



REVISTA ELECTRÓNICA AMIUTEM

<https://revista.amiutem.edu.mx>

Publicación periódica de la Asociación Mexicana de Investigadores
del Uso de Tecnología en Educación Matemática

Volumen V Número 1 Fecha: Junio de 2017

ISSN: 2395-955X

Directorio

Rafael Pantoja R.

Director

Eréndira Núñez P.

Lilia López V.

Lourdes Guerrero M.

Sección: Selección de
artículos de investigación

Elena Nesterova

Alicia López B.

Verónica Vargas Alejo

Sección: Experiencias

Docentes

Esnel Pérez H.

Armando López Zamudio

Sección: Geogebra

ISSN: 2395-955X

USO DE LAS ECUACIONES ESTRUCTURALES EN LA CONFIRMACIÓN DE MODELOS CAUSALES HACIENDO USO DEL SOFTWARE AMOS VERSIÓN 19

¹Felipe Santoyo Telles, ¹Miguel Ángel Rangel Romero, ^{1,2}Eliseo Santoyo Teyes, ^{1,2}Viviana Santoyo Telles

¹Centro Universitario del Sur, Universidad de Guadalajara.

²Centro de Bachillerato Tecnológico, Industrial y de Servicios
#226. Ciudad Guzmán, Jalisco, México

felipes@cusur.udg.mx; marangel@cusur.udg.mx;
esantoyo25@hotmail.com; viviana_santoyo@hotmail.com

Para citar este artículo:

Santoyo, F., Rangel, Á, Santoyo, E., Santoyo, V. (2017). Uso de las ecuaciones estructurales en la confirmación de modelos causales haciendo uso del software AMOS versión 19. *Revista Electrónica AMIUTEM*. Vol. V, No. 1. Publicación Periódica de la Asociación Mexicana de Investigadores del Uso de Tecnología en Educación Matemática. ISSN: 2395-955X. México.

Revista AMIUTEM, Año V, No. 1, Enero 2017, Publicación semestral editada por la Asociación Mexicana de Investigadores del Uso de Tecnología en Educación Matemática A.C Universidad de Guadalajara, CUCEI, Departamento de Matemáticas, Matemática Educativa. B. M. García Barragán 1421, Edificio V Tercer nivel al fondo, Guadalajara, Jal., S.R. CP 44430, Tel. (33) 13785900 extensión 27759. Correo electrónico: revista@amiutem.edu.mx. Dirección electrónica: <https://revista.amiutem.edu.mx/>. Editor responsable: Dr. Rafael Pantoja Rangel. Reserva derechos exclusivos No. 042014052618474600203, ISSN: 2395.955X, ambos otorgados por el Instituto Nacional de Derechos de Autor. Responsable de la última actualización de este número, Asociación Mexicana de Investigadores del Uso de Tecnología en Educación Matemática A.C., Antonio de Mendoza No. 1153, Col. Ventura Puente, Morelia Michoacán, C.P. 58020, fecha de última modificación, 10 de julio de 2016. Las opiniones expresadas en los artículos firmados es responsabilidad del autor. Se autoriza la reproducción total o parcial de los contenidos e imágenes siempre y cuando se cite la fuente y no sea con fines de lucro. No nos hacemos responsables por textos no solicitados.

USO DE LAS ECUACIONES ESTRUCTURALES EN LA CONFIRMACIÓN DE MODELOS CAUSALES HACIENDO USO DEL SOFTWARE AMOS VERSIÓN 19

¹Felipe Santoyo Telles, ¹Miguel Ángel Rangel Romero, ^{1,2}Eliseo Santoyo Teyes, ^{1,2}Viviana Santoyo Telles

¹Centro Universitario del Sur, Universidad de Guadalajara. ²Centro de Bachillerato Tecnológico, Industrial y de Servicios #226. Ciudad Guzmán, Jalisco, México

felipes@cusur.udg.mx; marangel@cusur.udg.mx; esantoyo25@hotmail.com;
viviana_santoyo@hotmail.com

