



USO DE MODELOS DE ECUACIONES ESTRUCTURALES EN INVESTIGACIONES DE CIENCIAS SOCIALES

José Flores Gutiérrez

**Profesor de la Escuela de Post Grado de la Universidad
San Martín de Porres**

Correo: floresjosevidio@gmail.com

USO DE MODELOS DE ECUACIONES ESTRUCTURALES EN INVESTIGACIONES DE CIENCIAS SOCIALES

Autor: Dr. José Ovidio Flores

Profesor de Investigación empresarial aplicada

En el presente documento se analiza, de manera resumida, el uso de modelos de ecuaciones estructurales, para lo cual se conceptualizan, se comparan los dos enfoques actuales, se ejemplifica la forma gráfica o diagrama de relaciones para un caso particular y se exponen los estadísticos para evaluar un modelo según uno de los enfoques estudiados.

Es creciente el uso de técnicas estadísticas multivariantes por parte de los investigadores, a fin de captar de forma apropiada la complejidad de los fenómenos que abordan, los cuales escapan al alcance de técnicas estadísticas de menor nivel como las univariantes o bivariantes. Existe una gran variedad de herramientas multivariantes, entre las que destacan: el análisis multivariante de la varianza, el análisis de componentes principales, el análisis discriminante, el análisis cluster y el análisis de correlación canónica, entre muchas otras (Hair, Black, Babin & Anderson, 2010), que representan potentes instrumentos para abordar un amplio espectro de asuntos prácticos o teóricos, pero aun así, todas comparten una limitación: con ellas solamente se puede examinar simultáneamente una relación. De hecho, las técnicas que pueden considerar más de una variable explicada o dependiente, como es el caso del análisis multivariante de la varianza (MANOVA), no es más que una sola relación entre variables independiente y dependiente (Hair et al., 2010; Cupani, 2012).

Para superar esta desventaja, han surgido los modelos de ecuaciones estructurales (*Structural Equation Modeling*, SEM), los cuales sí permiten analizar simultáneamente un conjunto de relaciones de dependencia y, además, son especialmente útiles en los casos, nada infrecuentes, en que una variable asumida como dependiente o endógena, se convierte en variable independiente (exógena) en subsiguientes relaciones de dependencia, en el mismo análisis, tal como ocurre cuando se abordan fenómenos complejos, en los que interactúan diversas variables (Cupani, 2012). Por éstas y otras ventajas, los SEM se han convertido en una de las principales técnicas de elección para los estudiosos en muchas disciplinas y, cada vez más, se considera un "deber" para los investigadores en ciencias sociales (Hooper, Coughlan & Mullen, 2008). Una revisión rápida evidencia que los SEM tienen amplia aceptación entre los investigadores que publican en revistas de gran prestigio, en diferentes campos del saber. Así, por ejemplo, se ha empleado en la gestión de recursos humanos (Ringle, Sarstedt, Mitchell & Gudergan, 2018), en el área de gerencia del turismo (Ali, Mostafa, Sarstedt, Ringle & Ryu, 2018), en gerencia educativa (Masa'deh, Shannak, Maqableh & Tarhini, 2017), en marketing (Hair, Hult, Ringle, Sarstedt & Thiele, 2017) y, en general, en el amplio campo de las ciencias sociales (Hair, Hult, Ringle & Sarstedt, 2017).

Independientemente de si los investigadores de las ciencias sociales adoptan un enfoque de investigación deductivo o inductivo, en algún momento de su

búsqueda para mejorar su comprensión y poder explicar la teoría, tratan con variables conceptuales (Constructos o variables latentes) y, también, con modelos teóricos, que reflejan un conjunto de relaciones estructurales. Estos modelos generalmente se basan en un conjunto de ecuaciones que conectan constructos para formalizar una teoría y representar visualmente las relaciones (Bollen, 2002). Como elementos de los modelos teóricos, los constructos representan ideas o pensamientos amplios sobre conceptos abstractos que los investigadores establecen y proponen medir en su investigación, por ejemplo, la responsabilidad social empresarial. Pero estos constructos, no pueden ser observados directamente en la realidad, por lo cual deben ser medidos utilizando indicadores, también denominados variables manifiestas, que corresponden a los ítems (o preguntas) de los cuestionarios que, a su vez, se denominan escalas, cuando miden un constructo en particular.

