



Revista de estudios y experiencias en educación

ISSN: 0717-6945

ISSN: 0718-5162

Universidad Católica de la Santísima Concepción. Facultad de Educación

Herrera Rivera, Pablo; Arancibia Carvajal, Sara
Modelo exploratorio de factores que inciden en el rendimiento académico percibido
Revista de estudios y experiencias en educación, vol. 21, núm. 45, 2022, pp. 333-351
Universidad Católica de la Santísima Concepción. Facultad de Educación

DOI: <https://doi.org/10.21703/0718-5162.v21.n45.2022.017>

Disponible en: <https://www.redalyc.org/articulo.oa?id=243170668017>

- Cómo citar el artículo
- Número completo
- Más información del artículo
- Página de la revista en redalyc.org

UAEH
redalyc.org

Sistema de Información Científica Redalyc
Red de Revistas Científicas de América Latina y el Caribe, España y Portugal
Proyecto académico sin fines de lucro, desarrollado bajo la iniciativa de acceso abierto

Revista de Estudios y Experiencias en Educación REXE

journal homepage: <http://revistas.ucsc.cl/index.php/rexe>

Modelo exploratorio de factores que inciden en el rendimiento académico percibido

Pablo Herrera Rivera^a y Sara Arancibia Carvajal^b
Universidad Diego Portales, Santiago, Chile.

Recibido: 16 de noviembre 2020 - Revisado: 23 de diciembre 2020 - Aceptado: 10 de enero 2021

RESUMEN

El presente artículo presenta un modelo estructural exploratorio del rendimiento académico percibido por estudiantes universitarios. Se utilizan determinantes personales e institucionales para diseñar el modelo y el nivel socioeconómico para comparar resultados entre grupos. La muestra corresponde a 437 estudiantes de primer año de Ingeniería Civil UDP. El análisis del modelo se desarrolla utilizando SMARTPLS 3.0, mostrando ser válido y fiable. La comparación entre grupos se apoya en análisis multi-grupo. Los resultados muestran que el autoconcepto explica significativamente el rendimiento percibido. La percepción de la clase y la motivación también muestran efectos significativos en el rendimiento percibido. Existen diferencias significativas en los efectos causales entre estudiantes de alto y bajo ingreso. Además, se probó que el rendimiento percibido por el estudiante es un buen predictor de la calificación que obtendrá el estudiante al término del curso. Este modelo permite direccionar acciones por parte de la institución para mejorar rendimientos en estudiantes de primer año universitario.

Palabras clave: Rendimiento; percepción; estudiante universitario de primer ciclo; ecuaciones estructurales; modelo.

^{*}Correspondencia: pablo.herrerar@mail.udp.cl (P. Herrera).

^a  <https://orcid.org/0000-0003-0723-374X> (pablo.herrerar@mail.udp.cl).

^b  <https://orcid.org/0000-0002-9374-7271> (sara.arancibia@mail.udp.cl).

Exploratory model of factors that influence perceived academic performance

ABSTRACT

This article presents an exploratory structural model of the academic performance perceived by university students. Personal and institutional determinants are used to design the model and socioeconomic level to compare results between groups. The sample corresponds to 437 first-year students of UDP Civil Engineering. The analysis of the model was developed using SMARTPLS 3.0, which was shown to be valid and reliable. The comparison between groups is supported by multigroup analysis. The results show that self-concept significantly explains the perceived performance. Class perception and motivation also show significant effects on perceived performance. There are significant differences in the causal effects of high and low-income students. In addition, it was proved that the performance perceived by the student is a good predictor of the grade that the student will obtain at the end of the course. This model enables the institution to take direct actions to improve the performance of first-year university students.

Keywords: Performance; perception; undergraduate student; structural equations; model.

1. Introducción

El análisis del rendimiento académico es comúnmente utilizado como instrumento para medir el aprendizaje. A partir de la segunda mitad del siglo XX, distintas disciplinas han intentado explicar el éxito o fracaso de estudiantes de todos los niveles educativos. Las motivaciones para entender los procesos involucrados en el aprendizaje y desempeño académico son variadas, entre ellas, se presenta con frecuencia el desarrollo de insumos para propuestas de políticas educativas, tanto para las mismas instituciones docentes como para los respectivos países. Actualmente, diversas investigaciones de instituciones de educación superior, en Chile y en el mundo, buscan explorar o corroborar algunos factores y variables que inciden en el rendimiento de sus estudiantes, con miras a obtener mejores resultados ([Liem y McInerney, 2018](#); [Treviño et al., 2010](#)).

En este sentido, investigadores han puesto en discusión distintos determinantes del rendimiento académico, planteando problemas teóricos y metodológicos asociados a su estudio y medición. En su conjunto, destacan que la falta de modelos explicativos que incorporen y organicen la evidencia actual de los determinantes relevantes se transforma en un obstáculo para el desarrollo de intervenciones al respecto ([Cornejo Chávez y Redondo Rojo, 2007](#); [Hornicke y Broadbent, 2016](#)).

El objetivo de este trabajo es establecer qué factores personales e institucionales percibidos por los estudiantes pueden explicar su percepción de rendimiento académico, y verificar si esta percepción permite predecir su calificación final. Se verificará si existen diferencias significativas entre alumnos que pertenecen al 50% de la población de mayor ingreso frente a quienes corresponden la mitad de menor ingreso per cápita del país. Se espera determinar áreas de priorización de recursos y apoyo entregado por la Facultad de Ingeniería y Ciencias (FIC) de la Universidad Diego Portales (UDP) de Chile.

1.2 Rendimiento académico

El rendimiento académico ha sido definido en como el nivel de logro de un estudiante, maestro o institución respecto a sus objetivos educacionales a corto o a largo plazo (Stasolla y Passaro, 2020). La forma de medición que permite cuantificar este nivel regularmente se basa en calificaciones (Elmore, Young, Harris y Mason, 2016).

Existen diferentes miradas y teorías respecto a cuáles son los factores más influyentes al momento de medir aprendizaje y desempeño académico. En general hay consenso en dos grandes ámbitos en los que se agrupan dichos factores, los determinantes personales, tanto cognitivos como no cognitivos; y los sociales, vale decir, el contexto sociocultural en el cual el aprendizaje se lleva a cabo (Barahona, 2014; Lee y Stankov, 2016; Liem y McInerney, 2018; Liem, Tan y Tan, 2018). A estos dos ámbitos, también pueden incorporarse algunos elementos asociados a determinantes institucionales (Cromley, Perez y Kaplan, 2016).

Garbanzo (2007) desarrolló un modelo de análisis de factores asociados al rendimiento académico en estudiantes universitarios, basándose en literatura e investigación académica, agrupándolos en tres categorías: determinantes personales, determinantes sociales y determinantes institucionales.

1.3 Factores que inciden en el rendimiento académico

Durante las últimas décadas se ha mantenido el interés en la investigación relativa al rendimiento académico y sus factores asociados.

Rodríguez-Ayán y Ruíz-Díaz (2011) relacionaron distintas formas de medición del Rendimiento Académico con variables sociodemográficas, personales y rendimiento previo, siendo este último el mejor predictor encontrado.

