

De la interacción a la intención: modelización del impacto de la participación en las redes sociales en la decisión de compra de servicios personalizados

From interaction to intention: modeling the impact of social media engagement on the decision to purchase personalized services

Recibido: 16/05/2025 - Aceptado: 14/08/2025

Alexis Manuel Rojas-Robertson

<https://orcid.org/0009-0007-6419-4253>

alexis.rojas@usil.pe

Universidad San Ignacio de Loyola. Lima, Perú

Godofredo Pastor Illa-Sihuinchá

<https://orcid.org/0000-0002-2532-3194>

gilla@usil.edu.pe

Universidad San Ignacio de Loyola. Lima, Perú

Shelby Hubert Ramos Serrano

<https://orcid.org/0000-0001-6377-0203>

sramoss@usil.edu.pe

Universidad San Ignacio de Loyola. Lima, Perú

Resumen

El objetivo de esta investigación fue analizar el impacto de los medios sociales en el comportamiento de compra del consumidor en servicios personalizados, considerando la moderación de factores sociodemográficos. La metodología adoptó un enfoque cuantitativo con modelización causal predictiva, basada en una muestra de 520 usuarios, de los cuales se obtuvieron 482 respuestas válidas. Para la recolección de datos se aplicó una encuesta con un cuestionario de 22 preguntas, analizado mediante modelización de ecuaciones estructurales (PLS-SEM). Los resultados evidencian que las estrategias centradas en la interacción personalizada y en el boca a boca digital influyen de manera significativa en el comportamiento de compra. Asimismo, se identificó que la interacción en plataformas digitales favorece la tendencia de consumo, moderada por los factores sociodemográficos. En conclusión, las redes sociales, cuando se diseñan bajo un enfoque estratégico de marketing y centrado en el usuario, se consolidan como un pilar esencial para el crecimiento sostenible de los servicios personalizados.

Palabras clave: medios sociales, comportamiento de compra, servicios personalizados.

Abstract

The objective of this research was to analyze the impact of social media on consumer purchasing behavior in personalized services, considering the moderation of sociodemographic factors. The methodology adopted a quantitative approach with predictive causal modeling, based on a sample of 520 users, from which 482 valid responses were obtained. Data was collected using a 22-question survey, analyzed using structural equation modeling (PLS-SEM). The results show that strategies focused on personalized interaction and digital word of mouth significantly influence purchasing behavior. Likewise, it was identified that interaction on digital platforms favors consumption trends, moderated by sociodemographic factors. In conclusion, social media, when designed with a strategic marketing approach and a user-centered focus, are consolidated as an essential pillar for the sustainable growth of personalized services.

Keywords: social media, purchasing behavior, personalized services.

Introducción

El marketing en redes sociales se ha consolidado como un recurso esencial para potenciar el rendimiento de las empresas que buscan establecer una conexión positiva con sus consumidores, en especial con la generación digital (Zahoor & Shah, 2024). Gracias al fácil acceso a internet, las plataformas digitales han

experimentado una expansión significativa, lo que permitió reconocer su importancia no solo como canales de difusión, sino también como espacios de interacción directa con los usuarios (Chakravarthy et al., 2024). Comprender en mayor medida los medios sociales generó un cambio considerable en el comportamiento de compra, particularmente en el ámbito de los servicios personalizados, donde la demanda de experiencias adaptadas y pertinentes se incrementó de manera notable (Anton, 2024; Yildiz & Altin, 2023; Jain & Sundström, 2021).

En el contexto del marketing digital, los consumidores enfrentan incertidumbre en su proceso de toma de decisiones, debido a la compleja relación entre sus patrones de comportamiento y los múltiples factores que influyen en la compra (Smith et al., 2023). Si bien este sector ha mostrado un crecimiento sostenido en los últimos años, impulsado por la capacidad de las empresas para ofrecer productos y servicios personalizados, aún persiste el desafío de comprender cómo los esfuerzos en redes sociales pueden optimizarse para mejorar la eficiencia de las campañas digitales y, al mismo tiempo, reducir la probabilidad de inefficiencia (Anton, 2024). Esta falta de dirección limita la efectividad de las estrategias y restringe el aprovechamiento del potencial de las redes sociales para influir en el comportamiento del consumidor (Camoiras & Varela, 2024).

Para estructurar el modelo conceptual del estudio se recurrió a la Teoría de la Elección de Glasser (1999), la cual proporciona pautas para comprender los patrones de comportamiento humano y su influencia en las decisiones de compra. Esta teoría se centra en cómo los individuos toman decisiones para satisfacer necesidades básicas, enraizadas en su estructura genética y evolucionadas a lo largo del tiempo (Franck & Damperat, 2023). Asimismo, los condicionantes asociados permiten analizar cómo los consumidores deciden la adquisición de productos o servicios en función de sus deseos, necesidades y el grado de satisfacción que esperan obtener, alineados con las opciones disponibles en el mercado (Chakravarthy et al., 2024).

