

Capítulo 6

Análisis de mediación en un modelo de marketing por PLS-SEM

Sandra Nelly Leyva-Hernández¹⁹

Arcelia Toledo-López²⁰

Leonardo Ramos-López²¹

<https://doi.org/10.61728/AE20240493>



¹⁹ Doctora en Ciencias en Conservación y Aprovechamiento de Recursos Naturales, Profesora de la Facultad de Ingeniería y Negocios San Quintín, Universidad Autónoma de Baja California. *Autor de correspondencia: leyva.sandra@uabc.edu.mx ORCID: 0000-0002-5687-9945

²⁰ Doctora en Filosofía en Administración, Profesora en Centro Interdisciplinario de Investigación para el Desarrollo Integral, Unidad Oaxaca, Instituto Politécnico Nacional, Oaxaca, México, ORCID: 0000-0002-2328-5438

²¹ Doctor en Ciencias Administrativas, profesor en Facultad de Ingeniería y Negocios San Quintín, Universidad Autónoma de Baja California, ORCID: 0000-0003-3721-4216

Resumen

El modelado de ecuaciones estructurales por mínimos cuadrados parciales es menos restrictivo que el modelado de ecuaciones estructurales basado en covarianzas. No obstante, su aplicación no ha sido tan extendida en marketing y administración. Además, presenta ventajas en el análisis de la mediación. Por ello, el objetivo del estudio fue describir los criterios para analizar la mediación de variables con el modelado de ecuaciones estructurales por mínimos cuadrados parciales de forma interpretativa, usando como ejemplo el modelo de intención de comportamiento de visita a vinícola desde la perspectiva de marketing. Se describe la utilidad y ventajas de dicho modelado. Con esta técnica se determina si la mediación es indirecta, competitiva o complementaria en un modelo.

Introducción

El análisis multivariado ha evolucionado hacia técnicas de segunda generación como el modelado de ecuaciones estructurales que integra técnicas como el análisis factorial y el análisis de regresión lineal (Hair et al., 2017; Williams et al., 2009). Este tipo de modelado se divide en el basado en covarianza y basado en varianza (Rigdon et al., 2017).

La aplicación del modelado de ecuaciones estructurales basado en covarianzas considera supuestos estrictos como datos normales y tamaños de muestra grandes. Mientras que el modelado de ecuaciones estructurales por mínimos cuadrados parciales (Partial Least Squares Structural Equation Modeling, o PLS-SEM por sus siglas en inglés) es menos restrictivo, analiza modelos complejos y tamaños de muestra más reducidos (Hair et al., 2011). Se recomienda PLS-SEM para modelos complejos con más de 5 constructos y más de 6 indicadores por constructo (Sarstedt et al., 2014). Además, ofrece resultados de análisis que otros métodos no proporcionan, como la predicción en modelos de investigación (Nitzl y Chin, 2017). PLS-SEM no requiere normalidad de datos o una muestra grande y además puede estimar modelos de medición formativos y reflectivos (Ruiz et al., 2010).

Diferentes estudios muestran la aplicación de PLS-SEM en varias disciplinas (Roemer, 2016). Existe un aumento notorio de su uso en la investigación en negocios, en sistemas de información de gestión, en marketing y en gestión estratégica (Sinkovics et al., 2016). Recientemente, esta técnica se ha aplicado en la investigación de mercado, para el análisis de capacidades de marketing (Takata, 2016), satisfacción del cliente y lealtad (Al-Msallam y Alhaddad, 2016). También se han hecho comparaciones del uso de tratamientos de datos por PLS consistente y PLS tradicional en un modelo de intención de comportamiento (Cheah et al., 2018). Se recomienda el uso de PLS-SEM para el análisis de mediación y moderación de estudios de marketing con muestras pequeñas y distribución de datos no normal (Wong, 2016). Sin embargo, son pocos los estudios que analizan la mediación por PLS-SEM, comparado con el uso de modelado de ecuaciones estructurales basado en covarianzas para este análisis (Nitzl et al., 2016). No obstante, no existe un acuerdo estadístico sobre los criterios adecuados de dichos análisis.

En marketing y administración, en algunos estudios se ha analizado la mediación a través de PLS-SEM, pero utilizan criterios en sus análisis no aplicables en PLS-SEM, no profundizan sus resultados u omiten los criterios usados en el análisis (Piriyakul y Kerdpitak, 2011; Chen y Lin, 2019; Amoako et al., 2017; Kura et al., 2016; Valaei y Nikhashemi, 2017). Por ejemplo, se ha empleado dicha técnica para analizar el efecto de mediación del desempeño logístico entre las relaciones de la colaboración interna y externa con el desempeño competitivo y de marketing, aunque metodológicamente el estudio omitió la descripción de los criterios utilizados para el análisis de mediación y con ello dificulta la replicación del estudio (Piriyakul y Kerdpitak, 2011). Con esta misma técnica, en una investigación sobre los cambios organizacionales, se analiza la mediación de la confianza organizacional en la relación entre el apoyo organizacional percibido y la desviación constructiva, sin profundizar sobre el tipo de mediación que juega la confianza organizacional en el modelo propuesto, que podría ser analizado con mayor efecto por PLS-SEM (Kura et al., 2016). En marketing, se han realizado análisis de mediación en análisis de lealtad del consumidor, y efecto de las redes sociales por medio de la prueba Sobel (Amoako et al., 2017; Chen y Lin, 2019), sin embargo, no es posible

aplicarla usando PLS-SEM (Castro y Roldán, 2013). Lo que indica que en el número menor de estudios en marketing y administración que han utilizado PLS-SEM, aún no existe un acuerdo estadístico para establecer los criterios específicos metodológicos para la determinación del efecto mediador de las variables a través de PLS-SEM.

