

# Propuesta de un modelo de ecuaciones estructurales para explicar el desempeño académico en e-learning

Moneta Pizarro, Adrián M. - Universidad de la Defensa Nacional  
Secretario Académico de la Facultad de Ciencias de la  
Administración, Córdoba, Argentina, [adrianmoneta@iaa.edu.ar](mailto:adrianmoneta@iaa.edu.ar)

Gonzalez, Mariana V. - Universidad de la Defensa Nacional  
Docente-investigadora de la Facultad de Ciencias de la  
Administración, Córdoba, Argentina, [mgonzalez@iaa.edu.ar](mailto:mgonzalez@iaa.edu.ar)

Tofful, Carina M. - Universidad de la Defensa Nacional  
Subsecretaria de Innovación y Tecnología Educativa de la  
Facultad de Ciencias de la Administración, Córdoba, Argentina,  
[carinatofful@iaa.edu.ar](mailto:carinatofful@iaa.edu.ar)

Arrieta, Mercedes - Universidad de la Defensa Nacional  
Jefa de la División de Pedagogía, Comunicación y Discurso de la  
Facultad de Ciencias de la Administración, Córdoba, Argentina,  
[marrieta@iaa.edu.ar](mailto:marrieta@iaa.edu.ar)

Britos, Valeria - Universidad de la Defensa Nacional  
Docente-investigadora de la Facultad de Ciencias de la  
Administración, Córdoba, Argentina, [vbritos@iaa.edu.ar](mailto:vbritos@iaa.edu.ar)

## Resumen

En este trabajo damos a conocer los avances de un proyecto de investigación cuyo objetivo general es la construcción y validación empírica de un modelo de ecuaciones estructurales (SEM), con capacidad predictiva para explicar el desempeño académico de los alumnos en las carreras de grado con modalidad a distancia, de la Facultad de Ciencias de la Administración de la Universidad de la Defensa Nacional. Presentamos los resultados de la primera etapa de la investigación correspondiente a la revisión bibliográfica, la formulación general del modelo causal y los cuestionarios seleccionados para indagar las variables de estudio. Nos centramos en el proceso de aprendizaje bajo entornos virtuales (*e-learning*) como principal variable latente endógena del modelo, postulando la importancia de los conocimientos previos, la motivación, las competencias digitales, la autorregulación y los procesos de interacción.

# Propuesta de un modelo de ecuaciones estructurales para explicar el desempeño académico en e-learning

Moneta Pizarro, A. M.; González, M. V.; Tofful, Carina M.; Arrieta, M.; y Britos, V.

Facultad de Ciencias de la Administración  
Centro Regional Universitario Córdoba IUA  
Universidad de la Defensa Nacional

## 1. Introducción

El desempeño académico, también denominado logro o rendimiento académico, es un indicador del éxito o fracaso educativo. Generalmente se determina tomando en cuenta variables cualitativas y/o cuantitativas que permiten determinar si los estudiantes, los docentes y las instituciones educativas han sido eficaces en sus procesos de enseñanza y aprendizaje. En el ámbito de la educación superior, es uno de los indicadores principales de la calidad educativa y es un tema de gran interés a nivel institucional, económico y social (García Tinisaray, 2016).

Diversos autores destacan la característica multicausal del rendimiento académico en las universidades y señalan que es un resultado sintético de los procesos educativos, especialmente el proceso de aprendizaje, en el que convergen efectos de numerosas variables personales, sociales, institucionales y de sus interrelaciones (Garbanzo, 2007; Gómez Sánchez *et al.*, 2011; Rojas, 2013). Mejorar el desempeño académico de los alumnos exige identificar y acotar sus factores determinantes para establecer la influencia e importancia de cada uno (Tejedor, 2003).

En el caso particular de la educación a distancia (EaD) contemporánea, el aprendizaje en línea o *e-learning* se concibe como un proceso activo y complejo en donde el alumno construye sus conocimientos con base en saberes previos y mediante la interacción con otras personas en entornos virtuales. Implica la aplicación de estrategias de autosuficiencia, la construcción social de significados y un importante componente afectivo-motivacional, responsable de mantener y controlar la ejecución continua de las tareas y actividades requeridas en el estudio (Peñalosa Castro, 2010).

De acuerdo con la literatura, son múltiples los factores con influencia sobre el rendimiento académico de los alumnos en la EaD de nuestros tiempos. Además de los clásicos predictores sociodemográficos, se destacan variables tales como el nivel de conocimientos previos, la motivación para el estudio, la capacidad de autorregulación del aprendizaje, el dominio de herramientas digitales y los procesos de interacción en los entornos virtuales. Con sustento en diversas teorías del aprendizaje, estas variables no actúan de manera directa sobre el desempeño académico sino de forma indirecta a través del proceso de aprendizaje. Sin embargo, hasta el momento no se han realizado investigaciones que traten de integrar todas estas teorías y que intenten comprender la naturaleza compleja y multivariante del fenómeno. Para esta tarea, una de las mayores dificultades es el alto grado probable de dependencia entre las variables. Además, muchos determinantes del aprendizaje son variables latentes, esto es, que no pueden

observarse en forma directa. Una alternativa en estos casos es la modelación a través de ecuaciones estructurales (Peñalosa Castro y Castañeda Figueras, 2012).

La técnica de modelización con ecuaciones estructurales (SEM, por su sigla en inglés) es considerada una extensión de técnicas estadísticas multivariadas como la regresión múltiple y el análisis factorial (Khan, 2006). De manera similar a los métodos econométricos de ecuaciones simultáneas, permite examinar un conjunto de relaciones de dependencia en donde algunas variables juegan el papel de variable predictora y de variable dependiente al mismo tiempo, pero poseen algunas características particulares que los diferencian de otras técnicas. De acuerdo a Cupani (2012), una de las principales diferencias es la capacidad de estimar y evaluar la relación entre variables latentes (no observables). Estas variables son constructos supuestos de la teoría que pueden ser medidos mediante una o más variables manifiestas o indicadores observables.