De acuerdo con esta premisa, la interacción entre la naturaleza dinámica de las plataformas digitales y las expectativas cambiantes de los consumidores genera un proceso continuo de ensayo y error, en el que tanto los aciertos como los fracasos contribuyen al entendimiento del fenómeno (Tumasjan, 2024). En este proceso, las empresas han aprendido a ajustar sus enfoques, fortaleciendo prácticas de personalización y adaptabilidad en su propuesta de valor, al mismo tiempo que enfrentan las consecuencias de campañas mal diseñadas (Smith et al., 2023; Illa-Sihuinchá et al., 2025). Dicho aprendizaje resulta fundamental para mejorar la eficiencia en la captación de consumidores digitales (Yıldız & Altin, 2023). En este sentido, la capacidad de las organizaciones para analizar sus esfuerzos en redes sociales —considerando factores como la segmentación de la audiencia, el contenido generado y la interactividad— resulta esencial para optimizar las estrategias y evitar errores recurrentes (Camoiras & Varela, 2024).

El análisis de los factores que influyen en el marketing en redes sociales constituye un reto constante para los gerentes y profesionales del sector (Anton, 2024). Comprender estos factores es crucial, ya que la interacción con los consumidores en entornos digitales puede determinar el éxito o fracaso de una campaña (Zahoor & Shah, 2024). No obstante, el conocimiento acerca de las condiciones específicas en las que estas dinámicas se producen sigue siendo limitado (Johnson et al., 2022).

La interacción en redes sociales, en el marco del marketing digital, permite ofrecer servicios personalizados que enfrentan desafíos vinculados a la necesidad de adaptarse a las cambiantes expectativas de los consumidores (Franck & Damperat, 2023; Singh, 2024). Diversos estudios han demostrado que los fracasos en el marketing digital pueden convertirse en oportunidades para mejorar las tácticas empresariales, contribuyendo al desempeño de futuras campañas (Papa et al., 2022; Jung et al., 2023). En consecuencia, la información derivada de estas experiencias no solo ayuda a evitar errores similares, sino que también influye en la forma en que los usuarios interactúan con las marcas, incidiendo directamente en su comportamiento de compra y en la utilidad comercial a largo plazo (Anton, 2024).

Dentro de este contexto, el boca a boca digital ha adquirido protagonismo, especialmente en redes sociales. Los usuarios actúan como multiplicadores de información al compartir experiencias sobre productos o servicios, lo que influye en la percepción de la marca y en las decisiones de compra de otros consumidores (Lee et al., 2022). Una interacción frecuente y personalizada fomenta un entorno donde las opiniones espontáneas se transforman en una herramienta poderosa de marketing (Banerjee et al., 2021).

Asimismo, la tendencia en plataformas digitales constituye un factor determinante, debido a la velocidad y dinámica con que surge y evoluciona la información. Este fenómeno ofrece a las marcas oportunidades únicas para conectar con los consumidores en momentos clave, alineando sus propuestas con sus intereses y comportamientos (Camoiras & Varela, 2024). En este sentido, la interacción entre empresas y usuarios debe ser ágil y sincronizada con las tendencias emergentes para maximizar su impacto (Al-Dwairi et al., 2024). Estrategias como la participación en retos virales, el uso de hashtags populares o la adaptación de memes se han convertido en mecanismos efectivos para influir en la percepción de marca y las decisiones de compra (Joshi et al., 2023).

Por otra parte, la personalización en redes sociales promueve interacciones significativas y mejora la experiencia del usuario, impactando directamente en su comportamiento de compra (Huang et al., 2023). Esta estrategia fomenta un diálogo bidireccional, permitiendo a las empresas comunicarse de manera precisa con sus audiencias (Kim & Kim, 2022). Además, alinear los mensajes con los valores y metas de los consumidores puede fortalecer los lazos emocionales, incrementando tanto la satisfacción como la lealtad hacia la marca (Thompson & Wilson, 2024; Lee et al., 2022).

