

## Ecuaciones estructurales en los modelos educativos: características y fases en su construcción

## Structural equations in educational models: Characteristics and phases in their construction

Víctor Manuel Samperio Pacheco\*

Recepción del artículo: 12/4/2018 | Aceptación para publicación: 14/8/2018 | Publicación: 30/3/2019

### RESUMEN

En este artículo se dan a conocer las características y fases de construcción de los modelos de ecuaciones estructurales, una metodología estadística útil para estudiar las relaciones causales mediante información no experimental, específicamente cuando las relaciones son del tipo lineal. Se adoptó la estrategia de desarrollo de modelo mediante la utilización de sistemas de ecuaciones estructurales, en la que se propone un modelo y el propósito es mejorarlo a través de la modificación de su estructura o en sus medidas. Se utilizó el método de máxima verosimilitud para la obtención de los factores comunes. La propuesta se realizó con base en el modelo Technological Pedagogical Content Knowledge (TPACK). Los resultados del análisis factorial sobre la satisfacción de los usuarios cuando utilizan un Sistema de Gestión del Aprendizaje como apoyo a las clases presenciales en la Universidad Autónoma del Estado de Hidalgo (UAEH), indican que hay una fuerte correlación entre los parámetros del modelo TPACK y la satisfacción de los alumnos, no así con los factores socioculturales. Tampoco existe correlación entre los factores socioculturales y la satisfacción del alumno. Esta investigación aporta un modelo que nos permite determinar la satisfacción del alumnado mediante el modelo de ecuaciones estructurales con el modelo TPACK.

### Abstract

*In this article, the characteristics and construction phases of the structural equation models are presented, a useful statistical methodology to study causal relationships through non-experimental information, specifically when the relations are of the linear type. We adopt the strategy of model development through the use of systems of structural equations, in which a model is proposed and the purpose is to improve it through the modification of its structure or its measurements. The maximum likelihood method was used to obtain the common factors. The proposal was made based on the Technological Pedagogical Content Knowledge (TPACK) model. The results obtained from the factorial analysis where user satisfaction was analyzed when they use a Learning Management System to support their face-to-face classes at the Autonomous University of the State of Hidalgo, indicate that there is a strong correlation between the parameters of the TPACK model and the satisfaction of the students, not with the socio-cultural factors. Nor is there a correlation between sociocultural factors and student satisfaction. The importance of this research is the contribution of a model that allows us to determine the satisfaction of students through the model of structural equations with the TPACK model.*



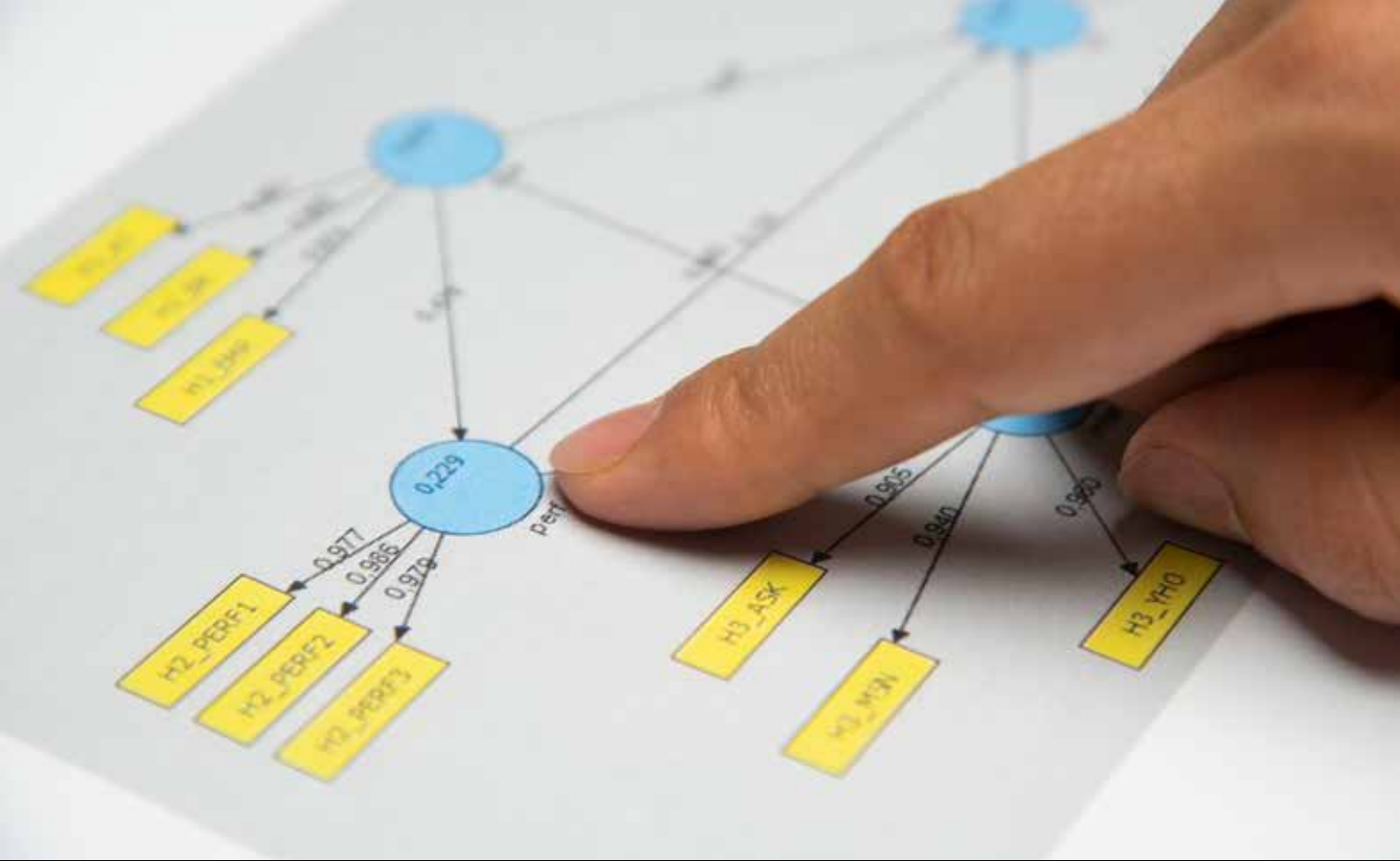
#### Palabras clave

Ecuaciones estructurales, método de máxima verosimilitud, análisis factorial, Learning Management System, modelo TPACK



#### Keywords


Structural equations, maximum likelihood method, factor analysis, Learning Management System, TPACK model



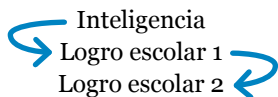
## INTRODUCCIÓN

Los modelos de ecuaciones estructurales (SEM, por sus siglas en inglés) determinan la relación de dependencia o independencia que tienen las variables que intervienen en estos a través de la integración de ecuaciones lineales. Estos modelos combinan el análisis factorial con la regresión lineal para determinar el ajuste de la información obtenida con un modelo propuesto por medio de un diagrama de senderos (*path analysis*) (Afifi & Clark, 1990), en el cual se representa la relación que existe entre las variables latentes y observadas. Las variables observadas son aquellas que se pueden medir de manera directa, por lo general mediante cuestionarios. Las variables latentes no son medidas directamente, y pueden ser endógenas (dependientes) o exógenas (independientes).

