



Structural equation models (SEM) and their application in education

Álvarez Jirón, 1 Dina Mercedes; Dicovskiy Riobóo, 2 Luis María

 **1 Dina Mercedes Álvarez Jirón 1**
dina.alvarez@cj.unanleon.edu.ni
Universidad Nacional Autónoma de Nicaragua
UNAN León, Nicaragua

 **2 Luis María Dicovskiy Riobóo 2**
luis.dicovskiy@norte.uni.edu.ni
Universidad Nacional de Ingeniería-Sede Regional
UNI Norte,, Nicaragua

Revista Científica de Ciencia y Tecnología El Higo
Universidad Nacional de Ingeniería, Nicaragua
ISSN-e: 2413-1911
Periodicidad: Anual
vol. 12, núm. 1, 2022
alba.diaz@norte.uni.edu.ni

Recepción: 04 Mayo 2022
Aprobación: 17 Junio 2022

URL: <http://portal.amelica.org/ameli/journal/230/2304072005/>

DOI: <https://doi.org/10.5377/elhigo.v12i1.14524>

Resumen: Los modelos de ecuaciones estructurales (SEM, por sus siglas en inglés) son una metodología estadística que toma un enfoque confirmatorio (prueba de hipótesis) para el análisis de una teoría estructural que se relaciona con algún fenómeno. Típicamente, esta teoría representa procesos causales, que generan observaciones en múltiples variables (Bentler P. , 1988). El término modelo de ecuaciones estructurales, transmite dos aspectos importantes del procedimiento: (a) que los procesos causales en estudio están representados por una serie de ecuaciones estructurales, regresión; y (b) que estas relaciones estructurales pueden modelarse gráficamente para permitir una conceptualización más clara de la teoría en estudio (Byrne, 2010). Estos modelos de ecuaciones estructurales nacieron de la necesidad de dotar de mayor flexibilidad a los modelos de regresión. Son menos restrictivos que los modelos de regresión por el hecho de permitir incluir errores de medida tanto en las variables criterio (dependientes), como en las variables predictoras, independientes. El SEM podría pensarse como varios modelos de análisis factorial que permiten efectos directos e indirectos entre factores. La gran ventaja de este tipo de modelos es que permiten proponer el tipo y dirección de las relaciones que se espera encontrar entre las diversas variables contenidas en él, para pasar posteriormente a estimar los parámetros que vienen especificados por las relaciones teórica propuestas. En este artículo se exponen las características y fases de los modelos de ecuaciones estructurales, como las etapas de construcción, la interpretación de resultados, la representación gráfica y los tipos de variables utilizadas. También se aborda el posible uso de estos modelos en investigaciones educativas a nivel universitario.

Palabras clave: Modelos estructurales, Regresión, Investigación educativa.

Abstract: Structural equation modeling (SEM) is a statistical methodology that takes a confirmatory (hypothesis testing) approach to the analysis of a structural theory that relates to some phenomenon. Typically, this theory represents causal processes, which generate observations in multiple variables (Bentler, 1988). The term structural equation model conveys two important aspects of the procedure: (a) that the causal processes under study are represented by a series of structural equations, regression; and (b) that these structural relationships

can be modeled graphically to allow a clearer conceptualization of the theory under study (Byrne, 2010). These structural equation models were born from the need to provide greater flexibility to regression models. They are less restrictive than regression models because they allow measurement errors to be included in both the criterion (dependent) variables and the predictor (independent) variables. The SEM could be thought of as several factor analysis models that allow for direct and indirect effects between factors. The great advantage of this type of models is that they allow proposing the type and direction of the relationships that are expected to be found between the various variables contained in it, in order to subsequently estimate the parameters that are specified by the proposed theoretical relationships. In this article, the characteristics and phases of structural equation models are exposed, such as the construction stages, the interpretation of results, the graphical representation and the types of variables used. The possible use of these models in educational research at the university level is also addressed.

Keywords: Structural models, Regression, Educational research.

INTRODUCCIÓN

El presente artículo de revisión teórica tiene como objetivo brindar información sobre los modelos de ecuaciones estructurales, para llevarlo a cabo se realizó una búsqueda cuidadosa de la literatura en revistas científicas, se hizo un resume y análisis de la información disponible sobre dicho tema específico.

