ISBN: 978-628-96613-1-6. ISSN: 2414-6390. Digital Object Identifier: https://dx.doi.org/10.18687/LACCEI2025.1.1.2410

Satisfaction, Current Use, and Intention to Use Intelligent Tutoring System in Higher Education Classrooms: A Mediating Analysis

Reymi Then Luna[1], Salvador Moral-Cuadra[2], Josefina del Carmen Domínguez-Valerio[2] y Laura Ortega-Pérez[2]

[1] Universidad Tecnológica de Santiago (UTESA), Dominican Republic, *reymithen@docente.utesa.edu*

[2] Universidad de Córdoba, Spain, *salvador.moral@uco.es ; josefinadguezv@hotmail.com ; d92orpel@uco.es*

Abstract – This study analyzes the relationship between satisfaction, intention to use, and current use of the Adaptive Intelligent Didactic Educational Tutor (AIDET) Intelligent Tutoring System (ITS). The study consisted of an empirical validation of the system through its implementation at the Technological University of Santiago (UTESA), a higher education institution in the Dominican Republic. A sample of 280 students was evaluated using a structural model based on PLS-SEM to determine whether satisfaction directly influences system use and whether this relationship is mediated by intention to use. The results showed that satisfaction has a significant direct effect on intention to use, and that intention to use, in turn, significantly and directly influences current use of the system. However, satisfaction did not have a significant direct effect on current use, confirming the full mediation of intention to use in this model. These findings contribute to both the theoretical framework for educational technology acceptance and institutional practice, offering key guidelines for the design, implementation, and evaluation of ITS in automated higher education environments.

Keywords: Intelligent tutoring system, satisfaction, intention to use, current use, mediator, higher education.

SATISFACCIÓN, USO ACTUAL E INTENCIÓN DE USO SISTEMA TUTOR INTELIGENTE EN AULAS DE EDUCACIÓN SUPERIOR. UN ANÁLISIS MEDIADOR

Reymi Then Luna[1], Salvador Moral-Cuadra[2], Josefina del Carmen Domínguez-Valerio[2] y Laura Ortega-Pérez[2]

[1] Universidad Tecnológica de Santiago (UTESA), Republica Dominicana, *reymithen@docente.utesa.edu*

[2] Universidad de Córdoba, Spain, *salvador.moral@uco.es ; josefinadguezv@hotmail.com ; d92orpel@uco.es*

Resumen– El presente estudio analiza la relación entre la satisfacción, la intención de uso y el uso actual del Sistema Tutor Inteligente (STI) llamado Adaptive Intelligent Didactic Educational Tutor (AIDET). El estudio consistió en una validación empírica del sistema mediante su implementación en la Universidad Tecnológica de Santiago (UTESA), una institución de educación superior de República Dominicana. A través de un modelo estructural basado en PLS-SEM, se evaluó una muestra de 280 estudiantes, con el objetivo de confirmar si la satisfacción influye directamente en el uso del sistema, y si dicha relación es mediada por la intención de uso. Los resultados evidenciaron que la satisfacción tiene un efecto directo significativo sobre la intención de uso, y que la intención de uso, a su vez, influye de manera significativa y directa en el uso actual del sistema. Sin embargo, la satisfacción no tuvo un efecto directo significativo sobre el uso actual, confirmando la mediación total de la intención de uso en este modelo. Estos hallazgos contribuyen tanto al marco teórico de aceptación de tecnologías educativas como a la práctica institucional, ofreciendo lineamientos clave para el diseño, implementación y evaluación de STI en entornos de educación superior automatizada.

Palabras clave: Sistema tutor inteligente, satisfacción, intención de uso, uso actual, mediador, educación superior.

I. INTRODUCCIÓN

En las últimas décadas, la incorporación de las Tecnologías de la Información y la Comunicación (TIC) en la educación superior ha transformado profundamente las metodologías de enseñanza y aprendizaje, promoviendo entornos más flexibles, centrados en el estudiante y orientados al desarrollo de competencias autónomas [1], [2]. Desde la enseñanza programada hasta la actual integración de plataformas virtuales y recursos adaptativos, la evolución tecnológica ha diversificado las estrategias pedagógicas, aunque no sin desafíos: brechas generacionales, resistencia docente, limitaciones técnicas y una adopción desigual persisten en muchos contextos [3].

En este escenario, la inteligencia artificial (IA) ha emergido como una herramienta clave para superar estas barreras, especialmente mediante sistemas capaces de personalizar la enseñanza, automatizar evaluaciones y ofrecer retroalimentación en tiempo real [4]. Entre las aplicaciones más prometedoras se encuentran los Sistemas Tutores Inteligentes (STI), los cuales integran conocimiento experto, un modelo del estudiante y estrategias pedagógicas adaptativas para emular la tutoría personalizada [5]. La literatura empírica respalda su efectividad en la mejora del rendimiento académico, la motivación y la retención estudiantil [6], [7].

Sin embargo, la aceptación y uso sostenido de estas tecnologías no depende únicamente de su capacidad técnica, sino de factores psicoeducativos como la satisfacción, la utilidad percibida y la intención de uso [8]. Múltiples modelos teóricos como TAM [9], UTAUT [10] y el modelo de éxito de sistemas de información de DeLone y McLean [11] han establecido que la intención de uso es un mediador crítico entre la percepción del sistema y el comportamiento real del usuario.

El presente estudio se sitúa en este marco teórico y tiene como propósito analizar la implementación del Sistema Tutor Inteligente *Adaptive Intelligent Didactic Educational Tutor* (AIDET) para medir la satisfacción, la utilidad percibida y la intención de uso que logra en una muestra de 299 estudiantes. AIDET es un sistema desarrollado en la Universidad Tecnológica de Santiago (UTESA), basado en IA que genera

clases, contenidos, evaluaciones, retroalimentación personalizada y reforzamientos en función del estilo y ritmo de aprendizaje [12]. A diferencia de otros estudios centrados en el rendimiento técnico de los STI, esta investigación examina la experiencia del usuario, evaluando cómo la satisfacción influye sobre el uso actual del sistema, y si esta relación está mediada por la intención de uso.

El análisis está basado en un modelo de ecuaciones estructurales con mínimos cuadrados parciales (PLS-SEM), por medio del cual se valida la funcionalidad de AIDET para implementarse en un entorno educativo automatizado. Este análisis también proporciona evidencia empírica relevante para el diseño de políticas institucionales orientadas a integrar tecnologías basadas en inteligencia artificial de forma sostenible y pedagógicamente efectiva en la educación superior latinoamericana.

