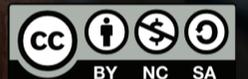


Efecto directo e indirecto de la autoeficacia en lectura y las estrategias cognitivas sobre el rendimiento académico

Direct and indirect effect of self-efficacy in reading and cognitive strategies on academic performance
Efeito direto e indireto da autoeficácia na leitura e estratégias cognitivas no desempenho acadêmico



Angel Abraham Cahue Díaz
Fredy Everardo Correa Romero



2024

Revista Iberoamericana de

Psicología

ISSN-I: 2027-1786 | e-ISSN: 2500-6517

Publicación Cuatrimestral

HappyBall3692

Conceptos del Programa:

Rip
171

Volumen 17 #1 ene-abr
17 Años



Planeta Formación y Universidades

Title: Direct and indirect effect of self-efficacy in reading and cognitive strategies on academic performance

Título: Efecto directo e indirecto de la autoeficacia en lectura y las estrategias cognitivas sobre el rendimiento académico

Titulo: Efeito direto e indireto da autoeficácia na leitura e estratégias cognitivas no desempenho acadêmico

Alt Title / Título alternativo:

[en]: Direct and indirect effect of self-efficacy in reading and cognitive strategies on academic performance

[es]: Efecto directo e indirecto de la autoeficacia en lectura y las estrategias cognitivas sobre el rendimiento académico

[pt]: Efeito direto e indireto da autoeficácia na leitura e estratégias cognitivas no desempenho acadêmico

Author (s) / Autor (es):

Cahue Díaz & Correa Romero

Keywords / Palabras Clave:

[en]: Learning, Self-Regulated Learning, Education, Academic achievement, Educational psychology

[es]: Aprendizaje, Aprendizaje autorregulado, Educación, Logro académico, Psicología Educativa

[pt]: Aprendizado, Aprendizagem autorregulada, Educação, Conquista acadêmica, Psicologia Educacional

Submitted: 2023-07-20

Accepted: 2023-11-03

Resumen

El rendimiento académico del estudiante refleja el desarrollo de su proceso de formación; es común evaluar el desempeño de los estudiantes en varios tipos de evaluaciones y reflejarlos en una escala de puntuación conocida como calificaciones. De las variables con mayor nivel de asociación con el rendimiento académico, se destacan la autoeficacia en el desempeño y las estrategias cognitivas. El objetivo de la presente investigación fue verificar la relación entre estas variables con el análisis de modelos de ecuaciones estructurales. De PISA 2018 en México se seleccionó una submuestra de 1,258 participantes de preparatoria. Se encontró un efecto directo de las Estrategias Cognitivas sobre el Rendimiento Académico, un efecto directo de la Autoeficacia en Lectura sobre las Estrategias Cognitivas, ningún efecto directo de la Autoeficacia en Lectura sobre el Rendimiento Académico y un efecto indirecto de la Autoeficacia en Lectura sobre el Rendimiento Académico a través de Estrategias Cognitivas. Cada país tiene características particulares dentro de su sistema educativo, las diferencias en la contribución que cada una de las variables tiene en el Rendimiento Académico es prueba de ello, si bien ambas variables son consideradas importantes por la evidencia generada, se puede observar en esta submuestra mexicana que, la Autoeficacia en Lectura es un elemento que sirve como predisposición para el uso adecuado de las Estrategias Cognitivas, es así como la Autoeficacia logra tener un efecto en el Rendimiento

Abstract

The student's academic performance reflects the development of their training process; it's common to evaluate the performance of students in various types of assessments and reflecting them in a scoring scale known as grades. From the variables with highest level of association with academic performance, performance self-efficacy and cognitive strategies stand out. We aimed to verify the relationship between these variables with structural equation modeling analysis. From PISA 2018 in Mexico a subsample of 1,258 upper secondary participants were selected. There was a direct effect of Cognitive Strategies on Academic Performance, a direct effect of Self-Efficacy in Reading on Cognitive Strategies, no direct effect on Academic Performance, and an indirect effect of Self-Efficacy in Reading over Academic Performance through Cognitive Strategies. Each country has particular characteristics within its education system, differences in the contribution that each of the variables has in the Academic Performance is proof of this, although both variables are considered important by the evidence generated, it can be observed in this Mexican subsample that, Self-Efficacy in Reading is an element that serves as a predisposition for the proper use of Cognitive Strategies, this is how Self-Efficacy manages to have an effect on the Performance