El principal aporte de esta técnica es que permite evaluar la validez de modelos teóricos complejos de relaciones lineales causales (Kerlinger y Lee, 2002). No obstante, vale aclarar que estos modelos no prueban causalidad sino que solo ayudan a seleccionar hipótesis causales relevantes, descartando aquellas no sustentadas por la evidencia empírica (Cupani, 2012). Para Ruiz, Pardo y San Martín (2010), son modelos confirmatorios cuya gran ventaja es que permiten proponer el tipo y dirección de las relaciones que se esperan encontrar entre las diversas variables y posteriormente estimar los parámetros que vienen especificados por las relaciones propuestas a nivel teórico. Según Byrne (2001), es un procedimiento estadístico confirmatorio muy adecuado para poner a prueba teorías de soporte a los complejos fenómenos educativos. García Tinisaray (2015) destaca la importancia de este tipo de herramientas en la investigación educativa en general y Ramírez-Carbajal (2016) observa el creciente uso de SEM en particular para investigaciones sobre ambientes virtuales de aprendizaje. Chacón (1989), Marks, Sibley y Arbaugh (2005), Lee (2011), Peñalosa Castro y Castañeda Figueras (2012), Silva y Andriola (2012) y Berridi Ramírez, Martínez Guerrero y García-Cabrero (2015), son algunos ejemplos de investigaciones sobre EaD en donde se utiliza esta técnica. En Argentina no se encuentran aplicaciones de este tipo en el campo de la EaD, los primeros pasos han sido dados en Moneta Pizarro *et al.* (2017).

En este trabajo presentamos los avances de un proyecto de investigación cuyo objetivo general es la construcción y validación empírica de un modelo de ecuaciones estructurales con capacidad predictiva para explicar el aprendizaje y el desempeño de los alumnos en carreras universitarias con modalidad de EaD de la Facultad de Ciencias de la Administración (FCA) del Centro Regional Universitario Córdoba IUA de la Universidad de la Defensa Nacional (UNDEF) de Argentina. Concretamente, presentamos aquí resultados parciales correspondientes a la especificación completa del modelo teórico de ecuaciones estructurales y que incluye dos componentes: a) un modelo de relaciones estructurales en donde se describe la interrelación entre los constructos latentes, y b) un modelo de medida que representa las relaciones entre las variables latentes y sus indicadores manifiestos. El objetivo fundamental del modelo de medida es corroborar la idoneidad de los indicadores seleccionados en la medición de los constructos de interés. El modelo de relaciones estructurales es el que realmente se desea estimar. Contiene los efectos y relaciones entre los constructos, los que normalmente son variables latentes. Es similar a un modelo de regresión, pero puede contener efectos concatenados y bucles entre variables. Además, contiene

los errores de predicción, que son distintos de los errores de medición que influyen sobre las variables manifiestas (Ruiz, Pardo y San Martín, 2010).

En la próxima sección detallamos la metodología empleada para la investigación. Luego, presentamos los resultados y finalmente las conclusiones, seguidas de las referencias bibliográficas.

## 2. Metodología

El presente trabajo está basado en una investigación explicativa cuyo procedimiento está compuesto por las siguientes fases:

- I. Revisión documental y especificación general del modelo.
- II. Construcción y validación del contenido de los instrumentos de medición.
- III. Relevamiento y procesamiento de datos.
- IV. Estimación, contraste y evaluación de las propiedades del modelo estructural.

En la primera fase realizamos una investigación documental a los fines de identificar con mayor detalle los antecedentes en la bibliografía disponible y proponer sobre esta base un conjunto de variables explicativas del aprendizaje y el rendimiento académico que sirvan para el modelo teórico de partida. Este modelo constituye una contribución innovadora debido a que integra diferentes teorías del aprendizaje en un solo modelo causal que pretende dar cuenta del complejo fenómeno bajo estudio y ofrecer una formulación válida para su posterior contrastación empírica. Resultados preliminares correspondientes a esta fase de revisión bibliográfica fueron recientemente compartidos en Moneta Pizarro *et al.* (2018, junio).

En la segunda fase seleccionamos y adaptamos indicadores para cada una de las variables latentes identificadas en la etapa anterior. Para la selección recurrimos en algunos casos a variables medibles en unidades objetivas y en otros casos a escalas de medida de variables subjetivas con validaciones dadas por investigaciones previas. Para la adaptación consideramos las características propias de la población objeto de estudio y del modelo de EaD particularmente aplicado en la FCA-UNDEF. En el caso de las escalas de medidas de percepciones, actitudes y comportamientos, el banco de ítems de cada una fue sometido a un proceso de validación de contenido por parte de un jurado de profesores expertos en EaD. Como resultado de esta fase se obtuvo la formulación de un modelo de medida que, integrado al modelo causal propuesto en la etapa anterior, permitió llegar a la especificación completa del modelo de ecuaciones estructurales. Los resultados alcanzados hasta este punto son los que presentamos en este trabajo.

En la tercera fase, actualmente en ejecución, estamos elaborando los cuestionarios definitivos que serán aplicados de manera online, con ayuda de la herramienta Formularios de Google, sobre la población de egresados de carreras de pregrado a distancia de la FCA que continúan activos en la institución como alumnos del ciclo superior de las carreras de grado. Los datos relevados serán luego procesados con ayuda de Hojas de Cálculo de Google y exportados a Stata 14 para su tratamiento estadístico en la siguiente etapa.