Así en este estudio, el objetivo fue describir los criterios para analizar la mediación de variables por PLS-SEM de forma interpretativa usando como ejemplo el modelo de intención de visita a vinícola desde la perspectiva de marketing. Esto con el propósito de contribuir al conocimiento básico de estadística multivariada por PLS-SEM con variables latentes de medición reflectivas y un tamaño de muestra pequeño; que difieren de los modelos estrictos basados en covarianzas y de los criterios establecidos limitados al análisis de una única variable para el análisis de modelos de mediación y moderación (Baron y Kenny, 1986). En el estudio, se determina y se prueban los criterios de mediación de un modelo de intención de visita a vinícola con datos obtenidos de fuentes primarias para variables latentes con mediciones reflectivas de una muestra de tamaño pequeño por PLS-SEM mediante bootstrapping para predecir el modelo de estudio. Este estudio está dirigido a los estudiantes, investigadores y consultores que tienen conocimientos básicos en el análisis de datos por PLS-SEM, pero que desconocen los criterios apropiados para el análisis de mediaciones de sus modelos de ecuaciones estructurales con mediciones formativas y reflectivas de muestras pequeñas (Hair et al., 2017; Zhao, Lynch y Chen, 2010; Henseler y Fassot, 2010).

Este documento está organizado en cuatro secciones. En las subsecuentes secciones, se describe de manera general los criterios de PLS-SEM. Se prosigue, con la presentación del punto de vista sobre las ventajas del modelado. Después, se presenta la aplicación del análisis de mediación en un modelo de intención de visita a vinícola. Finalmente, se presentan las conclusiones del estudio.

Modelado de ecuaciones estructurales por mínimos cuadrados parciales

En PLS-SEM, el modelo de sendero exhibe las relaciones causales entre las variables latentes, es decir, las hipótesis, y las relaciones con sus indicadores (Hair et al., 2017). Las variables latentes (constructos) representan variables conceptuales representadas por círculos u óvalos; las variables manifiestas (indicadores) representan los datos como rectángulos; y las flechas unidireccionales representan las relaciones (Sarstedt et al., 2017). Se distinguen los constructos exógenos o independientes, que explican otros constructos, y los constructos endógenos o dependientes explicados por otros constructos (Palacio y Vargas, 2009).

En el modelo interno conocido como modelo estructural, los constructos están relacionados entre sí, mientras que, en el modelo externo llamado también modelo de medida, los constructos e indicadores están relacionadas (Palacio y Vargas, 2009; Henseler, Hubona y Ray, 2016). El modelo de medida representa las medidas de los constructos reflectivos o formativos (Sarstedt et al., 2017).

En el modelo de medida reflectivo, las medidas (indicadores) representan los efectos o manifestaciones de un constructo, la causalidad (dirección de las flechas) va del constructo a sus indicadores, por lo que estos están altamente correlacionados entre sí (Palacio y Vargas, 2009). Por lo tanto, cualquier indicador puede ser intercambiable u omitido sin afectar el concepto del constructo y puede omitirse solo cuando el constructo tiene suficiente fiabilidad (Sarstedt et al., 2016). En el modelo de medida formativo, la causalidad (dirección de las flechas) va de los indicadores al constructo; estos no están correlacionados entre sí, no se intercambian; y no es posible la eliminación de alguno, pues cada uno aporta parte del significado del constructo (Hair et al., 2017).

Antes de la estimación del modelo, se examina este y los datos recolectados. PLS-SEM permite estimar un modelo con una muestra pequeña de 6 o más constructos y más de 4 indicadores por constructo (Sarstedt et al., 2017). Se analiza la distribución de datos y las medidas, PLS-SEM puede trabajar con datos no normalizados y medidas formativas (Hair et al., 2019). No obstante, esta técnica es aceptable para el tratamiento de varia-

bles de factores comunes (medidas reflectivas) por medio de tratamiento de datos PLS consistente (Sarstedt et al., 2016).

La evaluación de resultados por PLS-SEM se integra de dos etapas: la primera etapa evalúa el modelo de medida y la segunda, el modelo estructural (Sarstedt et al., 2014). No obstante, también se evalúa el ajuste del modelo global (Henseler et al., 2016). En la evaluación del modelo de medida reflectivo, se determina la fiabilidad, la validez convergente y la validez discriminante (Hair et al., 2019). En la evaluación del modelo de medida formativo, se determina la validez convergente, el peso y la multicolinealidad de cada indicador (Ali et al., 2018; Hair et al., 2019). La evaluación del modelo estructural determina la colinealidad del modelo, los coeficientes de determinación (R^2), el tamaño de efecto (f^2), los coeficientes de sendero y su nivel de significación (Henseler et al., 2016).

En la evaluación del modelo de medida reflectivo, la fiabilidad indica la consistencia de los valores de medición repetidos con resultados similares en las mismas circunstancias (Ercan et al., 2007; Martínez-Martínez et al., 2018). El coeficiente alfa de Cronbach evalúa la fiabilidad, depende del número de elementos y las variaciones de cada elemento, por lo que puede subestimarla (Cronbach, 1951; Hair et al., 2017). Así que los criterios de fiabilidad compuesta y el valor de Dijkstra-Henseler (ρ_A) también se utilizan para evaluar la fiabilidad; el primero considera las diferentes cargas de los indicadores, mientras que el segundo es una medida consistente de fiabilidad (Hair et al., 2017). Los valores de los indicadores de fiabilidad (alfa de Cronbach, fiabilidad compuesta y valor Dijkstra-Henseler) superiores a 0.8 se consideran adecuados para una fiabilidad estricta y los valores de fiabilidad superiores a 0.95 indican redundancia semántica en los indicadores (Nunnally y Bernstein, 1994; Hair et al., 2017). Lo que determina que los mejores umbrales de fiabilidad estarían en el rango de valores entre 0.8 y 0.95.