Los SEM se consideran técnicas estadísticas de segunda generación, ya que integran varias técnicas multivariantes como son la regresión múltiple, el análisis factorial y el análisis de senderos. Existen dos enfoques para la estimación de SEM: 1) basado en el análisis de la matriz de covarianzas (Covariance-Based/CB-SEM), que es el más antiguo (Jöreskog, 1973,1993; Jannoo, Yap, Auchoybur & Lazim, 2014), y 2) basado en mínimos cuadrados parciales, denominado PLS-SEM (por sus siglas en inglés Partial Least Squares), de data más reciente (Lohmöller, 1989; Wold, 1982).

La decisión de emplear CB-SEM o PLS-SEM va a depender significativamente del propósito planteado en la investigación: si el objetivo es verificar o comprobar teorías es más apropiado el método CB-SEM, por el contrario, si el objetivo perseguido es el desarrollo de teorías, trabajar con teorías no consolidadas o la predicción, entonces el uso de PLS-SEM es más idóneo. Asimismo, hay otras diferencias, por ejemplo, el PLS-SEM no demanda las condiciones exigidas por la modelación de CB-SEM, con relación a las distribuciones estadísticas (normalidad de los datos o tamaño de la muestra), propias de los test no paramétricos, o la exigencia relacionada con la identificación del modelo (Miranda & Ruiz, 2015). Esta última exigencia consiste en que el número de parámetros a estimar debe ser igual o inferior al número de unidades de información disponibles en la matriz de varianzas-covarianzas estimada a partir de los datos de muestra.

Aunque las diferencias entre estos dos métodos pueden ser abordadas con gran detalle en Hair, Matthews, Matthews y Sarstedt (2017), se expone sintéticamente un aspecto metodológico relevante, como es el tamaño de la muestra, para lo cual algunos autores recomiendan para el modelo CB-SEM una tasa superior a los 10 sujetos por variable observada (Ruiz, Pardo & San Martín, 2010) o, por lo menos, 5 sujetos por cada ítem (Armario y Silva, 2001) o parámetro a estimar (Hair, Black, Babin & Anderson, 2010), o un mínimo de 200 sujetos (Cupani, 2012). Por el contrario, en PLS-SEM la muestra requerida será la que sirva para ejecutar la regresión múltiple más compleja planteada en el modelo (Barclay et al., 1995). Asimismo, también se recomienda estimar el tamaño muestral en función de la potencia estadística de la muestra (Westland, 2010).

A continuación, se ejemplifica el modelamiento con ecuaciones estructurales, aplicándolo a un caso particular, en el cual se evalúa la influencia de la responsabilidad social empresarial (RSE) en la imagen de la empresa (IMA). La RSE, que también se suele denominar responsabilidad social corporativa (RSC), ha cobrado un auge en épocas recientes motivado a la creciente preocupación por suministrar principalmente a consumidores e inversores, así como otros grupos de interés, información sobre la RSE, que se manifiesta por iniciativas, tales como el Pacto Mundial sobre Responsabilidad Social (2000) promovido por las Naciones Unidas, la Declaración Tripartita de la Organización Internacional del Trabajo (OIT) sobre empresas internacionales y política social (1977-2000), las Directrices de la OCDE para empresas transnacionales (2000), la norma AA-1000 emitida en noviembre de 1999 por el *Institute of Social Ethical Accountability* o la SA-8000 promovida por la agencia acreditadora del *Council on Economic Priorities*. Por el contrario, en los países en vías de desarrollo la apuesta por la promoción de actividades o acciones de RSE es todavía incipiente (Lizarzaburu, 2017, p. VIII).

Según Garriga y Melé (2004) las teorías empleadas en la RSE se pueden clasificar en cuatro grupos: Instrumentales, Integradoras, de Carácter Político, y sobre Ética y Moral. En este último grupo se asume el desarrollo de las actividades de RSE como una respuesta al cumplimiento de derechos de carácter universal, como son: el respeto al medioambiente y la preocupación por concretizar el desarrollo sostenible, que toma en consideración aquellas actividades empresariales que contribuyan al progreso de las generaciones presentes, así como preservar el de las futuras (Chomali & Majluf, 2007). Este enfoque es asumido en el diagrama de relaciones de la RSE, ya que se aborda desde la perspectiva sostenicéntrica, es decir la del desarrollo sostenible (DS) que tiene gran un auge en la actualidad (Kolk, 2016; Bhaduri & Selarka, 2016). En este contexto se propugna la existencia de tres dimensiones de la RSE: social, medioambiental y económica (Panwar, Rinne, Hansen & Juslin, 2006; Alvarado, Bigne, Aldas-Manzano & Curras-Pérez, 2015),