En la cuarta y última fase procederemos a la estimación, contraste y evaluación final mediante la modelización con ecuaciones estructurales (SEM). Para el análisis

estadístico utilizaremos Stata 14 siguiendo las guías de Acock (2013) y StataCorp (2015).

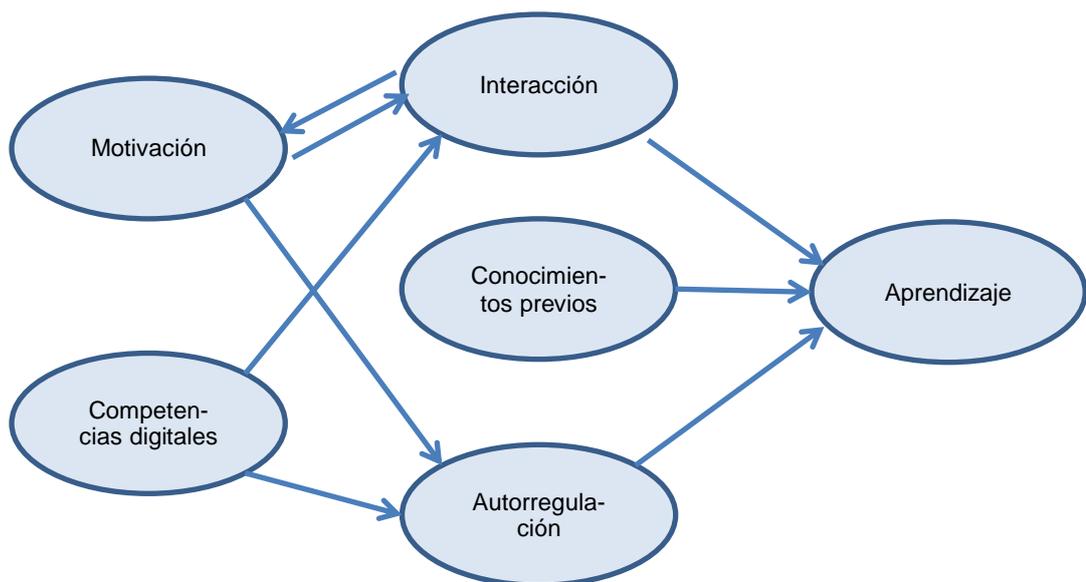
### 3. Resultados

#### 3.1. Parte estructural del modelo

Como resultado de la integración de los antecedentes bibliográficos, quedó formulado un modelo estructural con seis variables latentes, cinco son endógenas y una es exógena. Un adelanto de este modelo fue compartido en Moneta Pizarro *et al.* (2018, junio). Como puede observarse en la Figura 1, el aprendizaje es la variable endógena principal del modelo. Depende en forma directa de la autorregulación, los conocimientos previos y la interacción; y en forma indirecta de las competencias digitales y la motivación, que actúan a través de la autorregulación y la interacción como variables mediadoras.

Las variables endógenas, que reciben efectos de otras variables, son la autorregulación, las competencias digitales, la motivación, la interacción y el aprendizaje. Los conocimientos previos requeridos para el aprendizaje de los nuevos conocimientos son la variable exógena o independiente. Las competencias digitales las suponemos influenciadas por la motivación y que provocan efectos directos sobre la autorregulación y la interacción. La motivación, por su parte, además de ser causa de las competencias digitales, la autorregulación y la interacción, sostenemos mantiene con esta última, la interacción, una relación de causalidad recíproca.

Figura 1. Modelo estructural



Fuente: Elaboración propia.

El efecto directo de la autorregulación sobre el aprendizaje tiene sustento en el requerimiento de competencias y habilidades para el aprendizaje autónomo que desde sus inicios la EaD ha demandado de los alumnos. Esta autorregulación hace referencia a la capacidad del estudiante para tomar decisiones que le permiten

controlar su proceso de aprendizaje, orientado al logro de las metas en un contexto que posee condiciones específicas (Del Mastro Vecchione, 2005). Un estudiante autorregulado tiene la facultad de dirigir, controlar, regular y evaluar su modo de aprender, de manera intencional, voluntaria y consciente. Utiliza para ello estrategias de aprendizaje que lo conducen al logro de los objetivos propuestos (Moneta Pizarro *et al.*, 2018, junio).

En el caso de los conocimientos previos, es célebre la sentencia de Ausubel, Novak y Hanesian (1983, p. 83): “el factor más importante que influye en el aprendizaje es lo que el alumno ya sabe. Averígüese esto y enséñesele en consecuencia”. Investigaciones recientes continúan destacando los conocimientos previos entre los factores que tienen un efecto sobre el aprendizaje (Barahona, 2014; McArdle, Paskus y Boker, 2013; Shin y Raudenbush, 2011). La teoría constructivista del aprendizaje significativo postula que el aprendizaje es resultado de un proceso de construcción de conocimientos por parte del individuo, o de reconstrucción desde el punto de vista social, que implica atribuir sentido y otorgar significado a los contenidos. Este proceso no se lleva a cabo sin conocimientos previos, pues la construcción de nuevos significados se realiza sobre una base construida anteriormente (Miras, 1999).

La interacción es incorporada al modelo tomando los aportes de Barberá (2001) y Berridi Ramírez, Martínez Guerrero y García Cabrero (2015), quienes la definen como un conjunto de reacciones interconectadas entre los miembros que participan del entorno educativo. Se aprecia tanto la interactividad del alumno con la información, los materiales didácticos y el medio, como la interacción personal, el intercambio y la negociación de sentidos a través de secuencias dialogales con otros alumnos y docentes. Algunos trabajos distinguen la interactividad (relación con los recursos y materiales) de la interacción (relaciones interpersonales). En esta investigación utilizamos el término interacción, en general, para ambos tipos de relaciones pues el objetivo final es común y consiste en propiciar una “interacción cognitiva” (Ruiz Velasco, 2003, p.17) que desencadene el aprendizaje. Bernard *et al.* (2009) afirman que a mayor interacción con los recursos, otros alumnos y con los docentes, mayor es el aprendizaje de los estudiantes. Esta idea está basada en la teoría de la zona de desarrollo próximo de Vygotsky y en el constructivismo social, que sostienen que el aprendizaje ocurre en gran medida por las distintas interacciones que surgen entre docentes y alumnos y entre los propios alumnos.