Al examinar más a fondo el concepto de variables latentes en los modelos de ecuaciones estructurales, podemos considerar un modelo de ecuación estructural básico. Una variable latente independiente predice una variable latente dependiente. Se considera que predecir el logro escolar (variable latente dependiente) se podría representar de la siguiente forma:

Inteligencia   
Logro escolar

Cualquier variable latente predicha por otras variables latentes en un modelo de ecuaciones estructurales se conoce como variable dependiente. Si se considera la adición de una tercera variable latente al modelo básico de ecuación estructural anterior, el logro se mide en dos puntos en el tiempo.



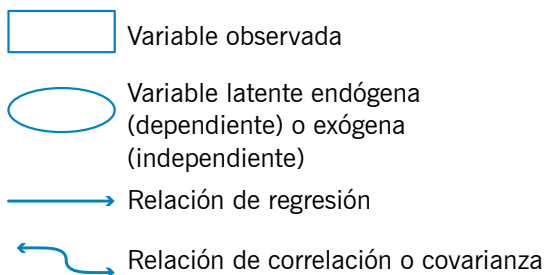
La INTELIGENCIA es una variable latente independiente; el LOGRO ESCOLAR 2 es una variable dependiente porque hay una flecha que apunta hacia este desde el LOGRO ESCOLAR 1. Sin embargo, hay una flecha que apunta a LOGRO ESCOLAR 1 desde INTELIGENCIA y otra flecha de LOGRO 1 a LOGRO 2. En este modelo básico de ecuación estructural LOGRO 1 está predicho por INTELIGENCIA, pero después LOGRO 1 predice a LOGRO 2. LOGRO 1 es primeramente una variable latente dependiente y luego una variable independiente. Este tipo de modelo de ecuaciones estructurales es posible e ilustra los efectos indirectos al usar variables latentes (Schumacker & Lomax, 2010).

Un aspecto importante del modelado con SEM en comparación con otras técnicas de análisis es que el error de medición de cada variable sí se toma en cuenta en el modelo. Esto es de suma importancia para el investigador, ya que puede evaluar la validez de las variables que intervienen en el modelo.

Las variables latentes independientes son medidas por las variables independientes observadas, mediante el análisis factorial confirmatorio y, en general, se denotan por *X*. Las variables latentes dependientes son medidas por las variables dependientes observadas a través del análisis factorial confirmatorio y se denota por *Y*.

Otro aspecto importante de este análisis es que nos permite establecer la equivalencia de los parámetros. Este análisis se representa a través de diagramas de senderos (*path diagram*). Los rectángulos representan las variables observadas, en general, los ítems; las variables latentes, tanto endógenas como exógenas, se representan por elipses. La relación que se presenta entre una variable observada y una variable latente es unidireccional y se representa con una flecha. Las relaciones entre las variables latentes pueden ser bidireccionales y se configuran por líneas curvas con una flecha en cada extremo. Los errores asociados a la

variable endógena se representan sin círculos ni óvalos. Al ser una variable no observada, muchos programas computacionales sí lo hacen, aunque con un tamaño mucho menor que las variables latentes (ver figura 1).



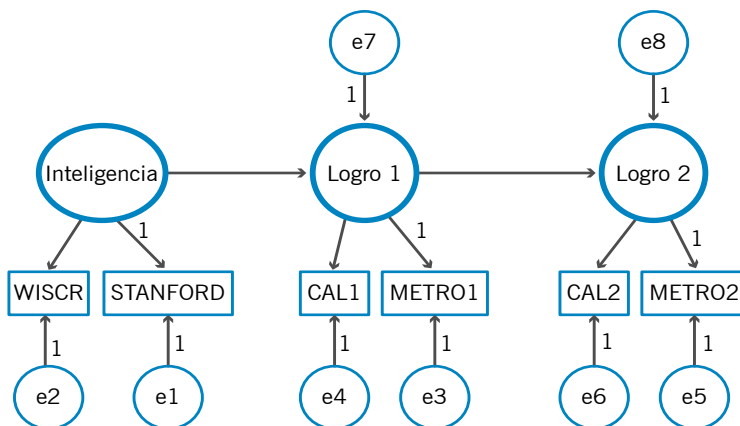
**Figura 1.** Formas para representar el diagrama de sendero (*path diagram*).

Fuente: elaboración propia.

En la figura 2 (página siguiente) se muestra el diagrama de senderos del ejemplo anterior, en el que WISCR, STANFORD, CAL 1, METRO 1, CAL 2 Y METRO 2 son las escalas de medición para cada una de las variables latentes independientes y dependientes, mediante las variables observadas independientes y dependientes, respectivamente. Los e1-e6 denotan los errores para cada una de las variables observadas, e7 y e8 son los errores asociados a las variables latentes LOGRO 1 y LOGRO 2, en ese orden. La variable INTELIGENCIA no tiene asociado error por ser nuestra variable independiente o exógena.

## ESTRUCTURA GENERAL DE LOS MODELOS DE ECUACIONES ESTRUCTURALES

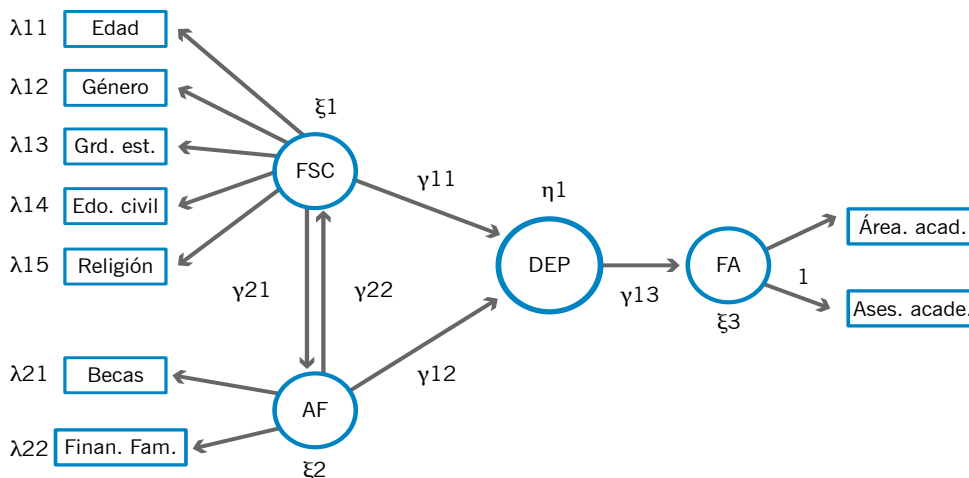
Los sistemas de ecuaciones estructurales emergen por la necesidad de tener herramientas alternativas en los modelos de regresión (Bollen, 1989). A principios del siglo XX se empezó, por parte de los investigadores, a hacer aportaciones para la creación de estos modelos. En 1970, Jöreskog presentó el análisis de la estructura de covarianzas.