En relación con los factores sociodemográficos, la edad desempeña un papel moderador en el comportamiento de compra, condicionando la manera en que los usuarios interactúan con plataformas digitales. Los consumidores jóvenes tienden a valorar la fluidez tecnológica, la rapidez y la experiencia, mientras que los adultos mayores priorizan la sencillez, la seguridad y el respaldo humano (Nesterenko, 2023). Asimismo, se observa que las mujeres asignan mayor relevancia a la dimensión emocional del servicio, en contraste con los hombres, quienes otorgan mayor importancia al control y la funcionalidad (Defta et al., 2025). De igual manera, el nivel de ingresos incide en la disposición a pagar por servicios personalizados, ya que los grupos de mayores ingresos suelen demandar exclusividad y un mayor grado de personalización (Tovanich et al., 2021). Estos hallazgos subrayan la necesidad de diseñar estrategias de marketing digital inclusivas, segmentadas y culturalmente pertinentes.

Finalmente, el presente estudio busca aportar evidencia empírica que permita reducir las lagunas en la literatura sobre el marketing en redes sociales y su influencia en el comportamiento de compra del consumidor digital en el contexto de los servicios personalizados. Con este propósito, se plantean las siguientes hipótesis de investigación:

- H1: La interacción en redes sociales tiene efectos en la personalización de servicios.
- H2: La interacción en redes sociales tiene efectos en el boca a boca digital.
- H3: La interacción en redes sociales tiene efectos en la tendencia en plataformas.
- H4: La personalización en redes sociales influye en el comportamiento de compra.
- H5: El boca a boca digital influye en el comportamiento de compra.
- H6: La tendencia en plataformas influye en el comportamiento de compra.
- H7: Los factores sociodemográficos moderan el comportamiento de compra.

Metodología

El estudio se desarrolló en el contexto peruano y se enfocó en personas que adquieren servicios personalizados mediante redes sociales. Para la recolección de datos se utilizó un cuestionario estructurado de 22 ítems, diseñado en torno a indicadores de los constructos analizados. La aplicación del instrumento se realizó en línea bajo un procedimiento estándar, alcanzando a 520 encuestados. De este total, 505 participantes completaron la encuesta, lo que representó una tasa de respuesta del 93 %. Tras el proceso de depuración y exclusión de respuestas incompletas o irrelevantes, se obtuvo una muestra final de 482 casos válidos.

El análisis de los datos se efectuó mediante el Modelado de Ecuaciones Estructurales (SEM) de segunda generación, bajo el enfoque PLS-SEM, reconocido por su capacidad para examinar modelos complejos que integran variables latentes y observadas (Hair et al., 2021).

Tabla 1
Muestra estratificada

Variable	Criterio	Cantidad	Porcentaje
Género	Masculino	214	44.4%
	Femenino	268	55.6%
Edad	18 - 25 años	125	54.59%
	26 - 35 años	810	34.93%
	36 - 45 años	13	5.68%
	> 45 años	11	4.80%
Ingresos	< S/ 1,500	106	21.99%
	Entre S/ 1,500 - 5,000	233	48.34%
	> S/ 5,000	143	29.67%

Fuente. Elaboración propia.

Resultados

La **Tabla 1** presenta los indicadores clave de fiabilidad y validez de los constructos (BOC, COM, FSD, PER, INT, TEND). Según la literatura, el valor del Alfa de Cronbach debe ser superior a 0.70, reflejando consistencia interna en cada constructo (Nunnally & Bernstein, 1994). Asimismo, la fiabilidad compuesta (CR) evalúa la consistencia de los ítems asociados a cada constructo, y la varianza extraída media (AVE) mide la cantidad de varianza capturada en relación con el error, siendo adecuado un valor superior a 0.50. En conjunto, los resultados indican que el modelo presenta robustez y que los constructos cumplen con los criterios de fiabilidad y validez, fundamentales para garantizar la precisión de las conclusiones del estudio.

Tabla 1
Validez y fiabilidad del modelo de medida

Variable	Código	Fiabilidad de Indicador	AVE	Fiabilidad Compuesta	Alpha Cronbach
Boca a boca	BOC	0,871	0,783	0,915	0,860
Comportamiento de compra	COM	0,899	0,768	0,930	0,899
Factores sociodemográficos	FSD	0,806	0,716	0,883	0,803
Personalización	PER	0,928	0,717	0,910	0,868
Interacción	INT	0,868	0,819	0,948	0,926
Tendencia	TEN	0,890	0,752	0,924	0,890

Fuente. Smart PLS SEM

La **Tabla 2** muestra la validez discriminante entre los constructos (BOC, COM, FSD, PER, INT, TEND), evaluada mediante el criterio HTMT (≤ 0.90). Este análisis confirma que cada constructo mide un concepto distinto y no presenta interferencia con los demás, cumpliendo con los parámetros establecidos para la validez discriminante.