Resumo

O desempenho acadêmico do aluno reflete o desenvolvimento do seu processo formativo; É comum avaliar o desempenho dos alunos em vários tipos de avaliações e refleti-los numa escala de pontuação conhecida como notas. Das variáveis com maior nível de associação com o desempenho acadêmico, destacam-se a Autoeficácia no desempenho e as estratégias cognitivas. O objetivo desta pesquisa foi verificar a relação entre essas variáveis com a análise de modelos de equações estruturais. No PISA 2018 no México, foi selecionada uma subamostra de 1.258 participantes do ensino médio. Foi encontrado um efeito direto das Estratégias Cognitivas no Desempenho Acadêmico, um efeito direto da Autoeficácia de Leitura nas Estratégias Cognitivas, nenhum efeito direto da Autoeficácia de Leitura no Desempenho Acadêmico e um efeito indireto da Autoeficácia de Leitura no Desempenho Acadêmico. por meio de estratégias cognitivas. Cada país possui características particulares dentro de seu sistema educacional, as diferenças na contribuição que cada uma das variáveis tem no Desempenho Acadêmico é uma prova disso, embora ambas as variáveis sejam consideradas importantes pelas evidências geradas, isso pode ser observado nesta subamostra. que a Autoeficácia na Leitura é um elemento que serve de predisposição para o uso adequado de Estratégias Cognitivas, é assim que a Autoeficácia consegue afetar o Desempenho

Citar como:

Cahue Díaz, A. A., & Correa Romero, F. E. (2024). Efecto directo e indirecto de la autoeficacia en lectura y las estrategias cognitivas sobre el rendimiento académico. *Revista Iberoamericana de Psicología*, 17 (1), 47-55. Obtenido de: <https://reviberopsicologia.iberu.edu.co/article/view/2759>

Angel Abraham **Cahue Díaz**, MA Psi
ORCID: [0000-0002-8476-8070](https://orcid.org/0000-0002-8476-8070)

Source | Filiacion:
Universidad de Guanajuato

BIO:
Licenciado y Maestro en Psicología. Doctorando en Psicología, con intereses investigativos en psicología educativa, autorregulación del aprendizaje, psicometría y evaluación cuantitativa con los programas IBM – SPSS, IBM – AMOS, RStudio, JASP y Mplus

City | Ciudad:
Morelia [mx]

e-mail:
aa.cahuediaz@ugto.mx

Dr Fredi Everardo **Correa Romero**, Dr Esp
ORCID: [0000-0002-5856-7232](https://orcid.org/0000-0002-5856-7232)

Source | Filiacion:
Universidad de Guanajuato

BIO:
Licenciado en Psicología Social. Doctor en Psicología

City | Ciudad:
León [mx]

e-mail:
fe.correa@ugto.mx

Efecto directo e indirecto de la autoeficacia en lectura y las estrategias cognitivas sobre el rendimiento académico

Direct and indirect effect of self-efficacy in reading and cognitive strategies on academic performance

Efeito direto e indireto da autoeficácia na leitura e estratégias cognitivas no desempenho acadêmico

Angel Abraham **Cahue Díaz**
Fredí Everardo **Correa Romero**

Introducción

El programa internacional para la evaluación estudiantil (**PISA, por sus siglas en inglés**), en 2018 recolectó datos de 7,299 alumnos mexicanos, de los cuales 6,234 fueron de nivel medio superior y 1,065 de secundaria; los resultados promedio en las áreas de lectura, matemáticas y ciencias fueron 420, 409 y 419 puntos respectivamente; ubicando en un bajo nivel de competencia al 45% de los alumnos en lectura, 56% en matemáticas y 47% en ciencias; por otro lado, sólo un 1% de los alumnos obtuvo nivel de competencia alto en al menos alguna de estas áreas. Esto quiere decir que únicamente alrededor del 50% de los estudiantes mexicanos cuentan con las habilidades y conocimientos básicos en cada una de estas áreas, sin embargo, el otro 50% no presenta los conocimientos y habilidades mínimas para desempeñarse en estas áreas adecuadamente; estos resultados se han mantenido constantes desde que México comenzó a participar en la evaluación PISA desde el año 2000.

El rendimiento académico de los estudiantes es un indicador que permite conocer no sólo el aprendizaje que se ha alcanzado, sino también y quizás principalmente el desarrollo de su proceso de formación, por lo que esta evaluación toma en cuenta tanto los conocimientos, como las habilidades que la persona requiere para integrarse como miembro de la sociedad (**Organization for Economic Co-operation and Development [OECD], 2019a**).

