencialismos, y habilita evidencia útil para políticas universitarias más precisas.

A pesar del crecimiento acelerado de la literatura sobre ChatGPT y herramientas afines, persisten vacíos relevantes en el cruce entre fenómeno, población, ámbito, ubicación y periodo. Un primer vacío es territorial y cultural. La mayor parte de evidencia proviene de Asia, Europa y Oriente Medio,

con énfasis en universidades específicas, y con menor presencia de estudios en América Latina que integren diferencias regionales dentro de un mismo país, especialmente en ciudades intermedias fuera de capitales.

En el plano teórico, el modelo propone integrar dos fuerzas sociales complementarias, el boca a boca digital y la norma social docente, para explicar intención y uso efectivo en un escenario de innovación de frontera, evaluando mediación por intención y moderación por sexo, con lo cual se avanza desde asociaciones bivariadas hacia una arquitectura explicativa coherente con teorías contemporáneas de adopción y difusión. En el plano aplicado, el estudio genera evidencia para universidades del norte del Perú sobre qué palancas sociales aceleran o contienen la adopción de chatbots generativos, diferenciando entre legitimidad institucional y presión de pares, y con ello orienta lineamientos pedagógicos realistas, alineados con prácticas estudiantiles ya existentes.

El objetivo general del estudio es analizar la influencia del boca a boca digital, denominado WOM, y de las normas sociales docentes, indicadas como SN, sobre la intención conductual de uso, indicada como BI, y sobre el uso conductual efectivo, indicado como USEB, de chatbots de IA generativa en estudiantes universitarios del norte del Perú, considerando a BI como mediadora de los efectos de WOM y SN sobre USEB y examinando el rol moderador del sexo en las relaciones de WOM hacia BI y de SN hacia BI.

Hipótesis

Hipótesis H1: A mayor boca a boca digital (WOM), mayor intención conductual (BI) de uso de chatbots de IA generativa en estudiantes universitarios.

Desde una perspectiva de influencia social, el WOM digital opera como un mecanismo de reducción de incertidumbre y de legitimación percibida, al proveer señales diagnósticas sobre utilidad, riesgos y adecuación de la tecnología en el entorno de referencia. En términos de adopción tecnológica, este proceso se alinea con la idea de “adopción de información” y con la premisa de que las evaluaciones transmitidas por pares incrementan la predisposición a actuar cuando son percibidas como creíbles y relevantes, reforzando así la formación de intenciones. La literatura de eWOM conceptualiza este flujo como una forma de comunicación persuasiva mediada por plataformas digitales, capaz de orientar juicios y decisiones a través de argumentos y experiencias socialmente validadas, en especial cuando el usuario carece de experiencia directa [7][30]

La evidencia empírica converge en la dirección esperada. En estudiantes universitarios peruanos, el WOM mostró un efecto positivo y sustantivo sobre la intención de uso de chatbots generativos [31]. En un contexto de redes sociales móviles, el eWOM incrementó intenciones conductuales (p. ej., intención de compra y de difusión), confirmando que la información interpersonal digital se traduce en predisposiciones de acción cuando se evalúa como útil y creíble [32].

Hipótesis directa (H2): A mayores normas sociales/docentes (SN), mayor intención conductual (BI) de uso de chatbots de IA generativa en estudiantes universitarios.

Las normas sociales—y, en particular, las normas docentes en contextos universitarios—constituyen un canal de presión social percibida y de internalización de expectativas, mediante el cual el individuo ajusta su conducta anticipada a criterios de aprobación, obligatoriedad implícita o conveniencia institucional. En la teoría del comportamiento planificado, la norma subjetiva actúa como determinante proximal de la intención al reflejar la percepción de que “otros importantes” esperan la ejecución del comportamiento [2]. En modelos de adopción tecnológica, este razonamiento se operacionaliza como influencia social, que incrementa la intención cuando la conducta se percibe socialmente respaldada, especialmente en entornos donde la coordinación académica y la evaluación del desempeño hacen saliente la aprobación de docentes y pares [4]. Empíricamente, la relación SN→BI ha sido observada de manera consistente en escenarios afines. En universitarios peruanos, las normas sociales incrementaron significativamente la intención de uso de chatbots generativos, aun controlando la presencia de WOM [31]. En estudiantes universitarios de Estados Unidos, la norma subjetiva mostró un efecto positivo sobre la intención de uso de ChatGPT, integrando explícitamente marcos de aceptación tecnológica y difusión de innovaciones [33]. De modo coherente, en adopción de herramientas de IA por estudiantes, la incorporación de normas subjetivas dentro de extensiones de TAM evidenció efectos estadísticamente relevantes sobre la intención, reforzando que la presión normativa funciona como impulsor intencional en tecnologías emergentes [34].

Hipótesis directa (H3): A mayor intención conductual (BI), mayor uso conductual efectivo (USEB) de chatbots de IA generativa en estudiantes universitarios.