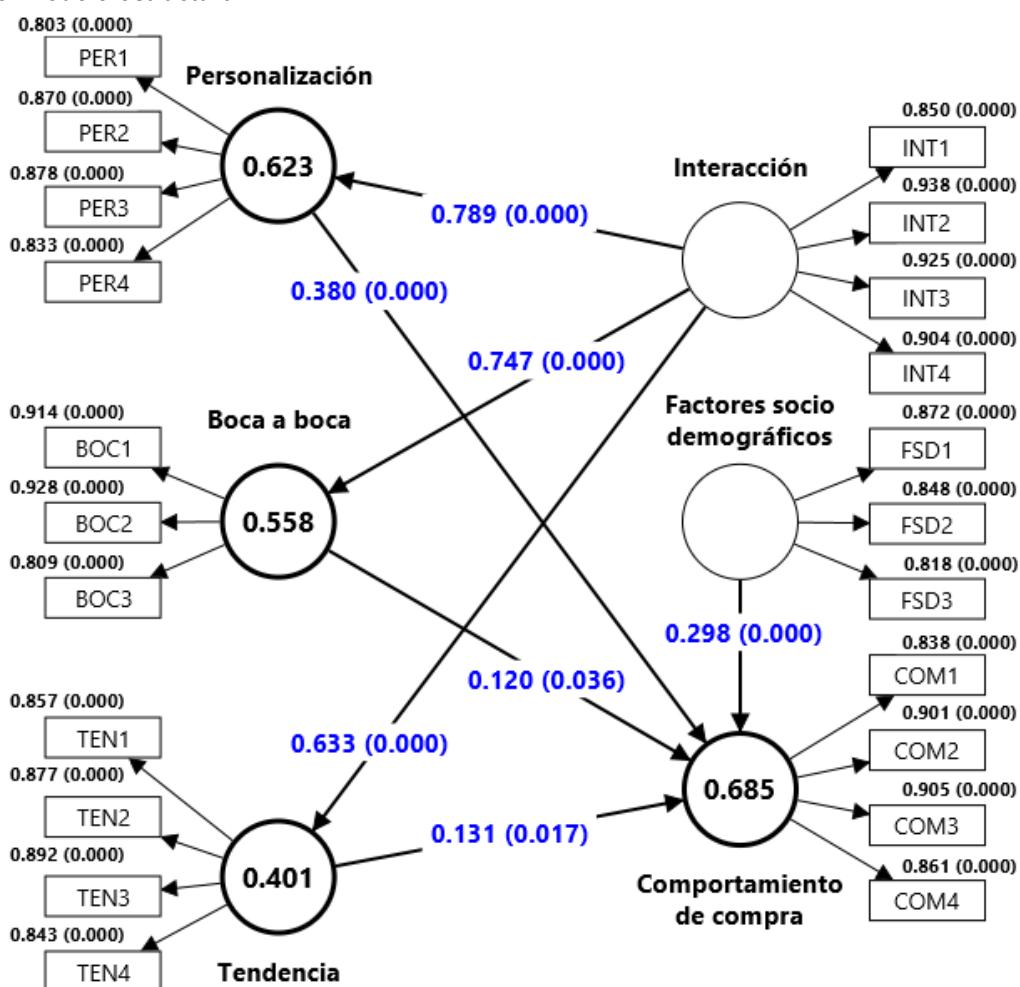
Tabla 2
Heterotrait-monotrait ratio (HTMT)

	BOC	COM	FSD	PER	INT	TEN
COM	0,798					
FSD	0,869	0,865				
PER	0,820	0,864	0,850			
INT	0,831	0,704	0,838	0,880		
TEN	0,854	0,758	0,802	0,767	0,696	

Fuente. Smart PLS SEM

La **Figura 1** expone la capacidad predictiva del modelo a través del coeficiente de determinación (R^2), cuyo valor mínimo aceptable es 0.10 (Falk & Miller, 1992). En este caso, se alcanzaron niveles sustanciales (0.67), moderados (0.33) y débiles (0.10), conforme al criterio de Chin (1995). Los resultados muestran que la interacción en redes sociales explica la personalización en un 62.3 %, el boca a boca digital en un 55.8 % y la tendencia en plataformas en un 40.1 %. Por su parte, el comportamiento de compra es explicado por la personalización, el boca a boca digital, la tendencia y los factores sociodemográficos en un 68.5 %. Estos hallazgos confirman que el modelo presenta un buen ajuste y capacidad predictiva adecuada (Hair et al., 2021).