La validez convergente es la representación de un solo constructo integrado por un conjunto de indicadores (Hair et al., 2011). De los criterios establecidos para la validez convergente, se requieren valores mínimos de 0.7 en las cargas externas de los indicadores para explicar al menos el 50 % de la varianza (Sarstedt et al., 2017). También se requiere la evaluación de la varianza media extraída (average variance extracted o AVE por sus siglas

en inglés), que se establece como válida con valores mayores o iguales a 0.5 (Hair et al., 2012).

La validez discriminante es la diferencia de un constructo específico cuando se compara con otro (Sarstedt et al., 2014). Para la evaluación de validez discriminante se recomienda utilizar el criterio Heterotrait-Monotrait Ratio (HTMT), que es un criterio más estricto que otros usados, como el criterio Fornell-Larcker (Hair et al., 2019; Rasoolimanesh, 2022). Valores inferiores de 0.85 de HTMT implican que los factores son estadísticamente diferentes (Benitez et al., 2020).

Después de evaluar el modelo de medida, se analiza el modelo estructural por medio de la colinealidad del modelo, los coeficientes de determinación R^2 , el tamaño de efecto f^2 , el Stone Geisser Q^2 , los coeficientes de sendero y su nivel de significación (Henserler et al., 2016; Nitzl y Chin, 2017). La colinealidad se analiza mediante los valores de inflación de la varianza (VIF), esto porque PLS-SEM combina el análisis de componentes principales y el análisis de regresión múltiple para el cálculo de los coeficientes de sendero, y los valores altos indican una alta colinealidad (Pérez y Medrano, 2010; Vega-Vilca y Guzmán, 2011). Se verifica que los VIF del modelo estructural sean menores que 5 para evitar multicolinealidad (Hair et al., 2011). En la evaluación del modelo estructural, también se consideran los coeficientes de sendero y su significación para probar las hipótesis de la investigación (Palacio y Vargas, 2009).

Ventajas del uso de PLS-SEM

Una de las bondades del PLS-SEM es el análisis de mediación de modelos complejos con múltiples variables intervinientes, a diferencia de la propuesta de Baron y Kenny con regresiones lineales (Theoharakis y Batsakis, 2019). Para el análisis de mediación por PLS-SEM, se siguen pasos para las pruebas de mediación (Hair et al., 2017) y pautas para determinar el tipo de mediación que está en prueba (Zhao et al., 2010), ver la Tabla 1.

Tabla 1*Mediación a través de PLS-SEM*

Análisis	Criterio
Mediación	Prueba de mediación (Hair et al., 2017) Tipo de mediación (Zhao et al., 2010)

Para evaluar la mediación, se necesitan seguir una serie de pasos a través de PLS-SEM (Hair et al., 2017). El primer paso prueba la significación del efecto indirecto; el efecto significativo indica una mediación. El siguiente paso prueba la significación del efecto directo; el efecto no significativo indica una mediación indirecta y el efecto directo significativo exhibe una mediación complementaria o competitiva. Para determinar el tipo de mediación, es necesario obtener el producto de los signos de los efectos; el producto positivo de los efectos especifica una mediación complementaria y el negativo, una mediación competitiva (Zhao et al., 2010).

Existen otros criterios para analizar la mediación en estudios de marketing. Por ejemplo, mediante la prueba Sobel (Sobel, 1982). Con esta prueba, se han analizado las actividades de marketing en redes sociales con múltiples variables de mediación, como la identificación social, el valor percibido y la satisfacción (Chen y Lin, 2019). Con la misma prueba, se ha analizado el efecto de mediación de la preferencia de marca en la relación entre publicidad y lealtad de marca (Amoako et al., 2017). Sin embargo, el análisis de mediación por medio de la prueba Sobel no se puede aplicar cuando se usa PLS-SEM (Castro y Roldán, 2013). Por ello, el criterio de la prueba de mediación por medio del efecto indirecto y la determinación del tipo de mediación es un criterio apropiado y efectivo para el análisis de mediación por PLS-SEM (Hair et al., 2017; Zhao et al., 2010).

Como parte de la evaluación del modelo estructural, además del VIF, los coeficientes de sendero y su nivel de significación, se determina el poder predictivo del modelo mediante el coeficiente de determinación R^2 y el Stone Geisser Q^2 (Nitzl y Chin, 2017). Con la ayuda del coeficiente de determinación es posible conocer la magnitud del poder explicativo fácilmente y, mediante los valores Stone-Geisser, se puede saber la magnitud de la precisión predictiva por el procedimiento de blindfolding. Así mismo, PLS-SEM permite realizar análisis de predicción más profundos mediante el PLS Predict (Shmueli et al., 2016).

Aplicación del análisis de mediación

En este estudio se ejemplifica la mediación mediante el análisis de resultados de un modelo de intención de visita a vinícola con 107 datos recolectados por encuestas aplicadas a jóvenes adultos de la generación millennial. Las variables del estudio fueron construidas mediante indicadores empíricos de estudios previos basados en la Teoría del Comportamiento Planeado. En el modelo, se analizó la mediación de las normas subjetivas sobre la relación entre el control conductual percibido y la intención de visita.

El modelo ejemplificado en este manuscrito fue construido mediante el método deductivo por un estudio de tipo transversal. El cuestionario estructurado fue aplicado a 107 consumidores. El tamaño de la muestra del estudio cumple el mínimo requerido de acuerdo con el criterio que considera el nivel de significación, el poder estadístico, el tamaño de efecto y el número de predictores en el cálculo (Nitzl, 2016).

Se considera aceptable para los estudios conductuales el poder estadístico de 0.8 y un nivel de significación de 0.05 (Cohen, 1988). En estudios similares, el tamaño del efecto es mediano para este ejemplo (Figura 1), el número de (Mohd, 2018; Leyva-Hernández et al., 2021) predictores es dos por el número de caminos estructurales dirigidos al constructo endógeno intención (Barclay et al., 1995). Así, con un tamaño de efecto mediano, un poder estadístico de 0.8, un nivel de significación de 0.05 y dos predictores, el tamaño mínimo requerido es de 68 (Nitzl, 2016).