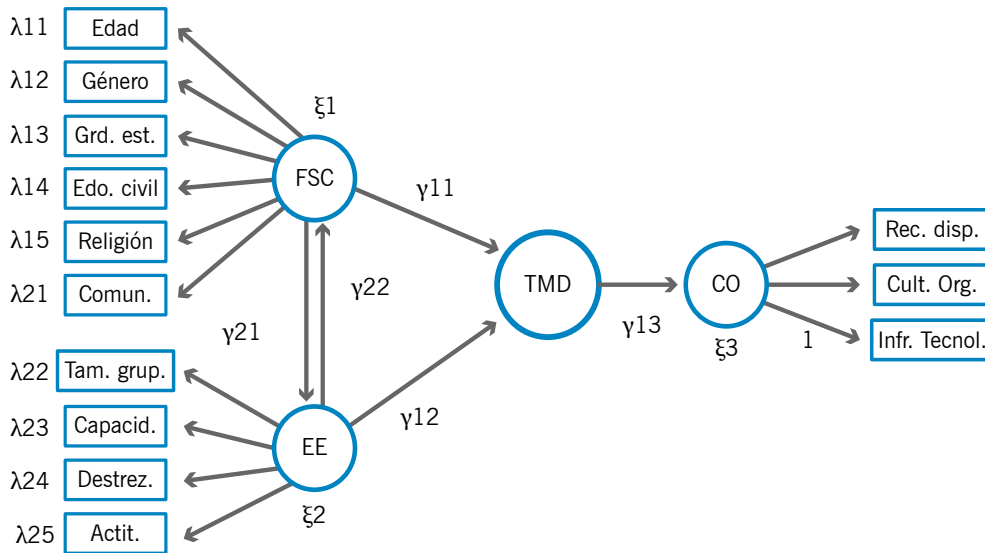
**Figura 2.** Diagrama de senderos del modelo del logro escolar.  
Fuente: elaboración propia, adaptado de Schumacker y Lomax (2010, p. 188).

A continuación, presentamos varios modelos propuestos, los cuales indican los tipos de variables que intervienen y las relaciones entre constructos. En la figura 3 damos a conocer el modelo causal propuesto en el que se observan los factores socioculturales (FSC), factores financieros (AF) y factores académicos (FA) que influyen en la deserción escolar en el nivel posgrado (DEP). Las variables exógenas son los FSC ( $\xi_1$ ),

AF ( $\xi_2$ ) y FA ( $\xi_3$ ); las endógenas, la DEP ( $\eta_1$ ). La edad ( $\lambda_{11}$ ), género ( $\lambda_{12}$ ), último grado de estudios ( $\lambda_{13}$ ) y estado civil ( $\lambda_{14}$ ) .....  $\lambda_{32}$  son las variables observadas endógenas. Las relaciones que existen entre los constructos están determinadas por  $\gamma_{11}$  (FSC-DEP),  $\gamma_{12}$  (AF-DEP),  $\gamma_{13}$  (FA-DEP),  $\gamma_{21}$  (FSC-AF) y  $\gamma_{22}$  (AF-FSC) y se pueden indicar como hipótesis con base en las necesidades de los investigadores y del estudio.



**Figura 3.** Deserción escolar en el nivel posgrado.  
Fuente: elaboración propia.



**Figura 4.** Integración en equipos de trabajo multidisciplinario (TMD). Fuente: elaboración propia.

En la figura 4 mostramos el modelo causal propuesto, en el cual se observan los factores socioculturales (FSC), los factores de la estructura del equipo (EE) y los factores del contexto organizativo (CO) que influyen en la integración en equipos de trabajo multidisciplinario (TMD). Las variables exógenas son los FSC ( $\xi_1$ ), AF ( $\xi_2$ ) y FA ( $\xi_3$ ); las endógenas, la TMD ( $\eta_1$ ). La edad ( $\lambda_{11}$ ), género ( $\lambda_{12}$ ), último grado de estudios ( $\lambda_{13}$ ) y estado civil ( $\lambda_{14}$ ) .....  $\lambda_{33}$ . Las relaciones que existen entre los constructos están determinadas por  $\gamma_{11}$  (FSC–TMD),  $\gamma_{12}$  (EE–TMD),  $\gamma_{13}$  (CO–TMD),  $\gamma_{21}$  (FSC–EE) y  $\gamma_{22}$  (EE–FSC) y se pueden indicar como hipótesis con base en las necesidades de los investigadores y del estudio.

### ETAPAS PARA APLICAR UN MODELO SEM

Varios investigadores proponen seis etapas para utilizar esta técnica (Schumacker & Lomax, 2010; Haenlein & Kaplan, 2000; Kline, 2005):

- La especificación, en la cual se determina, hipotéticamente, la relación que existe entre las variables; en seguida, con el análisis se determinarán las relaciones correctas.
- La identificación, en la que se determinan los parámetros que integran el modelo mediante las varianzas y covarianzas de la muestra.
- La estimación de parámetros, es la que se calcula el valor y el error de cada uno de los parámetros desconocidos. Para el cálculo de estos parámetros se pueden utilizar diferentes softwares computacionales, como Amos, LISREL, EQS o Sepath, por nombrar algunos.
- La evaluación de ajuste, en la que se realiza la medida de calidad de ajuste o bondad de ajuste para determinar si el modelo sirve para los fines del investigador. Estas medidas evalúan el ajuste del modelo y comparan el modelo propuesto con otros indicados por el investigador.
- En la quinta etapa se especifica de nuevo el modelo, pues, por lo general, el que se propone inicialmente no es el que mejor se ajusta, de tal manera que se aplican métodos para poder

**Tabla 1.** Criterios de ajuste para evaluar los modelos de ecuaciones estructurales

CRITERIO DE AJUSTE DEL MODELO	NIVEL ACEPTABLE	INTERPRETACIÓN
$\chi^2$	Lo menor posible	Se recomienda utilizarlo principalmente en la comparación de modelos
CFI (Comparative Fit Index)	0-1	Es el criterio más utilizado, pues no se ve afectado por el tamaño de la muestra. Valores menores de 0.9 indican buen ajuste en el modelo
RMSEA (Root Mean Square Error of Approximation)	Menor de 0.06	Después del criterio CFI, es el más utilizado para indicar el ajuste del modelo; sin embargo, se ve afectado cuando se utilizan muestras pequeñas

Fuente: elaboración propia.

añadir o eliminar parámetros que justifiquen estas acciones. En este caso, recomendamos reducir el valor de chi-cuadrado hasta un valor mínimo de 3.84 (Hair, Anderson, Tatham y Black, 2001) (ver tabla 1).