De manera que el objetivo de este estudio se centra en analizar el papel de la intención de uso de los Sistemas Tutores Inteligentes (STI) como una variable mediadora entre la satisfacción con el STI y el uso actual del STI, ya que este papel no ha sido analizado en profundidad en la literatura científica.

Así, tras esta breve introducción se abordan los antecedentes, la contribución del estudio y formulación de hipótesis, la metodología empleada, los resultados y discusión, para finalizar con las conclusiones, limitaciones y futuras líneas de investigación.

II. Antecedentes

El uso de tutores inteligentes en universidades ya es una realidad consolidada en diversas instituciones educativas alrededor del mundo, evidenciando consistentemente impactos positivos en variables educativas críticas [13]. Su efectividad ha sido confirmada por múltiples estudios que destacan mejoras en el rendimiento académico, la motivación estudiantil, la autonomía en el aprendizaje y la satisfacción del usuario. Ejemplos como Iris [14], Oscar [15], AutoTutor [16], ActiveMath [17], KERMIT [18] o ITSPOKE [19], han validado estos beneficios en diferentes contextos mediante retroalimentación inmediata, personalización de contenidos y adaptabilidad.

Casos adicionales como el JO-Tutor para mejorar el aprendizaje de Objetos Java en la Universidad de Al-Azhar [20], el sistema de apoyo a la escritura para la gramática Arabe [21], el STI para el aprendizaje de idiomas de University of Helsinki Revita [22], la plataforma para aprendizaje de matemáticas ALEKS [23], el *artificial intelligence-enabled intelligent assistant* (AIIA) para la enseñanza en educación superior [24] o el STI para educación masiva Korbit [25] refuerzan los hallazgos previos, confirmando el potencial de estos sistemas para mejorar competencias disciplinares y transversales.

En Latinoamérica, el desarrollo e implementación del sistema AIDET, representa una contribución distintiva. Este STI incorpora arquitectura basada en inteligencia artificial generativa, procesamiento paralelo, y modelos pedagógicos como Bloom y VARK [26]. Su implementación con 299 estudiantes universitarios en un entorno altamente automatizado constituye una validación empírica única en la región, vinculando directamente variables como satisfacción del estudiante, intención de uso y uso real. Estas evidencias respaldan la idea de que los STI permiten experiencias personalizadas que favorecen la continuidad en el uso educativo [27]. De manera que estos sistemas están permitiendo crear experiencias educativas personalizadas que prometen aumentar la satisfacción del estudiante e incentivan su intención de uso continuo de estas tecnologías.

Diversos estudios recientes han confirmado la existencia de relaciones significativas entre la satisfacción del usuario, la intención de uso y el uso continuado de tecnologías educativas, validando así supuestos similares a los que se plantean en esta investigación. Desde el enfoque metodológico, la mayoría de estos trabajos emplean modelos estructurales como TAM, UTAUT o *Expectation-Confirmation Model* (ECM), utilizando análisis estadísticos como PLS-SEM o regresión múltiple para validar las relaciones entre constructos.

En el estudio de [28], se aplicó un modelo de aceptación tecnológica extendido (TAM), utilizando la técnica de mínimos cuadrados parciales (PLS-SEM) para analizar los determinantes de la intención conductual de uso en entornos de educación superior. Los autores encontraron que tanto la utilidad percibida como la facilidad de uso percibida presentan relaciones directas y positivas con la intención de uso. Además, ambas variables también mostraron una relación directa y positiva con la satisfacción del usuario, y esta última, a su vez, influye positiva y directamente sobre la intención de uso.

De forma complementaria, en el estudio de [29], se aplicó un modelo combinado de UTAUT y DeLone & McLean mediante PLS-SEM para evaluar factores que influyen en el uso de la plataforma ClassStart en Tailandia. Los resultados revelaron que la expectativa de rendimiento, la influencia social, la calidad de la información y la calidad del sistema impactan positivamente en la intención de uso, mientras que la satisfacción se analizó como variable independiente, no como mediadora.

Por su parte, [30] integraron los modelos de éxito de sistemas de información de DeLone y McLean (IS) y el Modelo de Confirmación de Expectativas (ECM) para analizar la intención de uso continuado de aulas virtuales en estudiantes universitarios durante la pandemia. Sus hallazgos demostraron que tanto la utilidad percibida como la satisfacción influyen significativamente en la intención de continuidad, y que esta última se ve afectada por la confirmación de expectativas respecto a la calidad del servicio, del sistema y del instructor.

Igualmente, [31] realizaron un estudio empírico en educación superior para evaluar la satisfacción e intención de uso continuado de plataformas e-learning, utilizando un modelo extendido de Expectativa-Confirmación (ECM). Mediante análisis PLS-SEM, encontraron que la confirmación de expectativas influye directamente en la percepción del diseño del curso y el proceso de aprendizaje, lo cual impacta de forma positiva en la satisfacción del usuario. A su vez, dicha satisfacción se asocia significativamente con la intención de uso continuado, actuando como variable mediadora en el modelo propuesto.

De igual manera, diversos modelos teóricos han establecido que la intención de uso actúa como mediador clave entre la percepción del sistema (como la satisfacción y la utilidad percibida) y el comportamiento efectivo del usuario. Esta estructura causal ha sido validada en múltiples contextos educativos mediante enfoques cuantitativos como PLS-SEM y modelos de ecuaciones estructurales.

En otro estudio [32] aplicaron el Modelo de Aceptación Tecnológica (TAM) para examinar la aceptación del aprendizaje en línea por parte de estudiantes universitarios. A través de un enfoque cuantitativo con análisis de regresión, identificaron que tanto la utilidad percibida como la facilidad de uso influyen significativamente en la actitud hacia el uso de tecnologías educativas, y esta actitud, a su vez, predice la intención conductual.

Del mismo modo, [33] realizaron estudios ampliando el Modelo de Aceptación Tecnológica (TAM) para explicar la intención de uso continuado en entornos de aprendizaje en línea, incorporando constructos como la satisfacción del usuario y el placer percibido. A través de un análisis estructural aplicado a usuarios reales de plataformas educativas, demostraron que la satisfacción tiene una influencia directa y significativa sobre la intención de uso continuado, la cual a su vez predice el uso efectivo del sistema.

Desde una perspectiva empírica reciente, [34] analizaron las percepciones estudiantiles sobre el uso de inteligencia artificial generativa en contextos universitarios, empleando un modelo basado en la Teoría del Valor-Expectativa (EVT). Sus hallazgos, obtenidos mediante análisis estructurales aplicados a una muestra de 405 estudiantes, demostraron que el valor percibido tiene una influencia positiva significativa en la intención de uso, mientras que el costo percibido influye negativamente, aunque de manera débil.