Esta interacción, en la virtualidad, exige tanto a los docentes como a los alumnos nuevas competencias y estrategias comunicativas digitales. De acuerdo con la Comisión Europea, las competencias digitales son un “conjunto de conocimientos, habilidades, actitudes, estrategias y sensibilización que se requieren cuando se utilizan las TIC y los medios digitales para realizar tareas, resolver problemas, comunicarse, gestionar información, colaborar, crear y compartir contenidos, construir conocimiento de manera efectiva, eficiente, adecuada, crítica, creativa, autónoma, flexible, ética, reflexiva para el trabajo, el ocio, la participación, el aprendizaje, la socialización, el consumo y el empoderamiento” (Ferrari, 2012, p. 3). Monereo (2005) identifica cuatro grandes áreas: competencias para buscar información y aprender a aprender, competencias para aprender a comunicarse, competencias para aprender a colaborar y competencias para aprender a participar en la vida pública. Las competencias para la búsqueda de la información y aprender a aprender se relacionan estrechamente con la capacidad de autorregulación del aprendizaje y dan sustento al efecto de las competencias digitales sobre la autorregulación planteado en el modelo. Los restantes tipos de competencias favorecen claramente los procesos de interacción y el aprendizaje colaborativo.

Estas ideas son reforzadas por Lion (2012), quien afirma que las competencias digitales facilitan el desarrollo de capacidades tales como el trabajo colaborativo, el diálogo, la solución de problemas, promoviendo un aprendizaje permanente. Estas ideas son las que fundamentan teóricamente los efectos directos propuestos en el modelo que las competencias digitales tienen sobre la interacción y la autorregulación y, de manera indirecta a través de estas variables, sobre el aprendizaje.

En cuanto a la motivación, el aprendizaje concebido como proceso activo y complejo involucra la aplicación de estrategias de autosuficiencia y para ello, un importante componente afectivo-motivacional, responsable de iniciar, mantener y controlar la realización de las tareas requeridas en el estudio. Del Mastro Vecchione (2005) afirma que el aprendizaje supone esfuerzo y persistencia. Holmberg (1985) plantea que el placer intelectual y la motivación al estudio son favorables para el logro de las metas de aprendizaje. Monereo y Pozo (2003), citados por Villardón y Yániz (2011), consideran que la motivación favorece la autonomía de los alumnos en el aprendizaje. Estos autores también sostienen que se debe intentar que el carácter externo de la motivación se interiorice, logrando que el motor principal del aprendizaje y de la actividad se encuentre en la propia persona. El alumno cuyas metas de aprendizaje se orientan a la consecución del progreso personal y del dominio de las tareas, desarrolla mayor conciencia, control y regulación sobre los distintos factores que participan en el proceso (Del Mastro Vecchione, 2005). Queda así fundamentada la estrecha relación entre motivación y autorregulación planteada en el modelo.

Como puede apreciarse en la Figura 1, la motivación también se relaciona con otras variables del modelo además de la autorregulación. Una de estas relaciones es con la interacción. Pero aquí se postula una relación muy especial, de tipo bidireccional. Según Woolfolk (1996), las interacciones motivan a los estudiantes y a su vez se retroalimentan de esta motivación, favoreciendo el aprendizaje. Esta relación entre motivación e interacción también encuentra fundamento en Barberá (2001), en donde entre los tipos de interacciones se incluyen aquellas que favorecen las condiciones afectivas adecuadas. La motivación puede estar presente en todo momento del proceso de aprendizaje. No es una actividad momentánea o inicial, por el contrario es un proceso dinámico y en constante transformación (Moneta Pizarro *et al.*, 2018, junio).

Por último, la relación entre motivación y competencias digitales encuentra sentido en el enfoque interno de la definición propuesta por la Organización para la Cooperación y el Desarrollo Económico en el Proyecto Definition and Selection of Competencies (DeSeCo). Allí las competencias digitales son definidas con una doble perspectiva. Por un lado, desde fuera, como una habilidad para superar demandas (sociales o individuales) o para desarrollar actividades. Por otro lado, desde dentro, como una combinación de habilidades (prácticas y cognitivas), valores, conocimientos, motivaciones, actitudes y emociones, que permiten realizar una acción determinada (OCDE, 2002). La motivación y actitud hacia las tecnologías de la información y la comunicación (TIC) resultan entonces fundamentales para el desarrollo de competencias digitales (Mirete Ruiz, García-Sánchez y Hernández Pina, 2015).