Resumen

Un modelo matemático representa cualitativa y/o cuantitativa una parte concreta de la realidad, en el cual se muestran las relaciones predominantes entre sus elementos, sobre los cuales se pueden –y es necesario– realizar previsiones. De acuerdo con Bollen (2002), los fenómenos están influenciados por causas tangibles y elementos no observables (variables latentes). Los Modelos de Ecuaciones Estructurales (SEM, Structural Equation Models), han permitido la contrastación empírica de modelos que incluyen efectos causales entre variables latentes y variables observables; dichos modelos permiten entre otras cosas, la contrastación de teorías a través de la evidencia empírica. El Análisis Factorial Confirmatorio (AFC) es un procedimiento de análisis encuadrado en los modelos de Ecuaciones Estructurales (SEM), cuyo propósito se centra en el estudio de los modelos de medida. En consecuencia, es una estrategia sumamente útil en el ámbito de la prueba de hipótesis y la confirmación de teorías. En el presente trabajo se utilizan modelos de ecuaciones estructurales, concretamente, el análisis factorial confirmatorio, en relación a la validez de las escalas de medida cuando se proponen modelos causales.

Palabras clave: Análisis Factorial, Modelos causales, Estadística multivariable

Introducción

Los modelos de ecuaciones estructurales, al facilitar la contrastación empírica de modelos que incluyen efectos causales entre variables no observables (latentes), y entre éstas y variables observables, han permitido una mayor flexibilidad metodológica en el quehacer investigativo. Ofrecen, entre otras posibilidades estimar dependencias múltiples, poseen la capacidad de representar conceptos no observados a través de indicadores y permiten tener en cuenta el error de medida en el proceso de estimación.

Dentro de las aplicaciones de los modelos (SEM) existen diferentes posibilidades de estudio, desde análisis de trayectorias (regresiones múltiples); Análisis congénico (se crea un conjunto de variables latentes que tienen sus indicadores); Análisis confirmatorio de factores (se plantea la interrelación entre factores que tienen sus indicadores); Análisis de indicadores múltiples (variables latentes dependientes influyen sobre variables observadas); Análisis estructural (Variables latentes pueden influir sobre otras variables latentes).

La medición de la conducta perfeccionista desde una perspectiva multidimensional inició en los 90's. Hewitt y Flett (1991) diseñaron un conjunto de reactivos denominados MPS-H (por sus siglas en inglés) que incluía tres dimensiones del constructo, perfeccionismo

autorientado, perfeccionismo orientado hacia otros y el perfeccionismo socialmente prescrito. La conducta perfeccionista es una variable relacionada con otros problemas psicológicos (e.g., depresión, trastornos alimentarios, ansiedad, abuso de sustancias, trastorno obsesivo compulsivo, entre otros). En la presente investigación se reportan datos de la validación de la Escala Multidimensional de Perfeccionismo (MPS-F) en población mexicana utilizando muestra clínica, poniendo énfasis en la utilización de modelos de ecuaciones estructurales, concretamente, el análisis factorial confirmatorio (AFC), en relación a la validez de las escalas de medida.

Instrumento

Escala Multidimensional de Perfeccionismo. Es un auto-informe que se utiliza para medir la conducta perfeccionista desde una perspectiva multidimensional. Está conformado por 35 reactivos con cinco opciones de respuesta. Se califica conforme a una escala Likert donde 1 = Totalmente en desacuerdo y 5 = Totalmente de acuerdo. Puntuaciones más altas significan mayor presencia de la conducta perfeccionista. La versión en español que se utilizó en el presente estudio fue validada por Franco et al. (2010).