La transición de intención a conducta constituye el núcleo de los modelos intencionales: la intención sintetiza evaluación, norma y control percibido, y se interpreta como disposición inmediata para ejecutar el comportamiento. En adopción tecnológica, BI se concibe como el predictor más próximo del uso, al captar la voluntad de invertir esfuerzo y tiempo en la interacción con el sistema [4]. En la misma línea, la evidencia meta-analítica en psicología social muestra que, aun existiendo brechas intención–conducta, la intención mantiene una asociación robusta con el comportamiento observado, especialmente cuando el contexto facilita la ejecución [35].

Los hallazgos empíricos disponibles para chatbots y tecnologías digitales respaldan el efecto positivo de BI sobre USEB. En universitarios peruanos, la intención predijo fuertemente el uso efectivo de chatbots generativos, con un coeficiente elevado en el modelo estructural [31]. En educación superior noruega, la intención se vinculó con patrones de uso de ChatGPT dentro de un marco UTAUT2, confirmando que la disposición intencional se traduce en adopción reportada en contextos académicos [20]. Complementariamente, la extensión UTAUT2 modela explícitamente la ruta BI→uso y reporta evidencia empírica de su relevancia en escenarios de consumo tecnológico, reforzando la validez del mecanismo conductual subyacente [3].

Hipótesis de mediación (H4): La intención conductual (BI) media positivamente el efecto del boca a boca digital (WOM) sobre el uso conductual efectivo (USEB) de chatbots de IA generativa ($WOM \rightarrow BI \rightarrow USEB$).

La mediación propuesta se sostiene en que el WOM, por sí mismo, no “produce” uso sin activar un estado motivacional de disposición a actuar; su influencia se canaliza a través de la formación de intenciones, que luego guían la ejecución del comportamiento. Este encadenamiento es congruente con modelos intencionales donde los estímulos sociales e informacionales operan como antecedentes distales de conducta, con la intención como mecanismo proximal [2]. En términos de adopción tecnológica, el supuesto es que la exposición a recomendaciones y experiencias de terceros incrementa BI al elevar expectativas de desempeño y disminuir incertidumbre, y es esa BI la que predice USEB [4].

La evidencia apoya la lógica de efectos indirectos de este tipo en contextos cercanos. En universitarios peruanos, el WOM incrementó BI y, a su vez, BI explicó USEB; esta configuración implica un componente indirecto $WOM \rightarrow USEB$ vía BI en el marco del modelo estimado [31]. En redes sociales móviles, el eWOM se asoció con intenciones conductuales, estableciendo el primer eslabón ($WOM \rightarrow BI$) necesario para un efecto mediado hacia conductas ulteriores [32]. Finalmente, la revisión conceptual y empírica sobre intención-conducta confirma que BI constituye un puente explicativo sistemático hacia el comportamiento, lo que robustece la interpretación mediacional cuando se dispone de condiciones de ejecución razonables [35].

Hipótesis de mediación (H5): La intención conductual (BI) media positivamente el efecto de las normas sociales/docentes (SN) sobre el uso conductual efectivo (USEB) de chatbots de IA generativa ($SN \rightarrow BI \rightarrow USEB$).

La mediación $SN \rightarrow BI \rightarrow USEB$ presupone que la presión normativa, por sí sola, no asegura uso efectivo si no se traduce en una intención internalizada o, al menos, en una disposición conductual. La norma subjetiva funciona como un antecedente proximal de la intención al inducir alineamiento con expectativas de figuras relevantes; posteriormente, la intención orienta la implementación del comportamiento, especialmente en entornos institucionalizados como la universidad, donde las normas docentes pueden configurar incentivos, legitimidad y rutinas de uso [2], [4].

En términos empíricos, la estructura mediada encuentra respaldo en evidencia reciente. En el estudio con universitarios peruanos, las normas sociales incrementaron BI y BI predijo USEB, lo que sustenta un efecto indirecto plausible de SN sobre el uso vía intención [31]. En estudiantes estadounidenses, la norma subjetiva se asoció con la intención de uso de ChatGPT, reforzando el tramo $SN \rightarrow BI$ en un entorno educativo [33]. Adicionalmente, la evidencia meta-analítica sobre aceptación tecnológica muestra que la norma subjetiva mantiene efectos sistemáticos sobre variables actitudinales e intencionales en múltiples contextos, lo que fortalece la interpretación de BI

como mecanismo transmisor hacia resultados conductuales [36].

Hipótesis de moderación (H6): El sexo modera la relación $WOM \rightarrow BI$; la magnitud del efecto de WOM sobre BI difiere significativamente según el sexo.

La moderación por sexo se justifica en diferencias sistemáticas de procesamiento de información social, percepción de riesgo y sensibilidad a señales interpersonales en entornos digitales, lo que puede alterar el peso de recomendaciones y valoraciones de terceros en la formación de intenciones. Bajo esta lógica, el WOM digital actúa como una señal social cuyo impacto depende de la propensión del individuo a apoyarse en información interpersonal para reducir ambigüedad y justificar decisiones. En consecuencia, la misma exposición a eWOM podría traducirse en niveles distintos de BI entre sexos, particularmente cuando la tecnología es emergente y el usuario carece de experiencia acumulada [37].