En cuanto al segundo constructo de la relación estudiada, se sostiene que la imagen es un modelo de la realidad, por lo cual nunca es la realidad misma, debido a que el observador influye de manera importante en el resultado visual (Villafañe, 1996). En ese mismo orden de ideas, Costa (2003) postula que las imágenes de las organizaciones son elaboradas a partir de las percepciones, las construcciones mentales, la memoria y la experiencia de las personas. Estas asociaciones logran mantener una cierta estabilidad temporal, pero indefectiblemente son afectadas por los cambios producidos, tanto en el entorno social como en las estrategias propias de la empresa o de la competencia (García de los Salmones, 2002). Según Pérez (2011, p.14) la imagen corporativa es definida como: “la percepción de la empresa que se deriva de la suma de informaciones, impresiones, expectativas, creencias y sentimientos que un individuo acumula sobre la organización”.

Así, las nuevas demandas sociales evidencian que la imagen corporativa se encuentra íntimamente ligada al concepto de RSE. Por esta razón es esencial

que las empresas amplíen el enfoque de sus actividades a diversas cuestiones sociales, con el propósito de lograr la supervivencia de la organización, mediante el compromiso con las necesidades de los diferentes grupos de interés (Ruiz & del Bosque, 2012). Por ello, es pertinente para cualquier organización evaluar la hipótesis que relaciona la RSE con su imagen: H_1 : La RSE percibida por los clientes ejerce una influencia directa y positiva en la imagen de la empresa.

Mejores prácticas de RSE tienen efectos positivos en la imagen de la empresa (Alvarado & Schlesinger, 2008; López & Morillas, 2013; Du, Bhattacharya & Sen, 2010), así como también en la reputación, lealtad del cliente y ganancias, entre muchas otras variables (López & Morillas, 2013; Platonova, Asuta, Dixon & Mohammad, 2018).

Igualmente, es necesario definir las escalas para evaluar los constructos. Estas pueden ser elaboradas por los autores de la investigación o, también, adaptadas o incorporadas sin modificación de las que ya existen. Por ejemplo, para el constructo de la RSE se han desarrollado varias escalas (Alvarado, 2008; Alvarado et al., 2015) y para medir la imagen otras tantas (Ahearne, Bhattacharya & Gruen, 2005; Alvarado & Schlesinger, 2008). Se recomienda un número mínimo de 3 ítems por constructo o dimensión, aunque es más apropiado utilizar de 4 ítems en adelante para el caso del método CB-SEM, mientras que para el método PLS-SEM, se puede emplear hasta un ítem por constructo.

En la Figura 1 se presenta el modelo factorial de las relaciones estructurales de la RSE y la imagen (IMA). A continuación, se presenta una breve descripción de las notaciones empleadas:

- El constructo RSE es de segundo orden, pues tiene tres dimensiones: 1) social (SOC), que es estimada con 7 ítems (Soc1 al Soc7), 2) ambiental (AMB), con 7 ítems (Amb1 al Amb 7) y 3) económica (ECO), con 5 ítems (Eco1 al Eco 5), mientras que la Imagen (IMA) es unidimensional, medida con 4 ítems (Ima1 al Ima4)
- Los errores de medida: de las variables observadas de RSE δ_i (19 en total), y de las variables observadas de IMA ϵ_i (4 en total).
- El término de perturbación: ζ (4 en total), que incluye los efectos de las variables omitidas, los errores de medida y la aleatoriedad del proceso especificado.
- Los coeficientes de regresión: (19 en total) que relacionan las dimensiones de la RSE con sus indicadores (no indicados en la figura, se denomina cargas o *loading*)
- Los coeficientes de regresión: (4 en total) que relacionan las variables IMA con sus indicadores (no indicados en la figura).
- Los coeficientes de regresión (o coeficientes *path*) γ_i (3 en total) y β (1 en total) que relacionan las variables latentes entre sí.