El constructo exógeno en el modelo ejemplificado para esta aplicación fue el control conductual percibido, y la intención de visita a vinícola como el constructo endógeno (Wang et al., 2020; Leyva-Hernández et al., 2021). Las normas subjetivas fueron el constructo mediador (Wang et al., 2020). La escala de los constructos fue tipo Likert de 7 puntos (tabla 2). Las medidas de los constructos fueron reflectivas debido a la causalidad que va de los constructos a sus indicadores (Sarstedt et al., 2016). La evaluación del modelo utilizó el tratamiento de datos consistentes PLS (Sarstedt et al., 2016), por medio del software Smart PLS versión 4.0.9.8 (Ringle et al. 2022).

Tabla 2
Constructos y sus indicadores

Control conductual percibido	
CPC1	Los medios de venta para las visitas a las vinícolas de Baja California no son convenientes.
CPC2	Las características de los vinos no son fáciles de identificar.
CPC3*	Cuento con todas las condiciones necesarias para visitar las vinícolas de Baja California.
CPC4*	El costo de entrada a las vinícolas de Baja California ha tenido un aumento notable.
CPC5*	Tengo la experiencia suficiente para garantizar que los vinos comercializados en los viñedos de Baja California son seguros para el consumo.
Normas subjetivas	
NSU1*	Tienen influencia en mi decisión de visitar una vinícola en Baja California mi familia y amigos
NSU2*	Tienen influencia en mi decisión de visitar una vinícola en Baja California mis colegas y jefe
NSU3*	Tienen influencia en mi decisión de visitar una vinícola en Baja California las promociones de venta
NSU4*	Tienen influencia en mi decisión de visitar una vinícola en Baja otros consumidores
NSU5	Tienen influencia en mi decisión de visitar una vinícola en Baja California promociones y campañas gubernamentales
NSU6*	Tienen influencia en mi decisión de visitar una vinícola en Baja California la información de los medios
NSU7*	Tienen influencia en mi decisión de visitar una vinícola en Baja California la opinión de expertos
Intención de visita a vinícola	
INTE1*	Buscaría las vinícolas de Baja California para visitarlos.
INTE2*	Recomendaría visitar las vinícolas de Baja California.
INTE3*	Sería un comprador leal de las vinícolas de Baja California.
INTE4*	Continuaría visitando las vinícolas de Baja California.

Fuente: Adaptado de Wang et al. (2020) y Leyva-Hernández et al. (2021). *Items validados

Evaluación del modelo de intención de visita a vinícola

Después de tratar y analizar los datos y el modelo, se realizó el análisis del modelo de medida y análisis del modelo estructural (Sarstedt et al., 2014). En la primera etapa, se evaluó el modelo de medida reflectivo al determinar la carga externa de los indicadores, la fiabilidad del constructo, la validez convergente y la validez discriminante utilizando el algoritmo PLS consistente (Ali et al., 2018).

En la evaluación del modelo de medida, se mantuvieron los indicadores con cargas superiores a 0.6, puesto que estos pueden aportar validez al concepto de los constructos (tabla 2), aunque estos no expliquen más del 50 % de la varianza de la variable (Hair et al., 2012; Sarstedt et al., 2014). Por lo que, del constructo control conductual percibido, se eliminaron los ítems CPC1 y CPC2, y del constructo normas subjetivas, se eliminó el ítem NSU5 debido a que los ítems no tuvieron cargas superiores a 0.6.

La evaluación de la fiabilidad del constructo examina el coeficiente alfa de Cronbach, el valor de Dijkstra-Henseler (ρ_A) y la fiabilidad compuesta (Werts, Linn y Jöreskog, 1974; Hair et al., 2019). Los valores de fiabilidad de los constructos control conductual percibido, intención de visita, y normas subjetivas tuvieron valores mayores a 0.8 (tabla 3), que indican fiabilidad estricta (Nunnally y Bernstein, 1994). Para la validez convergente del modelo de medida, se consideraron valores iguales o mayores a 0.5 de AVE para los constructos control conductual percibido, normas subjetivas e intención de visita a vinícola (Hair et al., 2011). Cada constructo se representa por un conjunto de indicadores.

Tabla 3*Fiabilidad y validez convergente del modelo*

Construc- to	Item	Cargas de los indica- dores	Alfa de Cronbach	ρ_A	Fiabilidad compuesta	AVE
Control conductual percibido	CPC3	0.822	0.844	0.852	0.845	0.646
	CPC4	0.714				
	CPC5	0.68				
	NSU1	0.905				
	NSU2	0.627				
Normas subjetivas	NSU3	0.629	0.888	0.896	0.882	0.561
	NSU4	0.703				
	NSU6	0.715				
	NSU7	0.867				
	INTE1	0.906				
Intención de visita a vinícola	INTE2	0.919	0.944	0.945	0.944	0.809
	INTE3	0.906				
	INTE4	0.865				

Fuente: Elaboración propia con resultados obtenidos del software Smart PLS versión 4.0.9.8 (Ringle et al. 2022).

La validez discriminante se validó con el criterio HTMT. Los valores obtenidos de HTMT como se muestra en la Tabla 4 fueron inferiores de 0.85 por lo que tienen validez discriminante (Benitez et al., 2020).

Tabla 4*Criterio Heterotrait-Monotrait Ratio (HTMT)*

	Control conduc- tual percibido	Normas subjetivas	Intención de visita
Control conductual percibido			
Normas subjetivas	0.479		
Intención de visita	0.561	0.466	

Fuente: Elaboración propia con resultados obtenidos del software Smart PLS versión 4.0.9.8 (Ringle et al. 2022).

