

# The operationalization of variables and Consistency matrix in PLS-SEM research

## La operacionalización de variables y la matriz de consistencia en investigaciones PLS-SEM

Lirio, Félix  
Dextre, Martínez  
García, María  
Vilchez, Juan

<https://orcid.org/0000-0002-1285-1756>  
[https:// orcid.org/0000-0003-1481-0584](https://orcid.org/0000-0003-1481-0584)  
<https://orcid.org/0000-0002-9939-8674>  
<https://orcid.org/0000-0001-5883-8939>

Facultad de Administración y Turismo  
**Universidad Nacional Santiago Antúnez de Mayolo**  
Huaraz, Perú.

### Abstract

Generally, when the **Operationalization of Variables** and the **Consistency Matrix** tables are presented in traditional thesis projects, there is no difficulty; however, this is not the case when choosing the PLS - SEM model. It turns out that the Structural Equation Models with Partial Minimum Squares (PLS-SEM), have hierarchies that must be located in a relevant and logical way. This is what work is about.

**Keywords:** PLS SEM, SmartPLS, Minimum Squares, Operationalization of variables, Consistency matrix

### Resumen

Generalmente cuando se presentan las tablas de **Operacionalización de Variables** y la **Matriz de Consistencia** en los proyectos de tesis tradicional no existen dificultad; sin embargo, ese no es el caso cuando se opta por el modelo del PLS - SEM. Resulta que los Modelos de Ecuaciones Estructurales con Mínimos Cuadrados Parciales (PLS-SEM por sus siglas), tienen jerarquías que deben ser ubicadas de manera pertinente y lógica. De esto trata el trabajo.

**Palabras clave:** PLS SEM, SmartPLS, Mínimos Cuadrados, Operacionalización de variables, Matriz de consistencia

Esta obra está bajo una [Licencia Creative Commons Atribución-NoComercial-CompartirIgual 4.0 Internacional](https://creativecommons.org/licenses/by-nc-sa/4.0/).



## 1. Introducción

La *modelación de ecuaciones estructurales de mínimos cuadrados parciales* (PLS-SEM) es un procedimiento estadístico multivariado de segunda generación que se está aplicando ahora con mayor vigor en la investigación científica. Se basa en la varianza para estimar interrelaciones complejas simultáneamente y es conocido por su capacidad de hacer predicciones en estudios de factores de éxito (Albers, 2010; Rigdon, 2014). El PLS-SEM puede adaptarse a los tipos de modelo de medición formativo y reflexivo. A diferencia del SEM orientado en covarianza (CB-SEM) de Jöreskog (1970) que se basa en un modelo de factor común, el PLS-SEM sigue un enfoque de modelo compuesto en la estimación de medidas de construcción. Como tal, es excelente para medir no solo los indicadores de efecto en el modelo de medición reflexiva, sino también los indicadores compuestos en un modelo de medición formativa (Wong, 2019).

Con la especificación correcta, el PLS-SEM se puede utilizar para aproximar el modelo de medición formativa que también consta de indicadores causales (Sarstedt, Schwaiger, & Ringle, 2009). Los investigadores recurren cada vez más al enfoque PLS-SEM para la investigación empresarial o en los negocios (Esposito Vinzi, Chin, Henseler, & Wang, 2010; Hair Jr, Sarstedt, Ringle, & Gudergan, 2017; Sarstedt et al., 2009) y este procedimiento estadístico también ha sido adoptado por investigadores científicos (Hsu, Chang, & Lai, 2016; Kinsky, Kidd, & Knight, 2016).

Sin embargo, uno de los inconvenientes que se ha encontrado cuando se plantea el método en los proyectos de investigación de algunas universidades radica en la presentación de la famosa tabla de *“Operacionalización de variables”* y la *“Matriz de consistencia”*. Para tener una apreciación más clara y superar posibles malas lecturas, se presenta esta propuesta a fin de lograr que los estudiantes de maestría, doctorado y DBA (*Degree in Business Administration*) planteen el modelo a desarrollar con estas dos tablas adaptadas y, por ende, encuentren viable desarrollar este tipo de investigaciones con el ánimo de publicarse en artículos y libros de revistas existentes a través de esta metodología de análisis de datos.