Desde una perspectiva centrada en la personalización del aprendizaje y la motivación del estudiante, [35] analizaron cómo el uso de sistemas tutores inteligentes que combinan técnicas de aprendizaje automático con opciones de decisión por parte del usuario impacta en la motivación, el rendimiento y la intención de uso continuado. En su estudio experimental, los autores encontraron que al permitir al estudiante mayor autonomía dentro del STI, se incrementa la motivación intrínseca y se fortalece la intención de seguir utilizando la plataforma. Estos resultados validan empíricamente la intención de uso como una variable mediadora clave entre la experiencia personalizada del usuario (percepción de control y satisfacción) y su conducta tecnológica,

Estos estudios refuerzan la necesidad de continuar explorando la aceptación tecnológica para garantizar una integración efectiva y sostenible de los Sistemas tutores inteligentes en el ámbito educativo universitario [36], [37] identificando así las mejores técnicas y usabilidad para su aceptación y uso por parte de estudiantes.

III. Contribución del Estudio y Formulación de Hipótesis

La revisión bibliográfica presentada demuestra claramente que la satisfacción, la intención de uso y el uso real constituyen variables clave en la aceptación y éxito de sistemas educativos basados en inteligencia artificial. No obstante, pocos estudios se han enfocado en la evaluación empírica integrada de estos constructos en contextos altamente automatizados, específicamente en universidades latinoamericanas. Este estudio busca llenar dicha brecha al analizar un Sistema Tutor Inteligente desarrollado localmente, denominado AIDET e implementado en UTESA, República Dominicana.

A diferencia de otros trabajos, la presente investigación incorpora datos reales sobre el uso del sistema por parte de 299 estudiantes universitarios, permitiendo validar empíricamente un modelo estructural original en este contexto regional. Este enfoque no solo ofrece una perspectiva única, sino también contribuciones sustanciales en términos teóricos y prácticos. Desde la perspectiva teórica, se busca confirmar la mediación crítica de la intención de uso entre la satisfacción percibida y el

uso efectivo, fortaleciendo el entendimiento conceptual sobre qué factores determinan la adopción y continuidad de tecnologías educativas avanzadas. Desde una óptica práctica, se ofrecen directrices empíricamente respaldadas para los desarrolladores de STI y para responsables institucionales sobre qué variables priorizar al momento de implementar y optimizar sistemas basados en IA para garantizar una mayor aceptación y uso continuado.

De acuerdo con los fundamentos teóricos expuestos y el contexto de investigación presentado, se establecen las siguientes hipótesis:

H1: La satisfacción con el Sistema Tutor Inteligente (STI) influye en el uso actual del Sistema Tutor Inteligente (STI).

H2: La relación entre la satisfacción con el Sistema Tutor Inteligente (STI) y el uso actual del Sistema Tutor Inteligente (STI) se encuentra positivamente mediada por la intención del uso del Sistema Tutor Inteligente (STI).

En la fig. 1 se muestra el modelo estructural teórico propuesto.

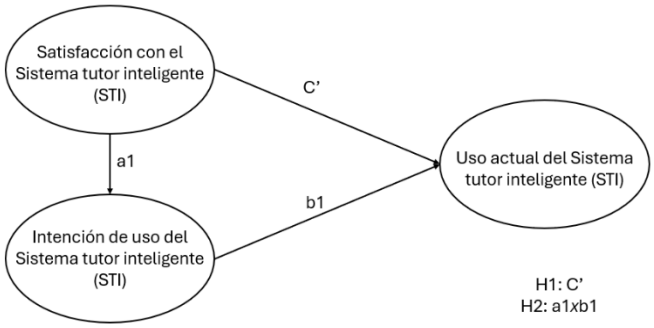

Fig. 1 Modelo estructural teórico propuesto.

IV. Metodología

A. Diseño del cuestionario

Con el fin de dar respuesta a los objetivos planteados, se llevó a cabo una metodología cuantitativa a través de un cuestionario debidamente estructurado, abordándose cuatro bloques claramente diferenciados: En el primer bloque de ellos se abordaron cuestiones relativas a la calidad en sus diferentes aspectos como en la educación, los servicios, los sistemas técnicos y contenidos e información; en un segundo bloque aspectos relacionados con la facilidad de uso, utilidad percibida y satisfacción; en un tercer bloque la intención de uso y el uso actual y, finalmente, en el cuarto bloque, los aspectos sociodemográficos. Los tres primeros bloques se encontraban formulados a través de escalas de Likert de 7 puntos, donde 1 hacía referencia a "Completamente en desacuerdo" y 7 a "Completamente de acuerdo". En cuanto al cuarto bloque, las preguntas eran dicotómicas (p.e., género, si trabajaban a la vez que estudiaban y, en el caso de trabajar, si este estaba relacionado con el uso de tecnologías), policotómicas (p.e., la rama de conocimiento y el nivel de renta disponible mensual) y de respuesta abierta (p.e., edad y carrera que el/la encuestado/a está estudiando).

B. Trabajo de campo

El trabajo de campo se llevó a cabo durante los meses de febrero y marzo de 2025 a los estudiantes de la asignatura Inglés I de UTESA. Sobre un total de 299 cuestionarios totales, se obtuvieron 280 cuestionarios finales válidos tras un proceso inicial de depuración mediante el cual se eliminaron aquellos cuestionarios con más de un 15% de datos perdidos por caso [38]. A través del programa estadístico G*Power se calculó el tamaño muestral mínimo de relevancia, situado en 107, si bien, autores como [39], recomiendan incrementar este tamaño mínimo en 100 casos más, situándose finalmente en 207 cuestionarios. En el presente estudio los cuestionarios válidos obtenidos fueron de 280, situándose por encima de los 207 cuestionarios de referencia, quedando por lo tanto justificado el tamaño muestral empleado.

C. Análisis preliminar de los datos y perfil sociodemográfico muestral

En la tabla I se muestran los resultados del análisis preliminar de los datos, obteniéndose la media (M), la desviación típica (DT) y el test de normalidad de Kolmogorov-Smirnov, este último con la finalidad de testar la normalidad (o no) de los datos. Los resultados obtenidos evidencian que los datos no siguen una distribución de normalidad ($p<0,05$), por lo que son de naturaleza no paramétrica y, por lo tanto, se le aplicarán test no paramétricos en apartados posteriores.