Reyes-Carreto, Godínez-Jaimes, Ariza-Hernández, Sánchez-Rosas y Torreblanca-Ignacio (2014) encontraron efectos directos y significativos entre variables de índole escolar y personal y el rendimiento académico. Barahona (2014) incluyó como variable predictora si el estudiante “estudia y trabaja”, concluyendo que presentaba efecto significativo sobre el rendimiento académico, además de otras relacionadas al rendimiento previo, la motivación con el estudio cursado y género. También variables contextuales o sociales influyen en el rendimiento académico, así como en la permanencia en la educación superior (Flanagan Borquez, 2017; Garbanzo, 2007; Palomar Lever, Montes de Oca Mayagoitia, Polo Velázquez y Estrada, 2016).

1.4 Factores personales

Dentro de los factores de índole personal destacan el autoconcepto académico, autoeficacia y hábitos de estudio, la motivación hacia el aprendizaje y la utilidad percibida por el estudiante (Agustiani, Cahyad y Musa, 2016; Van Rooij, Jansen y Van De Grift, 2018; Vicente et al., 2018).

El autoconcepto académico se refiere al autoconocimiento y las percepciones de la propia capacidad académica. Una baja percepción de la propia capacidad por parte del estudiante se transforma en un obstáculo para la obtención de buenos resultados académicos. Respecto a su influencia en el rendimiento académico, se ha demostrado que el autoconcepto académico es una diferencia individual importante que predice el rendimiento académico de los estudiantes, los objetivos educativos, la asistencia a la universidad y los niveles de logro después de la universidad (Parker et al., 2012). Un estudiante que posee un autoconcepto positivo realizará esfuerzos y generará estrategias para afrontar los desafíos de la educación universitaria y posteriormente en su vida profesional. Por lo tanto, promover un autoconcepto académico

positivo desde el principio tiene enormes beneficios para la trayectoria académica y profesional de los estudiantes (Albert y Dahling, 2016).

Otros factores individuales como las habilidades sociales, manejo de estrés y comunicación efectiva muestran relación con la creencia del estudiante respecto a la obtención de buenos resultados académicos (González et al., 2016; Manee, Khoiee y Eghbal, 2015). Adicionalmente, investigaciones plantean que un estudiante con ambición de obtener un alto desempeño, que posea una alta evaluación de su propio rendimiento y otras actitudes positivas, muestran correlación directa con el resultado académico (Kwankajonwong et al., 2019; Vilía, Candeias, Neto, Franco y Melo, 2017).

Por su parte, la motivación, además de relacionarse sistemáticamente con los resultados académicos (Vergel-Ortega, Martínez-Lozano y Zafra-Tristancho, 2016), se asocia a la participación activa y a estrategias de aprendizaje más profundas (Pandey y Thapa, 2018; Virtanen, Nevgi y Niemi, 2015). Por el contrario, su carencia afecta la asistencia a clases, y se asocia a bajas en el esfuerzo e incluso el abandono de los estudios. Debido a la relación entre motivación y esfuerzo o persistencia en las metas académicas, es necesario el desarrollo de estrategias conscientes por parte de los estudiantes, que les permitan sobreponerse a etapas de baja motivación (Gaeta y Herrero, 2009). El parámetro motivación es complejo, y no puede considerarse como la simple suma de otros elementos, puesto que en ella influyen tanto los factores ambientales en que se desarrolla el proceso de aprendizaje, como las percepciones personales internas y externas.

Garbanzo (2007) indica que muy relacionado a la motivación, así como al autoconcepto académico, se encuentra el esfuerzo. Atribuir los resultados a la capacidad propia o al esfuerzo realizado permite al estudiante enfocarse en la tarea realizada a pesar de las distracciones o factores externos. Los hábitos de trabajo, dados por herramientas autocontroladas, permiten que los estudiantes dediquen su esfuerzo a los objetivos propuestos, perseverando para la obtención de los resultados esperados (Pérez-Villalobos, Cobo-Rendón, Sáez y Díaz-Mujica, 2018).

Otros estudios destacan como relevante el tiempo de estudio y asistencia a cátedras al momento de analizar el rendimiento académico (Reyes-Carretero et al., 2014; Soria-Barreto y Zúñiga-Jara, 2014).

Las estrategias de control volitivas permiten mantener la atención y el esfuerzo hacia el logro de los objetivos (Bertrams, Baumeister y Englert, 2016; Gaeta y Herrero, 2009). Broc Caverio (2011) indica que parte positiva de los hábitos de los estudiantes es su habilidad para ejercer control sobre su propio aprendizaje, pero se ve afectada también por factores ambientales y las características del estudiante.

La valoración de la importancia del aprendizaje y la percepción de la utilidad de la asignatura son también determinantes relevantes del rendimiento (Ferreira y Santoso, 2008).

1.5 Factores institucionales

Las relaciones establecidas al interior del aula se han mostrado relevantes en el rendimiento académico de los estudiantes tanto en estudios teóricos como empíricos (Cerdeña Etchepare, Salazar Llanos, Sáez Carrillo, Pérez Wilson y Casas, 2017; Garbanzo, 2007; Palomar Lever et al., 2016; Reyes-Carretero et al., 2014).

Adicionalmente, las características y personalidad del profesor, como la metodología y didáctica influirán en el vínculo entre docente y alumno, impactando en el rendimiento académico, autoconcepto y motivación del este último. En los modelos de rendimiento recogidos por Díaz-López, Caso-Niebla y Contreras-Niño (2017) se muestra constantemente a los

profesores como relevantes en el rendimiento académico de sus estudiantes, ya sea debido a su experiencia docente, como a su relación con los alumnos, la didáctica o la metodología utilizada.

Edel (2003) indica que los profesores valoran más el esfuerzo de los estudiantes, mientras que estos esperan ser valorados por su habilidad, lo que puede afectar su autoestima y el esfuerzo realizado. El ejercicio docente promueve mejores niveles de aprendizaje en el aula (Treviño et al., 2010).

Vergel-Ortega et al. (2016) estudiaron los factores asociados al rendimiento académico en adultos, y entre sus resultados indican que la didáctica del profesor afecta indirectamente el rendimiento académico, mediando entre ellas la motivación. Pandey y Thapa (2018) encontraron una correlación positiva entre el rol del profesor y el desempeño presente de sus estudiantes. Atkinson (2010) reconoció diferencias entre las metodologías utilizadas por profesores motivados y desmotivados, además de un vínculo positivo entre la motivación del docente y la motivación de los estudiantes.

1.6 Factores socioeconómicos

En cuanto a los determinantes contextuales, son aquellos factores de índole social que interactúan y afectan las aptitudes académicas de los jóvenes. Diferencias sociales, nivel educativo de los padres, entorno familiar, capital cultural, contexto socioeconómico o necesidad de trabajar son algunos de estos factores (Barahona, 2014; Cornejo Chávez y Redondo Rojo, 2007; Flanagan Borquez, 2017; Garbanzo, 2007; Reyes-Carreto et al., 2014; Velázquez Narváez y González Medina, 2017).