El modelo de ecuaciones estructurales, es considerado como una familia de técnicas multivariantes como la regresión múltiple, análisis factorial y el análisis de senderos. En este artículo se describirá el modelo de ecuaciones estructurales o SEM en su abreviación por sus siglas en inglés (Structural Equation Modeling), sus características, fases, estrategias de modernización, estimación y evaluación del modelo.

Desde inicios del siglo XX hasta 1970, los investigadores fueron aportando conocimiento para la creación de dichos modelos, hasta que Jöreskog, presenta la primera formulación del Análisis de la Estructura de Covarianzas (CSA) -por sus siglas en inglés-, el mismo que más tarde se conoció como LISREL (Escobedo, Hernández, Estebané, y Martínez, 2016).

En la literatura internacional se los suele llamar modelos SEM, abreviatura de Structural Equation Models, estos modelos también son conocidos como: Análisis LISREL (Linear Structural Relations), Modelación (modelamiento) causal (Causal modeling), Estructuras de Covarianza (y de medias) (Covariance (and Mean) Structures. Los modelos de ecuaciones estructurales son una familia de modelos estadísticos multivariantes que permiten estimar el efecto y las relaciones entre múltiples variables, es decir que establecen la relación de dependencia entre las variables y trata de integrar una serie de ecuaciones lineales y establecer cuáles de ellas son dependientes o independientes de otras (Fernández, 2004).

NOTAS DE AUTOR

- 1 Licenciada en derecho con maestría en “Administración de empresa con énfasis en organización”. Investigadora y docente universitaria con más de 15 años de la Universidad Nacional Autónoma de Nicaragua, León.
- 2 Es Ingeniero Agrónomo con: Especialidad en “Mejoramiento Vegetal”, Maestría en “Estadística e Investigación de Operaciones”, Maestría en “Métodos de Investigación Social Cualitativa” y Doctorado en “Gestión y Calidad de la Investigación Científica”. Investigador y Docente Universitario por más 30 años.

Se considera una extensión de varias técnicas multivariantes como la regresión múltiple, el análisis factorial y el análisis de senderos (Ruiz, Pardo y San Martín, 2010), esto permite que el investigador no solo evalúe las muy complejas interrelaciones de dependencia sino también incorpore los efectos del error de medida sobre los coeficientes estructurales al mismo tiempo.

En el modelo de ecuaciones estructurales se pueden identificar dos componentes principales: Un modelo de medida que representa las relaciones de las variables latentes (o constructos) con sus indicadores (o variables empíricas).

El modelo estructural donde se describe la interrelación entre los constructos. El modelo de medida contiene la manera en que cada constructo latente está medido mediante sus indicadores observables, los errores que afectan a las mediciones y las relaciones que se espera encontrar entre los constructos cuando éstos están relacionados entre sí (Ruiz, Pardo y San Martín, 2010).

El modelo de medida permite al investigador usar varias variables (indicadores), para una única variable latente dependiente o independiente. El objetivo fundamental del modelo de medida es corroborar la idoneidad de los indicadores seleccionados en la medición de los constructos de interés, es decir, que el investigador evalúe qué tan bien las variables observadas combinan (covarían o correlacionan) para identificar el constructo hipotétizado (Cupani, 2012).

El modelo de relaciones estructurales es el que realmente se desea estimar. Contiene los efectos y relaciones entre los constructos, los cuales serán normalmente variables latentes. Los SEM permiten tomar todos los datos recabados y enfrentarlos a la teoría propuesta, para decidir si puede ser aceptada o no. Dos de las principales ventajas de los SEM frente a otras técnicas estadísticas tradicionales, y lo que motiva su reciente desarrollo (Vazquez, 2012), son precisamente: la posibilidad de emplear y hacer afirmaciones sobre variables latentes (no medidas directamente) y la consideración explícita del error de medida. Entre las limitaciones que tiene el SEM es que requiere de muestras grandes ($n > 200$), lo que a veces podría ser difícil de obtener (Manzano, 2017).

Este artículo presenta una revisión de literatura de los modelos de ecuaciones estructurales, para conocer el origen, concepto, causas, característica y etapas de los SEM. La búsqueda de artículos publicados consistió en una revisión sistemática de literatura que abarcó los temas de modelos de ecuaciones estructurales (con palabras en inglés y español).