### **3.2. Modelo de medida**

A continuación se presentan los indicadores propuestos para cada una de las variables latentes del modelo.

a) Aprendizaje

1. Rendimiento académico medido a través del promedio general con aplazos al finalizar la tecnicatura (RAPG).
2. Aprendizaje autopercebido general en las materias de la tecnicatura (AAG).
3. Cantidad de aplazos obtenidos en materias de la tecnicatura (CA).
4. Cantidad de años de duración real de la tecnicatura (DR).
5. Cantidad de asignaturas recursadas durante la tecnicatura (CAR).

b) Autorregulación

1. Estrategias de colaboración (EC).
2. Estrategias de conceptualización y síntesis (ECYS)
3. Estrategias de ampliación (EA).
4. Estrategias de planificación (EP).

c) Competencias digitales

1. Actitud hacia las TIC (AC).
2. Conocimiento de TIC (CON).
3. Uso de TIC (USO).

d) Conocimientos previos

1. Orientación de la escuela secundaria (OR).
2. Promedio de egreso de la escuela secundaria (PROM).
3. Desempeño general autopercebido en el Curso de Inducción (DGA).

e) Interacción

1. Interacción tutores-alumnos (ITA).
2. Interacción alumnos-entorno-materiales de estudio (IAEM).
3. Interacción alumnos-alumnos (IAA).

f) Motivación

1. Componente de valoración (CV).
2. Componente de expectativas de éxito (CEE)
3. Componente afectivo (CAF).

Como puede deducirse del listado precedente, en el caso del aprendizaje los indicadores seleccionados corresponden a variables objetivas medidas en escalas numéricas con excepción del aprendizaje autopercebido que se intentará medir con

una escala Likert de 1 a 10 puntos de tal manera que pueda tener una correspondencia con la escala numérica de calificaciones a la que están habituados los alumnos.

Para la medición de la variable latente de autorregulación proponemos utilizar la escala correspondiente al Cuestionario de Estrategias de Trabajo Autónomo (CETA) de López Aguado (2010) adaptado por Moneta Pizarro y Juárez (2018, agosto). Este instrumento consta de 23 ítems agrupados en cuatro dimensiones: estrategias de colaboración (8 ítems), estrategias de conceptualización y síntesis (8 ítems), estrategias de ampliación (4 ítems) y estrategias de planificación (3 ítems). Las respuestas serán puntuadas con una escala tipo Likert que oscila entre 1 (totalmente en desacuerdo) y 5 (totalmente de acuerdo). Los alphas de Cronbach obtenidos en el estudio de Moneta Pizarro y Juárez (2018, agosto) fueron de 0.89, 0.83, 0.79 y 0.67 respectivamente para cada dimensión.

En el caso de la medición de la variable referida a competencias digitales, utilizaremos la escala proporcionada por el cuestionario para el estudio de la actitud, el conocimiento y el uso de TIC (ACUTIC) en Educación Superior de Mirete Ruiz, García-Sánchez y Hernández Pina (2015). Esta escala está compuesta por 31 ítems que se distribuyen entre tres dimensiones: actitudes ante el uso de las TIC (7 ítems), conocimiento sobre TIC (12 ítems) y uso que se realiza de las TIC (12 ítems). Cada una de estas dimensiones está acompañada de una escala tipo Likert de cinco valores ajustada a las características de la dimensión, siendo 1 el valor de menor acuerdo con el ítem y 5 el de mayor acuerdo. Mirete Ruiz, García-Sánchez y Hernández Pina (2015), en el análisis de fiabilidad de estas subescalas, obtuvieron coeficientes alpha de Cronbach iguales a 0.87, 0.85 y 0.76.

Los conocimientos previos, por su parte, postulamos sean medidos a través de tres indicadores. El primero de ellos, la orientación de la escuela secundaria, es una variable objetiva de tipo categórica nominal. Se supone que los estudiantes que provienen de orientaciones en Economía y Gestión poseen un mayor nivel de conocimientos previos, o al menos más apropiados para carreras de Ciencias de la Administración, que los de otras orientaciones. El segundo, el promedio de egreso del secundario, también es una variable objetiva pero de tipo cuantitativa. Y el tercero es una variable subjetiva dada por el desempeño general autopercebido en el Curso de Inducción. Se trata de un curso de nivelación de estudios e inducción a la modalidad de EaD, que deben realizar los alumnos como primer paso para ingresar a las carreras de pregrado. Como este curso no tiene calificaciones numéricas sino que los alumnos pueden aprobarlo o reprobalo, y considerando que todos los estudiantes que componen la población objeto de este estudio aprobaron el curso por haber egresado ya de la tecnicatura, no se cuenta con una medida numérica de los conocimientos adquiridos en este curso previo. Es por ello que proponemos como aproximación al desempeño autopercebido con una escala tipo Likert de 1 a 10 puntos.

Para medir la variable latente de interacción emplearemos la Escala de Interacción en Contextos Virtuales de Aprendizaje de Berridi Ramírez, Martínez Guerrero y García Cabrero (2015) adaptada por Moneta Pizarro *et al.* (2017). Esta escala consta de 30 ítems organizados en tres partes, una para cada tipo de interacción definida: interacción tutores-alumnos (12 ítems), interacción alumnos-entorno-materiales de estudio (10 ítems) e interacción alumnos-alumnos (8 ítems). Las afirmaciones de tipo Likert contemplan cinco opciones de respuesta en una escala que va de 1 (casi nunca) a 5 (casi siempre). Los alfas de Cronbach obtenidos en el estudio de Moneta Pizarro *et al.* (2017) fueron de 0.94, 0.95 y 0.93 para cada dimensión.

Por último, para la medición de la variable motivación recurriremos a la escala dada por el Cuestionario de Motivación y Estrategias de Aprendizaje (MSLQ, por su sigla en inglés) creado por Pintrich *et al.* (1991) y adaptado por Burgos Castillo y Sánchez Abarca (2012). El cuestionario cuenta con un total de 81 ítems divididos en dos escalas modulares (escala de motivación y escala de estrategias de aprendizaje), que pueden ser administradas de forma independiente. Según los requerimientos de esta investigación se utilizará únicamente la escala modular de Motivación que consta de 31 ítems divididos en tres componentes (valoración, expectativas y afectos), y se desprenden seis factores o subescalas diferentes. Del componente valoración se desprenden las subescalas de orientación de meta intrínseca (4 ítems) y extrínseca (4 ítems), así como el valor de la tarea (6 ítems). En el componente expectativas de éxito, la subescala creencias de control sobre el aprendizaje (4 ítems) y la subescala de autoeficacia (8 ítems). En el componente afectos, se incluye la ansiedad (5 ítems). Las respuestas a cada afirmación se proponen en escala Likert de 5 puntos, siendo 5 el nivel más alto de acuerdo y 1 el nivel más bajo. Pintrich *et al.* (1991) obtuvieron para las subescalas valores del coeficiente alpha de Cronbach que fluctuaron entre 0.62 y 0.93. Burgos Castillo y Sánchez Abarca (2012) reportaron un alpha de Cronbach para la escala global de 0.84.