## 2. La Operacionalización de variables

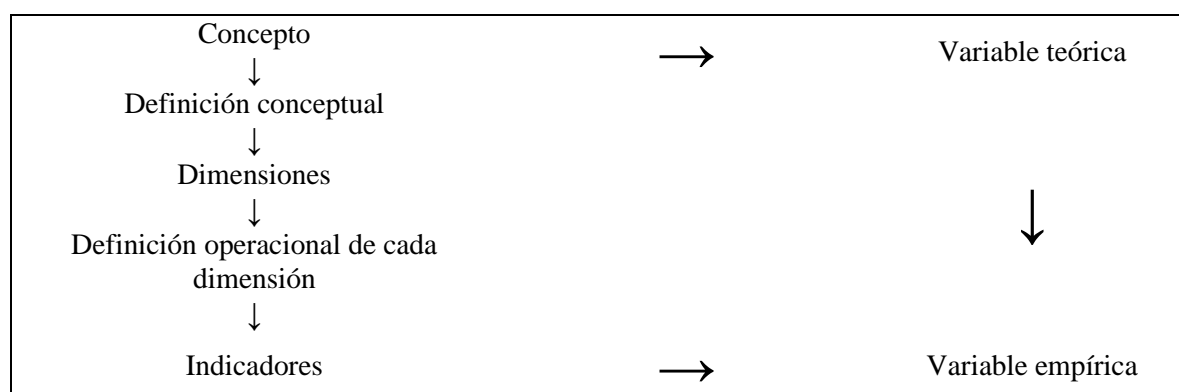
De acuerdo a Hernández, Méndez, Mendoza, and Cuevas (2017), el paso de una variable teórica a indicadores empíricos verificables y medibles e ítems o equivalentes se le denomina *“operacionalización de variables”*. El autor agrega que la operacionalización se fundamenta en la *“definición conceptual y operacional de la variable. Su proceso se amplía. De esta forma, cuando se construye un instrumento, el proceso más lógico para hacerlo es transitar de la variable a sus dimensiones o componentes, luego a los indicadores y finalmente a los ítems o reactivos y sus categorías”* (p. 211).

El autor agrega que, en ocasiones se tienen menos elementos, por ejemplo, sólo variable, dimensiones e ítems; incluso, únicamente variable y categorías de un único ítem o escala.

Mientras tanto, en el capítulo Conceptuación y operacionalización de las variables, Bernal (2010) indica que, una vez identificadas las variables objeto del estudio, se debe conceptualizarlas y operacionalizarlas. Conceptuar una variable quiere decir *definirla*, para clarificar qué se entiende por ella. Operacionalizar una variable significa *traducir* la variable a *indicadores*, es decir, “traducir los conceptos hipotéticos a unidades de medición” (Bernal, 2010).

En esa línea, Canales, Alvarado y Pineda (1994) plantean que la operacionalización se logra a través de un proceso donde una variable se transforma en otras que tengan el mismo significado y que sean susceptibles de la medición empírica. Para que esto sea posible, las variables se descomponen en otras más específicas llamadas **dimensiones**. A su vez, es necesario traducir estas dimensiones a indicadores para permitir la observación directa. Algunas veces la variable puede ser *operacionalizada mediante un solo indicador*, como es el caso de la edad, la que puede ser definida

en forma operativa por medio de un solo indicador que sería el número de años cumplidos. En otros casos es necesario hacerlo a través de un conjunto de indicadores, como sería el caso de marginalidad, accesibilidad y tantas otras variables. De esta forma el proceso de operacionalización de variables se puede analizar el esquema mostrado:



*Figura 1: Proceso de operacionalización de variables*

Fuente: Canales et al. (1994)

En conclusión, la Operacionalización de Variables expresada a través de una tabla facilita la apreciación de cómo de una variable abstracta que puede ser interpretada en forma muy diferente por distintas personas, pasa a tener una variable definida que permite la medición empírica, lográndose que cada persona puede hacer la medición observando aspectos concretos (Canales et al., 1994; Hernández et al., 2017).