- En la sexta etapa se recomienda realizar un análisis de los datos con la finalidad de establecer el modelo correcto para aceptar o rechazar las hipótesis.

## ANÁLISIS FACTORIAL EXPLORATORIO

El análisis factorial permite determinar cuáles variables observadas comparten características de varianza-covarianza que definen teóricamente a los factores o constructos (variable latentes). El análisis factorial supone que algunos factores, que son más pequeños en número que la cifra de variables observadas, son responsables de la varianza-covarianza compartida entre las variables observadas. En la práctica se recopilan los datos respecto a las variables observadas y se utilizan técnicas analíticas para confirmar que un subconjunto de variables observadas definen cada constructo o factor (Schumacker & Lomax, 2010).

Mediante el análisis factorial exploratorio (AFE) se busca encontrar un modelo que se ajuste a los datos, por lo que se especifican diferentes modelos alternativos con la esperanza

de encontrar uno que se adapte a los datos y que, además, tenga sustento teórico. Lo anterior se recomienda como precursor del análisis factorial confirmatorio cuando el investigador no tiene especificaciones previas del modelo. Schumacker y Lomax (2010) recomiendan generar un modelo mediante el AFE en una muestra de datos para hallar el número y tipo de variables latentes o factores comunes en el modelo, de tal forma que expliquen las respuestas a las variables observadas. En otras palabras, este análisis pretende identificar el número y la composición de los factores comunes (variables latentes) necesarios para explicar la varianza común de los ítems analizados.

El AFE es utilizado cuando el investigador no tiene tantos conocimientos sobre la variable que se estudiará. Mediante este análisis, podemos identificar las variables latentes y manifiestas y la relación entre estas (Hair *et al.*, 2001).

## ANÁLISIS FACTORIAL CONFIRMATORIO

Sin duda, una de las aplicaciones más importantes de los modelos de ecuaciones estructurales es la confirmación de un modelo, al evaluar su significación estadística. Cabe señalar que aunque este modelo tenga un ajuste aceptable, no indica que sea el mejor, pues esto lo podemos comprobar cuando el modelo sea probado; lo que sí podemos

afirmar es que constituye uno de los modelos posibles y viables.

El análisis factorial confirmatorio (AFC) permite corroborar o corregir los errores del AFE, mediante la matriz de covarianzas; además, realiza una mejor contrastación de las hipótesis (Bollen, 1989). En el AFC se pueden establecer las correlaciones entre las variables observadas y los factores a través de las cargas factoriales. La correlación será mayor entre más se acerque este valor a uno, el valor recomendable es mayor de 0.07 (Garson, 2013).

En otras palabras, en el AFC se busca probar estadísticamente la significación de un modelo hipotético, esto es, si los datos obtenidos confirman ese modelo; por lo tanto, el investigador especifica cierto número de factores –los cuales se correlacionan– y las variables observadas que miden cada factor. En el análisis factorial exploratorio, el investigador examina cuántos factores hay, si

los factores están correlacionados y cuáles son las variables que mejor miden cada factor.

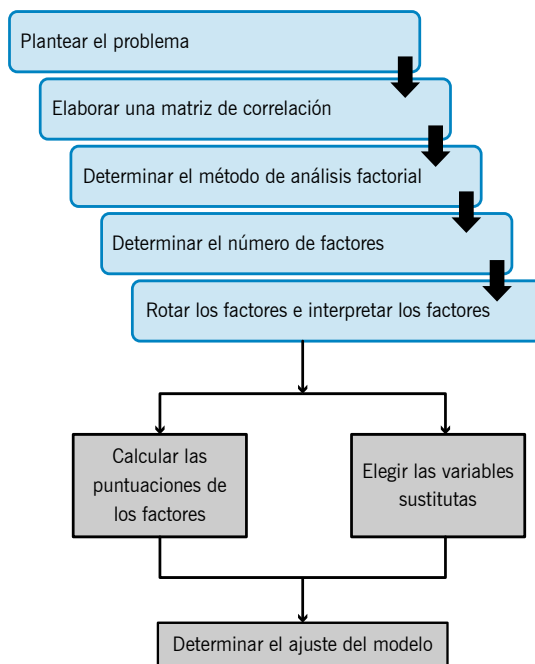
En el AFC, el investigador tiene un modelo especificado *a priori*; en el AFE no existe este (Schumacker & Lomax, 2010).

## PAQUETES COMPUTACIONALES PARA SEM

Existen varios paquetes computacionales para SEM, cuya función es calcular y analizar las relaciones de las variables. El programa Amos (Analysis of Moment Structures) permite la estimación y el contraste de modelos estructurales a través de una interfaz gráfica, trabaja con base en la plataforma del SPSS (Statistical Package for the Social Sciences). Con AMOS se puede especificar, ver y modificar el modelo; posteriormente, se puede evaluar el ajuste del modelo y realizar cualquier modificación.

Los métodos implementados en Amos están entre los más efectivos y confiables disponibles. Este análisis proporciona los siguientes métodos para estimar modelos de ecuaciones estructurales: máxima verosimilitud, mínimos cuadrados no ponderados, mínimos cuadrados generalizados, criterio asintótico de distribución de Browne, mínimos cuadrados sin escala y estimación bayesiana (Arbuckle, 2012).

El Lineal Structural Relations (LISREL), desarrollado por Jöreskog y Sörbom (1996), es otro programa utilizado para analizar las estructuras de covarianza. Cuenta con una interfaz gráfica y ofrece una variedad de métodos de estimación, además de crear el *path diagram* automáticamente en el momento en que se efectúa el análisis estadístico de los datos.



**Figura 5.** Realización del análisis factorial.

Fuente: elaboración propia. Adaptado de Malhotra (1997, p. 603).

## DESCRIPCIÓN DEL MODELO TEÓRICO

Para especificar el modelo propuesto que permita analizar la satisfacción de los usuarios cuando hacen uso de un sistema de gestión del aprendizaje como



apoyo a sus clases presenciales en la Universidad Autónoma del Estado de Hidalgo, se realizó el sustento en el modelo Technological Pedagogical Content Knowledge (TPACK), que a continuación explicamos de forma general.

### El modelo TPACK en los LMS

Mishra y Koehler (2006) desarrollaron un modelo enfocado a la tecnología educativa que estudia las intersecciones entre conocimiento tecnológico (TK), conocimiento del contenido (CK) y conocimiento pedagógico (PK), al que denominaron TPACK. Según Tárraga Mínguez, Sanz Cervera, Pastor Cerezuela y Fernández Andrés (2017), este modelo permite incorporar, de una manera conjunta, los aspectos relacionados con las tecnologías de la información y la comunicación (TIC), el contenido curricular y el conocimiento pedagógico.