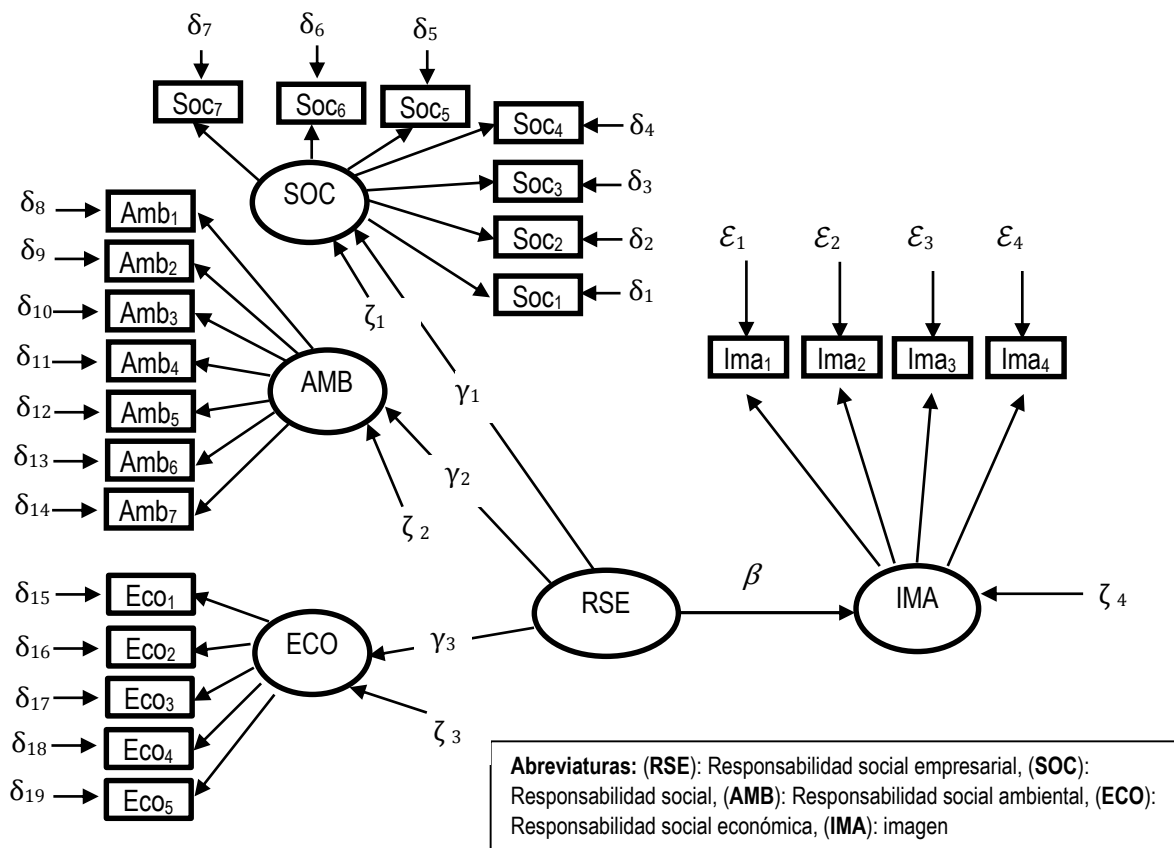


Figura 1. Modelo factorial de las relaciones estructurales de la RSE y la imagen

Fuente: elaboración propia

El modelo factorial de la Figura 1 es de segundo orden, pues la RSE es conformada por tres dimensiones, dispuestas en modo reflectivo, ya que éstas reciben las flechas. Asimismo, las dimensiones de RSE como el constructo IMA también poseen sus ítems en un arreglo reflectivo. Para resolver este modelo se pueden emplear tanto el método CB-SEM como el PLS-SEM, aunque con este último se requiere un procedimiento ligeramente más laborioso para conformar constructos de segundo orden (o de orden superior), que no están exentos de controversia (Ciavolino & Nitti, 2013; Ciavolino, Carpita & Nitti, 2014), aunque cada vez son más utilizados.

A continuación, se detallan los estadísticos necesarios para estimar un modelo CB-SEM estándar. En primer lugar, se obtienen los estadísticos para evaluar la fiabilidad y validez psicométrica de los constructos o variables latentes (incluyendo sus ítems) en estudio (denominado modelo de medida). En segundo lugar, se analizan relaciones entre las distintas variables latentes (modelo estructural).

En el modelo de medida se comienza por estimar la fiabilidad de los indicadores (ítems), para lo cual se analizan sus cargas (loadings) o correlaciones simples con su constructo (λ). Estos deben ser estadísticamente significativos ($p < 0.05$) o, en su defecto, mayores que 0.5 (Sharma, 1996).