Comúnmente entonces, la Operacionalización de variables suele presentarse así:

*Tabla 1: Formato clásico para la operacionalización de variables*

Variable	Dimensión	Indicadores	Ítems

Fuente: Hernández et al. (2017, p. 211)

Ahora bien, en el caso del enfoque PLS-SEM (*Partial Least Squares - Structural Equation Modeling*), la operacionalización de variables se basa en el planteamiento de modelos de componentes jerárquicos.

En algunos casos, los constructos que los investigadores desean examinar son bastante complejas y también pueden operacionalizarse a niveles más altos de abstracción. Establecer tales modelos de orden superior o modelos de componentes jerárquicos (**HCM o Hierarchical Component Models o Modelos de componentes jerárquicos**), como generalmente se los llama en el contexto de PLS-SEM (Lohmöller, 1989), a menudo implica probar estructuras de orden superior que contienen **dos capas de construcciones**.

Por ejemplo, en el caso de la construcción de satisfacción del cliente, que puede consistir en numerosas construcciones más concretas que capturan atributos separados de satisfacción. En el contexto de los servicios, estos podrían incluir la **satisfacción con la calidad del servicio**, el **personal de servicio**, la **velocidad del servicio** o la **infraestructura** (*servicescape*). Entonces es posible definir la satisfacción en dos niveles de abstracción. Estos componentes concretos en el primer nivel de abstracción (es decir, **de primer orden**) forman el componente de satisfacción de orden superior más abstracto (es decir, **de segundo orden**).

Hay tres razones principales para incluir un HCM en un modelo de ruta PLS. Primero, al establecer HCM, los investigadores pueden reducir el número de relaciones en el modelo estructural, haciendo que el modelo de ruta PLS sea más parsimonioso y más fácil de entender. En segundo lugar, los HCM resultan valiosos si los constructos de primer orden están altamente correlacionados. Cuando esta situación está presente, las estimaciones de las relaciones del modelo estructural pueden estar sesgadas como resultado de problemas de colinealidad, y no se puede establecer la validez discriminante. En situaciones caracterizadas por colinealidad entre construcciones, establecer un orden superior la estructura puede reducir los problemas de colinealidad y puede resolver problemas de validez discriminantes. En tercer lugar, el establecimiento de HCM también puede resultar valioso si los indicadores formativos exhiben altos niveles de colinealidad.

Siempre que la teoría respalde este paso, los investigadores pueden dividir el conjunto de indicadores y establecer construcciones separadas de primer orden que juntas formen una estructura de orden superior.

En la siguiente figura se ilustra los 4 tipos principales de HCM discutidos en la literatura existente y utilizados en aplicaciones SEM. Los HCM tienen dos elementos:

- El **Componente de Orden Superior** (HOC o Higher-Order Component), que captura la entidad de orden superior más abstracta, y
- Los **Componentes de Orden Inferior** (LOC o Lower-Order Components), que capturan las subdimensiones de la entidad de orden superior.

Cada tipo de HCM puede caracterizarse por diferentes relaciones entre:

- El HOC y los LOC, y
- Las construcciones y sus indicadores.

Por ejemplo, el tipo de HCM reflexivo-reflexivo indica una relación (reflexiva) entre el HOC y los LOC, y todas las construcciones de primer orden se miden mediante indicadores reflexivos. Por el contrario, el tipo de HCM reflexivo-formativo indica relaciones (formativas) entre los LOC y el HOC, y todas las construcciones de primer orden se miden mediante indicadores reflexivos. Otros dos HCM alternativos que los investigadores pueden emplear son un HCM formativo reflexivo y formativo formativo. La selección del tipo apropiado de HCM se basa en consideraciones teóricas / conceptuales establecidas *a priori*.