Para la búsqueda de información se recurrió a bases de datos de información científica como Redalyc, Academic Search Elite-EBSCO Host, Scencedirect y Scielo.

Las etapas que se siguieron para la redacción de dicho artículo de revisión fueron: se definió correctamente del tema, se elaboró un plan de trabajo, posteriormente se realizó la búsqueda bibliográfica seleccionándose los documentos de importancia, al igual que se enriqueció la documentación mediante intercambios con expertos, posteriormente se analizaron los documentos y se hizo la síntesis de la información, para terminar con la redacción del artículo de revisión.

DESARROLLO

Características de los modelos de ecuaciones estructurales (SEM)

Los SEM no son una técnica estadística única, sino que es una familia de procedimientos. La representación de la distinción entre variables latentes y observadas es una característica de los modelos de ecuaciones estructurales (Kline, 2005).

Otra característica es que la estadística básica en el SEM, es la covarianza entre dos variables X y Y : $COV_{xy} = r_{xy}SD_xSD_y$ donde r_{xy} es la relación de Pearson entre X y Y y SD_x y SD_y son sus desviaciones estándar, esta covarianza representa la fortaleza de la asociación entre X y Y , sus variabilidades. (Kline, 2005). La covarianza, según Cupani, (2012) es definida como la relación no-direccional entre las variables (latentes) independientes.

Los SEM trabajan con variables observables o medibles (aquellas que tienen un valor de entrada) y una variable latente o no observada (que no tiene valor como tal y que puede utilizarse como un concepto), fortaleciendo las correlaciones utilizadas y realizando estimaciones más precisas de los coeficientes estructurales (Casas, 2002).

Tipos de ecuaciones estructurales

Los modelos de ecuaciones estructurales, pueden ser de dos tipos, modelo de medida y modelo de relaciones estructurales. Lara (2014) establece que el modelo de medida especifica las relaciones que guardan los factores o variables latentes con sus respectivos indicadores, a como se especifican las relaciones entre variables observables y latentes en un análisis factorial confirmatorio.

El modelo de relaciones estructurales, especifica las relaciones direccionales de las variables latentes entre sí, es decir son relaciones entre factores (Salgado, 2009). Los principales especialistas en el SEM consideran seis pasos a seguir para aplicar esta técnica: especificación del modelo, identificación, estimación de parámetros, evaluación del ajuste, re especificación del modelo e interpretación de resultados (Kline, 2005; Kaplan, 2009).

Pasos básicos de la modelación de ecuaciones estructurales

La especificación: es el ejercicio de establecer formalmente un modelo, que en esencia es una explicación teórica plausible de por qué las variables están o no relacionadas (Lara, 2014), en esta distinción es importante porque cualquier relación entre variables, sin especificar por el investigador, se asume que es igual a cero, en esta etapa, se formulan enunciados sobre el conjunto de parámetros, decidiendo entre los que serán libres para ser estimados o fijos, a los que se les asignará un valor dado, normalmente cero (Cupani, 2012). Asimismo, se especifican los supuestos estadísticos sobre las fuentes de variación y en concreto sobre la forma de distribución conjunta, por otro lado, Salgado Beltrán, establece que esta etapa es el conjunto de ecuaciones, son las teorías verbales formuladas previamente que contienen:

- Las variables latentes o dimensiones que deben ser consideradas.
- Los efectos entre las variables latentes y su tipo (directo, indirecto, conjunto o espúreo)
- Los indicadores que se asignan a cada dimensión
- Las covarianzas entre las variables latentes exógenas.

Tipos de variables utilizadas en los SEM. En un modelo de ecuaciones se distingues varios tipos de variables entre ellas:

- Variable observada o indicador. Variables que se mide a los sujetos, es decir son las variables medidas directamente (Ruiz, Pardo y San Martín, 2010). Por ejemplo, las preguntas de un cuestionario.

- Variable latente. Según Lara, reciben también el nombre de constructos, factores o variables no observadas, son las características que se desearía medir pero que no se puede observar y que está libre de error de medición, (Cupani, 2012) es un constructo supuesto. Por ejemplo, una dimensión de un cuestionario. Entre las variables latentes, podemos destacar tres tipos de variables, las cuales son:

- Variable exógena. Son variables latentes independientes que afecta a otra variable y que no recibe efecto de ninguna variable (Lara, 2014), no salen ninguna flecha de esta variable.