Las condiciones socioeconómicas familiares influyen directamente en el tipo de educación básica y secundaria a la que acceden los jóvenes en Chile. La formación previa a la universidad se torna fundamental no solo para acceder a ella, sino también para cursarla de forma exitosa (Fernández Santamaría, 1999; Palomar Lever et al., 2016; Treviño et al., 2010).

1.7 Modelo Exploratorio del rendimiento percibido

A partir de la literatura revisada, se proponen los siguientes conceptos:

Rendimiento percibido: Percepción del estudiante respecto a los resultados obtenidos en la asignatura hasta la aplicación del instrumento.

Autoconcepto académico: Percepción sobre la suficiencia de sus acciones y sobre sus propias capacidades, en cuanto a la asignatura.

Percepción de clase: Percepción de las características del profesor y de la metodología utilizada en la asignatura.

Motivación: Percepción de la motivación y actitud hacia el aprendizaje de la asignatura.

Utilidad percibida: Percepción de la valoración consciente de la importancia de la asignatura.

Tiempo de estudio: Tiempo personal declarado de estudio semanal.

Rendimiento previo: Calificaciones obtenidas en asignaturas relacionadas durante el semestre anterior.

Luego, se proponen las siguientes hipótesis:

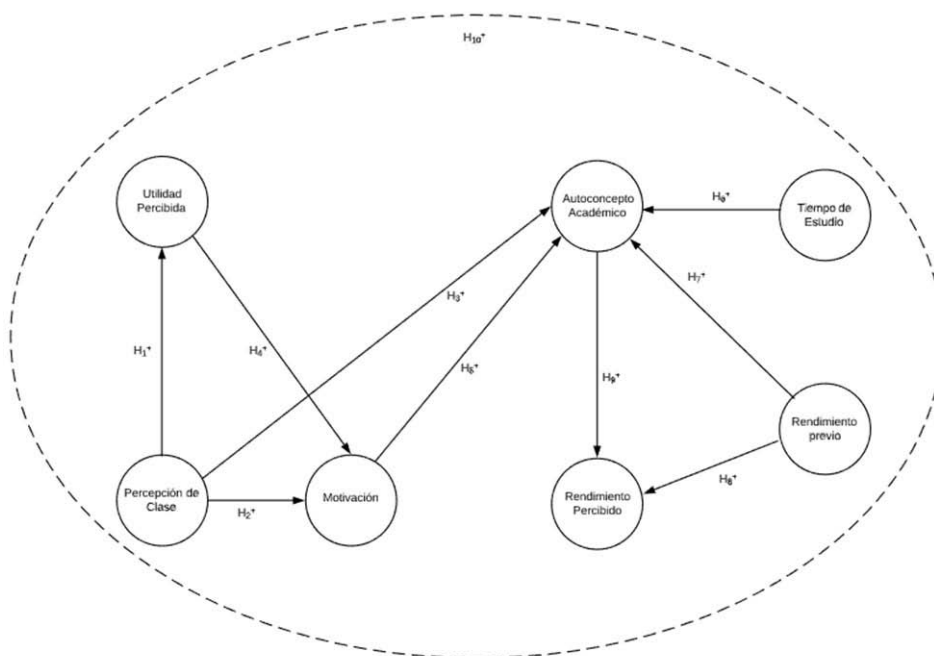
H1: La percepción de clase influye directamente en la utilidad percibida de la asignatura.

H2: La percepción de clase influye directamente en la motivación del estudiante.

- H3: La percepción de clase influye directamente en el autoconcepto académico.
 H4: La utilidad percibida influye directamente en la motivación del estudiante.
 H5: La motivación del estudiante influye directamente en el autoconcepto académico.
 H6: Las horas de estudio influye directamente en el autoconcepto académico.
 H7: El rendimiento previo influye directamente en el autoconcepto académico.
 H8: El rendimiento previo influye directamente en la percepción del rendimiento.
 H9: El autoconcepto académico influye directamente en la percepción del rendimiento.
 H10: Existen diferencias significativas en los efectos causales del modelo entre estudiantes de alto y bajo ingreso económico familiar.

Figura 1

Modelo exploratorio de factores que inciden en el rendimiento académico percibido.



Fuente: Elaboración propia.

2. Método

2.1 Objetivos

El objetivo general de este estudio es validar un modelo exploratorio del rendimiento académico percibido por estudiantes de primer año de Ingeniería Civil, basado en factores personales e institucionales. Los objetivos específicos son:

1. Verificar la validez y fiabilidad del modelo de medida.
2. Validar el modelo estructural.
3. Verificar a través de la técnica de MGA-PLS diferencias significativas en el modelo estructural entre estudiantes de distinto origen socioeconómico.
4. Analizar el rendimiento percibido como predictor de la calificación final obtenida.

2.2 Población y Muestra

La población de este estudio corresponde a estudiantes de las asignaturas de Álgebra 1, Álgebra 2, Cálculo 1 y Cálculo 2 de la Facultad de Ingeniería y Ciencias (FIC) de la Universidad Diego Portales (UDP), correspondiente a un total de 907 estudiantes, conformados en un 21.5% de mujeres y un 78.5% por hombres.

La muestra se compone por 437 casos, de ellos un 22.2% son mujeres y un 77.8% hombres. Por asignatura, un 24% pertenecen a la asignatura de Cálculo 1, 29.1% a Cálculo 2, 27% a Álgebra 2 y 19.9% a Álgebra 1. Un 62,7% de los estudiantes aprobaron la asignatura, un 32,87% provienen de hogares pertenecientes al 50% de menor ingreso per cápita del país y un 84% de ellos tienen entre 17 y 20 años al momento de la toma del instrumento.

2.3 Instrumento

El instrumento utilizado fue desarrollado y validado por el Instituto de Ciencias Básicas y apoyado por el Centro de Apoyo a la Enseñanza y Aprendizaje de la FIC, y consistió en una encuesta no presencial a los estudiantes que se encontraban cursando los cursos de matemáticas antes señalados, correspondientes al primer año académico de Ingeniería Civil, con objetivo de obtener información respecto a la percepción de resultados académicos, motivación, percepción de la cátedra, autoconcepto, horas de estudio y utilidad percibida.

2.4 Procedimiento de recogida y análisis de datos

El Instrumento fue aplicado a estudiantes de primer año universitario, previo al periodo de segunda evaluación de las asignaturas. Las respuestas al instrumento fueron de forma voluntaria. La información relativa a las calificaciones obtenidas en las materias cursadas, así como a las características socioeconómicas fue proporcionado por la Unidad de Registro de la misma Universidad, bajo compromiso de confidencialidad por parte de los investigadores.

A partir de las respuestas obtenidas, se utilizó el Software estadístico STATA/SE 11.1 para depurar la base de datos. Para el análisis de Modelo de Ecuaciones Estructurales a través de Mínimos Cuadrados Parciales (PLS) utilizando el software SMARTPLS ([Ringle, Wende y Becker, 2015](#)). La significancia de resultados se verificó a través de bootstrapping, mientras que para llevar a cabo el análisis multigrupo se utilizó Análisis Multigrupo (PLS-MGA), apoyado con la técnica de análisis de Invariancia de Medida MICOM.