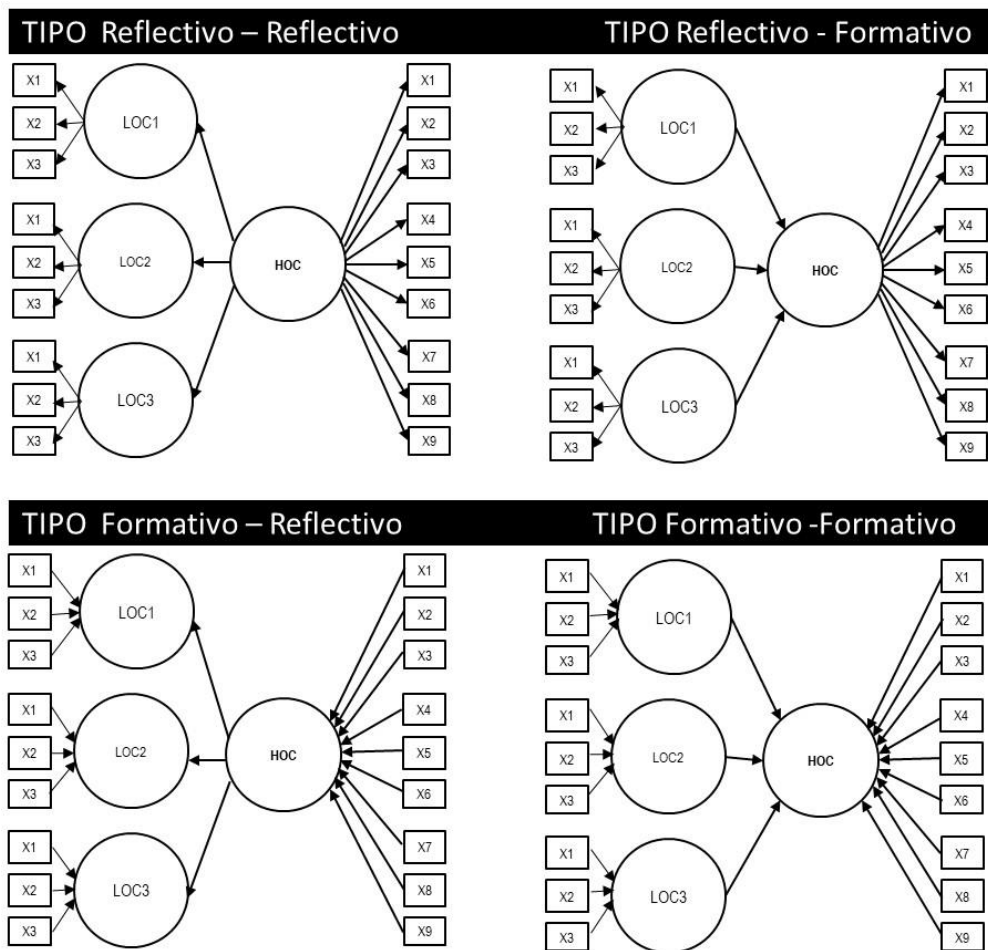


Figura 2: Modelos teóricos con jerarquías HOC y LOC

Nota: LOC = Lower-Order Component; HOC = Higher-Order Component (Componente de Orden Superior y los Componentes de Orden Inferior)

Fuente: Ringle, CM, Sarstedt, M and Straub, DW (2012) A Critical Look at the Use of PLSSEM in MIS Quarterly. MIS Quarterly 36: iii–xiv.; permission conveyed through Copyright Clearance Center, Inc. Citado por Hair Jr et al. (2017)

Por lo tanto, la operacionalización de variables se plantearía de esta forma:

Tabla 2: Propuesta para la Operacionalización de Variables con el enfoque PLS SEM

Constructos o variables latentes	Orden	Variables observables o Indicadores

### 3. La Matriz de Consistencia

De acuerdo a Ñaupas (2014) la matriz de consistencia es una tabla resumen de una sola entrada presentado en forma horizontal con 5 columnas en la que figura de manera panorámica los cinco elementos básicos del proyecto de investigación:

- Problemas
- Objetivos
- Hipótesis
- Variables e Indicadores
- (Metodología, de forma opcional)

En la tabla figuran en forma ordenada y coherente los 5 elementos principales del proyecto de investigación. La matriz de consistencia muestra la lógica de la investigación científica. Primero los problemas, luego los objetivos, hipótesis, las variables e indicadores y cierra con la metodología. No es conveniente agregar una sexta columna para el marco teórico **porque lo hace muy pesado**. Todo proyecto de investigación debe ser acompañado de la matriz de consistencia.