En la segunda etapa, en el análisis del modelo estructural se determina la colinealidad, los coeficientes de sendero, los valores R^2 , los valores f^2 y los valores Q^2 (Henseler et al., 2016; Ali et al., 2018). En la Tabla 4, se observa que todos los valores VIF del modelo estructural fueron inferiores a 5, por lo que no hay multicolinealidad entre los constructos (Hair et al., 2011). En el cálculo de los coeficientes de sendero y su significación, se aplicó bootstrapping consistente con 5000 submuestras (Hair et al., 2019; Sarsstedt et al., 2014). Se encuentra que todas las relaciones fueron positivas y significativas a un nivel del 1% (Tabla 5).

Tabla 5

Evaluación del modelo estructural

Relación	Coefficiente de sendero	Valor t	f^2	VIF
Control conductual percibido - Intención de visita	0.433***	4.542	0.226	1.313
Control conductual percibido - Normas subjetivas	0.488***	7.472	0.313	1.000
Normas subjetivas - Intención de visita	0.263***	2.615	0.083	1.313

Fuente: Elaboración propia con resultados obtenidos del software Smart PLS versión 4.0.9.8 (Ringle et al. 2022). *** $p < 0.001$

La evaluación del modelo estructural incluyó la determinación del poder predictivo mediante el R^2 y el Q^2 (Nitzl y Chin, 2017). En la Figura 1 y tabla 6, el R^2 de la intención de visita fue pequeño ($R^2 = 0.360$) según los criterios de valores entre 0.25 y 0.5 (Hair et al., 2011). Se calcularon los valores de Q^2 a través de PLS predict. La tabla 6 muestra que el valor Q^2 de la intención de visita ($Q^2 = 0.242$) fue menor que 0.25, que una precisión predictiva pequeña (Ali et al., 2018). En la tabla 5, se observa que los valores del tamaño de efecto fueron efectos medianos para las relaciones control conductual percibido e intención de visita ($f^2=0.226$), y control conductual percibido y normas subjetivas ($f^2=0.313$), por tener valores entre 0.15 y 0.35 (Cohen, 1988). Mientras que el tamaño de efecto entre normas subjetivas e intención de visita fue pequeño ($f^2=0.083$) por encontrarse entre los valores 0.02 y 0.15 (Cohen, 1988).

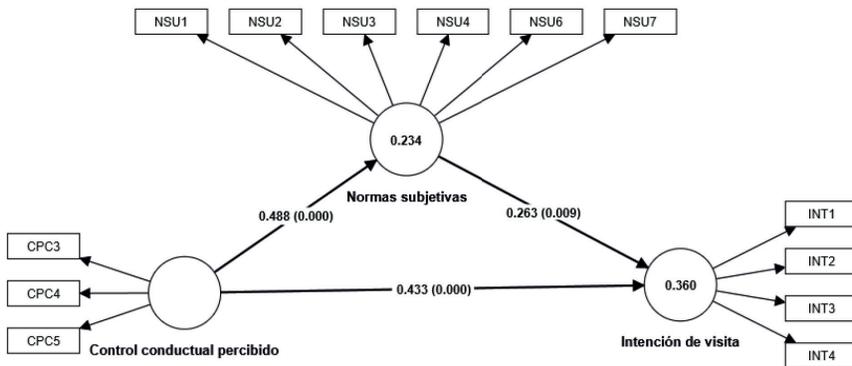
Tabla 6
Coeficiente de determinación y valor Stone-Geisser

Constructo endógeno	R ²	Q ²
Normas subjetivas	0.234	0.172
Intención de visita	0.360	0.242

R²-coeficiente de determinación, Q²- valor Stone-Geisser.

Nota. Fuente: Elaboración propia con resultados obtenidos del software Smart PLS versión 4.0.9.8 (Ringle et al. 2022).

Figura 1
Modelo de visita a vinícola



Fuente: Elaboración propia con resultados obtenidos del software Smart PLS versión 4.0.9.8 (Ringle et al. 2022).

Para el análisis de mediación, se siguieron dos pasos (Hair et al., 2017). El primer paso determinó la significación del efecto indirecto del constructo normas subjetivas mediante la técnica de bootstrapping con 5000 submuestras (Hair et al., 2017; Hair et al., 2019; Sarstedt et al., 2014). Se encontró que el efecto indirecto del constructo normas subjetivas fue significativo ($p < 0.001$), ver Tabla 5. El efecto significativo indica una mediación (Hair et al., 2017). Por tanto, el constructo normas subjetivas media la relación entre el control conductual percibido y la intención de visita ($p < 0.001$), como se muestra en la Tabla 7.

Tabla 7*Efecto de mediación*

Relación	Mediador	Efecto directo	Efecto indirecto	Tipo de mediación
Control conductual percibido - Intención de visita	Normas subjetivas	0.433***	0.128***	Mediación complementaria

Fuente: Elaboración propia con resultados obtenidos del software Smart PLS versión 4.0.9.8 (Ringle et al. 2022). *** $p < 0.001$

Para profundizar los resultados de mediación, el segundo paso del análisis fue determinar el tipo de mediación. Se determinó la significación del efecto directo de la relación entre el control conductual percibido e intención de visita; este fue significativo ($p < 0.001$). Se analizó si el producto de los efectos fue positivo o negativo para determinar el tipo de mediación. El producto del efecto directo (0.433) y el efecto indirecto (0.128) de la relación fue positivo, lo que indica una mediación complementaria (Zhao et al., 2010).

Conclusiones

PLS-SEM permite analizar modelos con medidas reflectivas y formativas, a diferencia del modelado basado en covarianzas. Es una técnica estadística robusta, que verifica en las medidas reflectivas la integración de los indicadores en un solo constructo mediante los resultados de la estimación de los criterios de fiabilidad y validez convergente, así como la diferenciación de los constructos como parte de la validez discriminante. Valida cualquier modelo complejo mediante el análisis de multicolinealidad. Determina la relevancia predictiva del constructo endógeno de un modelo de investigación a través de los valores R^2 y Q^2 . Y permite pruebas de hipótesis con muestras pequeñas a través de la determinación de los coeficientes de sendero por bootstrapping.