La fiabilidad de los constructos se obtiene mediante la estimación del alfa de Cronbach (α), que evidencia el grado en que los indicadores o ítems de una misma escala covarían. Se ha propuesto un valor mínimo de $\alpha = 0,70$ (Campo-Arias & Oviedo, 2008), aunque se estima que 0.60 es un valor apropiado en las etapas exploratorias del desarrollo de una escala (Malhotra & Birks, 2007) o en el campo de las ciencias sociales, aunque debe ser interpretado con precaución (Feijó et al., 2012). El α tiende a subestimar significativamente la fiabilidad de la consistencia interna de los modelos SEM, razón por la cual se aconseja emplear diferentes medidas más idóneas para este propósito (Henseler et al., 2009).

También se estiman dos tipos de validez para el constructo: 1) Validez convergente, que trata de garantizar que los indicadores o ítems de una escala, que miden un concepto determinado midan realmente lo mismo. De manera que este tipo de validez se refiere a que las medidas del concepto deben converger estadísticamente hacia el concepto (Sánchez-Pérez & Jiménez-Castillo, 2013). Los estadísticos más comunes son: Índice de Fiabilidad Compuesta (IFC > 0.7) y Varianza Extraída Media (AVE > 0.5), tal como lo recomiendan Diamantopoulous et al. (2008), y 2) Validez discriminante: determina que una escala solo ha de medir las características del concepto para el cual fue diseñada y no otro concepto. (Sánchez-Pérez & Jiménez-Castillo, 2013). Se determina con: $\sqrt{AVE} > \text{Correlaciones con otros constructos}$, análisis de las correlaciones cruzadas (cross-loadings), matriz heterotrait-monotrait ratio, análisis de componentes principales (Götz, Liehr-Gobbers y Krafft, 2010; Henseler et al., 2016). Es importante destacar que la consistencia interna solo es aplicable para los constructos con indicadores reflectivos.

La evaluación del modelo estructural se inicia con el análisis de la significación estadística alcanzada por los coeficientes path estimados, ya que un parámetro no significativo puede conllevar a reformular el modelo en función de la teoría pertinente. Luego, el investigador debe centrarse en el estudio de las medidas de ajuste global del modelo, algunas de las cuales se detallan a continuación. En primer lugar, se emplea el estadístico Chi cuadrado (X^2), cuyo resultado no debe ser estadísticamente significativo (valores $p \geq 0.05$) para aceptar la hipótesis nula de igualdad entre las matrices de covarianza observada y reproducida. Debido a que este índice está sujeto a controversia (Hooper et al., 2008), se ha propuesto como solución alternativa ponderarlo por los grados de libertad (X^2/df), en cuyo caso, se obtendría un buen ajuste con valores inferiores a 3 (Iacobucci, 2010). Otros estadísticos reportados por la literatura especializada y cuyos valores se esperan sean iguales o superior a 0.95 son (Ruíz et al., 2010): el índice de ajuste normado (NFI), el índice de bondad de ajuste (GFI) y 3) el índice ajustado de bondad de ajuste (AGFI).

Finalmente, otros estadísticos son el índice de la raíz del cuadrado medio del residuo (RMR), que cuanto más próximo a cero es mejor y el error de aproximación cuadrático medio (RMSEA) que debe ser menor o igual a 0.08.

Por lo general, cuando la evaluación del ajuste del modelo inicial es la apropiada se procede a reespecificar el modelo, para lo cual se proponen uno o más