Se entiende que los problemas: Son los mismos formulados en el proyecto de investigación; generalmente se formula un problema central y dos o más problemas específicos; los objetivos: de igual forma que en el proyecto se distingue el objetivo general y los objetivos específicos. En el proyecto se formula la hipótesis central y luego las hipótesis específicas o secundarias. Si se trata de hipótesis que va ser sometidas al experimento, entonces se requiere formular las hipótesis nulas. Las variables e indicadores: en cuarto lugar, se identifican las variables dependientes y las independientes. Si se trata de una investigación experimental, se identifica que variable extraña es la que va ser controlada. Además, se debe identificar los indicadores o variables empíricas.

De manera opcional se puede incluir la metodología donde se especifica el tipo de investigación, el método predominante de investigación, el diagrama simbólico de investigación, la población y muestra, las técnicas e instrumentos de recopilación de datos, y finalmente el tratamiento estadístico.

Como es fácil de entender en la matriz de consistencia no se presentan un conjunto elementos que no son imprescindibles para entender el sentido de la investigación como el planteamiento de problema, la justificación, las limitaciones y el marco teórico.

De esta forma, una matriz de consistencia cumple dos funciones básicas:

Mostrar el orden, la secuencia del proceso de investigación y Mostrar la lógica de la investigación.

*Tabla 3: Formato clásico para la Matriz de consistencia*

<b>Problema</b>	<b>Objetivos</b>	<b>Hipótesis</b>	<b>Variables y dimensiones</b>	<b>Indicadores</b>
Problema principal	Objetivo general	Hipótesis principal	Identificación de la VI y VD	1. Indicador 2. Indicador 3. Indicador
Problemas específicos	Objetivos específicos	Hipótesis específicas	Identificación de las variables en cada una de las sub hipótesis	4. Indicador 5. Indicador 6. Indicador

Fuente: Ñaupás (2014, p. 322)

*Tabla 4: Propuesta para la Matriz de Consistencia con el enfoque PLS SEM*

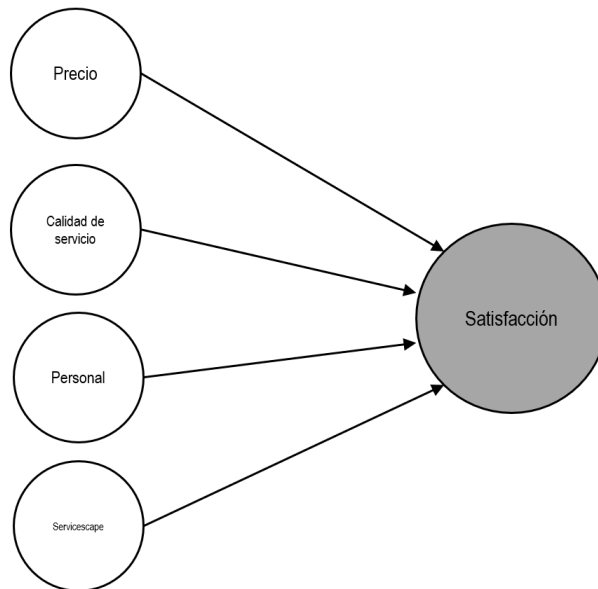
<b>Problema</b>	<b>Objetivos</b>	<b>Hipótesis</b>	<b>Constructos</b>	<b>Indicadores</b>
Problema principal	Objetivo general	Hipótesis principal	Identificación de los constructos o variables latentes	1. Indicador 2. Indicador 3. Indicador
Problemas específicos	Objetivos específicos	Hipótesis específicas		4. Indicador 5. Indicador 6. Indicador