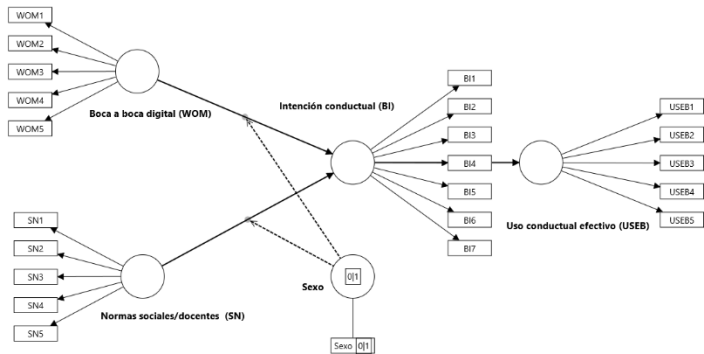
La evidencia empírica en eWOM y reseñas online sugiere diferencias consistentes por sexo en la fuerza de estos efectos. En comercio electrónico, el impacto de reseñas online sobre intención de compra fue más fuerte en mujeres que en hombres, lo que indica mayor sensibilidad a información social digital [38]. En un modelo basado en confianza para decisiones de compra online, se documentaron diferencias de género asociadas a la influencia de reseñas inconsistentes sobre la intención, reforzando que la ruta informacional hacia la intención varía entre grupos [39]. Más recientemente, un enfoque multi-muestra en estrategias de marketing en redes sociales muestra dinámicas diferenciadas por sexo en la formación y los impulsores de eWOM, coherentes con la idea de heterogeneidad en la traducción de señales sociales a disposiciones conductuales [37].

Hipótesis de moderación (H7): El sexo modera la relación $SN \rightarrow BI$; la magnitud del efecto de SN sobre BI difiere significativamente según el sexo.

En adopción tecnológica, la moderación por sexo sobre la influencia normativa se fundamenta en que la presión social percibida no es uniformemente internalizada: la relevancia asignada a la aprobación de “otros importantes” y la orientación a la conformidad pueden variar entre sexos según patrones de socialización y de evaluación de costos reputacionales. Este supuesto está explícitamente incorporado en UTAUT, donde el género se plantea como moderador de la influencia social sobre la intención, al afectar la manera en que se procesan expectativas y normas en contextos organizacionales y de desempeño [4]. Asimismo, análisis integrativos sobre TAM han mostrado que la norma subjetiva presenta variabilidad sistemática por moderadores y contexto, lo que legitima modelar heterogeneidad por sexo en el tramo $SN \rightarrow BI$ [36].

La evidencia empírica disponible respalda que el efecto de la influencia social puede diferir entre sexos en aceptación y uso tecnológico. En servicios basados en tecnología, se observaron diferencias asociadas a género/sexo en la configuración de determinantes UTAUT y en su relación con intención y uso, sugiriendo variación en la sensibilidad a la influencia social

[40] . En la extensión UTAUT2, el género se formula nuevamente como moderador de relaciones clave hacia BI,



reforzando la plausibilidad teórica y empírica del efecto moderador en contextos de tecnologías de consumo [3] . Además, la evidencia meta-analítica en aceptación tecnológica confirma que la relación de norma subjetiva con variables intencionales presenta heterogeneidad por moderadores y entornos, lo que sustenta operacionalizar sexo como fuente de diferencias en magnitud del efecto SN→BI en poblaciones universitarias [36] .

Fig. 1 Modelo conceptual propuesto

II. METODOLOGÍA

El estudio adoptó un enfoque cuantitativo, de tipo no experimental, con diseño transversal y alcance explicativo, orientado a contrastar un modelo estructural. La población objetivo estuvo constituida por estudiantes universitarios de Trujillo, Piura y Lambayeque, con experiencia de uso de chatbots de IA generativa para fines académicos. Se trabajó con una muestra de $n = 520$ participantes (Trujillo = 180; Piura = 220; Lambayeque = 120), seleccionados bajo criterios de elegibilidad vinculados a la condición de estudiante y el uso académico previo de chatbots. La recolección de datos se realizó mediante un cuestionario estructurado y autoadministrado adaptado de [41]. El cuestionario incluyó una sección de datos generales (ciudad de estudio, sexo, edad, tipo de universidad y tiempo de experiencia usando chatbots con fines académicos) y una sección central de afirmaciones en escala Likert (1 = totalmente en desacuerdo a 5 = totalmente de acuerdo) para medir los constructos del modelo. En boca a boca digital (WOM), las preguntas indagaron si el estudiante comparte experiencias positivas, recomienda el uso de chatbots a otros, habla favorablemente de estos con sus pares, anima a amigos a utilizarlos y publica comentarios positivos en redes o espacios académicos. En normas sociales/docentes (SN), se evaluó la aprobación o presión percibida del entorno, mediante ítems sobre si personas importantes consideran que debería usarlos, si los docentes apoyan su uso, si los compañeros los ven beneficiosos, si la universidad respalda su incorporación y si la mayoría de pares los utiliza. La intención conductual (BI) se midió con preguntas sobre la intención futura de uso, el plan de incrementar la frecuencia, la integración del chatbot al aprendizaje, la disposición a explorar nuevas formas de uso, la

intención de aprovechar al máximo sus capacidades y, adicionalmente, la intención de recomendar su uso. Finalmente, el uso conductual efectivo (USEB) se capturó con ítems que describieron la frecuencia y habitualidad real del uso del chatbot (uso regular, incorporación a la rutina de estudio) y su aplicación concreta para apoyar tareas, aclarar dudas y mejorar la comprensión de contenidos académicos. La participación fue voluntaria, con consentimiento informado, y se garantizó anonimato y confidencialidad de la información recolectada.