TABLA I
Análisis Preliminar de Datos

	M	DT	Norm.
Intención de uso (UI)			
UI1- Tiendo a utilizar el sistema de Sistema Tutor Inteligente	4,58	2,084	0,000[C]
UI2 – Creo que el uso del Sistema Tutor Inteligente está disponible	4,67	2,015	0,000[C]
UI3 – Es probable que utilice el Sistema de Tutor Inteligente en un futuro próximo	4,83	2,113	0,000[C]
Uso actual (AU)			
AU1 – Uso el Sistema de Tutor Inteligente a diario	4,05	2,220	0,000[C]
AU2 – Utilizo el Sistema de Tutor Inteligente con frecuencia	4,17	2,090	0,000[C]
AU3 – Visito el Sistema de Tutor Inteligente a menudo	4,22	2,137	0,000[C]

Satisfacción (SAT)			
SAT1 – El Sistema de Tutor Inteligente es agradable	4,84	2,126	0,000[C]
SAR2 – Estoy suficientemente satisfecho con el Sistema de Tutor Inteligente	4,83	2,088	0,000[C]
SAT3 – El Sistema de Tutor Inteligente satisface mis necesidades educativas	4,80	2,106	0,000[C]
SAT4 – Estoy satisfecho con el rendimiento del Sistema de Tutor Inteligente	4,85	2,085	0,000[C]
SAT5 – El Sistema de Tutor Inteligente me resulta agradable	4,85	2,109	0,000[C]
SAT6 – El Sistema de Tutor Inteligente me da confianza en mí mismo	4,77	2,090	0,000[C]

Notas: M: Media; DT: Desviación típica; Norm.: Test de normalidad de Kolmogorov-Smirnov

En cuanto al perfil sociodemográfico, este responde al de una mujer de 18 años de la rama de ingeniería y ciencias de la salud que estudia medicina y trabaja en actividades relacionadas con la tecnología, con un nivel de renta de menos de RD$10,000 al mes. En la tabla II se muestran los resultados del perfil sociodemográfico de la muestra más detalladamente.

TABLA II
PERFIL SOCIODEMOGRÁFICO

Variable	**%**
Género	
Masculino	46,3
Femenino	53,7
Edad	
18 años o menos	52,0
Más de 18 años	48,0
Rama de conocimiento	
Ciencias	3,7
Ingeniería	40,5
Ciencias de la salud	40,5
Ciencias Sociales	7,8
Humanidades	7,4
Nivel de renta	
Menos de RD$10,000	44,6
De RD$10,001 a RD$20,000	33,1
De RD$20,001 a RD$30,000	12,3
Más de RD$30,000	10,0
¿Trabaja y estudia?	
Sí	53,0
No	47,0
¿El trabajo está relacionado con la tecnología?	
Sí	53,2
No	46,8
Carrera que cursa actualmente	
Medicina	26,8
Ingeniería en sistemas computacionales	11,2
Arquitectura	10,4
Ingeniería civil	9,3
Otras	42,3

D. Análisis estadístico

Durante la realización de este estudio se emplearon diversos programas estadísticos para diferentes fines. En primer lugar, se empleó el programa G*Power para determinar el tamaño muestral mínimo de referencia; posteriormente, se empleó Microsoft Excel para el tabulado de los casos y SPSS 24.0 para la obtención del análisis preliminar de los datos y el perfil sociodemográfico de la muestral. Finalmente, el programa de ecuaciones estructurales basado en mínimos cuadrados parciales (en adelante, PLS-SEM) SmartPLS 4.1 para la obtención del modelo de ecuaciones estructurales.

Dado el carácter explicativo del modelo [40], el foco de estudio se centrará en el poder explicativo del modelo, el tamaño de efecto de las variables endógenas y el contraste de las hipótesis planteadas.

V. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

A. Análisis del modelo de medida

El análisis del modelo de medida se lleva a cabo a nivel individual o de ítem o a nivel de constructo o de consistencia interna. En cuanto al primero de ellos, se abordan las cargas factoriales, donde valores superiores a 0,70 son necesarios [41]. En cuanto al análisis a nivel de consistencia interna, la fiabilidad compuesta (en adelante, r_A) testa la rigurosidad con la que los ítems de un constructo están midiendo dicho constructo, siendo necesario valores por encima de 0,70 [42]. En cuanto a la validez convergente, valores de varianza extraída media (en adelante, AVE) superiores a 0,50 indicarían que cada constructo contribuye a explicar, al menos, un 50% de la varianza de los ítems asignados [43]. Finalmente, en cuanto a la validez discriminante, esta testa en qué medida un constructo es diferente empíricamente al resto de constructos que forman parte del modelo estructural. La ratio Heterotrait-Monotrait es aquella que mejor detecta la ausencia de validez discriminante. Autores como [44] indican que existe validez discriminante siempre que los valores asociados de ratio Heterotrait-Monotrait sean inferiores a 0,85.

En la tabla III se muestran los resultados del análisis de fiabilidad y validez del modelo de medida tanto a nivel individual como a nivel de consistencia interna. Los resultados obtenidos evidencian una óptima fiabilidad y validez tanto a

nivel individual como a nivel de consistencia interna, siendo el siguiente paso el análisis del modelo estructural.

TABLA III
EVALUACIÓN DEL MODELO DE MEDIDA

	Cargas	r_A	AVE	Ratio Heterotrait-Monotrait		
					AU	IU
Intención de uso (UI)		0,966[S]	0,936[S]	**AU**		
UI1	0,968					
UI2	0,970			**IU**	0.794[S]	
UI3	0,965					
				SAT	0.739[S]	0.811[S]
Uso actual (AU)		0,970[S]	0,942[S]			
AU1	0,973					
AU2	0,971					
AU3	0,968					
Satisfacción (SAT)		0,989[S]	0,945[S]			
SAT1	0,963					
SAT2	0,980					
SAT3	0,977					
SAT4	0,976					
SAT5	0,977					
SAT6	0,961					

Notas: S: significativo para IC95%.

B. Análisis del modelo estructural

Este poder explicativo viene determinado por el coeficiente de determinación (R^2), donde valores de este coeficiente superiores a 0,25, 0,50 y 0,75 indicarían un poder explicativo de las variables endógenas débil, moderado y sustancial respectivamente [45]. En cuanto al tamaño de efecto (f^2), valores por encima de 0,02, 0,15 y 0,35 indican tamaños de efecto pequeños, moderados y grandes respectivamente [46]. En la tabla IV se muestran los resultados.

De entre los principales resultados cabe destacar el poder explicativo sustancial de la variable intención de uso, con un R2 cercano al 0,80 (80%), lo que indicaría que la variable satisfacción explica casi el 80% de la varianza de la variable endógena intención de uso. Por otro lado, se observa un poder explicativo moderado de la variable uso actual, explicando la intención de uso y la satisfacción un 46,06% y un 13,75% respectivamente de la varianza de la variable endógena uso actual. En cuanto al tamaño de efecto, los resultados obtenidos van en consonancia con la varianza explicada y el coeficiente de determinación obtenido, siendo el efecto generado por la intención de uso sobre el uso actual moderado y significativo, mientras que no hay efecto alguno de la satisfacción sobre el uso actual.