modelos alternativos, que se someten de nuevo a un proceso de verificación, en función de la teoría lo sustenta.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Ahearne, M., Bhattacharya, C. B., & Gruen, T. (2005). Antecedents and consequences of customer-company identification: expanding the role of relationship marketing. *Journal of Applied Psychology*, 90(3), 574-585.
- Ali, F., Mostafa, S., Sarstedt, M., Ringle, C., & 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.
- Alvarado, A., Bigne, E., Aldas-Manzano, J. & Curras-Pérez, R. (2015). A scale for measuring consumer perceptions of corporate social responsibility following the sustainable development paradigm. *Journal of Business Ethics*, 1-20.
- Alvarado, A. & Schlesinger, M. (2008). Dimensionalidad de la responsabilidad social empresarial percibida y sus efectos sobre la imagen y la reputación: una aproximación desde el modelo de Carroll. *Estudios Gerenciales*, 24(108), 37-59.
- Alvarado, A. (2008). Responsabilidad social empresarial percibida desde una perspectiva sostenicéntrica, y su influencia en la reputación de la empresa y en el comportamiento del turista. Tesis Doctoral. Departament de Comercialització i Investigació de Mercats. Universitat de València, España.
- Armario, E. M. & Silva, F. J. (2001). La orientación al mercado y el rendimiento empresarial: el caso de la banca comercial española. *Cuadernos de Gestión*, 1(1), 33-66.
- Barclay, D., Higgins, C. & Thompson, R. (1995). The Partial Least Squares (PLS) approach to causal modelling: personal computer adoption and use as an illustration. *Technology Studies, Special Issue on Research Methodology*, 2(2): 285-309
- Bhaduri, S. & Selarka, E. (2016). Corporate governance and corporate social responsibility of Indian companies. En: Idowu, S. & Schmidpeter, R. *CSR, Sustainability, Ethics & Governance. Corporate Social Responsibility-Guidelines and Best Practices*, pp 1-127.
- Bollen, K. A. (2002). Latent variables in psychology and the social sciences. *Annual Review of Psychology*, 53(1), 605-634.
- Campo-Arias, C. & Oviedo, H. (2008). Propiedades psicométricas de una escala: la consistencia interna. *Rev. Salud Pública*, 10 (5), 831-839.
- Chomali, F. & Majluf, N. (2007). *Ética y responsabilidad social en la empresa*. Santiago de Chile: Aguilar Chilena de Ediciones SA.
- Ciavolino, E. & Nitti, M. (2013). Simulation study for PLS path modelling with high-order construct: A job satisfaction model evidence. *Advanced dynamic modeling of economic and social systems. Studies in Computational Intelligence*, 448, 185-207.
- Costa, J. (2003). Creación de la imagen corporativa, el paradigma del siglo XXI. *Razón y Palabra* 34(8), 1-15.
- Cupani, M. (2012). Análisis de Ecuaciones Estructurales: conceptos, etapas de desarrollo y un ejemplo de aplicación. *Revista Tesis*, 2(1), 186-199.
- Du, S., Bhattacharya, C. B. & Sen, S. (2010). Maximizing business returns to corporate social responsibility (CSR): The Role of CSR Communication. *International Journal of Management Reviews*, 12 (1), 8-19.

- Feijó, M. K., Ávila, C. W., Souza, E. N., Jaarsma, T., Rabelo, E. R. (2012). Adaptación transcultural y validación de la european heart failure self-care behavior scale para el portugués de Brasil. *Rev. Latino-Am. Enfermagem*, 20(5),1-9.
- García de los Salmones, M. (2002). La imagen de empresa como factor determinante en la elección de operador. Tesis doctoral no publicada. Universidad de Cantabria, España.
- Garriga, E. & Melé, D. (2004.) Corporate social responsibility theories: Mapping the territory. *Journal of Business Ethics*, 53(1-2), 51-71.
- Hair, J., Black, W., Babin B. & Anderson, R. (2010). *Multivariate data analysis*. (7ma ed). Madrid: Pearson Prentice Hall.
- Hair, J. Hult, G., Ringle, C., Sarstedt, M. & Thiele, K. (2017). Mirror, mirror on the wall: a comparative evaluation of composite-based structural equation modeling methods. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 45(5), 616-632.
- Hair, J. F., Hult, G., Ringle, C. & Sarstedt, M. (2017). A primer on partial least squares structural equation modeling (PLS-SEM). Los Angeles: Sage.
- Hair, J., Matthews, L., Matthews, R. & Sarstedt, M. (2017). PLS-SEM or CB-SEM: updated guidelines on which method to use. *Int. J. Multivariate Data Analysis*, 1(2), 107-123.
- Henseler, J., Ringle, C. M. & Sinkovics, R. R. (2009). The use of partial least squares path modeling in international marketing. *Advances in International Marketing*, 20, 277-319.
- Henseler J., Hubona G. S., Ray P. A. (2016). Using PLS path modeling in new technology research: Updated guidelines. *Industrial Management & Data Systems* 116(1), 1-19.
- Hooper, D., Coughlan, J. & Mullen, M. (2008). Structural Equation Modelling: Guidelines for determining model fit. *Electronic Journal of Business Research Methods*, 6(1), 53-60.
- Iacobucci. D. (2010). Structural equations modeling: Fit indices. sample size. and advanced topics. *Journal of Consumer Psychology*, 20(1), 90-98.
- Götz O, Liehr-Gobbers K, Krafft M. (2010). Evaluation of Structural Equation Models Using the Partial Least Squares (PLS) Approach, En Vinzi VE, Chin WW, Henseler J, Wang H (Eds.), *Handbook of partial least squares: Concepts, methods and applications in marketing and related fields*. Berlin: Springer, pp. 691-711
- Jöreskog, K. G. (1973). A general method for estimating a linear structural equation system. In AS Goldberger, OD Duncan: *Structural equation models in the social sciences*. Seminar Press, New Jersey, USA. pp. 255-284.
- Jöreskog, K. G. (1993). Testing structural equation models. En Bollen, K. A. & Long, J. S. (Eds.): *testing structural equation models*, pp.294–316, Sage, Newbury Park.
- Kolk, A. (2016). The social responsibility of international business: From ethics and the environment to CSR and sustainable development. *Journal of World Business*, 51(1), 23-34.
- Lizarzaburu, E. (2017). Percepción directiva de la responsabilidad social corporativa y sus efectos sobre la reputación corporativa y la confianza hacia la empresa: aplicación en el sistema financiero de una economía emergente. Tesis doctoral. Madrid: Universidad Carlos III de Madrid.
- Lohmöller, J. B. (1989). *Latent variable path modeling with partial least squares*, Physica, Heidelberg.
- López, B. & Morillas, A. (2013). Responsabilidad social corporativa y reputación corporativa. En: Pintado T. y Sánchez J. (Coord). *Imagen corporativa. Influencia en la gestión empresarial*. Madrid: Esic.