III. RESULTADOS

Con base en los ítems retenidos tras la depuración del modelo de medición, los promedios de constructo (escala 1–5) mostraron niveles moderados-altos: WOM ($M = 3.80$; $DE = 0.74$), SN ($M = 3.46$; $DE = 0.82$), BI ($M = 3.92$; $DE = 0.70$) y USEB ($M = 3.86$; $DE = 0.77$) ($n = 510$). Por sexo, se observaron medias ligeramente superiores en el grupo femenino: WOM ($M = 3.85$ vs. 3.73), SN ($M = 3.50$ vs. 3.40), BI ($M = 3.98$ vs. 3.84) y USEB ($M = 3.89$ vs. 3.82), sin que ello implique por sí mismo diferencias causales. Se evaluaron constructos reflectivos (WOM, SN, BI, USEB) mediante cargas externas, consistencia interna y validez convergente y discriminante. Se aplicó bootstrap de 5,000 remuestreos para intervalos de confianza (IC) al 95% (BCa). Depuración de ítems. Dos ítems presentaron cargas < 0.70 y se retiraron del modelo final: SN5 ($\lambda = 0.68$) y BI6 ($\lambda = 0.67$). El resto de las cargas se ubicó entre 0.78 y 0.92 (Tabla 2). Fiabilidad y validez convergente. Todos los constructos mostraron valores adecuados de α de Cronbach, ρ_A y fiabilidad compuesta (CR) (0.88–0.95), así como AVE > 0.50 , confirmando validez convergente (Tabla 1).

TABLA I
RESULTADOS DEL MODELO DE MEDICIÓN

Constructo	Ítem	Carga (λ)
WOM	WOM1	0.85
	WOM2	0.88
	WOM3	0.86
	WOM4	0.83
	WOM5	0.81
	$\alpha / \rho_A / CR / AVE$	0.91 / 0.91 / 0.93 / 0.72
SN	SN1	0.82
	SN2	0.88
	SN3	0.84
	SN4	0.79
	SN5 (eliminado)	-0.68
	$\alpha / \rho_A / CR / AVE$	0.88 / 0.89 / 0.92 / 0.69
BI	BI1	0.86
	BI2	0.89
	BI3	0.92
	BI4	0.8
	BI5	0.84
	BI6 (eliminado)	-0.67
	BI7	0.87
	$\alpha / \rho_A / CR / AVE$	0.93 / 0.94 / 0.95 / 0.75
USEB	USEB1	0.86
	USEB2	0.88
	USEB3	0.83

	USEB4	0.78
	USEB5	0.85
	α / rho A / CR / AVE	0.90 / 0.91 / 0.93 / 0.71

La validez discriminante fue adecuada: todos los valores HTMT quedaron por debajo de 0.85 (Tabla 2).

TABLA II
VALIDEZ DISCRIMINANTE

	WOM	SN	BI	USEB
WOM	—	0.58	0.74	0.77
SN		—	0.63	0.65
BI			—	0.81
USEB				—

Colinealidad (VIF). Los VIF internos para los predictores de BI (WOM, SN, WOM×Sexo, SN×Sexo) oscilaron entre 1.12 y 1.68, y para USEB (BI) fue 1.00, todos por debajo del umbral recomendado < 3.3, sin evidencia de colinealidad problemática. Como indicadores de ajuste global en PLS, el modelo mostró un ajuste aceptable: SRMR < 0.08 y NFI > 0.90 (Tabla 3).

TABLA III
ÍNDICES DE AJUSTE DEL MODELO

Índice	Valor
SRMR	0.056
NFI	0.913
RMS theta	0.117

Evaluación del modelo estructural

Se estimó el modelo estructural con bootstrap (5,000 remuestreos; IC 95% BCa). Los resultados respaldaron las hipótesis directas H1–H3 (Tabla 4). El modelo explicó una proporción sustantiva de la varianza: $R^2(\text{BI}) = 0.58$ y $R^2(\text{USEB}) = 0.50$, con relevancia predictiva positiva: $Q^2(\text{BI}) = 0.38$ y $Q^2(\text{USEB}) = 0.33$.