## 4. Ejemplos

### 4.1. Operacionalización de variables para el modelo PLS-SEM

#### *Ejemplo 1: Evaluación de la satisfacción del cliente*

El tema de la satisfacción del servicio cuyo modelo teórico se ha diversificado de diferentes maneras, puede visualizarse así:



*Figura 3: Modelo teórico de la satisfacción (del servicio)*

Fuente adaptada de Hair Jr et al. (2017, p. 66)

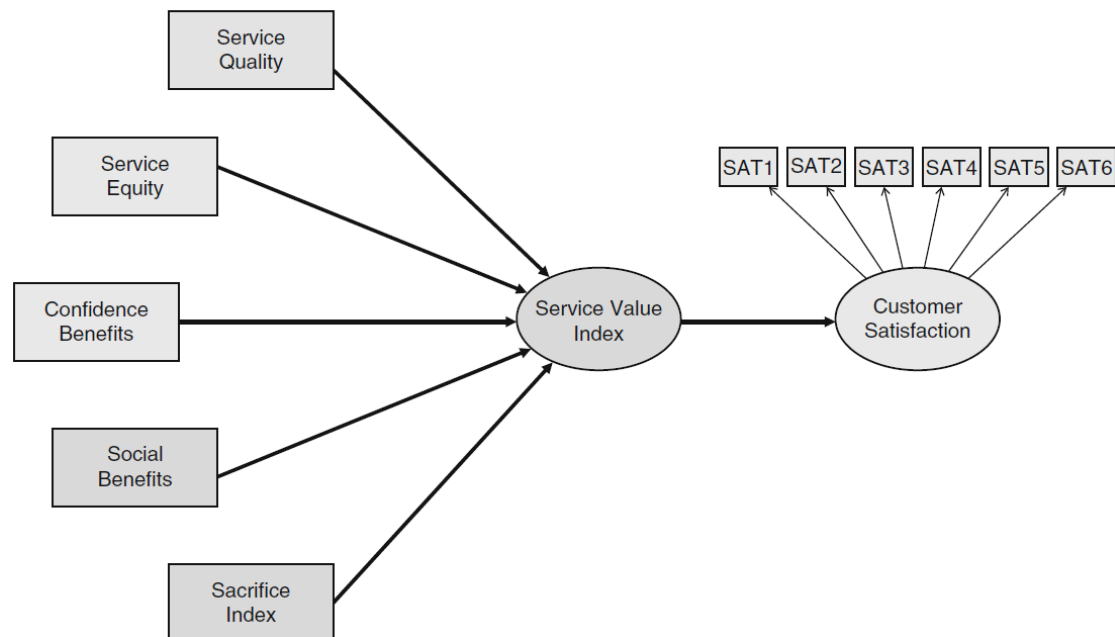
*Tabla 5: Ejemplo de Operacionalización de variables para el modelo teórico de la Satisfacción*

Constructos o variables latentes	Orden	Variables observables o Indicadores
Satisfacción	CO Superior	1. Indicador 2. Indicador 3. indicador
Precio	CO Inferior	4. Indicador 5. Indicador 6. indicador
Calidad de servicio	CO Inferior	7. Indicador 8. Indicador 9. indicador
Personal	CO Inferior	10. Indicador 11. Indicador 12. indicador
Servicescape	CO Inferior	13. Indicador 14. Indicador 15. indicador



### **Ejemplo 2: Valor de servicio y Satisfacción del cliente**

La satisfacción del servicio con el modelo MIMIC (*multiple indicators and multiple causes o múltiple indicadores y múltiples causas*) se representa así:



*Figura 4: Modelo para el análisis PLS del Índice de valor del servicio*

Fuente: Esposito Vinzi et al. (2010, p. 552)