Análisis de los datos

Utilizando el paquete estadístico SPSS versión 17 y con el objetivo de conocer las características psicométricas del cuestionario se llevaron a cabo análisis de consistencia interna (alfa de Cronbach). Como una medida de adecuación muestral y con el objetivo de corroborar la factibilidad para realizar un análisis factorial se utilizó el método de KMO (Kaiser-Meyer-Olkin). Para validar la hipótesis nula de variables iniciales incorrelacionadas se utilizó la prueba de esfericidad de Bartlett. Se desarrolló un análisis factorial exploratorio el cual fue confirmado haciendo uso del software estadístico AMOS versión 20.

Análisis factorial exploratorio

Debido a que previamente no se han establecido consensos sobre el número de factores que debe de contener el instrumento (MPS-F), primeramente se planteó la necesidad de realizar un análisis factorial exploratorio. Para corroborar la pertinencia del mismo, es decir, si existía o no correlación entre el conjunto de ítems del cuestionario y un número de dimensiones no medidas, se realizó una matriz de correlaciones mediante el método de KMO (Kaiser-Meyer-Olkin) el cual funge como una medida de adecuación muestral. En este caso el puntaje obtenido fue de .91, lo que indica una alta correlación debido a que se encuentra muy cercano a la unidad, por tanto, evidencia la conveniencia de realizar un análisis factorial (Vicente y Oliva, et al., 2000; Pérez, 2001).

La prueba de esfericidad de Bartlett (1950) arrojó un *p-value* >0.05 , por lo que no resulta significativa la hipótesis nula de variables iniciales incorrelacionadas y por lo tanto se puede confirmar que tiene sentido aplicar el análisis factorial (Pérez, 2001).

Una vez descrito que es conveniente realizar el análisis factorial, se partió primeramente de una solución inicial, donde existen tantos componentes como variables. Para definir el número de factores a considerar se utilizaron los criterios de; gráfico de sedimentación muestra cuantos factores existen por encima de la unidad, -valor sobre el que se determinan las puntuaciones válidas como factores explicativos- (Peña, 2002; Pérez, 2001). Criterio de Kaiser (valores propios superiores a la unidad); y como criterio de asignación de ítems a los

factores se consideraron cargas factoriales mayores a 0.4 (Cliff y Hamburger, 1967). Los factores retenidos deben tener al menos dos variables con pesos altos en ellos.

Se empleó el método de extracción de máxima verosimilitud y rotación varimax (varimax con Kaiser). En Tabla 1 se muestra la distribución de los reactivos por factor y sus respectivos pesos factoriales.

Tabla 1. *Matriz de componentes Rotados*

	Factor			
	1	2	3	4
SMEAN(mps13)	.703	.262		.216
SMEAN(mps18)	.679	.181	.108	
SMEAN(mps14)	.667	.280		.204
SMEAN(mps9)	.611	.290		
SMEAN(mps23)	.574	.484		
SMEAN(mps25)	.561	.360		
SMEAN(mps10)	.521		.182	.124
SMEAN(mps24)	.467	.134		.227
SMEAN(mps4)	.464	.337		
SMEAN(mps5)	.422	.177		
SMEAN(mps3)	.325	.264	-.155	.235
SMEAN(mps22)	.289	.589		.116
SMEAN(mps35)	.244	.554		
SMEAN(mps28)	.245	.549		
SMEAN(mps33)	.144	.536		
SMEAN(mps17)	.349	.533		.114
SMEAN(mps26)		.516	.124	.345
SMEAN(mps21)	.390	.459		.145
SMEAN(mps32)	.193	.452		.147
SMEAN(mps34)	.358	.431		.107
SMEAN(mps1)	.107	.286	.202	.198
SMEAN(mps29)		.114	.716	
SMEAN(mps7)		-.114	.677	
SMEAN(mps8)			.635	.120
SMEAN(mps31)			.626	.210
SMEAN(mps27)			.604	-.198
SMEAN(mps2)		.139	.559	.170
SMEAN(mps16)		-.244	.465	.337
SMEAN(mps30)	.179	.230	.359	.317
SMEAN(mps6)	.249	-.136	.322	.205
SMEAN(mps15)	.310	.268		.563
SMEAN(mps12)	.311		.197	.544
SMEAN(mps11)	.149	.247	.159	.488
SMEAN(mps19)	.454		.223	.469
SMEAN(mps20)		.278	.309	.378

Método de extracción: Máxima verosimilitud.