TABLA IV
RESULTADOS DEL MODELO ESTRUCTURAL

Hipótesis	Ruta	β	t	p	f^2	Decisión
H1	WOM → BI	0.56	14.21	<0.001	0.42	Soportada
H2	SN → BI	0.24	5.67	<0.001	0.11	Soportada
H3	BI → USEB	0.71	20.09	<0.001	0.52	Soportada

Panel A. Coeficientes de ruta

Panel B. Varianza explicada y relevancia predictiva

Constructo endógeno	R^2	Q^2
BI	0.58	0.38
USEB	0.5	0.33

Nota. β = coeficiente estandarizado; IC 95% BCa obtenido mediante bootstrap; f^2 = tamaño de efecto.

Efectos indirectos (mediación)

Ambos efectos indirectos fueron positivos y estadísticamente significativos (Tabla 5), apoyando H4 y H5.

TABLA V
EFECTOS INDIRECTOS

Hipótesis	Efecto indirecto	β indirecto	t	p	Decisión
H4	WOM → BI → USEB	0.4	12.76	<0.001	Soportada
H5	SN → BI → USEB	0.17	5.33	<0.001	Soportada

Efectos de moderación por sexo

Para evaluar la moderación, se estandarizaron los constructos y se incorporaron términos de interacción WOM×Sexo y SN×Sexo prediciendo BI. El efecto de moderación fue significativo para WOM→BI (H6), mientras que no alcanzó significancia para SN→BI (H7) (Tabla 6).

TABLA VI
MODERACIÓN POR SEXO SOBRE BI

Hipótesis	Interacción	β	t	p	f^2	Decisión
H6	WOM×Sexo → BI	0.1	2.46	0.014	0.03	Soportada
H7	SN×Sexo → BI	0.06	1.78	0.075	0.01	No soportada

El efecto condicionado de WOM sobre BI fue mayor en el grupo femenino que en el masculino (incremento coherente con un término de interacción positivo), mientras que la diferencia por sexo en la relación SN→BI fue pequeña y estadísticamente no concluyente.

El modelo evidenció efectos directos positivos de WOM y SN sobre BI, y un efecto directo positivo de BI sobre USEB, con niveles sustantivos de varianza explicada en BI y USEB. La mediación de BI fue significativa para las relaciones WOM→USEB y SN→USEB. Finalmente, el sexo moderó la relación WOM→BI, pero no la relación SN→BI.

IV. DISCUSIÓN Y CONCLUSIONES

Los resultados evidencian que el boca a boca digital constituye un determinante principal de la intención de uso de chatbots de IA generativa en estudiantes universitarios. En primer término, la asociación estimada entre WOM y BI fue positiva, elevada y estadísticamente significativa, lo que sugiere que la comunicación entre pares opera como evidencia vicaria y como mecanismo de reducción de incertidumbre cuando la herramienta se percibe novedosa y con beneficios y riesgos simultáneos, tal como plantean los marcos de influencia social y adopción tecnológica [3], [5], [7]. Asimismo, la relación entre normas docentes y BI también fue positiva y significativa, aunque de menor magnitud, lo que es coherente con la noción de norma subjetiva como antecedente proximal de la intención en contextos académicos donde la legitimidad del uso depende de expectativas institucionales y docentes [2], [4]. No obstante, la diferencia de magnitudes sugiere que, en el entorno analizado, el influjo de pares supera a la señal normativa docente, lo cual es consistente con escenarios donde los lineamientos son percibidos como heterogéneos o insuficientemente estandarizados [14], [18].

En consonancia con los modelos intencionales, la intención mostró una relación fuerte y positiva con el uso conductual efectivo, indicando que la disposición declarada se traduce en

práctica habitual cuando existen condiciones mínimas de acceso y oportunidad de uso [1], [4], [5]. Asimismo, la proporción de varianza explicada en intención y en uso fue sustantiva, lo que respalda la capacidad predictiva del modelo y su pertinencia para estudiar adopción de tecnologías emergentes en educación superior, donde la decisión no depende únicamente de evaluaciones técnicas, sino también de señales sociales y normativas [14], [19]. No obstante, esta consistencia no debe interpretarse como determinismo, dado que la literatura advierte fricciones situacionales y ambivalencias éticas que pueden alterar la transición entre intención y conducta, especialmente cuando la herramienta se integra a tareas evaluadas y escritura académica [5], [18], [20].

Asimismo, los efectos indirectos estimados confirman que tanto el boca a boca digital como las normas docentes influyen sobre el uso principalmente a través de la intención. En primer término, este patrón es consistente con la lógica de que los estímulos informacionales y normativos actúan como antecedentes distales, mientras que la intención cumple la función de mecanismo proximal que canaliza dichas influencias hacia la ejecución del comportamiento [2], [4], [8]. Por el contrario, asumir efectos directos simples resultaría menos informativo en un fenómeno donde el aprendizaje vicario, la repetición social y la legitimación institucional determinan si la herramienta pasa de ser conocida a ser incorporada en la rutina académica [6], [7], [14]. En suma, la mediación observada refuerza la relevancia de intervenir sobre la formación de intenciones con orientaciones pedagógicas y criterios de uso responsable, en línea con recomendaciones de política y alfabetización en IA generativa [17], [18].