- Malhotra, N. K. & Birks, D.F. (2007). *Marketing research: an applied approach*. (3era ed). USA: Pearson Education.
- Masa'deh, R., Shannak, R., Maqableh, M., & Tarhini, A. (2017). The impact of knowledge management on job performance in higher education: The case of the University of Jordan, *Journal of Enterprise Information Management*, 30(2), 244-262.
- Miranda, E. & Ruiz, M. (2015). Precisión en la recuperación de parámetros, con datos ordinales, en el análisis de estructura de covarianza y el modelo de rutas mediante mínimos cuadrados parciales. *Universitas Psychologica*, 14(3), 985-996.
- Panwar, R., Rinne, T., Hansen, E. & Juslin, H. (2006). Corporate responsibility: Balancing economic, environmental, and social issues in the forest products industry. *Forest Products Journal*, 56(2), 4-12.
- Pérez, A. (2011). Estudio de la imagen de responsabilidad social corporativa: formación e integración en el comportamiento del usuario de servicios financieros. Tesis de Doctorado. Departamento de Administración de Empresas. Universidad de Cantabria.
- Platonova, E., Asuta, M., Dixon, R. & Mohammad, S. (2018). The impact of corporate social responsibility disclosure on financial performance: evidence from the GCC islamic banking sector. *Journal of Business Ethics*, 151(2), 451–471.
- Ringle, C., Sarstedt, M. Mitchell, R. & Gudergan, S. (2018). Partial least squares structural equation modeling in HRM research, *The International Journal of Human Resource Management*, DOI: 10.1080/09585192.2017.1416655
- Ruiz, A. & del Bosque, I. (2012). La imagen de Responsabilidad social corporativa en un contexto de crisis económica: El caso del sector financiero en España. *Universia Business Review*, (33), 14-29.
- Ruiz, M. I., Pardo, A. & San Martín, R. (2010). Modelos de ecuaciones estructurales. *Papeles del Psicólogo*, 31(1), 34-45.
- Sánchez-Pérez, M. & Jiménez-Castillo, D. (2013). La validez del instrumento de medida. En Sarabia. F. J. (Coord.). *Métodos de investigación social y de la empresa* (pp. 387-420). Madrid: Pirámide.
- Sharma, S. (1996). *Applied multivariate techniques*. Nueva York: John Wiley & Son Inc.
- Villafañe, J. (1996). *Principios de teoría general de la imagen*. España: Pirámide.
- Westland, C. (2010). Lower bound on sample size in structural equation modeling. *Electronic Commerce Research and Applications*
- Wold, H. (1982). Soft Modeling: the basic design and some extentions, in Jöreskog, K.G. and Wold, H. (Eds.): *Systems Under Indirect Observations: Part II*, pp.1-54, North-Holland, Amsterdam.