TABLA IV
PODER EXPLICATIVO Y TAMAÑO DE EFECTO

	R^2	β	Corr.	V.E.	f^2(Sig.)
Intención de uso (UI)	0,793				
Satisfacción (SAT)		0,890	0,890	79,3%	3,822(0,000) – Grande y significativo
Uso actual (AU)	0,598				
Satisfacción (SAT)		0,190	0,724	13,75%	0,019(0,590) – Sin efecto
Intención de uso (UI)		0,599	0,769	46,06%	0,185(0,041) – Moderado y significativo

Finalmente, para testar las hipótesis planteadas (ya sean efectos directos o indirectos) se ha procedido mediante una técnica no paramétrica como son los intervalos de confianza con sesgo corregido (Bias Corrected) al 95%, aplicando la técnica de *bootstrapping* con 10,000 submuestras [47]. Por otro lado, para el testeo de las mediaciones se ha acudido al VAF (Variance Accounted For) tal y como señalan autores de referencia [48]. Valores de VAF inferiores al 20% indicaría que no existe mediación; valores situados entre el 21% y el 80% indicaría mediación parcial, mientras que valores de VAF superiores al 80% indicaría una mediación total [49]. De igual modo, cuanto el efecto directo es no significativo y el indirecto es significativo, la mediación es total sin necesidad de acudir al VAF [49]. En la tabla V se muestran los resultados del testeo de los efectos directos e indirectos.

Tal y como se puede observar, se observa un efecto mediador total de la variable intención de uso entre la satisfacción y el uso actual del STI, indicando esto que la satisfacción con el empleo del STI implica un uso actual de dicha herramienta siempre que haya una intención de uso de la herramienta.

TABLA V
TESTEO DE EFECTOS

Hipótesis	β	Bias Corrected CI (95%)		
EFECTOS DIRECTOS		**2,5%**	**97,5%**	
H1(c'): Satisfacción → Uso actual	0,190[NS]	-0,089	0,446	
a1: Satisfacción → Intención de uso	0,890[SIG]	0,830	0,931	
b1: Intención de uso → Uso actual	0,599[SIG]	0,356	0,868	
EFECTOS INDIRECTOS				**VAF**
H2(a1xb1): Satisfacción → Intención de uso → Uso actual	0,533[SIG]	0,314	0,795	73,72% - Mediación total

De manera que los resultados del análisis estructural indican que la satisfacción percibida con el Sistema Tutor Inteligente no tiene un efecto directo significativo sobre el uso actual del sistema, conforme a los criterios de significancia estadística establecidos para modelos PLS-SEM [38]. En cambio, la relación entre satisfacción y uso actual se da exclusivamente a través de la intención de uso, confirmándose una mediación total, de acuerdo con las recomendaciones metodológicas para análisis de mediación en modelos de ecuaciones estructurales [48]. Esto significa que, aunque los estudiantes estén satisfechos con el sistema, su uso efectivo depende de que desarrollen una clara intención de utilizarlo. La satisfacción explica una proporción significativa de la variabilidad en la intención de uso (R^2 = 0.793, considerado sustancial), y la intención de uso, a su vez, explica el uso actual del sistema (R^2 = 0.598, considerado moderado) según los puntos de corte propuestos por [38]. Estos hallazgos refuerzan la importancia de fortalecer no solo la experiencia satisfactoria del usuario, sino también estrategias que incrementen de manera explícita su intención de continuar utilizando el sistema.

Los resultados obtenidos en la presente investigación ponen de manifiesto una influencia de la satisfacción del estudiante con el uso del Sistema Tutor Inteligente sobre la intención de uso del Sistema Tutor Inteligente, pero no sobre el Uso Actual del mismo, lo que evidencia un papel mediador de la Intención de Uso del STI. Estos resultados van en

consonancia con los modelos de Aceptación Tecnológica (TAM), UTAUT y de DeLone y McLean.

La satisfacción se conforma como una variable predictora de la intención de uso, tal y como ya apuntaron estudios previos como el de [33] y [28], afectando esta variable de intención de uso al uso real de la tecnología, en este caso de los STI. Otros autores como [30] en sus estudios llevados a cabo durante la pandemia, afirmaron que, sin la existencia de una clara intención de uso, la satisfacción no podía garantizar un uso continuado y real de las plataformas digitales, resultados que van en consonancia con lo obtenido en el presente estudio.

Por otro lado, la intención de uso explicada con un 46% de la variabilidad del uso actual, y la satisfacción, únicamente con un 13,7%, evidencia lo mencionado por autores previos como [32] y [35], estableciendo que la satisfacción se ha de traducir en una intención concreta de uso para que esta se manifieste en conductas reales desde un punto de vista tecnológico.

En la fig. 2 se muestra el modelo estructural final con mediación.

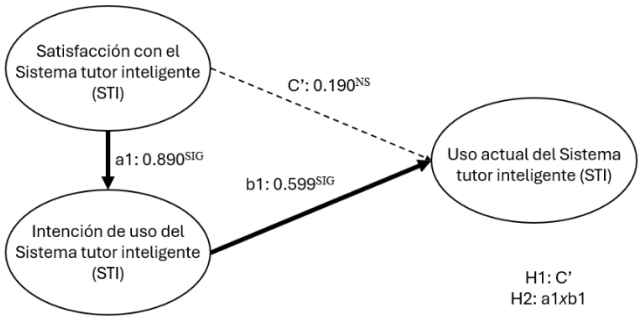

Fig. 2 Modelo estructural final

VI. Conclusiones, implicaciones y futuras líneas de investigación

Este estudio proporciona evidencia empírica robusta sobre el papel mediador de la intención de uso en la relación entre la satisfacción percibida y el uso efectivo de un Sistema Tutor Inteligente (STI) *Adaptive Intelligent Didactic Educational Tutor* (AIDET), en un contexto universitario de República Dominicana. A partir de los resultados obtenidos se confirma que la satisfacción percibida con un Sistema Tutor Inteligente, aunque necesaria, no es suficiente por sí sola para garantizar su uso efectivo en entornos de educación superior. Se evidenció una mediación total de la intención de uso entre la satisfacción y el uso actual, indicando que solo aquellos estudiantes que desarrollan una fuerte intención de utilizar el sistema, motivados por su satisfacción, son los que efectivamente lo utilizan. Por tanto, las estrategias de implementación de STI deben enfocarse en diseñar experiencias que no solo eleven la satisfacción, sino que incentiven la intención de uso explícita, asegurando así la adopción efectiva y sostenida de estas tecnologías educativas.