Finalmente, la moderación por sexo fue significativa para la relación entre boca a boca digital e intención, mientras que no fue concluyente para la relación entre normas docentes e intención. En primer término, ello sugiere heterogeneidad en la sensibilidad a señales interpersonales digitales, compatible con la literatura que discute diferencias en el procesamiento de información social y en la reducción de incertidumbre en entornos mediado por plataformas [37], [38]. Asimismo, la ausencia de moderación concluyente en la influencia normativa docente sugiere que la señal institucional opera de manera relativamente similar entre grupos, lo que coincide con el tratamiento del género como moderador contextual en UTAUT, donde su efecto depende del entorno y de la naturaleza de la tecnología [3], [4]. No obstante, dado que el tamaño del efecto moderador observado fue pequeño, su interpretación debe ser prudente y entendida como un ajuste fino para segmentación, más que como una redefinición del patrón central de adopción.

V. RECOMENDACIONES

Se recomienda a las autoridades universitarias, direcciones académicas y docentes establecer un marco institucional único y operativo para el uso académico de chatbots de IA generativa que combine reglas claras y homogéneas (usos permitidos, restricciones, y obligación de declarar el uso), capacitación breve para docentes y estudiantes

en verificación, citación y límites éticos, e integración de actividades evaluables que exijan contrastar respuestas con fuentes y justificar decisiones; además, se sugiere canalizar el intercambio entre pares mediante espacios formativos y guías prácticas para que el boca a boca digital promueva buenas prácticas y no atajos, con monitoreo de posibles diferencias por sexo en la influencia del WOM para asegurar oportunidades equitativas. Si no se implementa, persistirá la ambigüedad normativa, se reforzará el uso informal o clandestino y aumentarán riesgos de aprendizaje superficial, errores no verificados e incidentes de integridad académica. Si se aplica, se espera fortalecer la intención de uso orientada al aprendizaje y traducirla en un uso efectivo más estable, transparente y responsable, elevando la calidad del aprendizaje y reduciendo riesgos académicos. Como limitación, al tratarse de un diseño transversal basado en autorreporte y circunscrito a Trujillo, Piura y Lambayeque con estudiantes que ya usan chatbots, se recomienda complementar con estudios longitudinales y mixtos que incorporen métricas objetivas de uso y comparaciones por carrera, tipo de evaluación y condiciones de acceso; de no hacerlo, se mantendrá evidencia principalmente correlacional, mientras que al hacerlo se obtendrán bases más sólidas para ajustar políticas y prácticas pedagógicas al contexto.

REFERENCIAS

- [1] F. Davis, "Perceived Usefulness, Perceived Ease of Use, and User Acceptance of Information Technology," *MIS Quarterly*, vol. 13, no. 3, pp. 319–340, Sep. 1989, doi: 10.2307/249008.
- [2] I. Ajzen, "The theory of planned behavior," *Organ. Behav. Hum. Decis. Process.*, vol. 50, no. 2, pp. 179–211, Dec. 1991, doi: 10.1016/0749-5978(91)90020-T.
- [3] V. Venkatesh, J. Thong, and X. Xu, "Consumer Acceptance and Use of Information Technology: Extending the Unified Theory of Acceptance and Use of Technology 1," *MIS Quarterly*, vol. 36, no. 1, pp. 157–178, Mar. 2012, doi: 10.2307/41410412.
- [4] V. Venkatesh, M. Morris, G. Davis, and F. Davis, "User Acceptance of Information Technology: Toward A Unified View1," *MIS Quarterly*, vol. 27, no. 3, pp. 425–478, Sep. 2003, doi: 10.2307/30036540.
- [5] T. Webb and P. Sheeran, "Does changing behavioral intentions engender behavior change? A meta-analysis of the experimental evidence.," *Psychol. Bull.*, vol. 132, no. 2, pp. 249–268, 2006, doi: 10.1037/0033-2909.132.2.249.
- [6] W. DeLone and E. McLean, "The DeLone and McLean Model of Information Systems Success: A Ten-Year Update," *Journal of Management Information Systems*, vol. 19, no. 4, pp. 9–30, Apr. 2003, doi: 10.1080/07421222.2003.11045748.
- [7] C. Cheung and D. Thadani, "The impact of electronic word-of-mouth communication: A literature analysis and integrative model," *Decis. Support Syst.*, vol. 54, no. 1, pp. 461–470, Dec. 2012, doi: 10.1016/j.dss.2012.06.008.
- [8] S. Sussman and W. Siegal, "Informational Influence in Organizations: An Integrated Approach to Knowledge Adoption," *Information Systems Research*, vol. 14, no. 1, pp. 47–65, Mar. 2003, doi: 10.1287/isre.14.1.47.14767.
- [9] Y. You, G. Vadakkepatt, and A. Joshi, "A Meta-Analysis of Electronic Word-of-Mouth Elasticity," *J. Mark.*, vol. 79, no. 2, pp. 19–39, Mar. 2015, doi: 10.1509/jm.14.0169.
- [10] H. Qahri-Saremi and A. Montazemi, "Factors Affecting the Adoption of an Electronic Word of Mouth Message: A Meta-Analysis," *Journal of Management Information Systems*, vol. 36, no. 3, pp. 969–1001, Jul. 2019, doi: 10.1080/07421222.2019.1628936.