3. Resultados

3.1 Validez y Fiabilidad del Modelo de Medida

Esta etapa de la validación aborda las relaciones entre las variables manifiestas y sus respectivas variables latentes. Para corroborar la fiabilidad de los indicadores se espera una comunalidad de al menos un 50% (Hair, Ringle y Sarstedt, 2011), es decir, las cargas para los indicadores reflectivos deben ser mayor a .707. En la Tabla 1 se observa que todos los indicadores cumplen con este parámetro, es decir, cada indicador comparte al menos un 50% de varianza con el constructo asociado. Con esto, se establece la fiabilidad de los indicadores.

Tabla 1

Carga por indicador y significancia.

Indicador y Variable latente	Carga	Estadístico t	P-valor
P26 < Autoconcepto	.763	26.562	.000
P27 < Autoconcepto	.864	52.041	.000
P28 < Autoconcepto	.864	50.824	.000
P29 < Autoconcepto	.845	45.996	.000
P30 < Autoconcepto	.794	39.479	.000
P31 < Autoconcepto	.768	37.25	.000
P32 < Autoconcepto	.81	37.228	.000
P65 < Horas de Estudio	.876	30.761	.000
P66 < Horas de Estudio	.828	21.21	.000
P12 < Motivación	.859	45.931	.000
P13 < Motivación	.882	62.931	.000
P14 < Motivación	.881	55.981	.000
P15 < Motivación	.844	41.798	.000
P18 < Motivación	.845	55.586	.000
P19 < Motivación	.736	21.821	.000
P20 < Motivación	.845	42.449	.000
P2 < Percepción Clase	.843	41.337	.000
P3 < Percepción Clase	.858	51.435	.000
P37 < Percepción Clase	.805	35.47	.000
P4 < Percepción Clase	.894	71.131	.000
P40 < Percepción Clase	.828	46.689	.000
P42 < Percepción Clase	.835	39.089	.000
P67 < Percepción rendimiento	1		
n_alg_S1 < Rendimiento Previo	.929	94.35	.000
n_cal_S1 < Rendimiento Previo	.945	125.458	.000
P10 < Utilidad Percibida	.833	30.168	.000
P11 < Utilidad Percibida	.912	67.935	.000
P7 < Utilidad Percibida	.881	47.38	.000

La fiabilidad de los constructos verifica que los indicadores asociados a un constructo midan una misma variable latente, para ello se utiliza Alpha de Cronbach y fiabilidad compuesta. Hair et al. (2011) indican que para estudios exploratorios es aceptable obtener indicadores entre .6 y .7. De la Tabla 2 se observa que ambos criterios son superiores .8 para todos los constructos, excepto las horas de estudio, que entregan un Alpha de Cronbach de .625, pero muestra una fiabilidad compuesta igual a .841, considerándose fiable.

La validez convergente muestra qué porcentaje de varianza de un constructo viene dado por sus indicadores, y es medido a través de la varianza extraída media (AVE), debiendo ser superior a .5 (Sarstedt, Ringle y Hair, 2017).

Tabla 2

Fiabilidad del constructo y validez convergente.

Constructo	Alpha de Cronbach	Fiabilidad Compuesta	AVE
Autoconcepto	.917	.933	.667
Horas de Estudio	.625	.841	.726
Motivación	.932	.945	.711
Percepción Clase	.919	.937	.713
Percepción rendimiento	1	1	1
Rendimiento Previo	.861	.935	.878
Utilidad Percibida	.94	.954	.807

La validez discriminante permite verificar que los constructos sean diferentes entre ellos, para esto, la raíz cuadrada del AVE de un constructo debe ser superior a la correlación entre dicho constructo y las demás variables latentes. Dicho de otro modo, se espera que una variable latente comparta mayor varianza con sus indicadores que con otro constructo. En la Tabla 3 se muestra la raíz del AVE para cada constructo (ennegrecidas) y la correlación entre variables latentes. Cada variable latente cumple el criterio mencionado, por lo que se establece que los constructos son diferentes entre sí.

Tabla 3

Validez discriminante.

Constructo	Autocon- cepto	Horas de Estudio	Motivación	Percepción Clase	Percepción Rendimiento	Rendimiento Previo	Utilidad Percibida
Autoconcepto	.817						
Horas de Estudio	.303	.852					
Motivación	.538	.17	.843				
Percepción Clase	.479	.16	.639	.844			
Percepción rendimiento	.567	.095	.382	.41	1		
Rendimiento Previo	.256	.036	.132	.118	.281	.937	
Utilidad Percibida	.381	.193	.689	.547	.281	.035	.898

3.2 Validación del modelo estructural

Luego de analizar el Modelo de Medida, corresponde verificar el Modelo Estructural. Debido a la definición de PLS en cuanto a la distribución de datos, como a su aceptación de indicadores formativos, no es posible obtener medidas de bondad de ajuste globales. A pesar de lo anterior [Sarstedt et al. \(2017\)](#) proponen como medida auxiliar el SMRS, que indica las diferencias entre las matrices de correlaciones observadas e implícitas, exigiendo valores igual o menores a .08. Para este modelo, se obtuvo un SMRS de .078 por lo que se considera predictivo del rendimiento académico percibido.

El tamaño muestral utilizado ($n=437$) asegura un poder estadístico suficiente, para todo tipo de relaciones path ([Hair et al., 2017](#); [Martínez y Fierro, 2018](#)) además de ser consistente para distinta cantidad de indicadores ([Sarstedt et al., 2016](#)).

Para evaluar el modelo estructural, se estudia la capacidad predictiva del modelo y la medida en que las variables exógenas contribuyen a la varianza de las endógenas. La significancia de las relaciones path se verifica a través de bootstrapping ([Hair et al., 2011](#)).

El coeficiente de determinación es utilizado como medida del poder predictivo para los constructos endógenos incorporados en el modelo. [Falk y Miller \(1992\)](#) indican que solo deben considerarse constructos cuya varianza explicada sea igual o superior a 10%.

La relevancia predictiva permite verificar la capacidad del modelo para predecir adecuadamente las variables manifiestas de cada constructo endógeno, en caso de que estas se hayan omitido. En el contexto de PLS-SEM, es recomendable el estadístico Q^2 de Stone-Geisser y basta con que sea superior a 0 para considerar la relevancia predictiva como significativa ([Hair et al., 2011](#)).

Los coeficientes path estandarizados (β) corresponden al efecto que tienen las variables predictoras en la variable endógena. Para ser considerados significativos, los coeficientes estimados deben ser de, al menos, .2 e idealmente superior a .3. Por su parte, [Falk y Miller \(1992\)](#) plantean que una variable predictora debería, como mínimo, explicar el 1.5% de la varianza de la variable predicha, y establece que para verificar esto, debe obtenerse el producto entre el coeficiente path y la correlación entre ambas variables. Para analizar la significancia de las relaciones causales, se recurrió al método de bootstrapping utilizando los ajustes sugeridos por [Hair et al. \(2011\)](#).