Figura 1
Valoración del modelo estructural



Fuente. Smart PLS SEM

La **Tabla 4** resume el análisis de hipótesis del modelo predictivo, evidenciando relaciones significativas entre los constructos. Los resultados muestran:

- H1: Efecto significativo y sustancial entre la interacción en redes sociales y la personalización ($\beta = 0.789$; $p = 0.000$).
- H2: Efecto significativo y sustancial entre la interacción en redes sociales y el boca a boca digital ($\beta = 0.747$; $p = 0.000$).
- H3: Efecto significativo entre la interacción en redes sociales y la tendencia en plataformas ($\beta = 0.633$; $p = 0.000$).
- H4: Efecto significativo entre la personalización en redes sociales y el comportamiento de compra ($\beta = 0.380$; $p = 0.000$).
- H5: Efecto significativo del boca a boca digital en el comportamiento de compra ($\beta = 0.120$; $p = 0.036$).
- H6: Efecto significativo de la tendencia en redes sociales sobre el comportamiento de compra ($\beta = 0.131$; $p = 0.017$).
- H7: Efecto significativo de los factores sociodemográficos (edad e ingresos) sobre el comportamiento de compra ($\beta = 0.298$; $p = 0.000$).

Tabla 4
Análisis del modelo estructural (Prueba de hipótesis)

Nº	Hipótesis	Correlación	t	p	IC	Resultado	f ²	IC
H1	INT -> PER	0.789	31.268	0.000	[0.737, 0.836]	Aceptado	1.649	[1.186-2.329]
H2	INT -> BOC	0.747	27.009	0.000	[0.691, 0.799]	Aceptado	1.260	[0.916-0.767]
H3	INT -> TEN	0.633	17.790	0.000	[0.562, 0.704]	Aceptado	0.670	[0.462-0.982]
H4	PER -> COM	0.380	6.289	0.000	[0.259, 0.495]	Aceptado	0.179	[0.081-0.321]
H5	BOC -> COM	0.120	2.103	0.036	[0.006, 0.231]	Aceptado	0.015	[0.000-0.059]
H6	TEN -> COM	0.131	2.392	0.017	[0.028, 0.250]	Aceptado	0.021	[0.001-0.069]
H7	FSD -> COM	0.298	4.924	0.000	[0.182, 0.419]	Aceptado	0.107	[0.041-0.213]

Fuente. Smart PLS SEM

La **Tabla 5** muestra la valoración global del modelo mediante el enfoque PLS-SEM. El índice SRMR del modelo saturado se ubicó por debajo del umbral de 0.08, lo que indica un ajuste positivo (Henseler & Schuberth, 2023). Los valores de d_ULS y d_G en el modelo saturado fueron superiores a los del modelo estimado, lo que refuerza la validez del ajuste. Asimismo, el índice NFI en el modelo saturado superó al estimado, lo que respalda la adecuación del modelo. Respecto a la capacidad predictiva, todos los constructos exógenos y endógenos arrojaron valores positivos en Q² predict, corroborando la relevancia del modelo para predecir el comportamiento de los constructos evaluados (Hair et al., 2021).

Tabla 5
Índices de ajuste del modelo

	Modelo saturado	Modelo estimado	PLSpredict	Q ² predict	RMSE	MAE
SRMR	0,057	0,105	Boca a boca digital	0,555	0,672	0,478
d_ULS	1,813	2,775	Comportamiento de compra	0,528	0,692	0,452
d_G	0,644	0,794	Personalización	0,619	0,622	0,427
NFI	0,817	0,793	Tendencia	0,397	0,783	0,564

Fuente. Smart PLS SEM

Discusión

Los resultados obtenidos confirman que las hipótesis planteadas resultaron ser significativas, lo cual permite discutir la influencia de los distintos constructos sobre el comportamiento de compra en servicios personalizados mediados por redes sociales.

En primer lugar, la hipótesis H1 respalda que la interacción en redes sociales y la personalización constituyen factores esenciales en el desempeño de los servicios personalizados. Dichos elementos promueven un diálogo bidireccional sustantivo, facilitando una comunicación más cercana y efectiva entre empresas y usuarios, lo que refuerza la calidad de la experiencia digital (Kim & Kim, 2022).

En cuanto a la H2, la interacción en redes sociales y el boca a boca digital se presentan como fenómenos predictivos claves en el marketing estratégico digital. Investigaciones previas confirman que estos factores están estrechamente relacionados con el comportamiento de compra del consumidor, pues generan un flujo dinámico de ideas, aumentan la confianza y agilizan los procesos de decisión (Lee et al., 2022). La interacción fomenta así entornos participativos donde los usuarios expresan sus inquietudes y experiencias, reforzando la credibilidad de la marca.