Como líneas futuras de investigación, se propone: (1) replicar este modelo en otros contextos y con diferentes STI para validar la generalización de los hallazgos; (2) incorporar variables adicionales como motivación, autoeficacia y percepción de utilidad para enriquecer el modelo explicativo; (3) analizar las diferencias por género, edad o disciplina académica para identificar patrones específicos de aceptación; y (4) realizar estudios longitudinales que midan la evolución de la intención y el uso real a lo largo del tiempo.

VII. Agradecimiento

Esta investigación se basa en un trabajo financiado por el Fondo Nacional de Investigación (FONDOCYT) del Ministerio de Educación Superior, Ciencia y Tecnología (MESCYT) de República Dominicana, con el código de proyecto 2022-3B4-106 y número de documento VCYT-556, otorgado al primer y segundo autor. Las opiniones, hallazgos, conclusiones o recomendaciones expresadas en este articulo no necesariamente reflejan las del MESCYT.

Referencias

[1] M. Keshavarz y Z. Mirmoghtadaie, “Book Review: Teaching in a Digital Age: Guidelines for Designing Teaching and Learning–Third Edition, authored by Anthony William (Tony) Bates (Tony Bates Associates Ltd., 2022)”, Int. Rev. Res. Open Distrib. Learn., vol. 24, n.º 2, pp. 192–195, marzo de 2023. Accedido el 23 de enero de 2025. [En línea]. Disponible: https://doi.org/10.19173/irrodl.v24i2.7063

[2] T. Anderson, “14. Teaching in an Online Learning Context”, en The Theory and Practice of Online Learning. Athabasca Univ. Press, 2008, pp. 343–366. Accedido el 23 de enero de 2025. [En línea]. Disponible: https://doi.org/10.15215/aupress/9781897425084.016

[3] Ahmad Abdullahi Ibrahim, “Education and Technology: Key Issues and Debates by Neil Selwyn, London: Continuum, 2011”, J. Creative Writing (ISSN-2410-6259), vol. 1, n.º 4, diciembre de 2015. Accedido el 23 de enero de 2025. [En línea]. Disponible: https://doi.org/10.70771/jocw.v1i4.21

[4] R. Luckin, W. Holmes, M. Griffiths y L. B. Forcier, Intelligence Unleashed: An Argument for AI in Education. Londres: Pearson, 2016. [En línea]. Disponible en: https://discovery.ucl.ac.uk/id/eprint/1475756/

[5] Y. Hernández, E. Sucar y C. Conati, “An Affective Behavior Model for Intelligent Tutors”, en Intelligent Tutoring Systems. Berlin, Heidelberg: Springer Berl. Heidelb., s. f., pp. 819–821. Accedido el 23 de enero de 2025. [En línea]. Disponible: https://doi.org/10.1007/978-3-540-69132-7_118

[6] H. Huang, Y. Chen y P.-L. P. Rau, “Exploring acceptance of intelligent tutoring system with pedagogical agent among high school students”, Universal Access Inf. Soc., septiembre de 2021. Accedido el 23 de enero de 2025. [En línea]. Disponible: https://doi.org/10.1007/s10209-021-00835-x

[7] C. Conati, O. Barral, V. Putnam y L. Rieger, “Toward personalized XAI: A case study in intelligent tutoring systems”, Artif. Intell., vol. 298, p. 103503, septiembre de 2021. Accedido el 23 de enero de 2025. [En línea]. Disponible: https://doi.org/10.1016/j.artint.2021.103503

[8] D. Mosquera-González, A. Valencia-Arias, M. Benjumea-Arias y L. Palacios-Moya, “Factores asociados al uso de tecnologías de la información y la comunicación (TIC) en los procesos de aprendizaje de estudiantes de ingeniería”, Form. Univ., vol. 14, n.º 2, pp. 121–132, abril de 2021. Accedido el 23 de enero de 2025. [En línea]. Disponible: https://doi.org/10.4067/s0718-50062021000200121

[9] F. Abdullah, R. Ward y E. Ahmed, “Investigating the influence of the most commonly used external variables of TAM on students’ Perceived Ease of Use (PEOU) and Perceived Usefulness (PU) of e-portfolios”, Comput. Human Behav., vol. 63, pp. 75–90, octubre de 2016. Accedido el 23 de enero de 2025. [En línea]. Disponible: https://doi.org/10.1016/j.chb.2016.05.014

[10] Venkatesh, Morris, Davis y Davis, “User Acceptance of Information Technology: Toward a Unified View”, MIS Quart., vol. 27, n.º 3, p. 425, 2003. Accedido el 23 de enero de 2025. [En línea]. Disponible: https://doi.org/10.2307/30036540

[11] “The DeLone and McLean Model of Information Systems Success: A Ten-Year Update”, J. Manage. Inf. Syst., vol. 19, n.º 4, pp. 9–30, abril de 2003. Accedido el 23 de enero de 2025. [En línea]. Disponible: https://doi.org/10.1080/07421222.2003.11045748

[12] A. Pena-Molina, R. Then, C. P. Weinthal y M. M. Larrondo-Petrie, “EMPOWERING ENGINEERING EDUCATION: A COMPREHENSIVE ANALYSIS OF INTELLIGENT TUTORING SYSTEMS FOR ENGINEERING COURSES”, en 16th annu. Int. Conf. Educ., Res. Innov., Seville, Spain, 13–14 de noviembre de 2023. IATED, 2023. Accedido el 23 de enero de 2025. [En línea]. Disponible: https://doi.org/10.21125/iceri.2023.2424

[13] A. N. Akkila, A. Almasri, A. Ahmed, N. Al-Masri, Y. Abu Sultan, A. Y. Mahmoud, I. Zaqout y S. S. Abu-Naser, “Survey of Intelligent Tutoring Systems up to the end of 2017,” Int. J. Acad. Inf. Syst. Res. (IJAISR), vol. 3, no. 4, pp. 36–49, abril de 2019. Accedido el 23 de enero de 2025. [En línea]. Disponible: http://www.ijeais.org/ijaisr

[14] P. Bassner, E. Frankford y S. Krusche, “Iris: An AI-Driven Virtual Tutor for Computer Science Education”, en ITiCSE 2024: Innov. Technol. Comput. Sci. Educ., Milan Italy. New York, NY, USA: ACM, 2024. Accedido el 23 de enero de 2025. [En línea]. Disponible: https://doi.org/10.1145/3649217.3653543