Tabla 4

Varianza explicada por constructo.

Variable Endógena	R^2	Q^2
Utilidad Percibida	.3	.224
Motivación	.573	.376
Autoconcepto	.399	.241
Percepción Rendimiento	.342	.331

Tabla 5*Relaciones Path y su significancia.*

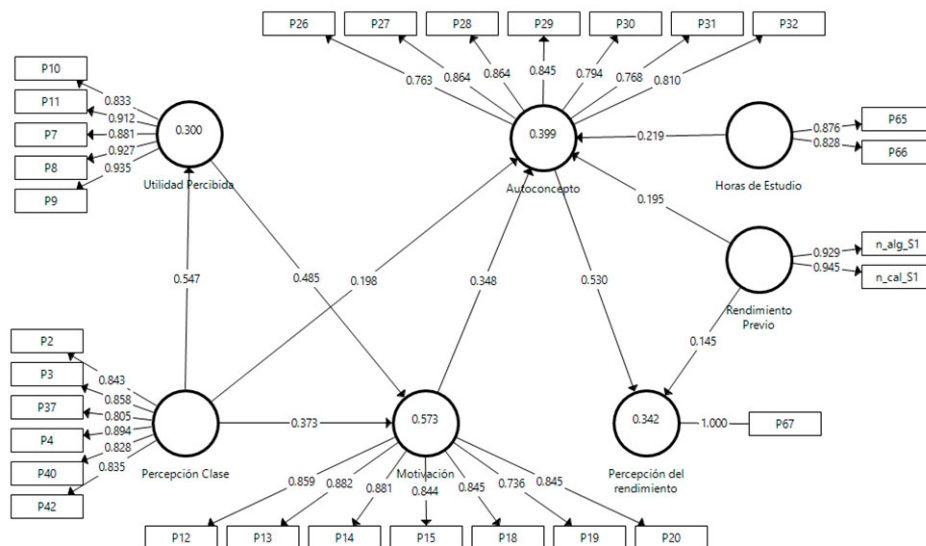
Hipótesis	β	Estadísticos <i>t</i>	P-Valor	Varianza Explicada
H ₁ : La percepción de la clase influye en la utilidad percibida de la asignatura.	.547	10.777	.000	30%
H ₂ : La percepción de la clase influye en la motivación del estudiante.	.373	6.938	.000	24%
H ₃ : La percepción de la clase influye en el autoconcepto académico.	.198	3.745	.000	9%
H ₄ : La utilidad percibida de la asignatura influye en la motivación del estudiante.	.485	8.446	.000	33%
H ₅ : La motivación del estudiante influye en el autoconcepto académico.	.348	6.658	.000	19%
H ₆ : Las horas de estudio influye en el autoconcepto académico.	.219	5.269	.000	7%
H ₇ : El rendimiento previo influye en el autoconcepto académico.	.195	5.18	.000	5%
H ₈ : El rendimiento previo influye en la percepción del rendimiento académico.	.145	3.912	.000	4%
H ₉ : El autoconcepto académico influye en la percepción del rendimiento académico.	.53	15.527	.000	30%

En la Tabla 4 se observa que todos los constructos endógenos presentan R^2 superiores a .1, explicando entre un 30% y un 58% de la varianza de la variable latente respectiva. Así mismo, la relevancia predictiva de cada constructo es mayor a 0, por lo que se consideran significativas. En cuanto a los coeficientes path estandarizados, se observa en la Tabla 5 que todos ellos son significativos y cumplen con ser superiores a .2, exceptuando H₃, H₇ y H₈, sin embargo, todas explican más de 1.5% de la varianza del constructo endógeno, por lo que según [Falk y Miller \(1992\)](#) pueden permanecer en el modelo estudiado, por ejemplo, el rendimiento previo explica el 5% de la varianza del autoconcepto académico.

Finalmente, se logró verificar la validez del modelo estructural propuesto. La Figura 2 muestra los resultados del modelo PLS analizado, incluyendo indicadores y constructos asociados.

Figura 2

Modelo PLS de factores que inciden en el rendimiento académico percibido.



3.3 Análisis multigrupo PLS-MGA

Para verificar si existen diferencias en las relaciones causales entre estudiantes provenientes de hogares con alto ingreso versus provenientes de hogares de bajo ingreso, se utiliza la técnica PLS-MGA (Henseler, 2012), que permite observar diferencias significativas en los coeficientes path estandarizados entre dos grupos. En primera instancia, debe corroborarse la invarianza de medida.

El procedimiento Invarianza de Medición de Componentes (MICOM) (Henseler, Ringle y Sarstedt, 2016) es una herramienta para mostrar si las diferencias de parámetros entre los grupos se deben a las diferencias significativas en los constructos entre grupos (Garson, 2016). El algoritmo de MICOM está dividido en tres etapas, primero debe verificarse la invarianza configural, bastando con utilizar un mismo modelo para ambos grupos, tanto en indicadores y constructos, como en relaciones path.

En la Etapa 2 se verifica la existencia de diferencias entre los pesos al estimarse separadamente para cada grupo, y se observan las correlaciones entre los puntajes de las variables latentes de cada grupo (H_0 : Correlación=1). Si no se detectan diferencias significativas se procede a la Etapa 3, que consiste en comparar diferencias en las medias y varianzas de los puntajes de los constructos entre los grupos. Si en esta última etapa se observan diferencias significativas, se considera apropiado utilizar PLS-MGA para comparar las relaciones causales.

En las Tabla 6 se observan los resultados obtenidos para las Etapas 2 y 3 de MICOM. En la Etapa 2 no se observaron diferencias en la conformación de los constructos, mientras que en la Etapa 3 se detectó una diferencia significativa en las varianzas del constructo Horas de estudio, por lo que se procede a desarrollar análisis multigrupo.

Tabla 6*Resultados algoritmo MICOM.*

MICOM	Etapa 2		Etapa 3			
	Contraste de correlaciones		Contraste de Media		Contraste de Varianzas	
	Correlación	P-Valor	Diferencia	P-Valor	Diferencia	P Valor
Autoconcepto	.999	.129	.121	.225	-.21	.172
Horas de Estudio	.999	.725	.161	.117	.323	.015
Motivación	1	.501	-.043	.657	-.032	.867
Percepción Clase	1	.665	.022	.826	-.123	.483
Percepción rendimiento	1	.279	.083	.414	.11	.347
Rendimiento Previo	.998	.115	.175	.086	-.119	.332
Utilidad Percibida	1	.992	.001	.996	.059	.796

Henseler (2012) desarrolló una técnica de análisis multigrupo en modelado de ecuaciones estructurales a través de mínimos cuadrados parciales (PLS-MGA), que se diferencia de otras técnicas principalmente por la no exigencia de distribución de datos. Con PLS-MGA es posible verificar diferencias significativas en los coeficientes path estandarizados entre grupos. Un P-valor menor a .05 o superior a .95, indica diferencias al 5% de significancia entre los coeficientes path específicos para cada grupo (Rasoolimanesh, Roldán, Jaafar y Ramayah, 2017).