Este modelo ha contribuido a identificar los diferentes conocimientos que deben poseer los docentes en el proceso educativo. Cejas León, Navío Gámez y Barroso Osuna (2016) comentan que el TPACK presenta una forma interesante para que los docentes integren la tecnología, la pedagogía y el conocimiento del contenido en su actividad educativa. Su investigación se fundamenta en este modelo desde una lógica de las competencias basada en las exigencias del siglo XXI. En la figura 6 se muestran los conocimientos que aborda este modelo.

Para Cabero (2014), lo importante que propone el modelo son los conocimientos que el profesor debe poseer para incluir las TIC en su tarea docente, pero no únicamente los tres conocimientos (CK, PK, y CT), sino también sus intersecciones.

Roig Villa, Mengual Andrés y Quinto Medrano (2015) indican que el modelo TPACK sintetiza los diferentes conocimientos al emplear una metodología efectiva para el uso de las TIC, ya que utiliza estrategias y métodos pedagógicos respecto a una disciplina.

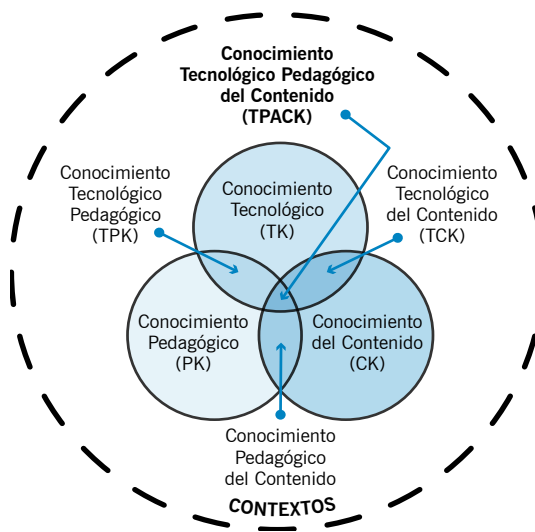


Figura 6. Modelo TPACK.

Fuente: [www.tpack.org](http://www.tpack.org).

## METODOLOGÍA

### Ejemplo práctico para la obtención del valor de las cargas factoriales

Adoptamos la estrategia de desarrollo de modelo mediante la utilización de sistemas de ecuaciones estructurales, en la que se propone un modelo y se busca mejorarlo a través de la modificación de su estructura o en sus medidas. Con esta estrategia tratamos de reformular un modelo propuesto para encontrar uno nuevo (ver tabla 2, página siguiente).

### Modelo propuesto

La figura 7 (página siguiente) contiene el modelo causal propuesto que evalúa el impacto de los FSC, factores del conocimiento tecnológico pedagógico y de contenido (TPACK), cuando el profesor hace uso de un LMS como apoyo en su actividad docente (SA). Indicamos las variables latentes y endógenas ( $\eta_1$ ), como la SA, y las exógenas, como los FSC ( $\xi_1$ ) y TPACK ( $\xi_2$ ). Entre las variables observadas endógenas, se encuentran



Tabla 2. Ficha de procedimiento metodológico

Técnica e instrumento de reco-gida de información	Encuesta de satisfacción. El instrumento es un cuestionario que consiste en 19 ítems iniciales respecto a la satisfacción del alumnado cuando el profesor hace uso del LMS como apoyo a su actividad docente
Universo	Alumnos de la Licenciatura en Administración
Ámbito	Escuela Superior de Tlahuelilpan, Universidad Autónoma del Estado de Hidalgo
Unidades de análisis	Cuarto y octavo semestres de la Licenciatura en Administración
Forma de contacto	Autorización de la coordinación de la Licenciatura en Administración
Muestra definida	32 alumnos
Fecha	Octubre 2017

Fuente: elaboración propia.

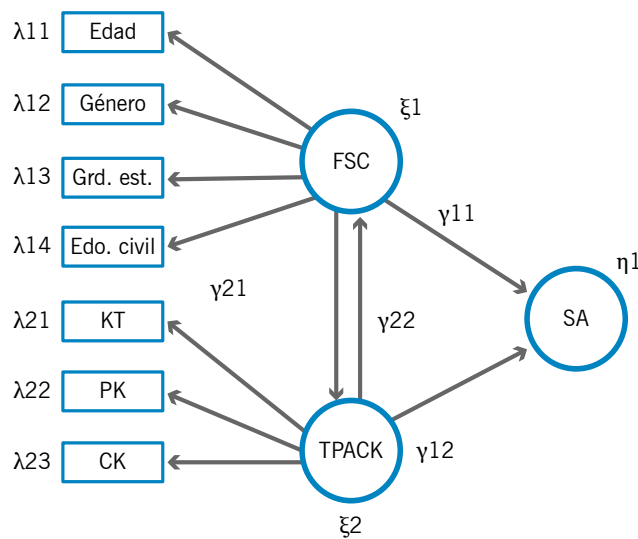
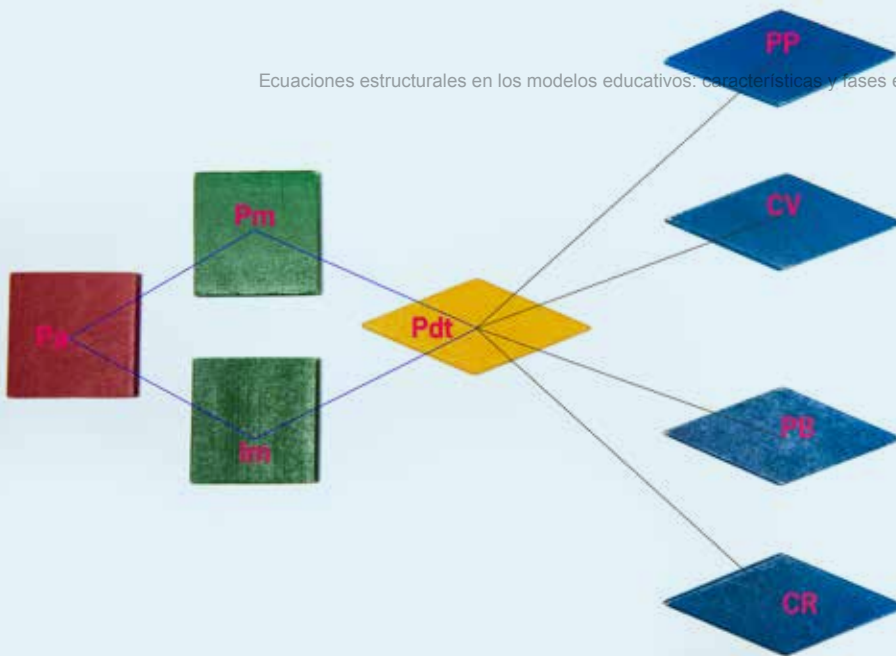


Figura 7. Satisfacción del alumnado cuando el profesor hace uso de un LMS como apoyo a su actividad docente. Fuente: elaboración propia.