Método de rotación: Normalización Varimax con Kaiser.

a. La rotación ha convergido en 8 iteraciones.

Basado en los criterios anteriormente señalados la estructura original obtenida sugiere considerar un modelo con 5 factores, los cuales resumen el 64.6% de la variabilidad total. Sin embargo, lo establecido en esta investigación fue trabajar con 4 factores, con los cuales se explica el 64% de la varianza. Con la solución inicial (5 factores) la delimitación de las variables que forman cada factor no es clara, dado que el último factor solamente estaba conformado por un ítem.

Análisis factorial confirmatorio

El análisis factorial exploratorio (AFE), permite que todos los ítems puedan saturar en todos los factores, por ende, todos los factores pueden estar correlacionados. Una característica esencial del análisis factorial confirmatorio (AFC) es que el investigador define con antelación todos los aspectos relevantes del modelo, aspectos que deben estar

sólidamente fundamentados en la teoría previa y en la evidencia conocida. El AFC no explora la relación entre variables o constructos, sino que las contrasta, el AFC es, en consecuencia, una estrategia sumamente útil en el ámbito de la confirmación de teorías.

Dado que el análisis exploratorio se caracteriza porque no se conocen a priori el número de factores y que el análisis de tipo confirmatorio los factores están fijados a priori, se utilizó el AFC para corroborar la hipótesis de que las relaciones existen (factores) dado que las variables (ítems) son manifestaciones comunes de 4 factores no "observables"

De acuerdo con Bentler y Chu (1987) y Lomax (1982) un instrumento de medición eficaz estaría en el orden de los 30 ítems. Conjuntos muy grandes de datos con frecuencia resultan en valores sobre calculados de χ^2 , de modo que el ajuste global del modelo a los datos se torna complejo. Un modelo AFC ideal, en consecuencia con lo afirmado, debería incluir como máximo 30 variables observadas (Ítems) y 6 variables latentes (Dimensiones). El modelo debería incluir aquellas variables que resultaran relevantes, omitiendo el resto, en otras palabras, el modelo debería ser lo más parsimonioso posible.

El principal indicador del ajuste de un modelo AFC es la distribución χ^2 , sin embargo, dado que en muchas ocasiones la distribución de los datos no se ajusta a la distribución χ^2 éste indicador no es utilizado como prueba única o concluyente de bondad del ajuste del modelo, lo anterior radica en que su valor está influenciado por el tamaño de la muestra, para superar estos inconvenientes, se han desarrollado diferentes índices parciales de ajuste, tanto de carácter absoluto -SRMR, GFI, AGFI, PGFI-, como parsimonioso -RMSEA-, predictivo -ECVI, CAIC, BIC- o incremental -CFI, TLI, NFI, PNFI, RNI, PCFI- (Hu & Bentler, 1995; Jackson, 2007). En términos generales un análisis factorial tiene sentido si se cumplen dos condiciones: parsimonia e interpretabilidad. Como se mencionó con antelación existen diversos índices de ajuste, y ninguno de ellos por separado es suficiente para determinar que el modelo se ajusta a los datos. Con el fin de ejemplificar de manera detallada el ajuste de los datos se recomienda la combinación de diversos indicadores, tales como: χ^2 a través del CMIN, RMSEA, ECVI, SRMR, GFI y CFI (Boomsna, 2000; McDonald y Ho, 2002).

Resultados del modelo

Para correr un AFC primeramente se tomó de la base total muestreada (371 sujetos) una sub muestra, obtenida ésta una vez colocada una variable de selección, lo anterior permite seleccionar una o un conjunto de las variables del archivo de datos como variable filtro, lo que da como resultado la definición de una sub-muestra de sujetos los cuales cumplen una determinada condición, la de haber sido seleccionado aleatoriamente. En la figura 1 se muestra el modelo a validar.