Tabla 7*Resultados algoritmo PLS-MGA.*

H₁₀: Existen diferencias significativas en los efectos causales del modelo entre estudiantes de alto y bajo ingreso económico familiar.		
Relación Causal	Diferencia β	P-valor
H ₁ : La percepción de la clase influye directamente en la utilidad percibida de la asignatura.	.102	.854
H ₂ : La percepción de la clase influye directamente en la motivación del estudiante.	.249	.005
H ₃ : La percepción de la clase influye directamente en el autoconcepto académico.	.114	.144
H ₄ : La utilidad percibida de la asignatura directamente influye en la motivación del estudiante.	.221	.987
H ₅ : La motivación del estudiante influye directamente en el autoconcepto académico.	.076	.755
H ₆ : Las horas de estudio influye directamente en el autoconcepto académico.	.087	.831
H ₇ : El rendimiento previo influye directamente en el autoconcepto académico.	.067	.203
H ₈ : El rendimiento previo influye directamente en la percepción del rendimiento académico.	.082	.857
H ₉ : El autoconcepto académico influye directamente en la percepción del rendimiento académico.	.007	.543

De la Tabla 7 se observa que existen dos relaciones path que presentan diferencias significativas entre grupos. Por un lado, la percepción de la clase influye en la motivación significativamente más en estudiantes de alto ingreso económico que en los de bajo ingreso, mientras que, por otro, la percepción de la utilidad de la asignatura influye significativamente más en la motivación para aquellos estudiantes que provienen de hogares de menor ingreso.

3.4 Rendimiento percibido como predictor del rendimiento académico

Para finalizar, se busca verificar si el rendimiento que declaran mantener los estudiantes al momento de aplicarse el instrumento mantiene una relación significativa con la calificación final obtenida. Para esto se realiza una regresión lineal simple, donde la variable independiente es rendimiento percibido y la dependiente es la calificación obtenida. Se espera obtener una relación significativa y que el porcentaje de varianza explicada por el modelo sea alto. Para llevar a cabo la regresión se utiliza el software STATA/SE en su versión 11.1.

Los resultados de la regresión en la Tabla 8 muestran una relación significativa entre el rendimiento percibido por los estudiantes y la calificación final obtenida. Además, el modelo con solo una variable independiente es capaz de explicar más del 60% de la varianza de la variable predicha, ratificándose que la percepción de los estudiantes es un buen predictor del rendimiento que obtendrán al finalizar la asignatura.

Tabla 8

Regresión simple, con Calificación final como variable dependiente.

	Coefficiente	Error Estándar	Estadístico <i>t</i>	P valor
Constante	1.86	.09	21.57	.000
Percepción Rendimiento	.74	.028	26.81	.000
N		437		
R ²		.62		
P-valor (Test F)		.000		

4. Discusión y conclusiones

La matrícula en educación ha aumentado en casi un 500% en los últimos 30 años, pasando de 245 mil estudiantes en 1990 a 1.2 millones en 2018, alcanzando más de 244 mil titulados en 2016 (MINEDUC, 2017, 2018; Rolando, Salamanca y Aliaga, 2010). En contraste con estas cifras, durante el año 2015 un 28,8% de los estudiantes de primer año desertaron, y en mayor medida, aquellos provenientes de educación secundaria pública (MINEDUC, 2019). Es imprescindible analizar el rendimiento académico de alumnos de educación superior, pues permite observar detenidamente la realidad, junto con ofrecer información valiosa para la toma de decisiones por parte de las instituciones y del Estado, permitiendo focalizar recursos e iniciativas que contribuyan al mejoramiento de la calidad en educación terciaria, así como metodologías y programas que la tornen más eficiente y efectiva (Etxeberria, Alberdi, Eguia y García, 2017; Garbanzo, 2007; Miguéis, Freitas, García y Silva, 2018).

La presente investigación logró establecer un modelo válido y fiable para explicar la percepción del rendimiento académico en estudiantes de primer año de Ingeniería Civil en la Universidad Diego Portales, además se comprobó que dicha percepción es un buen predictor de la calificación que obtendrán al término de la asignatura.

La percepción de la clase y la utilidad que los estudiantes le atribuyen a la misma mostraron ser significativas en la motivación, por lo que se comprueba que el efecto de la docencia en las aulas es sumamente relevante para la disposición que los estudiantes muestran hacia el aprendizaje. Además, se verifica que estudiantes con buen rendimiento en cursos anteriores mostrarán más confianza en sus capacidades, lo que lleva a obtener mejores resultados. Se presenta el desafío de mejorar la confianza en aquellos alumnos que inicialmente no obtuvieron buenas calificaciones.

En aquellos alumnos que provienen de hogares de menor ingreso, la utilidad que atribuyen a la asignatura muestra mayor relevancia en la motivación, mientras que quienes provienen de hogares de mayor ingreso económico, es la percepción de la clase el factor que toma mayor relevancia en su motivación.

Es útil, por tanto, para la FIC establecer el foco en las clases y ahondar en metodologías que a los estudiantes más motivan. Además, debe destacarse la importancia de los cursos de matemática inicial en el desarrollo del currículo de Ingeniería Civil.

Finalmente, como limitación de esta investigación se presenta la localidad de la muestra, por lo que es recomendable ampliar a otras carreras del área científico-matemático. Además, se propone ahondar en cuales son los factores que llevan a un estudiante a percibir de mejor o peor forma la cátedra, a fin de establecer buenas prácticas replicables.

Referencias

- Agustiani, H., Cahyad, S., y Musa, M. (2016). Self-efficacy and Self-Regulated Learning as Predictors of Students Academic Performance. *The Open Psychology Journal*, 9(1), 1–6. doi: 10.2174/1874350101609010001.
- Albert, M. A., y Dahling, J. J. (2016). Learning goal orientation and locus of control interact to predict academic self-concept and academic performance in college students. *Personality and Individual Differences*, 97, 245–248. doi: 10.1016/j.paid.2016.03.074.
- Atkinson, E. S. (2010). An Investigation into the Relationship Between Teacher Motivation and Pupil Motivation An Investigation into the Relationship Between Teacher Motivation and Pupil Motivation. *Educational Psychology*, 20(January 2012), 37–41. doi: 10.1080/014434100110371.
- Barahona, P. (2014). Factores determinantes del rendimiento académico de los estudiantes de la Universidad de Atacama. *Estudios Pedagógicos*, 40(1), 25–39. doi: 10.4067/S0718-07052014000100002.
- Bertrams, A., Baumeister, R. F., y Englert, C. (2016). Higher Self-Control Capacity Predicts Lower Anxiety-Impaired Cognition during Math Examinations. *Frontiers in Psychology*, 7, 485. doi: 10.3389/fpsyg.2016.00485.
- Broc Cavero, M. Á. (2011). Voluntad para estudiar, regulación del esfuerzo, gestión eficaz del tiempo y rendimiento académico en alumnos universitarios. *Revista de Investigación Educativa*, 29(1), 171–185. Recuperado de <http://revistas.um.es/rie/article/view/110731/126992>.
- Cerda Etchepare, G., Salazar Llanos, Y., Sáez Carrillo, K., Pérez Wilson, C., y Casas, J. A. (2017). Impacto de la percepción de los estudiantes respecto de la convivencia escolar sobre su rendimiento académico en Matemáticas. *Psychology, Society and Education*, 9(1), 147–161. doi: 10.25115/psye.v9i1.470.
- Cornejo Chávez, R., y Redondo Rojo, J. M. (2007). Variables and factors associated to the scholastic learning. A discussion from actual investigation. *Estudios Pedagógicos*, 33(2), 155–175. doi: 10.4067/S0718-07052007000200009.