$\lambda_{11}$  (edad),  $\lambda_{12}$  (género),  $\lambda_{13}$  (último grado de estudios) y  $\lambda_{14}$  (estado civil),  $\lambda_{21}$  (conocimiento tecnológico),  $\lambda_{22}$  (conocimiento pedagógico) y  $\lambda_{23}$  (conocimiento del contenido curricular). Las relaciones entre los constructos están determinadas por  $\gamma_{11}$  (FSC-SA),  $\gamma_{12}$  (TPACK-SA),  $\gamma_{21}$  (FSC-TPACK), así como  $\gamma_{22}$  (TPACK-FSC).

Los parámetros del modelo estructural que explican la satisfacción del alumnado fueron estimados por medio del software IBM-SPSS Amos

22.0.0. En este documento analizamos únicamente las cargas factoriales, método necesario para aplicar el modelo de ecuaciones estructurales. Existen diferentes métodos para obtener los factores comunes, como método de los componentes principales, método de los ejes principales y método de máxima verosimilitud. En este ejemplo utilizamos el de máxima verosimilitud, que tiene la ventaja de que los valores estimados no dependen de la escala de medida de las variables. También,



permite seleccionar la cantidad de factores con base en el contraste de las hipótesis.

El método de máxima verosimilitud puede ser usado en el AFC, en el cual el investigador propone supuestos (por ejemplo, que algunas cargas factoriales son nulas o que algunas variables están correlacionadas con algunos factores, etcétera) y, al aplicar las pruebas estadísticas, determina si son ciertos o falsos. Existe un inconveniente en este método: si las variables no son normales, puede haber problemas en la convergencia.

*Modelo matemático y obtención del valor de los parámetros mediante el software IBM-SPSS Aмос 22.0.0*

Sea  $X_j$  una serie de variables observadas, donde  $j= 1,2,3,\dots,p$ ; es la respuesta a la  $j$ -ésima pregunta o ítem de la encuesta; en el caso que nos ocupa el valor es 19. El modelo supone la existencia de un conjunto de factores  $F_1, F_2, \dots, F_m$  de variables latentes (TPACK, FSC) tales que:

$$\begin{aligned} X_1 &= \mu_1 + V_{11} F_1 + V_{12} F_2 + \dots + V_{1m} F_m + e_1 \\ X_2 &= \mu_2 + V_{21} F_1 + V_{22} F_2 + \dots + V_{2m} F_m + e_2 \\ &\vdots \\ X_j &= \mu_j + V_{j1} F_1 + V_{j2} F_2 + \dots + V_{jm} F_m + e_j \end{aligned}$$

Donde:

$\mu_j$ = Se define como las medias de las variables  $X_j$ . Para simplificar la notación se estandarizan las variables, de tal forma que  $\mu_j=0$

$F_k$ = Son las variables latentes o factores comunes. Donde  $k=1,2,\dots,m$

$V_{jm}$ = Definidas como las *cargas factoriales* e indican el peso de cada una de las variables

$e_j$ = Factores específicos

Además se supone que el número de factores  $m$  es mucho menor que el número de variables  $p$ , en el caso particular que nos ocupa  $m=3, p=19$ .

Con base en lo anterior, a continuación definimos los vectores y las matrices:

$$\underline{x} = \begin{bmatrix} X_1 \\ X_2 \\ \vdots \\ X_p \end{bmatrix} \quad \underline{f} = \begin{bmatrix} F_1 \\ F_2 \\ \vdots \\ F_m \end{bmatrix} \quad \underline{e} = \begin{bmatrix} e_1 \\ e_2 \\ \vdots \\ e_p \end{bmatrix} \quad v = \begin{bmatrix} V_{11} & V_{12} & \dots & V_{1m} \\ V_{21} & V_{22} & \dots & V_{2m} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ V_{p1} & V_{p2} & \dots & V_{pm} \end{bmatrix}$$

El modelo factorial se puede expresar de la siguiente forma:

$$\underline{x} = v\underline{f} + \underline{e}$$

La matriz  $v$  contiene los valores de las cargas factoriales. Con los datos obtenidos en las encuestas y, conforme al modelo anterior, obtuvimos los valores de las cargas factoriales y las covarianzas.

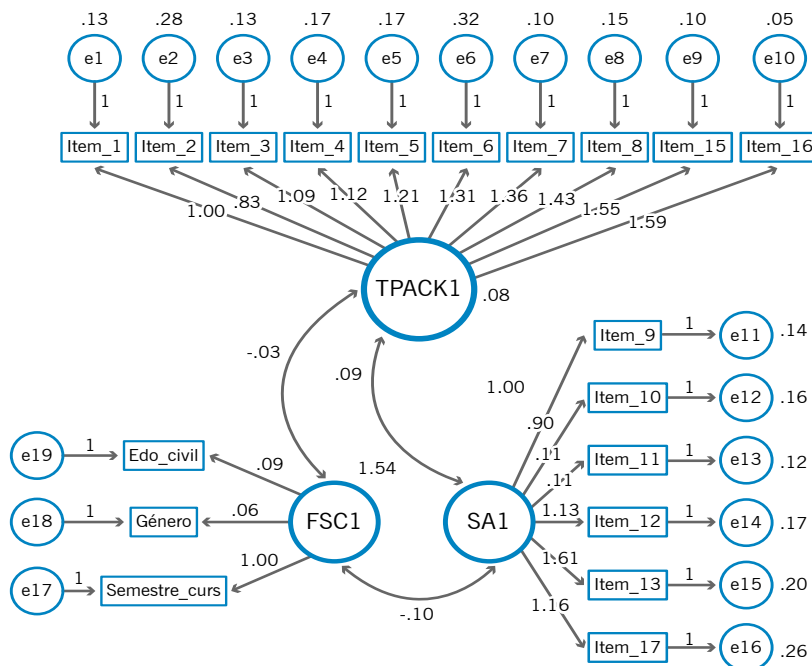
En la figura 8 mostramos el diagrama con las variables latentes (TPACK, FSC y SA) con sus respectivas covarianzas y las variables observadas o ítems con sus respectivos errores, y las cargas factoriales de las variables observadas respecto a las variables latentes. En las tablas siguientes analizamos los valores obtenidos. Como señalamos, por el momento solo nos interesa el valor de las cargas factoriales para determinar el número de ítems que pertenecen a cada variable latente y que conformarán el instrumento correcto. El valor de las cargas factoriales en este diagrama no tiene los valores estandarizados (cuando  $\mu_j \neq 0$ ) con la finalidad de comparar el diagrama con los valores estandarizados (cuando  $\mu_j = 0$ ).