La H3 evidencia que la interacción y la tendencia en redes sociales orientan de manera directa el comportamiento de compra. Una comunicación ágil y alineada con tendencias emergentes potencia el impacto de las estrategias de marketing digital (Tumasjan, 2024). Además, la integración de las marcas en dinámicas sociales emergentes fortalece la conexión emocional con los consumidores, incrementando la probabilidad de conversión y lealtad (Camoiras & Varela, 2024).

Por su parte, la H4 resalta el papel decisivo de la personalización en el comportamiento de compra. La literatura señala que este enfoque no solo mejora la experiencia del usuario, sino que también incrementa la relevancia percibida de los servicios ofrecidos al alinear los contenidos con intereses y necesidades específicas (Huang et al., 2023). En este sentido, la personalización se convierte en un motor fundamental de diferenciación y competitividad.

En relación con la H5, el boca a boca digital demuestra un impacto significativo en la decisión de compra. Su gestión adecuada permite generar confianza, aumentar la credibilidad y potenciar la lealtad del consumidor (Singh, 2024). Además, los errores o fallos en la interacción digital pueden transformarse en oportunidades de aprendizaje estratégico, mejorando la adaptación y personalización de futuras campañas (Papa et al., 2022; Anton, 2024).

La H6 confirma que la tendencia en plataformas digitales influye de manera positiva en el comportamiento de compra. Detectar e integrar tendencias emergentes aumenta la visibilidad de los servicios y favorece la validación social, un fenómeno clave en la adopción de productos y servicios personalizados en entornos digitales (Ryu & Park, 2020; Zhang et al., 2020).

Finalmente, la H7 evidencia que los factores sociodemográficos moderan el comportamiento de compra. La edad determina la preferencia por plataformas más ágiles en los jóvenes y opciones más simples y seguras en usuarios mayores (Nesterenko, 2023). El género también influye: las mujeres valoran más los aspectos emocionales del servicio, mientras que los hombres priorizan la funcionalidad (Defta et al., 2025). Asimismo, los ingresos condicionan la disposición de pago y la percepción de valor, ya que los consumidores de mayores recursos buscan exclusividad y un mayor nivel de personalización (Tovanich et al., 2021).

En síntesis, los hallazgos refuerzan la importancia de diseñar estrategias de marketing digital que integren la interacción, la personalización, el boca a boca digital y la adaptación a tendencias emergentes, considerando además el papel moderador de los factores sociodemográficos. Todo ello permite consolidar a las redes sociales como un pilar estratégico en la promoción de servicios personalizados y en el fortalecimiento del comportamiento de compra del consumidor.

Conclusiones

La investigación ha ofrecido una visión integral de los elementos clave que determinan la eficacia del marketing en redes sociales dentro del ámbito de los servicios personalizados. Se resalta el papel fundamental de la interacción, el boca a boca digital, la personalización y las tendencias emergentes como factores que, además de influir positivamente en el comportamiento de compra del consumidor, constituyen herramientas estratégicas para que las empresas fortalezcan su competitividad en mercados dinámicos. No obstante, los resultados deben interpretarse con cautela, considerando que los factores sociodemográficos inciden de manera significativa en el comportamiento de compra final.

Asimismo, se identificaron limitaciones vinculadas al diseño y alcance del estudio, lo cual abre oportunidades para futuras investigaciones en este campo. En primer lugar, se emplearon datos transversales obtenidos de 482 encuestados en el contexto peruano, lo que podría restringir la generalización de los hallazgos hacia otros entornos culturales o regionales. Investigaciones posteriores podrían ampliar la muestra incluyendo participantes de distintos sectores y países, a fin de evaluar la aplicabilidad de las relaciones identificadas.

En segundo lugar, el enfoque cuantitativo empleado permitió identificar asociaciones significativas entre las variables analizadas, pero no exploró las motivaciones profundas ni las dinámicas psicológicas que subyacen al comportamiento de compra. Por ello, sería recomendable complementar futuros estudios con metodologías mixtas que integren perspectivas cualitativas, aportando así un entendimiento más completo de las percepciones y experiencias de los consumidores.