- [11] E. Ismagilova, E. Slade, N. Rana, and Y. Dwivedi, "The Effect of Electronic Word of Mouth Communications on Intention to Buy: A Meta-Analysis," *Information Systems Frontiers*, vol. 22, no. 5, pp. 1203–1226, Oct. 2020, doi: 10.1007/s10796-019-09924-y.
- [12] M. Moradi and F. Zihagh, "A meta-analysis of the elaboration likelihood model in the electronic word of mouth literature," *Int. J. Consum. Stud.*, vol. 46, no. 5, pp. 1900–1918, Sep. 2022, doi: 10.1111/ijcs.12814.
- [13] D. Verma, P. Prakash, A. Behl, V. Pereira, Y. Dwivedi, and M. Del Giudice, "A meta-analysis of antecedents and consequences of eWOM credibility: Investigation of moderating role of culture and platform type," *J. Bus. Res.*, vol. 154, p. 113292, Jan. 2023, doi: 10.1016/j.jbusres.2022.08.056.
- [14] D. Mai, C. Da, and N. Hanh, "The use of ChatGPT in teaching and learning: a systematic review through SWOT analysis approach," *Front. Educ. (Lausanne)*, vol. 9, Feb. 2024, doi: 10.3389/educ.2024.1328769.
- [15] Y. Albadarin, M. Saqr, N. Pope, and M. Tukiainen, "A systematic literature review of empirical research on ChatGPT in education," *Discover Education*, vol. 3, no. 1, p. 60, May 2024, doi: 10.1007/s44217-024-00138-2.
- [16] H. Lucas, J. Upperman, and J. Robinson, "A systematic review of large language models and their implications in medical education," *Med. Educ.*, vol. 58, no. 11, pp. 1276–1285, Nov. 2024, doi: 10.1111/medu.15402.
- [17] Y. Shi, K. Yu, Y. Dong, and F. Chen, "Large language models in education: a systematic review of empirical applications, benefits, and challenges," *Computers and Education: Artificial Intelligence*, vol. 10, p. 100529, Jun. 2026, doi: 10.1016/j.caeai.2025.100529.
- [18] N. Abdallah, R. Katmah, K. Khalaf, and H. Jelinek, "Systematic review of ChatGPT in higher education: Navigating impact on learning, wellbeing, and collaboration," *Social Sciences & Humanities Open*, vol. 12, p. 101866, 2025, doi: 10.1016/j.ssaho.2025.101866.
- [19] A. Strzelecki, "Students' Acceptance of ChatGPT in Higher Education: An Extended Unified Theory of Acceptance and Use of Technology," *Innov. High. Educ.*, vol. 49, no. 2, pp. 223–245, Apr. 2024, doi: 10.1007/s10755-023-09686-1.
- [20] S. Grassini, M. Aasen, and A. Møgelvang, "Understanding University Students' Acceptance of ChatGPT: Insights from the UTAUT2 Model," *Applied Artificial Intelligence*, vol. 38, no. 1, Dec. 2024, doi: 10.1080/08839514.2024.2371168.
- [21] Y. Zhao, Y. Li, Y. Xiao, H. Chang, and B. Liu, "Factors Influencing the Acceptance of ChatGPT in High Education: An Integrated Model With PLS-SEM and fsQCA Approach," *Sage Open*, vol. 14, no. 4, Oct. 2024, doi: 10.1177/21582440241289835.
- [22] M. Sallam *et al.*, "ChatGPT usage and attitudes are driven by perceptions of usefulness, ease of use, risks, and psycho-social impact: a study among university students in the UAE," *Front. Educ. (Lausanne)*, vol. 9, Aug. 2024, doi: 10.3389/educ.2024.1414758.
- [23] A. Sobaih, I. Elshaer, and A. Hasanein, "Examining Students' Acceptance and Use of ChatGPT in Saudi Arabian Higher Education," *Eur. J. Investig. Health Psychol. Educ.*, vol. 14, no. 3, pp. 709–721, Mar. 2024, doi: 10.3390/ejihpe14030047.
- [24] P. Sun, L. Li, M. Hossain, and S. Zabin, "Investigating students' behavioral intention to use ChatGPT for educational purposes," *Sustainable Futures*, vol. 9, p. 100531, Jun. 2025, doi: 10.1016/j.sfr.2025.100531.
- [25] Instituto Nacional de Estadística e Informática, "Aumentó la población usuaria de Internet en todos los grupos de edad en el primer trimestre de 2024," Instituto Nacional de Estadística e Informática. Accessed: Jan. 14, 2026. [Online]. Available: https://m.inei.gob.pe/prensa/noticias/aumento-la-poblacion-usuaria-de-internet-en-todos-los-grupos-de-edad-en-el-primer-trimestre-de-2024-15248/?utm_source=chatgpt.com
- [26] Instituto Nacional de Estadística e Informática, "El 79,2% de los hogares de Lima Metropolitana tienen conexión a internet," Instituto Nacional de Estadística e Informática. Accessed: Jan. 14, 2026. [Online]. Available: https://m.inei.gob.pe/prensa/noticias/el-792-de-los-hogares-de-lima-metropolitana-tienen-conexion-a-internet-14322/?utm_source=chatgpt.com