Esto permite construir modelos de investigación exploratorios y predictivos con fuentes de datos primarios y muestras pequeñas, sin estar sujetos a estrictas condiciones de normalidad, que se aplica en la mayoría

de los estudios en ciencias sociales, administración y marketing. PLS-SEM analiza modelos complejos con más de 5 constructos y más de 6 indicadores por constructo que da certeza a investigadores de marketing para desarrollar modelos de mediación y predicción en contextos de comportamientos de consumidor, así como modelos predictivos de comportamientos sociales y empresariales en ambientes de incertidumbre, permitiendo que la normalidad de los datos no sea una limitante.

Este manuscrito describe los criterios adecuados para el análisis de mediación por PLS-SEM que pueden servir como una guía para los principiantes en la novedosa técnica. Los criterios presentados profundizan el análisis mediante la aplicación de un modelo de intención de visita. Se ejemplificaron los criterios básicos para determinar la mediación indirecta, competitiva o complementaria en un modelado estructural y validar la significación del efecto moderador, aportando criterios más allá de los establecidos, limitados al análisis de una variable.

Debido a la falta de unificación de criterios para la determinación de mediación y moderación en los modelos por PLS-SEM, esta investigación muestra los criterios establecidos para dichos análisis en el campo de las ciencias sociales, gestión y marketing. Para ejemplificar la aplicación de los modelos de mediación y predicción, fue de utilidad el análisis de tres variables por modelo de investigación. Sin embargo, PLS-SEM no está limitado a un número específico de variables, ya que los criterios establecidos funcionan para modelos sencillos y complejos.

La limitación de este estudio fue el uso de modelos de medición reflectiva como ejemplo de aplicación. Pero esto no indica que difieran los criterios cuando el modelo de medición sea formativo. Siguiendo los criterios de mediación y predicción descritos en este manuscrito, investigadores y estudiantes con conocimientos básicos en el uso de Smart PLS pueden aplicar esta técnica para el análisis de sus datos, sin esperar estrictos criterios de normalidad y validación.

Referencias

- Al-Msallam, S., & Alhaddad, A. (2016). Customer satisfaction and loyalty in the hotel industry: The mediating role of relationship marketing (PLS approach). *Journal of Research in Business and Management*, 4(5), 32-42.
- Ali, F., Rasoolimanesh, S. M., Sarstedt, M., Ringle, C. M., & Ryu, K. (2018). An assessment of the use of partial least squares structural equation modeling (PLS-SEM) in hospitality research. *International Journal of Contemporary Hospitality Management*, 30(1), 514-538. <https://doi.org/10.1108/IJCHM-10-2016-0568>
- Amoako, G. K., Anabila, P., Effah, E. A., & Kumi, D. K. (2017). Mediation role of brand preference on bank advertising and customer loyalty. *International Journal of Bank Marketing*. <https://doi.org/10.1108/IJBM-07-2016-0092>
- Barclay, D., Higgins, C., & Thompson, R. (1995). The partial least squares (PLS) approach to casual modeling: personal computer adoption and use as an Illustration. *Technology Studies*, 2(2), 285-309.
- Baron, R. M., & Kenny, D. A. (1986). The moderator-mediator variable distinction in social psychological research: conceptual, strategic, and statistical considerations. *Journal of Personality and Social Psychology*, 51(1), 1173-1182.
- Benitez, J., Henseler, J., Castillo, A., & Schubert, F. (2020). How to perform and report an impactful analysis using partial least squares: Guidelines for confirmatory and explanatory IS research. *Information & Management*, 57(2), 103168. <https://doi.org/10.1016/j.im.2019.05.003>
- Castro, I., & Roldán, J. L. (2013). A mediation model between dimensions of social capital. *International Business Review*, 22(6), 1034-1050. <https://doi.org/10.1016/j.ibusrev.2013.02.004>
- Cheah, J. H., Memon, M. A., Chuah, F., Ting, H., & Ramayah, T. (2018). Assessing reflective models in marketing research: A comparison between pls and plsc estimates. *International Journal of Business and Society*, 19(1), 139-160. <http://repo.uum.edu.my/id/eprint/25560>
- Chen, S. C., & Lin, C. P. (2019). Understanding the effect of social media marketing activities: The mediation of social identification, perceived

- value, and satisfaction. *Technological Forecasting and Social Change*, 140, 22-32. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2018.11.025>
- Chin, W. W. (2010). How to write up and report PLS analyses. In *Handbook of partial least squares* (pp. 655-690). Springer, Berlin, Heidelberg
- Choi, Y. J., & Park, J. W. (2017). The decision-making processes of duty-free shop users using a goal directed behavior model: The moderating effect of gender. *Journal of Hospitality and Tourism Management*, 31, 152-162. <https://doi.org/10.1016/j.jhtm.2016.11.001>
- Cohen, J. (1988). *Statistical power analysis for the behavioral sciences*. Lawrence Erlbaum Associates, New York, NY.
- Cronbach, L. J. (1951). Coefficient alpha and the internal structure of tests. *Psychometrika*, 16(3), 297-334.
- Duarte, P. A. O., & Raposo, M. L. B. (2010). A PLS model to study brand preference: An application to the mobile phone market. In *Handbook of partial least squares* (pp. 449-485). Springer, Berlin, Heidelberg.
- Ercan, I., Yazici, B., Sigirli, D., Ediz, B., & Kan, I. (2007). Examining Cronbach alpha, theta, omega reliability coefficients according to sample size. *Journal of Modern Applied Statistical Methods*, 6(1), 291-303. <https://doi.org/10.22237/jmasm/1177993560>
- Fornell, C., & Larcker, D. F. (1981). Evaluating structural equation models with unobservable variables and measurement error. *Journal of Marketing Research*, 18(1), 39-50. <https://doi.org/10.1177/002224378101800104>
- Goetzke, B., & Spiller, A. (2014). Health-improving lifestyles of organic and functional food consumers. *British Food Journal*, 116(3), 510-526. <https://doi.org/10.1108/BFJ-03-2012-0073>
- Hair, J. F., Hult, G. T. M., Ringle, C., & Sarstedt, M. (2017). *A primer on partial least squares structural equation modeling (PLS-SEM)*. Los Angeles, USA; Sage publications.
- Hair, J. F., Ringle, C. M., & Sarstedt, M. (2011). PLS-SEM: Indeed a silver bullet. *Journal of Marketing theory and Practice*, 19(2), 139-152. <https://doi.org/10.2753/MTP1069-6679190202>
- Hair, J. F., Risher, J. J., Sarstedt, M., & Ringle, C. M. (2019). When to use and how to report the results of PLS-SEM. *European Business Review*, 31(1), 2-24. <https://doi.org/10.1108/EBR-11-2018-0203>
- Hair, J. F., Risher, J. J., Sarstedt, M., & Ringle, C. M. (2019). When to use