[15] J. A. Durango Hernández y Y. S. Pascuas Rengifo, "Los sistemas tutores inteligentes y su aplicabilidad en la educación," Horizontes Pedagógicos, vol. 17, no. 2, pp. 104–116, 2015. Accedido el 23 de enero de 2025. [En línea]. Disponible: https://dialnet.unirioja.es/descarga/articulo/5455071.pdf

[16] Z. Cai y X. Hu, “AutoTutor”, en Deep Comprehension. Routledge, 2018, pp. 140–153. Accedido el 23 de enero de 2025. [En línea]. Disponible: https://doi.org/10.4324/9781315109503-12

[17] D. Pholo y S. Ngwira, “Integrating explicit problem-solving teaching into activemath, an intelligent tutoring system”, en 2013 Int. Conf. Adaptive Sci. Technol. (ICAST), Pretoria, South Africa, 25–27 de noviembre de 2013. IEEE, 2013. Accedido el 23 de enero de 2025. [En línea]. Disponible: https://doi.org/10.1109/icastech.2013.6707521

[18] P. Suraweera y A. Mitrovic, “KERMIT: A Constraint-Based Tutor for Database Modeling”, en Intelligent Tutoring Systems. Berlin, Heidelberg: Springer Berl. Heidelb., 2002, pp. 377–387. Accedido el 23 de enero de 2025. [En línea]. Disponible: https://doi.org/10.1007/3-540-47987-2_41

[19] D. J. Litman y S. Silliman, “ITSPOKE”, en Demonstr. Pap. HLT-NAACL 2004, Boston, Massachusetts, 2–7 de mayo de 2004. Morristown, NJ, USA: Assoc. Comput. Linguistics, 2004. Accedido el 23 de enero de 2025. [En línea]. Disponible: https://doi.org/10.3115/1614025.1614027

[20] S. Abu-Naser, A. Ahmed, N. Al-Masri, A. Deeb, E. Moshtaha y M. Abu Lamdy, “An Intelligent Tutoring System for Learning Java Objects”, Int. J. Artif. Intell. & Appl., vol. 2, n.º 2, pp. 68–77, abril de 2011. Accedido el 23 de enero de 2025. [En línea]. Disponible: https://doi.org/10.5121/ijaia.2011.2205

[21] S. N. Sumayah Natheer, “Agent-based Intelligent Tutoring System for Arabic Grammar”, j. King Abdulaziz Univ. Comput. Inf. Technol. Sci., vol. 11, n.º 2, pp. 1–24, enero de 2022. Accedido el 23 de enero de 2025. [En línea]. Disponible: https://doi.org/10.4197/comp.11-2.1

[22] A. Katinskaia, J. Hou, A.-d. Vu y R. Yangarber, “Linguistic Constructs Represent the Domain Model in Intelligent Language Tutoring”, en Proc. 17th Conf. Eur. Chapter Assoc. Comput. Linguistics: System Demonstrations, Dubrovnik, Croatia. Stroudsburg, PA, USA: Assoc. Comput. Linguistics, 2023. Accedido el 23 de enero de 2025. [En línea]. Disponible: https://doi.org/10.18653/v1/2023.eacl-demo.16

[23] E. Cosyn, H. Uzun, C. Doble y J. Matayoshi, “A practical perspective on knowledge space theory: ALEKS and its data”, J. Math. Psychol., vol. 101, p. 102512, abril de 2021. Accedido el 23 de enero de 2025. [En línea]. Disponible: https://doi.org/10.1016/j.jmp.2021.102512

[24] R. Sajja, Y. Sermet, M. Cikmaz, D. Cwiertny y I. Demir, “Artificial Intelligence-Enabled Intelligent Assistant for Personalized and Adaptive Learning in Higher Education”, Information, vol. 15, n.º 10, p. 596, septiembre de 2024. Accedido el 23 de enero de 2025. [En línea]. Disponible: https://doi.org/10.3390/info15100596

[25] F. St-Hilaire et al., "A New Era: Intelligent Tutoring Systems Will Transform Online Learning for Millions," arXiv preprint arXiv:2203.03724, 2022. Accedido el 23 de enero de 2025. [En línea]. Disponible: https://arxiv.org/abs/2203.03724.

[26] G. Cascante Cruz, L. Espinal, E. Marte Zorrilla y R. Then, “Exploring Intelligent Tutoring Systems: Integrating GAI and Advanced Pedagogy for Design, Challenges, and Potentia”, en 22nd LACCEI Int. Multi-Conf. Eng., Educ. Technol. (LACCEI 2024): “Sustain. Eng. Diverse, Equitable, Inclusive Future Service Educ., Res., Industry Soc. 5.0.”. Latin Amer. Caribbean Consortium Eng. Institutions, 2024. Accedido el 23 de enero de 2025. [En línea]. Disponible: https://doi.org/10.18687/laccei2024.1.1.2017

[27] B. Anuyahong, C. Rattanapong y I. Patcha, “Analyzing the Impact of Artificial Intelligence in Personalized Learning and Adaptive Assessment in Higher Education”, Int. J. Res. Scientific Innov., vol. X, n.º IV, pp. 88–93, 2023. Accedido el 23 de enero de 2025. [En línea]. Disponible: https://doi.org/10.51244/ijrsi.2023.10412

[28] A. Revythi y N. Tselios, “Extension of technology acceptance model by using system usability scale to assess behavioral intention to use e-learning”, Educ. Inf. Technol., vol. 24, n.º 4, pp. 2341–2355, febrero de 2019. Accedido el 23 de enero de 2025. [En línea]. Disponible: https://doi.org/10.1007/s10639-019-09869-4

[29] N. Thongsri, L. Shen y Y. Bao, “Investigating factors affecting learner’s perception toward online learning: evidence from ClassStart application in Thailand”, Behaviour & Inf. Technol., vol. 38, n.º 12, pp. 1243–1258, febrero de 2019. Accedido el 23 de enero de 2025. [En línea]. Disponible: https://doi.org/10.1080/0144929x.2019.1581259

[30] X. Huang y H. Zhi, “Factors Influencing Students’ Continuance Usage Intention with Virtual Classroom during the COVID-19 Pandemic: An Empirical Study”, Sustainability, vol. 15, n.º 5, p. 4420, marzo de 2023. Accedido el 23 de enero de 2025. [En línea]. Disponible: https://doi.org/10.3390/su15054420

[31] W. S. Chow y S. Shi, “Investigating Students’ Satisfaction and Continuance Intention toward E-learning: An Extension of the Expectation – Confirmation Model”, Procedia - Social Behav. Sci., vol. 141, pp. 1145–1149, agosto de 2014. Accedido el 23 de enero de 2025. [En línea]. Disponible: https://doi.org/10.1016/j.sbspro.2014.05.193

[32] C. S. Said et al., “Exploring University Students’ Acceptance in Online Learning Using Technology Acceptance Model (TAM)”, Int. J.