- Variable endógena. Son variables latentes dependientes, que reciben el efecto de otras variables. Toda variable endógena debe ir acompañada de un error.

- Variable error. Se denominan variables de tipo latente al no ser observables y representa tanto los errores asociados a la medición de una variable como el conjunto de variables que no han sido contempladas en el modelo y que pueden afectar a la medición de una variable observada. El error asociado a la variable dependiente representa el error de predicción (Hernández, 2016).

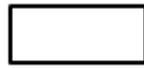
- Variable de agrupación. Variable categórica que representa la pertenencia a las distintas subpoblaciones que se desea comparar (Ruiz, Pardo y San Martín, 2010). Cada código representa una subpoblación.

Representación gráfica. Los SEM, suelen ser representados en diagramas causales o path diagrama, estos reflejan el proceso causal atendiendo a ciertas convenciones que los hace acordes con las ecuaciones (Batista-Foguet y Coenders, 2000).

- La relación causal entre variables se indica por flecha (Salgado, 2009), cuyo sentido es desde la variable causa hacia la variable efecto, si entre dos variables no se ha especificado ninguna relación (flecha) se entiende que su efecto es nulo.

- La relación entre dos variables exógenas o de dos términos de perturbación sin una interpretación causal, se representan con una flecha bidireccional que una a ambas variables y el parámetro asociado se indica con una varianza.

- Las variables observadas se representan en cuadros



Las variables latentes están representadas con círculos u óvalos.



Las relaciones bidireccionales (correlaciones y covarianzas) se representan como vectores curvos con una flecha en cada extremo



Los parámetros del modelo se representan sobre la flecha correspondiente.

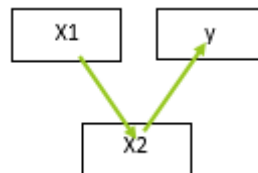


Las relaciones entre las variables. El análisis se centra no solo en las relaciones directas, sino también en las indirectas y las espurias, para tales casos se representarán los efectos en gráficos.

Directas: En este diagrama podemos observar que la variable X tiene un efecto causal directo sobre Y.



Indirecta:

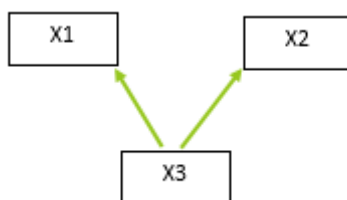


X1 tiene efecto directo sobre X2, pero además X2 tiene efecto directo sobre Y.

El efecto indirecto de X1 en Y es mediante X2.

Espurias:

X1 y x2 así mismo estarán relacionadas si ambas se tienen una causa común a una tercera variable interviniente x3. A esta relación se le denomina relación espuria.



identificación del Modelo: La aplicación de los modelos estructurales tiene por finalidad estimar los parámetros

Identificación del Modelo: La aplicación de los modelos estructurales tiene por finalidad estimar los parámetros desconocidos del modelo especificado, para después contrastarlo estadísticamente. Un modelo estará identificado si los parámetros del modelo pueden estimarse a partir de los elementos de la matriz de covarianzas de las variables observables.

Si el modelo teórico es correcto, se procede a la identificación del modelo, en donde debemos asegurar que pueden ser estimados los parámetros del modelo. El modelo está identificado si todos los parámetros lo están, es decir, si existe una solución única para cada uno de los parámetros estimados. Determinar si un modelo está identificado debe analizarse antes de la recolección de datos, verificando que al menos se dispone para cada parámetro de una expresión algebraica que lo exprese en función de las varianzas y covarianzas muestrales. Existe una serie de reglas generales aplicables para identificar un modelo, una de ellas es la regla de los grados de libertad, entendiéndose estos como la diferencia entre el número de varianzas y covarianzas, y el de parámetros a estimar, con lo que g no puede ser negativo para poder realizar el estudio. Los investigadores calculan el número de grados de libertad (gl) en un modelo utilizando la siguiente fórmula: (Número de variables observadas \times [número de variables + 1])/2. Se espera que los grados de libertad del modelo deban ser mayores o iguales a cero. Según el valor de g podemos clasificar los modelos en:

- Nunca identificado ($g < 0$) modelos en los que los parámetros toman infinitos valores. Y por ellos están indeterminados.