### **3.3. Especificación completa del modelo**

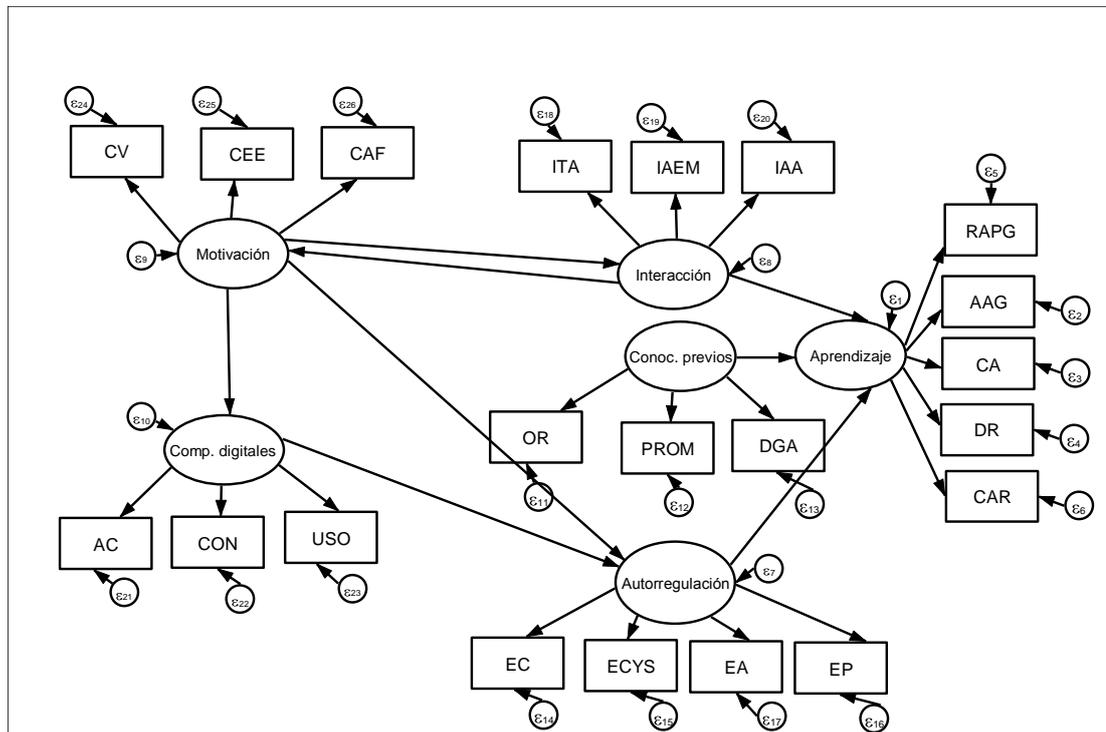
En la Figura 2, motivación, competencias digitales, interacción, conocimientos previos, autorregulación y aprendizaje son variables latentes, representadas con elipses. Las variables medidas (indicadores) son representadas por rectángulos. Tal como muestra esta figura, todos los indicadores son endógenos porque son dependientes (son precedidos) por sus respectivas variables latentes. De las seis variables latentes, sólo la variable conocimientos previos es exógena (no es precedida por ninguna otra variable); todas las otras variables latentes son dependientes de alguna otra variable. Uno de los supuestos fundamentales del análisis SEM es que las variables dependientes tienen cierta variación no explicada por la variable latente que es atribuible al error de medición. Por lo tanto, la varianza del error debe ser modelada. La variación del error es especificada mediante un indicador del error así como el error asociado a variables latentes dependientes se representa con la letra  $\varepsilon$ .

El efecto directo es la relación entre la variable latente y la medida (indicador) o entre dos variables latentes, similar a lo que se observa en el análisis de regresión múltiple. Se indica esta relación mediante una flecha unidireccional (por ejemplo, entre motivación y competencias digitales) que implica direccionalidad entre las variables, aunque no debe interpretarse como causalidad. Un efecto indirecto es la relación entre una variable latente independiente y una variable latente dependiente cuando su efecto es mediado por una o más variables latentes. En nuestro modelo, las competencias digitales tienen un efecto indirecto sobre el aprendizaje, mediado por la autorregulación.

En cuanto a la identificación del modelo, esto es, la verificación de que para cada parámetro al menos se dispone de una expresión algebraica que lo exprese en función de las varianzas y covarianzas muestrales, en nuestro modelo se evidencia que hay 21 variables observadas (231 elementos conocidos en la matriz de covarianza:  $(21 \times [21+1])/2 = 231$ ), y hemos especificado 22 parámetros para ser estimados. Restando los 22 parámetros a estimar de los 231 parámetros conocidos resulta que para este modelo hay 209 grados de libertad. En resumen, mientras más grados de libertad, más parsimonioso es el modelo. Así, cuando un modelo es

parsimonioso se puede ajustar bien a los datos y el investigador puede demostrar qué asociaciones entre variables observadas y latentes son más importantes.

Figura 2. Diagrama del modelo completo de ecuaciones estructurales



Fuente: Elaboración propia.