- Cromley, J. G., Perez, T., y Kaplan, A. (2016). Undergraduate STEM Achievement and Retention. *Policy Insights from the Behavioral and Brain Sciences*, 3(1), 4–11. doi: 10.1177/2372732215622648.
- Díaz-López, K., Caso-Niebla, J., y Contreras-Niño, L. (2017). Modelos explicativos del rendimiento académico. (May), 91–107. Recuperado de https://www.researchgate.net/publication/325346720_Modelos_explicativos_del Rendimiento_academico.
- Edel, R. (2003). El rendimiento académico : concepto, investigación y desarrollo. *REICE. Revista Iberoamericana Sobre Calidad, Eficacia y Cambio En Educación.*, 1, N°2(January 2003). Recuperado de <http://www.ice.deusto.es/rinace/reice/vol1n2/Edel.pdf>.
- Elmore, W. M., Young, J. K., Harris, S., y Mason, D. (2016). The relationship between individual student attributes and online course completion. En K. Shelton y K. Pedersen (Eds.) *Handbook of Research on Building, Growing, and Sustaining Quality E-Learning Programs* (pp. 151–173). doi: 10.4018/978-1-5225-0877-9.ch008.
- Ettxeberria, P., Alberdi, E., Eguia, I., y García, M. J. (2017). Análisis del Rendimiento Académico en Relación al Perfil de Ingreso del Alumnado e Identificación de Carencias Formativas en Materias Básicas de dos Grados de Ingeniería. *Formacion Universitaria*, 10(4), 67–74. doi: 10.4067/S0718-50062017000400007.
- Falk, R., y Miller, N. B. (1992). *A Primer for Soft Modeling*. Akron: University of Akrom Press.
- Fernández Santamaría, M. R. (1999). Foro mundial sobre la educación. Calidad y equidad educativas. *Revista Iberoamérica de Educación*, 22(22), 193–197. doi: 10.35362/rie2201029.
- Ferreira, A., y Santoso, A. (2008). Do students' perceptions matter? A study of the effect of students' perceptions on academic performance. *Accounting y Finance*, 48(2), 209–231. doi: 10.1111/j.1467-629X.2007.00239.x.
- Flanagan Borquez, A. (2017). Experiencias de estudiantes de primera generación en universidades chilenas: realidades y desafíos. *Revista de La Educación Superior*, 46(183), 87–104. doi: 10.1016/j.resu.2017.06.003.
- Gaeta, M. L., y Herrero, M. L. (2009). Influencia de las estrategias volitivas en la autorregulación del aprendizaje. *Estudios de Psicología*, 30(1), 73–88. doi: 10.1174/021093909787536317.
- Garbanzo, G. (2007). Factores asociados al rendimiento académico en estudiantes universitarios, una reflexión desde la calidad de la educación superior público. *Revista Educación*, 31(1), 43–63. doi: 10.15517/revedu.v31i1.1252.
- Garson, G. D. (2016). *Partial Least Squares: Regression and Structural Equation Models*. Asheboro, NC: Statistical Associates Publishers.
- González, C., Inglés, C. J., Vicent, M., Lagos-San Martín, N., Sanmartín, R., y García-Fernández, J. M. (2016). Diferencias en ansiedad escolar y autoconcepto en adolescentes chilenos. *Acta de Investigación Psicológica*, 6(3), 2509–2515. doi: 10.1016/j.aiprr.2016.08.002.
- Hair, J. F., Ringle, C. M., y Sarstedt, M. (2011). PLS-SEM: Indeed a silver bullet. *Journal of Marketing Theory and Practice*, 19(2), 139–151. doi: 10.2753/MTP1069-6679190202.
- Hair, J. F., Hult, G. T. M., Ringle, C. M., Sarstedt, M., y Thiele, K. O. (2017). Mirror, mirror on the wall: a comparative evaluation of composite-based structural equation modeling methods. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 45(5), 616–632. doi: 10.1007/s11747-017-0517-x.
- Henseler, J. (2012). PLS-MGA: A Non-Parametric Approach to Partial Least Squares-based Multi-Group Analysis. En W. A. Gaul, A. Geyer-Schulz, L. Schmidt-Thieme, y J. Kunze (Eds.), *Studies in Classification, Data Analysis, and Knowledge Organization* (pp. 495–501). doi: 10.1007/978-3-642-24466-7_50.