- Posiblemente identificado ($g = 0$) modelos en los que puede existir una única solución para los parámetros que iguale la matriz de covarianzas observada e implicada.

- Posiblemente sobre identificados ($g > 0$) modelos que incluyen menos parámetros que varianzas y covarianzas. En estos modelos no existe ninguna solución para los parámetros que iguale la matriz de covarianzas observada, pero puede existir una única solución que minimice los errores entre ambas matrices.

Recolección de datos: Es importante tener en cuenta el tamaño de la muestra, algunos autores consideran adecuado tener entre 10 o 20 unidades de análisis por variable observada (Kline, 2005), otros recomiendan un tamaño mínimo de 200 sujetos para cualquier tipo de SEM (Ferrando y Anguiano-Carrasco, 2010)

Bondad de ajuste: Una vez que se estimaron los parámetros del modelo, se tiene que hacer la evaluación del ajuste. Una de las pruebas más conocidas es la prueba de χ^2 , la cual se utiliza para contrastar la hipótesis principal (Manzano, 2017), comprueba la significación de la prueba. Para no rechazar la hipótesis nula, el nivel de significación deber ser superior a 0.05.

Esta etapa se pretende comprobar si el modelo es correcto y si es útil para nuestros propósitos.

Cupani (2012), señala que las medidas de calidad del ajuste pueden ser de tres tipos:

1. medidas absolutas del ajuste, que evalúan el ajuste global del modelo,
2. medidas del ajuste incremental, que comparad- el modelo propuesto con otros modelos especificados por el investigador, o

3. medidas del ajuste de parsimonia, que ajustan las medidas de ajuste para ofrecer una comparación entre modelos con diferentes números de coeficientes estimados, siendo su propósito determinar la cantidad del ajuste conseguido por cada coeficiente estimado.

Existen muchos indicadores para evaluar el ajuste del modelo (Hu y Bentler, 1998), pero los más utilizados son: el estadístico chi-cuadrado, reporta un buen ajuste cuando se acepta la hipótesis nula ($p > 0,05$); índice de ajuste comparativo (CFI), el índice de bondad de ajuste (GFI), en estos dos casos los valores oscilan entre 0 y 1, siendo aceptable valores cercanos o superiores a 0,90 y el error cuadrático medio de aproximación (RMSEA) considerado óptimo cuando sus valores se encuentran entre 0,06 y 0,08 (Ruiz, Pardo y San Martín, 2010).

Estimación del modelo: luego que el modelo está identificado se procede a realizar la estimación, la principal hipótesis que se contrasta es que la matriz de varianzas y covarianzas poblacional su sumatoria es igual a la matriz de varianzas y covarianzas asociada al modelo teórico, en la práctica, es difícil que se cumpla esta igualdad; como lo señala Manzano Patiño, los métodos de estimación permiten encontrar $\hat{\Omega}$ (vector de parámetros).

En esta fase se pueden emplear diferentes tipos de estimación de los parámetros, con el objetivo de determinar cuál de ellos presentan un mejor ajuste: máxima verosimilitud, mínimos cuadrados ponderados y mínimos cuadrados generalizados.

Estimación por máxima verosimilitud (ML) Este método es el más utilizado en el ajuste de modelos de ecuaciones estructurales, al proporcionar estimaciones consistentes, eficientes y no sesgadas con tamaños de muestras no suficientemente grandes (Lara, 2014). La estimación por ML exige que las variables estén normalmente distribuidas, aunque se ha demostrado que bajo pequeñas desviaciones de normalidad el método sigue siendo consistente. (Manzano, 2017).

Estimación por mínimos cuadrados ponderados (WLS): según Lara (2014) Este método tiene entre algunas de sus ventajas la posibilidad de introducir en los análisis variables ordinales, variables dicotómicas y variables continuas que no se ajusten a criterios de normalidad, siendo de esta forma unos de los métodos más utilizados y recomendados ante la falta de normalidad de los datos.