- [27] Organismo Supervisor de Inversión Privada en Telecomunicaciones, "OSIPTEL: internet fijo con fibra óptica superó los 2 millones de conexiones a nivel nacional en 2023," Organismo Supervisor de Inversión Privada en Telecomunicaciones. Accessed: Jan. 14, 2026. [Online]. Available: <https://www.osiptel.gob.pe/portal-del-usuario/noticias/osiptel-internet-fijo-con-fibra-optica-supero-los-2-millones-de-conexiones-a-nivel-nacional-en-2023/>
- [28] A. Habibi, M. Muhaimin, B. Danibao, Y. Wibowo, S. Wahyuni, and A. Octavia, "ChatGPT in higher education learning: Acceptance and use," *Computers and Education: Artificial Intelligence*, vol. 5, p. 100190, 2023, doi: 10.1016/j.caeai.2023.100190.
- [29] N. Bouebdallah and W. Ben, "Assessing students' intention to adopt generative artificial intelligence," *Journal of Accounting Education*, vol. 72, p. 100984, Sep. 2025, doi: 10.1016/j.jaccedu.2025.100984.
- [30] T. Hennig-Thurau, K. Gwinner, G. Walsh, and D. Gremler, "Electronic word-of-mouth via consumer-opinion platforms: What motivates consumers to articulate themselves on the Internet?," *Journal of Interactive Marketing*, vol. 18, no. 1, pp. 38–52, Feb. 2004, doi: 10.1002/dir.10073.
- [31] M. Ballesteros *et al.*, "The influence of social norms and word-of-mouth marketing on behavioral intention and behavioral use of generative AI chatbots among university students," *Computers in Human Behavior Reports*, vol. 19, p. 100760, Aug. 2025, doi: 10.1016/j.chbr.2025.100760.
- [32] E. Abedi, D. Ghorbanzadeh, and A. Rahehagh, "Influence of eWOM information on consumers' behavioral intentions in mobile social networks," *Journal of Advances in Management Research*, vol. 17, no. 1, pp. 84–109, Aug. 2019, doi: 10.1108/JAMR-04-2019-0058.
- [33] L. Pham, T. Klaus, and J. Bateh, "Key factors influencing intention to use ChatGPT: An empirical study of U.S. students," *Acta Psychol. (Amst)*, vol. 260, p. 105516, Oct. 2025, doi: 10.1016/j.actpsy.2025.105516.
- [34] R. Mustofa, T. Kuncoro, D. Atmono, H. Hermawan, and Sukirman, "Extending the technology acceptance model: The role of subjective norms, ethics, and trust in AI tool adoption among students," *Computers and Education: Artificial Intelligence*, vol. 8, p. 100379, Jun. 2025, doi: 10.1016/j.caeai.2025.100379.
- [35] P. Sheeran, "Intention—Behavior Relations: A Conceptual and Empirical Review," *Eur. Rev. Soc. Psychol.*, vol. 12, no. 1, pp. 1–36, Jan. 2002, doi: 10.1080/14792772.143000003.
- [36] J. Schepers and M. Wetzels, "A meta-analysis of the technology acceptance model: Investigating subjective norm and moderation effects," *Information & Management*, vol. 44, no. 1, pp. 90–103, Jan. 2007, doi: 10.1016/j.im.2006.10.007.
- [37] S. Vinerean, A. Opreana, C. Budac, and D. Mihaie, "Does Gender Matter for Electronic Word-of-Mouth Interactions in Social Media Marketing Strategies? An Empirical Multi-Sample Approach," *Journal of Theoretical and Applied Electronic Commerce Research*, vol. 20, no. 2, p. 79, Apr. 2025, doi: 10.3390/jtaer20020079.
- [38] S. Bae and T. Lee, "Gender differences in consumers' perception of online consumer reviews," *Electronic Commerce Research*, vol. 11, no. 2, pp. 201–214, May 2011, doi: 10.1007/s10660-010-9072-y.
- [39] K. Zhang, C. Cheung, and M. Lee, "Examining the moderating effect of inconsistent reviews and its gender differences on consumers' online shopping decision," *Int. J. Inf. Manage.*, vol. 34, no. 2, pp. 89–98, Apr. 2014, doi: 10.1016/j.ijinfomgt.2013.12.001.
- [40] M. Tsourela and M. Roumeliotis, "The moderating role of technology readiness, gender, and sex in consumer acceptance and actual use of Technology-based services," *The Journal of High Technology Management Research*, vol. 26, no. 2, pp. 124–136, 2015, doi: 10.1016/j.hitech.2015.09.003.
- [41] M. A. Ballesteros *et al.*, "The influence of social norms and word-of-mouth marketing on behavioral intention and behavioral use of generative AI chatbots among university students," *Computers in Human Behavior Reports*, vol. 19, p. 100760, Aug. 2025, doi: 10.1016/j.chbr.2025.100760.