*Tabla 6: Operacionalización de variables para el modelo MIMIC*

<b>Constructos o variables latentes</b>	<b>Orden</b>	<b>Variables observables o Indicadores</b>
Índice de valor del servicio	CO Superior	1. Indicador 2. Indicador 3. indicador
Calidad del servicio	CO Inferior	4. Indicador 5. Indicador 6. indicador
Equidad de equidad	CO Inferior	7. Indicador 8. Indicador 9. indicador
Beneficios de confianza	CO Inferior	10. Indicador 11. Indicador 12. indicador
Beneficios sociales	CO Inferior	13. Indicador 14. Indicador 15. indicador
Índice de sacrificio	CO Inferior	16. Indicador 17. Indicador 18. indicador
Satisfacción del cliente	CO Superior	19. Indicador 20. Indicador 21. indicador

## 4.2. Matriz de consistencia para el modelo PLS-SEM

Enseguida, el tema de la satisfacción del servicio puede representarse de la siguiente manera:

Problema	Objetivos	Hipótesis	Constructos	Indicadores
Problema principal	Objetivo general	Hipótesis principal	Satisfacción Precio Calidad de servicio	1. Indicador 2. Indicador 3. Indicador 4. Indicador
Problemas específicos	Objetivos específicos	Hipótesis específicas	Personal Infraestructura	5. Indicador 6. Indicador 7. Indicador 8. Indicador

## 5. Referencias

- Albers, S. (2010). PLS and success factor studies in marketing. In *Handbook of partial least squares* (pp. 409-425): Springer.
- Bernal, C. A. (2010). *Metodología de la investigación* (3ra ed.). Bogotá: Pearson.
- Canales, F. H. d., Alvarado, E. L. d., & Pineda, E. B. (1994). *Metodología de la investigación*: Organización Panamericana de la Salud. PALTEX.
- Esposito Vinzi, V., Chin, W. W., Henseler, J., & Wang, H. (2010). *Handbook of partial least squares: Concepts, methods and applications*: Heidelberg, Dordrecht, London, New York: Springer.
- Hair Jr, J. F., Sarstedt, M., Ringle, C. M., & Gudergan, S. P. (2017). *Advanced issues in partial least squares structural equation modeling*: SAGE Publications.
- Hernández, R., Méndez, S., Mendoza, C., & Cuevas, A. (2017). *Fundamentos de investigación*. México: McGraw-Hill.
- Hsu, H.-M., Chang, I. C., & Lai, T.-W. (2016). Physicians' perspectives of adopting computer-assisted navigation in orthopedic surgery. *International journal of medical informatics*, 94, 207-214. doi:<https://doi.org/10.1016/j.ijmedinf.2016.07.006>
- Jöreskog, K. G. (1970). A general method for estimating a linear structural equation system. *ETS Research Bulletin Series*, 1970(2), i-41. doi:<https://doi.org/10.1002/j.2333-8504.1970.tb00783.x>
- Kansky, R., Kidd, M., & Knight, A. T. (2016). A wildlife tolerance model and case study for understanding human wildlife conflicts. *Biological Conservation*, 201, 137-145. doi:<https://doi.org/10.1016/j.biocon.2016.07.002>
- Ñaupas, H. (2014). *Metodología de la investigación cuantitativa - cualitativa y redacción de la tesis* (E. d. I. U. E. d. Kindle Ed. 4a ed.).
- Rigdon, E. E. (2014). Rethinking partial least squares path modeling: breaking chains and forging ahead. *Long range planning*, 47(3), 161-167. doi:<https://doi.org/10.1016/j.lrp.2014.02.003>
- Sarstedt, M., Schwaiger, M., & Ringle, C. M. (2009). Do we fully understand the critical success factors of customer satisfaction with industrial goods?-extending Festge and Schwaiger's model to account for unobserved heterogeneity. *Journal of business market management*, 3(3), 185. doi:<https://doi.org/10.1007/s12087-009-0023-7>
- Wong, K. K.-K. (2019). *Mastering Partial Least Squares Structural Equation Modeling (Pls-Sem) with Smartpls in 38 Hours*: iUniverse.