Estimación por mínimos cuadrados generalizados (GLS) Este método es un caso especial dentro de la estimación por mínimos cuadrados ponderados, aunque en este método se exige que los datos estén bajo condiciones de normalidad multivariante (Cupani, 2012).

Todos estos métodos trabajan iterativamente con el objetivo de minimizar una función de ajuste que se escribe en términos de las matrices.

Re especificación del modelo

Se suele llegar a este paso porque el ajuste de su modelo inicial es deficiente (Kline, 2005), por tal razón se debe buscar métodos para mejorar el ajuste del modelo y/o su correspondencia con la teoría subyacente. Por tal razón se puede iniciar la reespecificación del modelo, este es el proceso de añadir o eliminar los parámetros estimados del modelo original (Cupani, 2012).

Cuando se realice una especificación se deben examinar los índices de modificación. El valor del índice de modificación corresponde aproximadamente a la reducción en el chi-cuadrado que se produciría si el coeficiente fuera estimado. Un valor de 3,84 o superior sugiere que se obtiene una reducción estadísticamente significativa en el chi-cuadrado cuando se estima el coeficiente (Cupani, 2012).

Reportar los resultados:

La interpretación de los datos ayuda al investigador a establecer el modelo correcto y la aceptación o rechazo de las hipótesis, concluyendo con su investigación.

Dado que los modelos de ecuaciones estructurales se crean a partir de parámetros estadísticos, se han diseñado varios softwares que permiten calcular y analizar las relaciones entre variables. Entre éstos se encuentra el AMOS (Analysis of Moment Structures, Análisis de estructuras de momento) el cual utiliza el modelado de ecuaciones estructurales para confirmar y explicar los modelos conceptuales que tratan las actitudes, percepciones y otros factores que determinan el comportamiento de las variables. Este programa trabaja bajo la plataforma del SPSS (Statistical Package for the Social Sciences) (Ruiz, Pardo y San Martín, 2010).

Por su parte LISREL (Lineal Structural Relations) creado por (Jöreskog y Sörbom, 1996), ofrece una mayor variedad de métodos de estimación y cuenta con una interfaz gráfica que permite crear el modelo (path diagram) automáticamente, una vez que se “corre” el análisis estadístico de los datos.

El EQS (Abreviatura de Equations), creado por Bentler (1995), tiene gran aceptación entre los investigadores que trabajan con modelos de ecuaciones estructurales ya que tiene una alta precisión en la bondad de ajuste.

En el lenguaje de software libre R, tenemos disponibles de forma gratuita varios paquetes para poder realizar análisis de ecuaciones estructurales, uno que actualmente está más desarrollado es el paquete lavaan, que está disponible desde el 2011 (Lara, 2014). Es importante notar que este paquete está en continua mejora.

Modelos de ecuaciones estructurales y la investigación educativa

La evolución en la investigación educativa viene de la mano de dos revoluciones. Por un lado, los investigadores avanzan en sus planteamientos teóricos planteando modelos integrados que quieren estudiar las relaciones entre constructos no directamente observables insertos en contextos complejos. Y por otro, el desarrollo técnico-científico del software para el análisis de datos que ha permitido someter a prueba estos modelos complejos en entornos computacionales razonables en términos de tiempo y esfuerzo. El efecto del SEM en la investigación educativa ha sido una generalización en el uso de modelos estadísticos sofisticados como nunca hasta el momento. La pregunta que surge es si el uso de algoritmos programados está cambiando los hábitos de investigación de las ciencias sociales, haciéndose énfasis en patrones más exploratorios y menos fundados en teorías y de óptica más confirmatoria (Castro y Lizasoain, 2012).

A modo de ejemplo del uso del SEM en educación, En España, Iglesias Gallego, Jiménez Castuera, Villar Álvarez y Cervelló Gimeno (2004), con la técnica de ecuaciones de modelos estructurales estudiaron las relaciones existentes entre la implicación motivacional de los alumnos en la clase de educación física y su percepción del clima motivacional establecido por el profesor en el aula. Los resultados reflejaron la importancia del clima motivacional como variable influyente sobre la implicación motivacional de los alumnos durante el desarrollo de la clase.