- and how to report the results of PLS-SEM. *European Business Review*, 31(1), 2-24. <https://doi.org/10.1108/EBR-11-2018-0203>
- Hair, J. F., Sarstedt, M., Ringle, C. M., & Mena, J. A. (2012). An assessment of the use of partial least squares structural equation modeling in marketing research. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 40(3), 414-433 In: Esposito Vinzi V., Chin W., Henseler J., Wang H. (Eds), *Handbook of Partial Least Squares* (pp. 713-735). Berlin, Heidelberg: Springer. <https://doi.org/10.1007/s11747-q>
- Henseler, J., & Chin, W. W. (2010). A comparison of approaches for the analysis of interaction effects between latent variables using partial least squares path modeling. *Structural Equation Modeling*, 17(1), 82-109. <https://doi.org/10.1080/10705510903439003>
- Henseler J. & Fassott G., 2010. Testing Moderating Effects in PLS Path Models: An Illustration of Available Procedures. En: Esposito Vinzi, V., Chin, W.W., Henseler, J., Wang, H., eds. *Handbook of partial least squares*. Berlin, Heidelberg: Springer, 713-735.
- Henseler, J., Hubona, G., & Ray, P. A. (2016). Using PLS path modeling in new technology research: updated guidelines. *Industrial management and data systems*, 116(1), 2-20. <https://doi.org/10.1108/IMDS-09-2015-0382>
- Kaufmann, H. R., Petrovici, D. A., Gonçalves Filho, C., & Ayres, A. (2016). Identifying moderators of brand attachment for driving customer purchase intention of original vs counterfeits of luxury brands. *Journal of Business Research*, 69(12), 5735-5747. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2016.05.003>
- Kumar, B., Manrai, A. K., & Manrai, L. A. (2017). Purchasing behaviour for environmentally sustainable products: A conceptual framework and empirical study. *Journal of Retailing and Consumer Services*, 34, 1-9. <https://doi.org/10.1016/j.jretconser.2016.09.004>
- Kura, K. M., Shamsudin, F. M., & Chauhan, A. (2016). Organisational trust as a mediator between perceived organisational support and constructive deviance. *International Journal of Business And Society*, 17(1). <https://doi.org/10.33736/ijbs.506.2016>
- Lee, H. J., & Yun, Z. S. (2015). Consumers' perceptions of organic food attributes and cognitive and affective attitudes as determinants of their purchase intentions toward organic food. *Food Quality and Preference*, 39,

- 259-267. <https://doi.org/10.1016/j.foodqual.2014.06.002>
- Lee, K. H., Bonn, M. A., & Cho, M. (2015). Consumer motives for purchasing organic coffee: The moderating effects of ethical concern and price sensitivity. *International Journal of Contemporary Hospitality Management*, 27(6), 1157-1180. <https://doi.org/10.1108/IJCHM-02-2014-0060>
- Leyva-Hernández, S. N., Toledo-López, A., & Hernández-Lara, A. B. (2021). Purchase Intention for Organic Food Products in Mexico: The Mediation of Consumer Desire. *Foods*, 10(2), 245. <http://dx.doi.org/10.3390/foods10020245>
- Martínez-Martínez, O. A., Ramírez-López, A., & Rodríguez-Brito, A. (2018). Validation of a Multidimensional Social Cohesion Scale: A Case in Urban Areas of Mexico. *Sociological Methods and Research*, 1-31. <https://doi.org/10.1177/0049124118769112>
- Nitzl, C. (2016). The use of partial least squares structural equation modelling (PLS-SEM) in management accounting research: Directions for future theory development. *Journal of Accounting Literature*, 37, 19-35. <https://doi.org/10.1016/j.acclit.2016.09.003>
- Nitzl, C., & Chin, W. W. (2017). The case of partial least squares (PLS) path modeling in managerial accounting research. *Journal of Management Control*, 28(2), 137-156. <https://doi.org/10.1007/s00187-017-0249-6>
- Nitzl, C., Roldan, J. L., & Cepeda, G. (2016). Mediation analysis in partial least squares path modeling. *Industrial Management & Data Systems*, 116(9), 1849-1864. <https://doi.org/10.1108/IMDS-07-2015-0302>
- Nunnally, J. C., & Bernstein, I. H. (1994). *Psychometric theory*, New York, NY: McGraw-Hill.
- Palacios J. & Vargas (2009). *Medición efectiva de la calidad: Innovaciones en México*. Trillas.
- Pérez, E. R., & Medrano, L. A. (2010). Análisis factorial exploratorio: bases conceptuales y metodológicas. *Revista Argentina de Ciencias del Comportamiento (RACC)*, 2(1), 58-66.
- Perugini, M., & Bagozzi, R. P. (2001). The role of desires and anticipated emotions in goal-directed behaviours: Broadening and deepening the theory of planned behavior. *British Journal of Social Psychology*, 40(1), 79-98. <https://doi.org/10.1348/014466601164704>