## 4. Conclusiones

En esta etapa de nuestro trabajo nos concentramos en la necesidad de una justificación teórica del modelo, fundamental para la especificación de las relaciones de dependencia, modificaciones de las relaciones propuestas y otros aspectos de la estimación de un modelo. A partir de la revisión bibliográfica y considerando como principal variable latente endógena el proceso de aprendizaje bajo entornos virtuales (*e-learning*), fue posible construir un modelo con cinco constructos que ayudan a explicarlo. En este, sostenemos que el aprendizaje depende en forma directa de la autorregulación, los conocimientos previos y la interacción; y en forma indirecta de las competencias digitales y la motivación, que actúan a través de la autorregulación y la interacción como variables mediadoras.

El modelo que proponemos cuenta con entre tres y cinco indicadores por cada variable latente. Para corroborar la idoneidad de los indicadores seleccionados en la medición de los constructos empleamos escalas validadas en otras investigaciones, tal como detallamos más arriba. Consideramos que las variables observadas seleccionadas son las que mejor combinan para identificar los constructos hipotetizados.

Las próximas etapas del trabajo consisten en el relevamiento de datos a través de una encuesta online sobre la población anteriormente descrita; dicha encuesta contemplará los indicadores seleccionados. Los datos recabados se procesarán en Hojas de Cálculo de Google, exportándose a Stata 14 para su tratamiento estadístico. Luego procederemos a la estimación, contraste y evaluación final

mediante la modelización con ecuaciones estructurales (SEM), lo que nos permitirá corroborar o no nuestra propuesta de modelo sobre las variables que influyen en el rendimiento académico de los alumnos que finalizaron la tecnicatura y están cursando el ciclo superior de las carreras de grado a distancia de la Facultad de Ciencias de la Administración del Centro Regional Universitario Córdoba IUA - Instituto Universitario Aeronáutico- la Universidad de la Defensa Nacional.

## 5. Referencias bibliográficas

- Acock, A. (2013). *Discovering Structural Equation Modeling Using Stata*. College Station: Stata Press.
- Ausubel, D. P., Novak, J. D. y Hanesian, H. (1983). *Psicología educativa: un punto de vista cognoscitivo*, México: Ed. Trillas.
- Barahona, P. (2014). Factores determinantes del rendimiento académico de los estudiantes de la Universidad de Atacama. *Estudios Pedagógicos*, Vol. XL, 1, 25-39.
- Barberá, E. (Coord.) (2001). *La incógnita de la educación a distancia*. Ice de la Universidad de Barcelona-Editorial Horsori. Cuadernos de educación. Barcelona.
- Bernard, R., Abrami, P., Borokhovski, E. y Wade, C. (2009). A meta-analysis of three types of interaction treatments in distance education. *Review of Educational Research*, 79(3), 1243-1290.
- Berridi, R., Martínez, J. I., y García-Cabrero, B. (2015). Validación de una escala de interacción en contextos virtuales de aprendizaje. *Revista Electrónica de Investigación Educativa*, 17(1), 116-129.
- Burgos Castillo, E.; y Sánchez Abarca, P. (2012). Adaptación y validación preliminar del cuestionario de motivación y estrategias de aprendizaje (MSLQ). Tesis de grado. Facultad de Educación y Humanidades, Universidad del Bío-Bío, Chile. En línea en: <http://repobib.ubiobio.cl/jspui/handle/123456789/1544>. Recuperado en julio de 2018.
- Byrne, B. M. (2001). *Structural equation modeling with AMOS: basic concepts, applications, and programming*. New Jersey: Lawrence Erlbaum Associates.
- Chacón, F. J. (1989). Factores del rendimiento en los cursos a distancia: Aplicación del análisis de vías. *Informe de Investigaciones Educativas*, 3(1), 9-46.
- Cupani, M. (2012). Análisis de Ecuaciones Estructurales: conceptos, etapas de desarrollo y un ejemplo de aplicación, *Revista Tesis*, 1, 186-199.
- Del Mastro Vecchione, C. (2005). Enseñanza estratégica en un contexto virtual: un estudio sobre la formación de tutores en educación continua. Tesis doctoral. Departamento de Psicología Básica, Evolutiva y de la Educación. Universidad Autónoma de Barcelona.
- Ferrari, A. (2012) *Digital competence in practice: an analysis of frameworks*. European Commission. Joint Research Centre, Institute for Prospective

Technological Studies. En línea en: <https://www.ifap.ru/library/book522.pdf>. Recuperado en junio de 2018.