Con base en un análisis de Modelamiento por Ecuaciones Estructurales, se puso a prueba un modelo que integró una serie de predictores del aprendizaje efectivo en línea, de estudiantes que realizaron un curso de licenciatura en psicología de la Universidad Nacional Autónoma de México. Los constructos que integraron el modelo fueron: 1) el conocimiento previo, 2) la interactividad y 3) las habilidades de aprendizaje autorregulado. El modelo validado propone que las variables que explicaron el aprendizaje en cursos en línea, jerárquicamente, son: el conocimiento previo; la interactividad instruccional y la autorregulación (Peñalosa y Castañeda, 2012).

En la Universidad Autónoma del Estado de Hidalgo, Samperio Pacheco (2019), encontró correlación de los factores que intervienen en la satisfacción del alumnado cuando usan un sistema de gestión del aprendizaje como herramienta tecnológica para su aprendizaje, sin embargo, vieron que la satisfacción presentaba una baja correlación con los factores socioculturales de los alumnos.

A partir de una población de 1724 de docentes de tiempo completo de tres universidades en Colombia y con el fin de presentar un modelo de ecuaciones estructurales basadas en la varianza. El modelo establecía cinco constructos, tres exógenos que correspondían a las creencias en las habilidades tecnológicas del docente y dos endógenos que correspondía a la intensión del uso de la tecnología en el aula. Los resultados mostraron que existía una relación positiva significativa entre la habilidad del uso de la tecnología para la pedagogía y la intención del uso constructivista y tradicional en el aula (Rodríguez y Galvis, 2020).

En la Universidad Nacional de Ingeniería de Nicaragua, por medio de un modelo de ecuaciones estructurales, se estudiaron los posibles factores causales del rendimiento académico en cursos de Matemáticas de 33 grupos de clases, con sus respectivos profesores. Los resultados destacaron tres variables del estudiante como determinantes del desempeño en el curso de Matemática: la inteligencia fluida, los hábitos de estudio y las actitudes negativas hacia las Matemáticas, Las variables del docente que mostraron efectos

directos de importancia fueron edad, nivel académico y la asistencia a cursos pedagógicos promovidos por la institución (Vargas y Montero, 2016).

CONCLUSIONES

Los modelos de ecuaciones estructurales son una herramienta muy potente para formalizar de manera explícita teorías relativamente complejas, permite contrastarlas y posibilita incluir relaciones complejas o jerárquicas entre múltiples variables.

El ámbito educativo no se encuentra exento de la aplicación de los SEM, porque permite proponer el tipo y dirección de las relaciones que se espera encontrar entre las diversas variables contenidas en él, para pasar posteriormente a estimar los parámetros que vienen especificados por las relaciones propuestas a nivel teórico, a través de ellos podemos conocer percepción o corrobora que las relaciones hipotéticas.

Desde que hay software disponibles y computadoras con buena capacidad para el análisis estadístico, los modelos de ecuaciones estructurales se han usado múltiples veces en estudios educativos cuantitativos, lo cual ha permitido estudiar con modelos, las relaciones entre constructos no directamente observables, insertos en contextos complejos.