- Piriyakul, M., & Kerdpitak, C. (2011). Mediation effects of logistics performance on collaboration and firm performance of palm oil companies: PLS path modeling. *Journal of Management and Sustainability*, 1(1), 90-98.
- Rasoolimanesh, S. M. (2022). Discriminant validity assessment in PLS-SEM: A comprehensive composite-based approach. *Data Analysis Perspectives Journal*, 3(2), 1-8.
- Rigdon, E. E., Sarstedt, M., & Ringle, C. M. (2017). On comparing results from CB-SEM and PLS-SEM: Five perspectives and five recommendations. *Marketing Zfp*, 39(3), 4-16.
- Ringle, C. M., Wende, S., y Becker, J.-M. 2022. "SmartPLS 4." Boenningsstedt: SmartPLS GmbH, <http://www.smartpls.com>.
- Roemer, E. (2016). A tutorial on the use of PLS path modeling in longitudinal studies. *Industrial Management and Data Systems*, 116(9), 1901-1921. <https://doi.org/10.1108/IMDS-07-2015-0317>
- Ruiz, D. M., Gremler, D. D., Washburn, J. H., & Cepeda, G. (2010). Reframing customer value in a service-based paradigm: An evaluation of a formative measure in a multi-industry, cross-cultural context. In *Handbook of partial least squares* (pp. 535-566). Springer, Berlin, Heidelberg.
- Sarstedt M., Ringle C.M., & Hair J. F. (2017). Partial Least Squares Structural Equation Modeling. In: Homburg C., Klarmann M., Vomberg A. (Eds), *Handbook of Market Research* (pp. 1-40). Cham: Springer.
- Sarstedt, M., Hair, J. F., Ringle, C. M., Thiele, K. O., & Gudergan, S. P. (2016). Estimation issues with PLS and CBSEM: Where the bias lies!. *Journal of Business Research*, 69(10), 3998-4010. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2016.06.007>
- Sarstedt, M., Ringle, C. M., Smith, D., Reams, R., & Hair Jr, J. F. (2014). Partial least squares structural equation modeling (PLS-SEM): A useful tool for family business researchers. *Journal of Family Business Strategy*, 5(1), 105-115. <https://doi.org/10.1016/j.jfbs.2014.01.002>
- Shmueli, G., Ray, S., Estrada, J. M. V., & Chatla, S. B. (2016). The elephant in the room: Predictive performance of PLS models. *Journal of Business Research*, 69(10), 4552-4564. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2016.03.049>
- Singh, A., & Verma, P. (2017). Factors influencing Indian consumers'

- actual buying behaviour towards organic food products. *Journal of Cleaner Production*, 167, 473-483. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2017.08.106>
- Sinkovics, R. R., Richter, N. F., Ringle, C. M., & Schlaegel, C. (2016). A critical look at the use of SEM in international business research. *International Marketing Review*, 33(3), 376-404. <https://doi.org/10.1108/IMR-04-2014-0148>
- Sobel, M. E. (1982), Asymptotic intervals for indirect effects in structural equations models. In S. Leinhardt (Ed.), *Sociological methodology* (pp.290-312). Jossey-Bass.
- Takata, H. (2016). Effects of industry forces, market orientation, and marketing capabilities on business performance: An empirical analysis of Japanese manufacturers from 2009 to 2011. *Journal of Business Research*, 69(12), 5611-5619. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2016.03.068>
- Theoharakis, V., Angelis, Y., & Batsakis, G. (2019). Architectural marketing capabilities of exporting ventures. *International Marketing Review*, 36(6), 1026-1041. <https://doi.org/10.1108/IMR-02-2019-0081>
- Valaei, N., & Nikhashemi, S. R. (2017). Generation Y consumers' buying behaviour in fashion apparel industry: a moderation analysis. *Journal of Fashion Marketing and Management: An International Journal*, 21(4), 523-543. <https://doi.org/10.1108/JFMM-01-2017-0002>
- Vega-Vilca, J. C., & Guzmán, J. (2011). Regresión PLS y PCA como solución al problema de multicolinealidad en regresión múltiple. *Revista de Matemática: Teoría y Aplicaciones*, 18(1), 9-20. <https://doi.org/10.15517/rmta.v18i1.2111>
- Wang, J., Tao, J., & Chu, M. (2020). Behind the label: Chinese consumers' trust in food certification and the effect of perceived quality on purchase intention. *Food Control*, 108, 106825. <https://doi.org/10.1016/j.foodcont.2019.106825>
- Werts, C. E., Linn, R. L., & Jöreskog, K. G. (1974). Interclass reliability estimates: testing structural assumptions. *Educational and Psychological Measurement*, 34, 25-33. <https://doi.org/10.1177/001316447403400104>
- Williams, L. J., Vandenberg, R. J., & Edwards, J. R. (2009). Structural equation modeling in management research: A guide for improved analysis. *The Academy of Management Annals*, 3(1), 543-604. <https://doi.org/10.5465/19416520903065683>

- Wong, K. K. K. (2016). Mediation analysis, categorical moderation analysis, and higher-order constructs modeling in Partial Least Squares Structural Equation Modeling (PLS-SEM): A B2B Example using SmartPLS. *Marketing Bulletin*, 26(1) 1-22.
- Zhao, X., Lynch, J. G. & Chen, Q. (2010). Reconsidering Baron and Kenny: Myths and Truths about Mediation Analysis. *Journal of Consumer Research*, 37(3), 197-206. <https://doi.org/10.1086/651257>