Una vez establecido el modelo teórico a comprobar (modelo de 4 factores extraídos en el análisis exploratorio), se realizó un análisis factorial confirmatorio para comprobar que los 35 ítems de los cuales está conformado la Escala Multidimensional de Perfeccionismo se agrupan en 4 sub grupos llamados dimensiones. La Tabla 2 se muestra los resultados obtenidos en la propuesta del modelo.

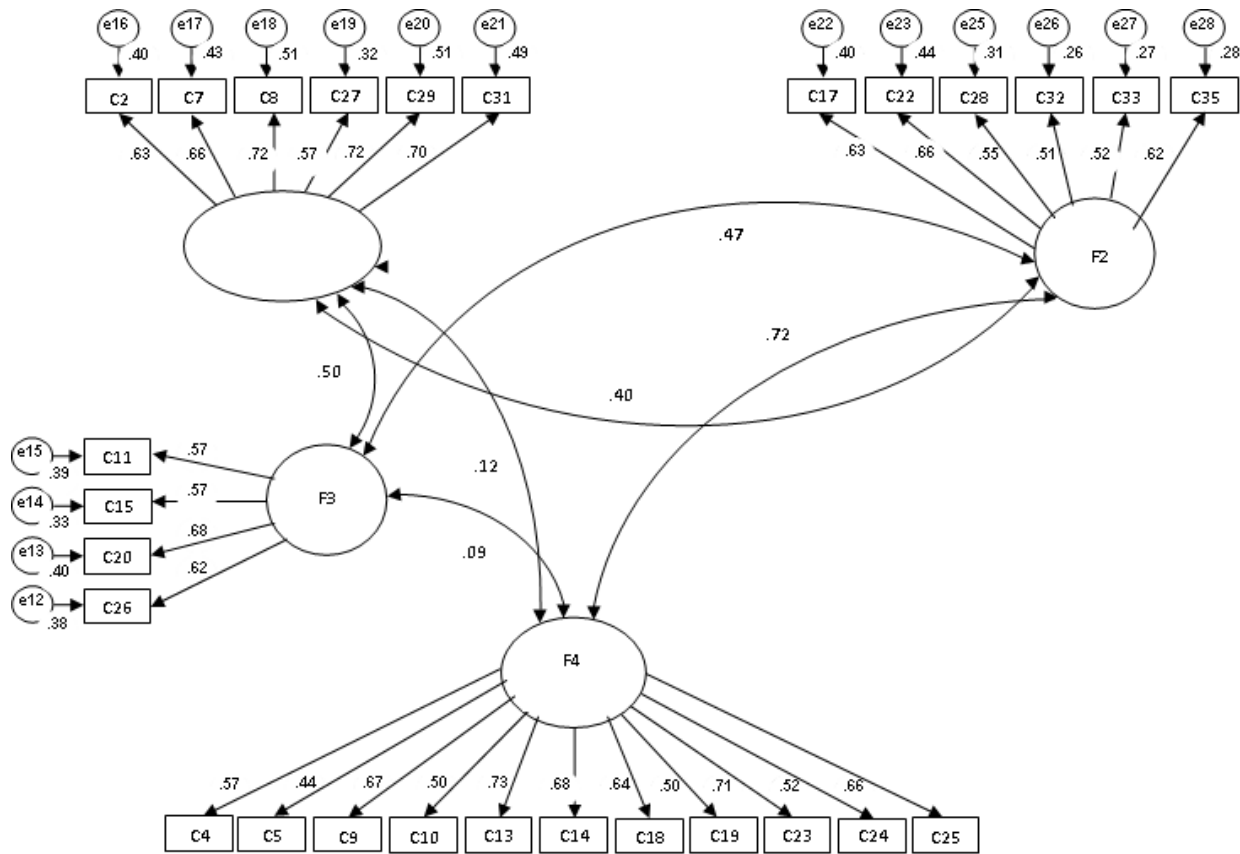


Figura 1. Modelo estructural de la MPS-H

Tabla 2. Síntesis de resultados del modelo

Modelo Factorial	CMIN	GFI	CFI	RMSEA
1 factor	3.34	0.8	0.59	0.093
4 factores	2.1	0.9	0.9	0.056
5 factores	2.8	0.82	0.85	0.063