REFERENCIAS

- Batista-Foguet, J. M., y Coenders, G. (2000). *Modelos de Ecuaciones Estructurales*. La Muralla.
- Bentler, P. (1988). *Causal Modeling via Structural Equation Systems*. (C. R. In: Nesselroade J.R., Ed.) Springer, Boston, MA. . doi:<https://doi.org/10.1007/978-1-461>
- Bentler, P. (1995). *EQS structural equations program manual*. Encino, CA: Multivariate.
- Byrne, B. (2010). *Structural equation modeling with AMOS: basic concepts, applications, and programming*. Routledge.
- Casas Guillen, M. (2002). Los modelos de ecuaciones estructurales y su aplicación en el Índice Europeo de Satisfacción del Cliente. *Revista Electrónica de Comunicaciones y Trabajos de ASEPUMA*.
- Castro, M., y Lizasoain, L. (2012). Las técnicas de modelización estadística en la investigación educativa: minería de datos, modelos de ecuaciones estructurales y y modelos jerárquicos lineales. *revista española de pedagogía*(251), 131-148. Retrieved from https://www.jstor.org/stable/23766443?seq=1#metadata_info_tab_contents
- Cupani, M. (2012). Análisis de Ecuaciones Estructurales: conceptos, etapas de desarrollo y un ejemplo de aplicación. *Revista Tesis*, 186-199.
- Escobedo, M. T., Hernández, J. A., Estebané, V., y Martínez, G. (2016). Modelos de ecuaciones estructurales: Características, fases, construcción, aplicación y resultados. *Ciencia & trabajo*, 18(55), 16-22. doi:<https://dx.doi.org/10.4067/S0718-24492016000100004>
- Fernández, V. (2004). *Relaciones encontrads entre las dimiensiones de la estructura organizativa y los componentes del constructo "capacidad de absorción" el caso de empresas ubicadas en el territorio español*. Universitat Politècnica de Catalunya.
- Ferrando, P. J., y Anguiano-Carrasco, C. (2010). El análisis factorial como técnica de investigación en psicología. . *Papeles del Psicólogo*, 31(1), 18-33.
- Hernández, J. L. (2016). Modelos de ecuaciones estructurales aplicados al análisis de fatiga. *Revista Ciencia y Salud*, 14, 69-80.
- Hu, L.-t., y Bentler, P. M. (1998). Fit indices in covariance structure modeling: Sensitivity to underparameterized model misspecification. *Psychological Methods*, 4, 424–453. doi:<https://doi.org/10.1037/1082-989X.3.4.424>
- Iglesias, D., Jiménez, R., Villar, F. d., y Cervelló, E. M. (2004). Aplicación de modelos de ecuaciones estructurales al estudio de la motivación de los alumnos en las clases de Educación Física. *Revista de educación*(335), 371-382.
- Jöreskog, K., y Sörbom, D. (1996.). *LISREL 8: User's reference guide*. . Chicago: Scientific Software International.

- Kaplan, D. (2009). *Structural Equation Modeling* (Vol. 2nd Edition). doi:<https://dx.doi.org/10.4135/9781452226576>
- Kline, R. (2005). *Principles and Practice of Structural Equation Modeling* (Fourth Edition ed.). Guilford Press.
- Lara, A. (2014). *Introducción a las ecuaciones estructurales en AMOS y R*. Retrieved from https://masteres.ugr.es/moea/pages/curso201314/tfm1314/tfm-septiembre1314/memoriamastrantonio_lara_hormigo/!
- Manzano, A. P. (2017). Introducción a los modelos de ecuaciones estructurales. *Investigación en educación media*, 7(25), 67-72.
- Peñalosa, E., y Castañeda, S. (2012). Identificación de Predictores para el aprendizaje efectivo en línea, un modelo de ecuaciones estructurales. *Revista Mexicana de Investigación Educativa*, 17(52), 247-285. Retrieved from <https://www.proquest.com/docview/1014284508/fulltextPDF/A625FA3A3654E90PQ/4?accountid=168360>
- Rodriguez, H. Y., y Galvis, J. J. (2020, septiembre). Un acercamiento a la correlación entre habilidades tecnológicas de los docentes y su intención de uso de la tecnología en la enseñanza en el aula secondtitle. *Comunicaciones en Estadística*, 13(1), 15-30. Retrieved from <https://www.proquest.com/docview/2568681949/A625FA3A3654E90PQ/5?accountid=168360>
- Ruiz, M., Pardo, A., y San Martín, R. (2010). Modelos de ecuaciones estructurales. *Papeles del Psicólogo*, 31(1), 34-35.
- Salgado, L. (2009). *Instrumentos de marketing aplicados a la compra de productos ecologicos: un caso de estudio entre Barcelona, España y La Paz, México*. Barcelona: Universitat de Barcelona.
- Samperio, V. M. (2019, abril). Ecuaciones estructurales en los modelos educativos: características y fases en su construcción. *apertura*, 11(1), 90-103. doi:10.32870/Ap.v11n1.1402
- Vargas, M. M., y Montero, E. (2016). Factores que determinan el rendimiento académico en Matemáticas en el contexto de una universidad tecnológica: aplicación de un modelo de ecuaciones estructurales. *Universitas Psychologica*, 15(4). doi:10.11144/Javeriana.upsy15-4.fdra
- Vazquez Molina, J. (2012). *Modelos de ecuaciones estructurales en Psicología*. Universitat de València.

Semblanza de los autores