La figura 9 (página siguiente) contiene el diagrama con los valores estandarizados de las cargas factoriales. En el caso del valor de la carga factorial del ítem 1 y la variable TPACK1 es 0.57, en la del ítem 3 es 0.62, y así sucesivamente. Más

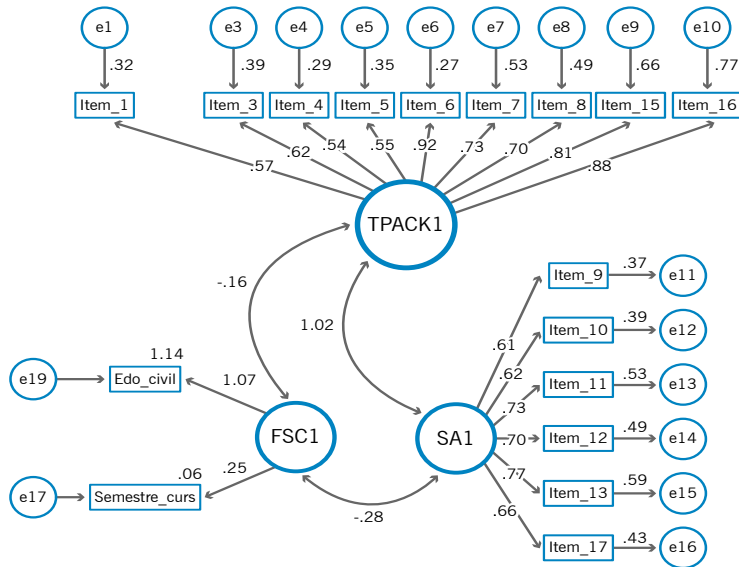
adelante, analizamos los valores obtenidos para determinar los ítems que pertenecen a cada una de las variables latentes. Recordemos que estos valores se obtuvieron con el software Amos, aunque también es posible utilizar el programa SPSS; esto dependerá del investigador. Al estandarizar los valores de las covarianzas, estos se convierten en las correlaciones que existen entre las variables latentes.

### ANÁLISIS DE LOS VALORES OBTENIDOS

Para determinar los ítems que pertenecen a cada variable latente, examinamos los valores estandarizados de las cargas factoriales respecto a cada una de las variables que se muestran en la tabla 3 (página siguiente); tomamos el criterio de aceptar aquellos que tengan un valor mínimo de 0.4. En lo que se refiere a las cargas factoriales



**Figura 8.** Diagrama con valores no estandarizados.  
Fuente: elaboración propia.



**Figura 9.** Diagrama con valores no estandarizados.  
Fuente: elaboración propia.

de los ítems de la variable latente TPACK, todos tienen un valor mayor de 0.5; por lo tanto, presentan una aceptable carga factorial y se aceptan todos los ítems; lo mismo sucede con la variable SA1. El ítem SEMESTRE CURSADO no tiene una carga aceptable, pues es de 0.254, por lo cual decidimos quitarlo. En el modelo original aparecía la variable CAMPUS DONDE ESTUDIAS, pero como esta prueba se realizó en un solo instituto, la prueba estadística la consideró como una constante; por ello, la eliminamos y se redujo el número de ítems o variables observadas de 19 a 17.

En cuanto a la relación que existe entre las variables latentes, el análisis lo realizamos con base en la covarianza y la correlación. Respecto a la covarianza, la tabla 4 (página siguiente) contiene los valores no estandarizados entre las variables latentes. Recordemos que, cuando los valores son no estandarizados, los valores estimados entre las variables latentes son las covarianzas; en este caso, el valor entre FSC1 y TPACK1 es negativo (-0.021) y lo mismo sucede entre FSC1 y SA1 (-0.043); en cambio, el valor entre TPACK1 y SA1

**Tabla 3.** Valores estandarizados de cada una de las cargas factoriales

		ESTIMATE
Item_1	<--- TPACK1	.568
Item_3	<--- TPACK	.621
Item_4	<--- TPACK	.541
Item_5	<--- TPACK	.593
Item_6	<--- TPACK	.518
Item_7	<--- TPACK	.731
Item_8	<--- TPACK	.697
Item_15	<--- TPACK	.813
Item_16	<--- TPACK	.880
Item_9	<--- SA1	.610
Item_10	<--- SA1	.625
Item_11	<--- SA1	.729
Item_12	<--- SA1	.703
Item_13	<--- SA1	.771
Item_17	<--- SA1	.658
Semestre_curs	<--- FSC1	.254
Edo_civil	<--- FSC1	1.070

Fuente: elaboración propia.

es positivo (0.080), por lo tanto, solo existe relación entre estas dos variables.

**Tabla 4.** Valores estimados de la covarianza

	ESTIMATE	S.E.	C.R.	P	LABEL
TPACK1 <--> SA1	.080	.036	2.229	.026	par_15
FSC1 <--> TPACK1	-.021	.063	-.333	.739	par_16
FSC1 <--> SA1	-.043	.116	-.371	.711	par_17

Fuente: elaboración propia.

Respecto al análisis basado en la correlación, en la tabla 5 mostramos los valores estandarizados, por lo que los valores entre las variables latentes son las correlaciones. La correlación entre la variable FSC1 y TPACK1 es negativa, lo mismo pasa con FSC1 y SA1, no así entre TPACK1 Y SA1. Lo anterior nos indica que únicamente existe una relación entre las variables latentes TPACK1 y SA1. Esta afirmación se obtiene tanto con los valores de la covarianza como con los de la correlación.

**Tabla 5.** Valores estimados de las correlaciones

	ESTIMATE
TPACK1 <--> SA1	1.019
FSC1 <--> TPACK1	-.161
FSC1 <--> SA1	-.279

Fuente: elaboración propia.

## CONCLUSIONES

Nuestro estudio permite establecer un aporte para la combinación del modelo de ecuaciones estructurales con el modelo TPACK para determinar la 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, objetivo principal de la presente investigación. Podemos concluir que existe una fuerte correlación entre los factores tecnológicos, pedagógicos

y de contenido con la satisfacción del alumnado; sin embargo, la satisfacción presenta una baja correlación con los factores socioculturales de los alumnos. De igual manera, los factores socioculturales tienen poca correlación con los factores tecnológicos, pedagógicos y de contenido.