CMIN: Chi²/G.L

CFI: Comparative fix index

GFI: Goodness of fit index

RMSEA: Root mean square error of approximation

Una medida de discrepancia entre las relaciones supuestas en el modelo y las relaciones que se encuentran entre las variables para la muestra es el indicador *CMIN* (equivalente a dividir el valor de χ^2 / df) nos indica que si la relación es 1 entonces el modelo se ajusta de manera perfecta. Suelen considerarse aceptables si son menores de 5 (Wheaton et al, 1977). El principal problema de éste indicador es que es sensible al tamaño muestral. También es importante mencionar que como indicador se recomienda que los grados de libertad sean del orden de 2 a 1 o 3 a 1 siendo éste un indicativo de un ajuste aceptable entre el modelo hipotético y los datos de la muestra (Carmines and McIver, 1981). Otros investigadores han recomendado utilizar diferentes proporciones tan bajas como 2 o tan alto como 5 para indicar un ajuste razonable (Marsh and Hocevar, 1985).

Los valores de los estadísticos de bondad del ajuste (*CGFI*) varían por lo general entre 0 y 1, con 1 indicando un ajuste perfecto. Valores superiores a 0.9 sugieren un ajuste satisfactorio entre las

estructuras teóricas y los datos empíricos, y valores de 0.95 o superiores, un ajuste óptimo, de acuerdo con García, Gallo y Miranda (1988) estos indicadores son los menos afectados por el tamaño de la muestra.

Como medida del valor de aproximación ($RMSEA = 0.056$) indica un buen ajuste del modelo propuesto (inferior a .05 es bueno; entre .05 y .08 razonable; entre .08 y .10 mediocre; por encima de .10 el modelo debería ser rechazado). En términos generales es bien aceptada la opinión de que un valor de alrededor de 0.08 o menos para el $RMSEA$ indica un error razonable de aproximación (Browne y Cudeck, 1993).

En términos generales, el investigador busca que su modelo se ajuste a la matriz de covarianzas de la población, pero de igual manera se podría estimar su falta de ajuste. Esto es lo que pretende el índice Estimated Non-centrality Parameter ($NCP=529.16$). El valor de la discrepancia es de 529.16 - valor razonablemente bajo como para considerar la aceptación de la hipótesis de nulidad-. Los intervalos de confianza al 90% (442.44; 623.61), lo que justifica el comentario anterior, así pues, la diferencia entre la matriz de covarianzas de la población y la reproducida no puede considerarse excesiva, lo que apoya el ajuste del modelo a los datos.

La validez convergente se evalúa en los modelos AFC revisando los valores de t correspondientes a las saturaciones factoriales. Si todas las saturaciones de los indicadores que evalúan el mismo constructo fueran estadísticamente significativas dispondríamos de evidencia a favor de la validez convergente de los indicadores, en la medida en que valores significativos de t indican que, efectivamente, todos los indicadores evalúan el mismo constructo. En el trabajo propuesto los valores de t obtenidos en las 4 subescalas son todos ellos estadísticamente significativos con un valor crítico de $t=1.96$ con $p<.05$.