- Garbanzo, G. (2007). Factores asociados al rendimiento académico en estudiantes universitarios, una reflexión desde la calidad de la educación superior pública. *Educación: Revista de la Universidad de Costa Rica*, 31(1), 46-63.
- García Tinisaray, D. K. (2016). Construcción de un modelo para determinar el rendimiento académico de los estudiantes basado en learning analytics (análisis del aprendizaje), mediante el uso de técnicas multivariantes. Tesis doctoral no publicada. Universidad de Sevilla. En línea en: <https://idus.us.es/xmlui/handle/11441/40436> Recuperado en julio de 2017.
- Gómez Sánchez, D.; Oviedo Marin, R., y Martínez López, E. I. (2011). Factores que influyen en el rendimiento académico del estudiante universitario. *Tecnociencia Chihuahua*, 5(2), 90-97.
- Holmberg, B. (1985). *Educación a distancia: Situación y perspectivas*, (Traducción 1981, Londres) Buenos Aires: Kapeluz.
- Kahn, J. H. (2006). Factor analysis in Counseling Psychology research, training and practice: Principles, advances and applications. *The Counseling Psychologist*, 34, 1-36.
- Kerlinger, F., y Lee, H. (2002). *Investigación del comportamiento. Métodos de investigación en las ciencias sociales*. México: McGraw-Hill.
- Lee, H. W. (2011). An Application of Latent Variable Structural Equation Modeling for Experimental Research in Educational Technology. *Turkish Online Journal of Educational Technology-TOJET*, 10(1), 15-23.
- Lion, C. (2012). Desarrollo de Competencias Digitales para portales de la región. Documento del Banco Interamericano de Desarrollo y la Red Latinoamericana de Portales Educativos. En línea en: <http://www.uruguayeduca.edu.uy/sites/default/files/2018-02/09-Desarrollo-de-Competencias-Digitales-para-Portales-de-la-Regi%C3%B3n%20%281%29%20%281%29%281%29.pdf>. Recuperado en junio de 2018.
- López Aguado, M. (2010). Diseño y análisis del Cuestionario de Estrategias de Trabajo Autónomo (CETA) para estudiantes universitarios. *Revista de Psicodidáctica*, 15(1), 77-99.
- Marks, R. B., Sibley, S. D., y Arbaugh, J. B. (2005). A structural equation model of predictors for effective online learning. *Journal of Management Education*, 29, 531-563.
- McArdle, J., Paskus, T. y Boker, S. (2013). A Multilevel Multivariate Analysis of Academic Performances in College Based on NCAA Student-Athletes. *Multivariate Behavioral Research*, 57-95.
- Miras, M. (1999). Un punto de partida para el aprendizaje de nuevos contenidos: los conocimientos previos. En: C. Coll, E. Marin, T. Mauri, M. Miras, J. Onrubia, I. Solé, A. Zabala (eds.). *El constructivismo en el aula* (47-63), Novena Edición. Barcelona: Graó.

- Mirete Ruiz, A. B.; García-Sánchez, F. A.; y Hernández Pina, F. (2015). Cuestionario para el estudio de la actitud, el conocimiento y el uso de TIC (ACUTIC) en Educación Superior. Estudio de fiabilidad y validez. *Revista Interuniversitaria de Formación del Profesorado*, 83 (29.2), 75-89.
- Monereo, C. (coord.) (2005). *Internet y competencias básicas. Aprender a colaborar, a comunicarse, a participar, a aprender*. Barcelona: Graó.
- Moneta Pizarro, A.; Montero, L.; Juárez, M.; Depetris, J., y Fagnola, B. (2017). Adaptación y validación de un instrumento de medida para la interacción en b-learning. *Virtualidad, Educación y Ciencia*, 14 (8), 27-41.
- Moneta Pizarro, A. M.; González, M. V.; Tofful, C.; Arrieta, M.; y Britos, V. (2018, junio). *Hacia un modelo estructural del e-learning*. Ponencia presentada en las 1as. Jornadas Científico-Tecnológicas de la Universidad de la Defensa Nacional, Buenos Aires, Argentina.
- Moneta Pizarro, A. M.; y Juárez, M. A. (2018, agosto). *Adaptación y análisis de una escala de medida para estrategias de aprendizaje autónomo en educación a distancia*. Póster presentado al XLVI Coloquio Argentino de Estadística, Río Cuarto, Argentina.
- OCDE (2002) *The definition and selection of key competencies. Executive Summary*. En línea en: <http://www.oecd.org/pisa/35070367.pdf>. Recuperado en junio de 2018.
- Peñalosa Castro, E. (2010). Evaluación de los aprendizajes y estudio de la interactividad en entornos en línea: un modelo para la investigación. *Revista Iberoamericana de Educación a Distancia*, 13(1), 17-38.
- Peñalosa Castro, E., y Castañeda Figueras, S. (2012). Identificación de predictores para el aprendizaje efectivo en línea, *Revista Mexicana de Investigación Educativa*, 12(52), 247-285.
- Pintrich, P.; Smith, D.; García, T.; y McKeachie, W. (1991). *A Manual for the Use of the Motivational Strategies for Learning Questionnaire (MSLQ)*. Ann Arbor, MI: NCRIPAL, The University of Michigan.
- Ramírez-Carbajal, A. A. (2016). Constructos y variables del ambiente virtual de aprendizaje, desde la perspectiva del modelo de ecuaciones estructurales. *Revista de Educación a Distancia (RED)*, 49(2), 1-25.
- Rojas, L. (2013). Validez predictiva de los componentes del promedio de admisión a la Universidad de Costa Rica utilizando el género y el tipo de colegio como variables de control. *Revista Actualidades Investigativas en Educación*, 13(1), 1-24.
- Ruiz Velasco, E. (2003). *Exploración y comunicación a través de la informática*. México: Editorial Iberoamérica.
- Ruiz, M. A., Pardo, A., y San Martín, R. (2010). Modelos de Ecuaciones Estructurales, *Papeles del Psicólogo*, 31(1), 34-45.
- Shin, Y., y Raudenbush, S. (2011). The causal effect of class size on academic achievement multivariate instrumental variable estimators with data missing at random. *Journal of Educational and Behavioral Statistics*, 154-185.

Silva, A. S. R., y Andriola, W. B. (2012). Uso de equações estruturais para validar um modelo explicativo da relação entre domínio tecnológico, interação e aprendizagem colaborativa na Educação a Distância (EaD). *Ensaio: avaliação e políticas públicas em Educação*, 20(75), 373-96.

StataCorp (2015). *Stata Statistical Software: Release 14*. College Station: StataPress.

Tejedor, F. (2003). Poder explicativo de algunos determinantes del rendimiento en los estudios universitarios. *Revista Española de Pedagogía*, 224, 5-32.

Villardón, L. y Yániz, C. (2011). *La autogestión del aprendizaje y la autonomía e iniciativa personal*. Girona: Universidad de Deusto.

Woolfolk, A. (1996). *Psicología de la educación*. 6ta. ed. México: Ediciones Programas Educativos.