Con base en lo anterior, también podemos señalar que un sistema de gestión del aprendizaje en una institución educativa debe tomar en cuenta los factores tecnológicos, pedagógicos y de contenido en los que se basa el modelo TPACK para lograr la satisfacción en el aprendizaje de los alumnos que la utilizan. Cabe mencionar que este estudio es el resultado de una parte de la investigación que se lleva a cabo en la Universidad Autónoma del Estado de Hidalgo. *a*

## REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Afifi, Abdelmonem & Clark, Virginia. (1990). *Computer-aided multivariate analysis*. Nueva York: Chapman & Hall.
- Arbuckle, James. (2012). *Amos user's guide 21*. Chicago: IBM Software Group.
- Bollen, Kenneth. (1989). *Structural equations with latent variables*. Nueva York: John Wiley & Sons.
- Cabero, Julio (dir.). (2014). *La formación del profesorado en TIC: modelo TPACK*. Sevilla, España: Secretariado de Recursos Audiovisuales y Nuevas Tecnologías de la Universidad de Sevilla.
- Cejas León, Roberto; Navío Gámez, Antonio y Barroso Osuna, Julio. (2016). Las competencias del profesorado universitario desde el modelo TPACK (conocimiento tecnológico y pedagógico del contenido). *Pixel-Bit. Revista de Medios y Educación*, (49), pp. 105-119. <https://doi.org/10.12795/pixelbit.2016.i49.07>
- Garson, D. (2013). *Factor analysis*. Asheboro. North Carolina State: Blue Books. University Press.
- Haenlein, Michael & Kaplan, Andreas. (2000). A beginner's guide to partial least squares analysis. *Understanding Statistics*, 3(4), pp. 283-297. Recuperado de: <http://michaelhaenlein.eu/Publications/Haenlein,%20Michael%20>
- Hair, Joseph; Anderson, Rolph; Tatham, Ronald y Black, W. (2001). *Análisis multivariante*. Madrid, España: Prentice Hall.
- Jöreskog, Karl & Sörbom, Dag. (1996). *LISREL 8: User's reference guide*. Chicago: Scientific Software International.

Kline, Rex. (2005). *Principles and practice of structural equation modeling*. Nueva York: Gilford Press.

Malhotra, Naresh. (1997). *Investigación de mercados*. México: Prentice Hall.

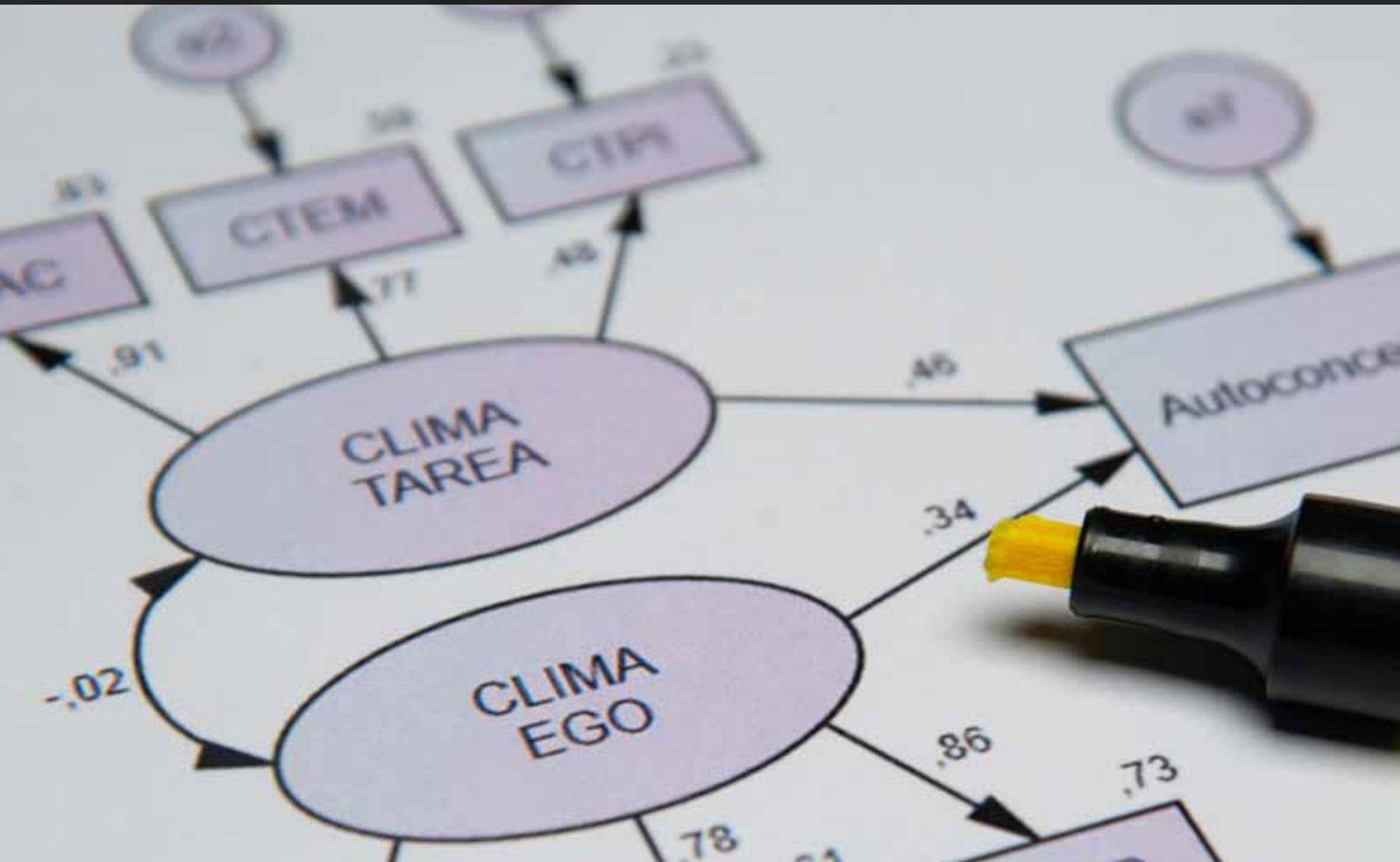
Mishra, Punya & Koehler, Matthew. (2006). Technological Pedagogical Content knowledge: A new framework for teacher knowledge. *Teachers College Record*, 108(6), pp. 1017-1054. Recuperado de: <http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download?doi=10.1.1.523.3855&rep=rep1&type=pdf>

Roig-Vila, Rosabel; Mengual-Andrés, Santiago & Quinto-Medrano, Patricio. (2015). Conocimientos tecnológicos, pedagógicos y

disciplinares del profesorado de primaria. *Comunicar*, XXII(45), pp. 151-159. <https://doi.org/10.3916/C45-2015-16>

Schumacker, Randall & Lomax, Richard. (2010). *A beginner's guide to structural equation modeling*. Nueva York: Taylor and Francis Group, LLC.

Tárraga Mínguez, Raúl; Sanz Cervera, Pilar; Pastor Cerezuela, Gemma y Fernández Andrés, María. (2017). Análisis de la autoeficacia percibida en el uso de las TIC de futuros maestros y maestras de educación infantil y educación primaria. *Revista Electrónica Interuniversitaria de Formación del Profesorado*, 20(3), pp. 107-116. <https://doi.org/10.6018/reifop.20.3.263901>



Este artículo es de acceso abierto. Los usuarios pueden leer, descargar, distribuir, imprimir y enlazar al texto completo, siempre y cuando sea sin fines de lucro y se cite la fuente.

### CÓMO CITAR ESTE ARTÍCULO:

Samperio Pacheco, Víctor Manuel. (2019). Ecuaciones estructurales en los modelos educativos: características y fases en su construcción. *Apertura*, 11(1), pp. 90-103. <http://dx.doi.org/10.32870/Ap.v11n1.1402>