Conclusión

El modelo de ecuaciones estructurales (Structura Equation Modeling, SEM) permite examinar simultáneamente una serie de relaciones de dependencia, se considera una extensión de varias técnicas multivariadas como la regresión múltiple y el análisis factorial (Kahn, 2006). Una característica particular que lo diferencian de las otras técnicas multivariadas, es la capacidad de estimar y evaluar la relación entre constructos no observables, denominados generalmente variables latentes. En el presente estudio se validó a través de un Análisis Factorial Confirmatorio que los 35 items (variables observadas) de los cuales está conformado la Escala Multidimensional de Perfeccionismo se agrupan en 4 sub grupos llamados dimensiones (variables latentes), obteniendo con ello la validación de un modelo teórico propuesto.

Referencias bibliográficas

- Bentler, P. M., y Chu, C. (1987). Practical issues in structural modeling. *Sociological Methods & Research*, 16, 78-117.
- Bollen, K. A. (2002). Latent Variables in Psychology and the Social Sciences. *Annual review of Psychology*, 53, 605-634.
- Boomsma, A. (2000). Reporting Analyses of Covariance Structures. *Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal*, 7 (3), 461-483.
- Browne, M. W. y Cudeck, R. (1993). Alternative ways of assessing model fit. In Bollen, K. A. y Lonj, J. S. [eds.] *Testing structural equation models*. Newbury Park, C. A: Sage, 136-166.
- Carmines, E. G. y McIver, J. P. (1981). Analyzing models with unobserved variables. In Bohrnstedt, G. W. y Borgatta, E. F. [Ed.] *Social measurement: current issues*. Beverly Hills: Sage.
- Cliff, N. y Hamburger, C.D. (1967). The study of sampling errors in factor analysis by means of artificial experiments. *Psychological Bulletin*, 68, 430-445.

- Franco, K., González, O. L., Díaz, F. J., López-Espinoza, A., Martínez, A. G. & Aguilera, V. (2010). Reliability and validity of Bulimic Investigatory Test Edinburgh on Mexican women. *Journal of Behavior, Health & Social Issues*, 2, 17-24.
- García, E., Gallo, P. y Miranda, R. (1998). Bondad de ajuste en el análisis factorial confirmatorio. *Psicothema*, 10, 717-724.
- Hewitt, P. L., Flett, G. L. & Ediger, E. (1995). Perfectionism traits and perfectionistic self-presentation in eating disorder attitudes, characteristics, and symptoms. *International Journal of Eating Disorders*, 18(4), 317-326.
- Hu, L. T., & Bentler, P. M. (1999). Cutoff criteria for fit indices in covariance structure analysis: Conventional criteria versus new alternatives. *Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal*, 6, 1-55.
- Jackson, D. L. (2007). The effect of the number of observations per parameter in misspecified confirmatory factor analytic models. *Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal*, 14 (1), 48-76.
- Kahn, J. H. (2006). Factor analysis in Counseling Psychology research, training and practice: Principies, advances and applications. *The Counseling Psychologist*, 34, 1-36.
- Lomax, G. R. (1982). A guide to LISREL-type structural equation modeling. *Behavior Research Methods & Instrumentation*, 14, 1-8.
- Marsh, H. W. y Hocevar, D. (1985). Application of confirmatory factor analysis to the study of self-concept: First and higher-order factor models and their invariance across groups. *Psychological Bulletin*, 97, 562-582.
- McDonald, R. P., & Ho, M. R. (2002). Principles and Practice in Reporting Structural Equation Analyses. *Psychological Methods*, 7 (1), 64-82.
- Peña, D. (2002). *Análisis de datos multivariantes*. España. Ed: Mcgraw-hill
- Pérez, C. (2001). *Técnicas Estadísticas con Spss*. Ed: Prentice Hall.
- Vicente Y Oliva, M., Manera, J., y Blanco, F.J. (2000). *Análisis Multivariante para las Ciencias sociales*. Ed: Dykinson.
- Wheaton, B., Muthén, B., Alwin, D. F. y Summers, G. F. (1997). Assessing reliability and stability in panel models. In Heise, D. R. [Ed.] *Sociological Methodology*. San Francisco: Jossey-Bass, 84-136.