Referencias

- Al-Dwairi, R., Shehabat, I., Zahrawi, A., & Hammouri, Q. (2024). Building customer trust, loyalty, and satisfaction: The power of social media in e-commerce environments. *International Journal of Data and Network Science*, 8(3), 1883-1894. <https://doi.org/10.5267/i.ijdns.2024.2.001>
- Anastasiei, B., Dospinescu, N., & Dospinescu, O. (2023). Word-of-mouth engagement in online social networks: Influence of network centrality and density. *Electronics*, 12(13), 2857. <https://doi.org/10.3390/electronics12132857>
- Anton, A. (2024). Other customer perception as strategic insight into Gen Z consumer–brand identification and purchase behavior: A mixed-methods approach. *American Behavioral Scientist*, 68(3), 1-22. <https://doi.org/10.1177/00027642241235838>
- Antonovica, A., de Esteban Curiel, J., & Herráez, B. R. (2023). Factors that determine the degree of fulfilment of expectations for entrepreneurs from the business incubator programmes. *International Entrepreneurship and Management Journal*, 19(1), 261-291. <https://doi.org/10.1007/s11365-022-00818-1>
- Banerjee, S., Singh, J. P., Dwivedi, Y. K., & Rana, N. P. (2021). Social media analytics for end-users' expectation management in information systems development projects. *Information Technology & People*, 34(6), 1600-1614. <https://doi.org/10.1108/ITP-10-2020-0706>

- Camoiras, Z., & Varela, C. (2024). Social media managers' performance: The impact of the work environment. *Journal of Theoretical and Applied Electronic Commerce Research*, 19(1), 671-691. <https://doi.org/10.3390/taer19010036>
- Chakravarthy, B. S., Rani, B. U., & Karunakaran, K. (2024). Data-driven insights into social media's effectiveness in digital communication. *Proceedings on Engineering*, 6(2), 637-644. <https://doi.org/10.24874/PES06.02.020>
- Chin, W. W. (1995). Partial least squares is to LISREL as principal components analysis is to common factor analysis. *Technology Studies*, 2(2), 315-319. <http://disc-nt.cba.uh.edu/chin/technologystudies.pdf>
- Defta, N., Barbu, A., Ion, V. A., Pogurschi, E. N., Osman, A., Cune, L. C., & Bădulescu, L. A. (2025). Exploring the relationship between socio-demographic factors and consumers' perception of food promotions in Romania. *Foods*, 14(4), 599. <https://doi.org/10.3390/foods14040599>
- Falk, R. F., & Miller, N. B. (1992). *A primer for soft modeling*. University of Akron Press. <https://psycnet.apa.org/record/1992-98610-000>
- Franck, R., & Damperat, M. (2023). How social media use enhances salesperson performance. *Journal of Business & Industrial Marketing*, 38(8), 1720-1737. <https://doi.org/10.1108/JBIM-02-2022-0082>
- Glasser, W. (1999). *Choice theory: A new psychology of personal freedom*. HarperPerennial. <https://psycnet.apa.org/record/1999-02074-000>
- Gonzalez-Yaranga, Y., Caceres-Estrada, M., Illa-Sihuinchá, G. P., & Ramos Serrano, S. (2025). Rol de la digitalización en la internacionalización empresarial: Estudio con ecuaciones estructurales. *Telos: Revista de Estudios Interdisciplinarios en Ciencias Sociales*, 27(2), 508-525. <https://doi.org/10.36390/telos272.07>
- Hair, J. F., Sarstedt, M., Hamburg, C. M. R., Gudergan, S. P., Apraiz, J. C., Carrión, G. A. C., & Roldán, J. L. (2021). *Manual avanzado de partial least squares structural equation modeling (PLS-SEM)*. Omnia Science. <https://doi.org/10.3926/oss.407>
- Hale, B. J. (2024). Examining the effect of identification with a social media community on persuasive message processing and attitude change. *New Media & Society*, 26(8), 4589-4610. <https://doi.org/10.1177/14614448221124085>
- Henseler, J., & Schuberth, F. (2023). Partial least squares as a tool for scientific inquiry: Comments on Cadogan and Lee. *European Journal of Marketing*, 57(6), 1737-1757. <https://doi.org/10.1108/EJM-06-2021-0416>
- Huang, Z., Zhu, Y., Hao, A., & Deng, J. (2023). How social presence influences consumer purchase intention in live video commerce: The mediating role of immersive experience and the moderating role of positive emotions. *Journal of Research in Interactive Marketing*, 17(4), 493-509. <https://doi.org/10.1108/JRIM-01-2022-0009>
- Illa-Sihuinchá, G., Cardich Pulgar, J., Javier Vidalón, J., & Ramos Serrano, S. (2025). Downsizing estratégico basado en el análisis de performance en empresas pequeñas. *Revista de Ciencias Sociales*, 31(1), 409-422. <https://doi.org/10.31876/rccs.v31i1.43519>
- Jain, S., & Sundström, M. (2021). Toward a conceptualization of personalized services in apparel e-commerce fulfillment. *Research Journal of Textile and Apparel*, 25(4), 414-430. <https://doi.org/10.1108/RJTA-06-2020-0066>
- Johnson, N., Turnbull, B., & Reisslein, M. (2022). Social media influence, trust, and conflict: An interview-based study of leadership perceptions. *Technology in Society*, 68, 101836. <https://doi.org/10.1016/j.techsoc.2021.101836>
- Joshi, Y., Lim, W. M., Jagani, K., & Kumar, S. (2023). Social media influencer marketing: Foundations, trends, and ways forward. *Electronic Commerce Research*, 1-55. <https://doi.org/10.1007/s10660-023-09719-z>
- Jung, J., Wang, S. A., & Wattal, S. (2023). Commercializing social media? How showrooms on social media fan pages influence customer behavior. *MIS Quarterly*, (Forthcoming). <https://doi.org/10.2139/ssrn.3433206>
- Kim, D. Y., & Kim, H. Y. (2022). Social media influencers as human brands: An interactive marketing perspective. *Journal of Research in Interactive Marketing*, 17(1), 94-109. <https://doi.org/10.1108/JRIM-08-2021-0200>
- Lee, J. Y., Yang, Y. S., Ghauri, P. N., & Park, B. I. (2022). The impact of social media and digital platforms experience on SME international orientation: The moderating role of COVID-19 pandemic. *Journal of International Management*, 28(4), 100950. <https://doi.org/10.1016/j.intman.2022.100950>
- Nesterenko, V. (2023). Influence of socio-demographic factors on the development of marketing communications. *Scientific Bulletin of Mukachevo State University. Series "Economics"*, 2(10), 9–20. <https://orcid.org/0000-0002-1792-9823>
- Nunnally, J. C., & Bernstein, I. H. (1994). *The assessment of reliability. Psychometric theory* (3.^a ed.). McGraw-Hill. <https://doi.org/10.12691/education-5-5-2>
- Papa, A., Mazzucchelli, A., Ballestra, L. V., & Usai, A. (2022). The open innovation journey along heterogeneous