- Henseler, J., Ringle, C. M., y Sarstedt, M. (2016). Testing measurement invariance of composites using partial least squares. *International Marketing Review*, 33(3), 405–431. doi: 10.1108/IMR-09-2014-0304.
- Honicke, T., y Broadbent, J. (2016, February 1). The influence of academic self-efficacy on academic performance: A systematic review. *Educational Research Review*, 17, 63–84. doi: 10.1016/j.edurev.2015.11.002.
- Kwankajonwong, N., Ongprakobkul, C., Qureshi, S. P., Watanatada, P., Thanprasertsuk, S., y Bongsebandhu-Phubhakdi, S. (2019). Attitude, but not self-evaluated knowledge, correlates with academic performance in physiology in Thai medical students. *Advances in Physiology Education*, 43(3), 324–331. doi: 10.1152/advan.00047.2019.
- Lee, J., y Stankov, L. (2016). Non-Cognitive Influences on Academic Achievement. In *Non-cognitive Skills and Factors in Educational Attainment* (pp. 153–169). doi: 10.1007/978-94-6300-591-3_8.
- Liem, G. A. D., y McInerney, D. M. (Eds.). (2018). *Big Theories Revisited 2*. Charlotte, NC: Information Age Publishing Inc.
- Liem, G. A. D., Tan, S. H., y Tan, S. H. (Eds.) (2018). *Asian Education Miracles: In search of sociocultural and psychological explanations*. Oxon: Routledge.
- Manee, F. M., Khoiee, S. A., y Eghbal, M. K. (2015). Comparison of the Efficiency of Self-awareness, Stress Management, Effective Communication Life Skill Trainings on the Social and Academic Adjustment of First-year Students. *Research in Psychology and Behavioral Sciences*, 3(2), 18–24. doi: 10.12691/RPBS-3-2-1.
- Martínez, M., y Fierro, E. (2018). Aplicación de la técnica PLS-SEM en la gestión del conocimiento: un enfoque técnico práctico. *RIDE Revista Iberoamericana Para La Investigación y El Desarrollo Educativo*, 8(16), 130–164. doi: 10.23913/ride.v8i16.336.
- Miguéis, V. L., Freitas, A., Garcia, P. J. V., y Silva, A. (2018). Early segmentation of students according to their academic performance: A predictive modelling approach. *Decision Support Systems*, 115(July 2017), 36–51. doi: 10.1016/j.dss.2018.09.001.
- MINEDUC. (2017). *Informe de titulación en educación superior en Chile 2016*. Recuperado de <http://www.mifuturo.cl/index.php/informes-sies/titulados>.
- MINEDUC. (2018). *Informe matrícula 2018 en educación superior en Chile*. Recuperado de <https://hdl.handle.net/20.500.12365/1952>.
- MINEDUC. (2019). *Deserción de primer año y Reingreso a la Educación Superior en Chile*. Recuperado de <https://hdl.handle.net/20.500.12365/4599>.
- Palomar Lever, J., Montes de Oca Mayagoitia, S. I., Polo Velázquez, A. M., y Estrada, A. V. (2016). Factores explicativos del rendimiento académico en hijos de inmigrantes mexicanos en Nueva York. *Psicología Educativa*, 22(2), 125–133. doi: 10.1016/j.pse.2016.03.001.
- Pandey, P., y Thapa, K. (2018). Role of the Teacher's in Academic Performance of Students. *International Journal of Indian Psychology*, 6, (2). doi: 10.25215/0602.058.
- Parker, P. D., Schoon, I., Tsai, Y. M., Nagy, G., Trautwein, U., y Eccles, J. S. (2012). Achievement, agency, gender, and socioeconomic background as predictors of postschool choices: A multicontext study. *Developmental Psychology*, 48(6), 1629–1642. doi: 10.1037/a0029167.
- Pérez-Villalobos, M., Cobo-Rendón, R., Sáez, F. M., y Díaz-Mujica, A. (2018). Revisión Sistemática de la Habilidad de Autocontrol del Estudiante y su Rendimiento Académico en la Vida Universitaria. *Formación Universitaria*, 11(3), 49–62. doi: 10.4067/S0718-50062018000300049.

- Rasoolimanesh, S. M., Roldán, J. L., Jaafar, M., y Ramayah, T. (2017). Factors Influencing Residents' Perceptions toward Tourism Development: Differences across Rural and Urban World Heritage Sites. *Journal of Travel Research*, 56(6), 760–775. doi: 10.1177/0047287516662354.
- Reyes-Carreto, R., Godínez-Jaimes, F., Ariza-Hernández, F., Sánchez-Rosas, F., y Torreblanca-Ignacio, O. (2014). Un modelo empírico para explicar el desempeño académico de estudiantes de bachillerato. *Perfiles Educativos*, 36(146), 45–62. doi: 10.1016/S0185-2698(14)70127-8.
- Ringle, C. M., Wende, S., y Becker, J.M. (2015). *SmartPLS 3*. SmartPLS GmbH, Boenningsted. Recuperado de <http://www.smartpls.com>.
- Rodríguez-Ayán, M. N., y Ruíz-Díaz, M. Á. (2011). Indicadores de rendimiento de estudiantes universitarios: Calificaciones versus créditos acumulados. *Revista de Educacion*, 355, 467–492. doi: 10-4438/1988-592X-RE-2011-355-033.
- Rolando M, R., Salamanca V, J., y Aliaga Q, M. (2010). *Evolución Matrícula Educación Superior de Chile Periodo 1990 – 2009*. Publicaciones Mineduc. Recuperado de https://bibliotecadigital.mineduc.cl/bitstream/handle/20.500.12365/4607/evolucion_titulados_historico_1990_2008.pdf?sequence=1.
- Sarstedt, M., Hair, J. F., Ringle, C. M., Thiele, K. O., y Gudergan, S. P. (2016). Estimation issues with PLS and CBSEM: Where the bias lies! *Journal of Business Research*, 69(10), 3998–4010. doi: 10.1016/j.jbusres.2016.06.007.
- Sarstedt, M., Ringle, C. M., y Hair, J. F. (2017). Partial Least Squares Structural Equation Modeling. En C. Homburg, M. Klarmann, y A. Vomberg (Eds.), *Handbook of Market Research* (pp. 1–40). doi: 10.1007/978-3-319-05542-8_15-1.
- Soria-Barreto, K., y Zúñiga-Jara, S. (2014). Aspectos determinantes del éxito académico de estudiantes universitarios. *Formacion Universitaria*, 7(5), 41–50. doi: 10.4067/S0718-50062014000500006.
- Stasolla, F., y Passaro, A. (2020). Enhancing Life Skills of Children and Adolescents With Autism Spectrum Disorder and Intellectual Disabilities Through Technological Supports. En T. Wadhera y D. Kakkar (Eds.), *Interdisciplinary Approaches to Altering Neurodevelopmental Disorders* (pp. 41–62). doi: 10.4018/978-1-7998-3069-6.ch004.
- Treviño, E., Valdés, H., Castro, M., Costilla, R., Pardo, C., y Donoso-Rivas, F. (2010). *Factores asociados al logro cognitivo de los estudiantes de América Latina y el Caribe*. Santiago de Chile: Salesiano impresores.
- Van Rooij, E. C. M., Jansen, E. P. W. A., y Van De Grift, W. J. C. M. (2018). Correction to: First-year university students' academic success: the importance of academic adjustment. *Eur J Psychol Educ*, 33, 769. doi: 10.1007/s10212-017-0364-7.
- Velázquez Narváez, Y., y González Medina, M. A. (2017). Factors associated with student persistence: The case of the UAMM-UAT. *Revista de La Educacion Superior*, 46(184), 117–138. doi: 10.1016/j.resu.2017.11.003.
- Vergel-Ortega, M., Martínez-Lozano, J. J., y Zafra-Tristancho, S. L. (2016). Factores asociados al rendimiento académico en adultos. *Revista Científica*, (25), 206–215. doi: 10.14483/udistrital.jour.RC.2016.25.a4.
- Vicente, J. M., Gonzales, N. I., Cabilan, M. A., Diaz, V. C., Sausa, L. P., y Ocampo, L. De. (2018). Self-Esteem, Study Habits, and Academic Performance of Business College Students. *Abstract Proceedings International Scholars Conference*, 6(1), 222. doi: 10.35974/ISC.V6I1.1360.

- Vilia, P. N., Candeias, A. A., Neto, A. S., Franco, M. D. G. S., y Melo, M. (2017). Academic Achievement in Physics-Chemistry: The Predictive Effect of Attitudes and Reasoning Abilities. *Frontiers in Psychology*, 8(JUN), 1064. doi: 10.3389/fpsyg.2017.01064.
- Virtanen, P., Nevgi, A., y Niemi, H. (2015). Self-Regulation in Higher Education: Students' Motivational, Regulational and Learning Strategies, and Their Relationships to Study Success. *Studies for the Learning Society*, 3(1–2), 20–34. doi: 10.2478/sls-2013-0004.