Academic Res. Progressive Educ. Develop., vol. 11, n.º 4, noviembre de 2022. Accedido el 23 de enero de 2025. [En línea]. Disponible: https://doi.org/10.6007/ijarped/v11-i4/15066

[33] J. C. Roca, C.-M. Chiu y F. J. Martínez, "Understanding e-learning continuance intention: An extension of the Technology Acceptance Model", Int. J. Human-Comput. Stud., vol. 64, n.º 8, pp. 683–696, agosto de 2006. Accedido el 23 de enero de 2025. [En línea]. Disponible: https://doi.org/10.1016/j.ijhcs.2006.01.003

[34] C. K. Y. Chan y W. Zhou, "Deconstructing Student Perceptions of Generative AI (GenAI) through an Expectancy Value Theory (EVT)-based Instrument," arXiv preprint, arXiv:2305.01186, 2023. Accedido el 23 de enero de 2025. [En línea]. Disponible: https://doi.org/10.48550/arXiv.2305.01186.

[35] B. Clément, H. Sauzéon, D. Roy y P.-Y. Oudeyer, "Improved Performances and Motivation in Intelligent Tutoring Systems: Combining Machine Learning and Learner Choice," arXiv preprint, arXiv:2402.01669, 2024. Accedido el 23 de enero de 2025. [En línea]. Disponible: https://doi.org/10.48550/arXiv.2402.01669.

[36] C. K. Y. Chan y W. Hu, "Students' voices on generative AI: perceptions, benefits, and challenges in higher education", Int. J. Educ.al Technol. Higher Educ., vol. 20, n.º 1, julio de 2023. Accedido el 23 de enero de 2025. [En línea]. Disponible: https://doi.org/10.1186/s41239-023-00411-8

[37] A. Ghimire y J. Edwards, "Generative AI Adoption in the Classroom: A Contextual Exploration Using the Technology Acceptance Model (TAM) and the Innovation Diffusion Theory (IDT)", en 2024 Intermountain Eng., Technol. Comput. (IETC), Logan, UT, USA, 13–14 de mayo de 2024. IEEE, 2024. Accedido el 23 de enero de 2025. [En línea]. Disponible: https://doi.org/10.1109/ietc61393.2024.10564292

[38] J. F. Hair, G. T. M. Hult, C. M. Ringle y M. Sarstedt, A Primer on Partial Least Squares Structural Equation Modeling (PLS-SEM), 3.ª ed. Thousand Oaks, CA, EE. UU.: SAGE, 2022. Accedido el 23 de enero de 2025. [En línea]. Disponible: https://us.sagepub.com/en-us/nam/a-primer-on-partial-least-squares-structural-equation-modeling-pls-sem/book270548

[39] W. Reinartz, M. Haenlein y J. Henseler, "An empirical comparison of the efficacy of covariance-based and variance-based SEM", Int. J. Res. Marketing, vol. 26, n.º 4, pp. 332–344, diciembre de 2009. Accedido el 23 de enerode 2025. [En línea]. Disponible: https://doi.org/10.1016/j.ijresmar.2009.08.001

[40] J. Henseler, Composite-Based Structural Equation Modeling: Analyzing Latent and Emergent Variables. Nueva York, NY, EE. UU.: Guilford Press, 2021. Accedido el 23 de enero de 2025. [En línea]. Disponible:https://www.guilford.com/books/Composite-Based-Structural-Equation-Modeling/Jorg-Henseler/9781462545605

[41] F. Ali, S. M. Rasoolimanesh, M. Sarstedt, C. M. Ringle y K. Ryu, "An assessment of the use of partial least squares structural equation modeling (PLS-SEM) in hospitality research", Int. J. Contemporary Hospitality Manage., vol. 30, n.º 1, pp. 514–538, enero de 2018. Accedido el 23 de enero de 2025. [En línea]. Disponible: https://doi.org/10.1108/ijchm-10-2016-0568

[42] J. Henseler, G. Hubona y P. A. Ray, "Using PLS path modeling in new technology research: updated guidelines", Ind. Manage. & Data Syst., vol. 116, n.º 1, pp. 2–20, febrero de 2016. Accedido el 23 de enero de 2025. [En línea]. Disponible: https://doi.org/10.1108/imds-09-2015-0382

[43] C. Fornell y D. F. Larcker, "Evaluating Structural Equation Models with Unobservable Variables and Measurement Error", J. Marketing Res., vol. 18, n.º 1, p. 39, febrero de 1981. Accedido el 23 de enero de 2025. [En línea]. Disponible: https://doi.org/10.2307/3151312

[44] R. B. Kline, "Convergence of Structural Equation Modeling and Multilevel Modeling", en The SAGE Handbook of Innovation in Social Research Methods. 1 Oliver's Yard, 55 City Road, London EC1Y 1SP United Kingdom: SAGE Publ. LTD, s. f., pp. 562–589. Accedido el 23 de enero de 2025. [En línea]. Disponible: https://doi.org/10.4135/9781446268261.n31

[45] G. T. M. Hult, J. F. J. Hair, M. Sarstedt y C. M. Ringle, Primer on Partial Least Squares Structural Equation Modeling (PLS-SEM). SAGE Publ., Inc., 2013. Accedido el 23 de enero de 2025. [En línea].

[46] J. Cohen, Statistical Power Analysis for the Behavioral Sciences. Routledge, 2013. Accedido el 23 de enero de 2025. [En línea]. Disponible: https://doi.org/10.4324/9780203771587

[47] S. Streukens y S. Leroi-Werelds, "Bootstrapping and PLS-SEM: A step-by-step guide to get more out of your bootstrap results", Eur. Manage. J., vol. 34, n.º 6, pp. 618–632, diciembre de 2016. Accedido el 23 de enero de 2025. [En línea]. Disponible: https://doi.org/10.1016/j.emj.2016.06.003

[48] X. Zhao, J. G. Lynch y Q. Chen, "Reconsidering Baron and Kenny: Myths and Truths about Mediation Analysis", J. Consum. Res., vol. 37, n.º 2, pp. 197–206, agosto de 2010. Accedido el 23 de enero de 2025. [En línea]. Disponible: https://doi.org/10.1086/651257

[49] C. Nitzl, J. L. Roldan y G. Cepeda, "Mediation analysis in partial least squares path modeling", Ind. Manage. & Data Syst., vol. 116, n.º 9, pp. 1849–1864, octubre de 2016. Accedido el 23 de enero de 2025. [En línea]. Disponible: https://doi.org/10.1108/imds-07-2015-0302