- modes of knowledge-intensive marketing collaborations: A cross-sectional study of innovative firms in Europe. *International Marketing Review*, 39(3), 602–625. <https://doi.org/10.1108/IMR-03-2021-0109>
- Ringle, C. M., Wende, S., & Becker, J. M. (2015). *SmartPLS 3* [Software]. SmartPLS GmbH. <http://www.smartpls.com>
- Ryu, S., & Park, J. (2020). The effects of benefit-driven commitment on usage of social media for shopping and positive word-of-mouth. *Journal of Retailing and Consumer Services*, 55, 102094. <https://doi.org/10.1016/j.jretconser.2020.102094>
- Singh, P. (2024). Beyond the basics: Exploring the impact of social media marketing enablers on business success. *Helijon*, 10(5), e26435. <https://doi.org/10.1016/j.helijon.2024.e26435>
- Smith, I. H., Soderberg, A. T., Netchaeva, E., & Okhuysen, G. A. (2023). An examination of mind perception and moral reasoning in ethical decision-making: A mixed-methods approach. *Journal of Business Ethics*, 183(3), 671–690. <https://doi.org/10.1007/s10551-021-05022-9>
- Thompson, E. G., & Wilson, D. R. (2024). Dynamic pricing promotion strategies on consumer repeat purchase behavior in the United States. *Frontiers in Management Science*, 3(3), 19–30. <https://doi.org/10.56397/FMS.2024.06.03>
- Tovanich, N., Centellegher, S., Seghouani, N. B., Gladstone, J., Matz, S., & Lepri, B. (2021). Inferring psychological traits from spending categories and dynamic consumption patterns. *EPJ Data Science*, 10(1), 24. <https://doi.org/10.1140/epjds/s13688-021-00281-y>
- Tumasjan, A. (2024). The many faces of social media in business and economics research: Taking stock of the literature and looking into the future. *Journal of Economic Surveys*, 38, 389–426. <https://doi.org/10.1111/joes.12570>
- Yildiz, S. Y., & Altin, S. (2023). Getting lost in the digital marketplace: Points, benefits, and purchases. *Journal of Administrative Sciences/Yonetim Bilimleri Dergisi*, 21(50). <https://doi.org/10.35408/comuybd.1336714>
- Zahoor, S. Z., & Shah, A. M. (2024). Impact of social media on users' complex buying behaviour: Analysing the mediating effect of perception and moderating effect of extended social media usage. *Management and Labour Studies*, 49(1), 119–148. <https://doi.org/10.1177/0258042X231167315>
- Zhang, H., Gupta, S., Sun, W., & Zou, Y. (2020). How social-media-enabled co-creation between customers and the firm drives business value? The perspective of organizational learning and social capital. *Information & Management*, 57(3), 103200. <https://doi.org/10.1016/j.im.2019.103200>