Existen múltiples definiciones, dependiendo del enfoque del estudio, pero es común crear un indicador a partir del desempeño de los estudiantes en diversos tipos de evaluaciones, las cuales por lo general se reflejan en una escala de puntuación conocidas como calificaciones (Amadu & Alhaji, 2018; Cerna & Pavliushchenko, 2015; Grasso, 2020); o, en palabras de Tejedor (2003), rendimiento en sentido estricto. Para el presente estudio se creará una variable latente con los puntajes de los estudiantes en las áreas de lectura, matemáticas y ciencia.

Existen diversas categorías para clasificar los elementos que pueden influir en el rendimiento: de identificación, sociofamiliares, académicos, pedagógicos y psicológicos (Grasso, 2020). Cada una de estas categorías contienen una gran cantidad de variables que tienen relación con el rendimiento académico.

Sin embargo, Schneider y Preckel, (2017) detectaron 105 variables destacadas en la literatura por su nivel de asociación con el rendimiento académico, de estas, sobresale por su relación y efecto sobre el rendimiento, la autoeficacia de desempeño.

La autoeficacia fue propuesta por Bandura como un elemento de la teoría social cognitiva para explicar la forma en la que las personas juzgan sus habilidades o competencias; en el contexto académico se refiere a la forma en que los estudiantes juzgan la capacidad que tienen para realizar determinadas tareas o resolver problemas académicos (Ramos & Hayward, 2018).

La autoeficacia de desempeño se refiere específicamente a las creencias que tiene el estudiante sobre sus conocimientos y habilidades para realizar una tarea académica, estas creencias serán afectadas por las experiencias con retos similares, cuando este reto ya es familiar, el estudiante podrá elaborar expectativas basadas en experiencias pasadas sobre el desempeño en una tarea específica; cuando el estudiante no está familiarizado con la tarea se habla de autoeficacia académica, la cual estará basada en representaciones más generales de competencias relevantes (Richardson et al., 2012).

Para el caso del presente artículo se tomará un indicador del primer tipo, la autoeficacia en la lectura; Kosar et al., (2022) mencionan que la autoeficacia en la lectura es la percepción que tiene el estudiante sobre su habilidad para completar tareas de lectura y que esta tiene una correlación directa con el rendimiento en la lectura; (Peura et al., 2021) rescatan que también influye en los comportamientos relacionados a la lectura y que a diferencia de otros constructos, como el auto-concepto, la percepción de autoeficacia puede cambiar con mayor facilidad, pero, esta llega a estabilizarse hacia el final de la educación primaria.

En cuanto a la relación entre la autoeficacia y el rendimiento, Talma et al., (2018) mencionan que se da recíprocamente, las creencias sobre la capacidad de realizar una tarea predicen los comportamientos futuros, sin embargo, la interpretación que se hace de resultados pasados en dicha tarea influyen en las creencias sobre la capacidad de realizar la tarea.

Schneider y Preckel (2017) también detectaron que la inteligencia y los logros previos eran un fuerte factor relacionado con el rendimiento académico; así como las estrategias cognitivas y el pensamiento crítico. Esto es confirmado por Makhdoom et al., (2023) y Nauwelaerts et al., (2023) quienes definen las estrategias cognitivas como actividades que el alumno utiliza para procesar la información y así obtener un conocimiento, comprender y resolver problemas; sus resultados sugieren que las estrategias con mayor efecto sobre el rendimiento son aquellas relacionadas al procesamiento de la información como la selección de información relevante y la relación de nueva información con conocimiento previamente adquirido; estos autores ubican a las estrategias cognitivas como un elemento mediador entre las variables motivacionales, habilidades y los resultados académicos.

Richardson et al., (2012) también resaltan que las estrategias cognitivas y la aplicación que el estudiante haga de estas estrategias puede mediar el efecto de las variables disposicionales, como lo es la autoeficacia para la lectura, en el rendimiento académico.

Por lo tanto, el presente estudio tomará como base del estudio los indicadores de comprensión, evaluación / reflexión y localización de la información para conformar una variable latente denominada Estrategias Cognitivas. Para su estudio se hará uso de los datos que la prueba PISA pone a disposición de todos los interesados en el tema para que hagan estudios que permitan profundizar en las evaluaciones realizadas.

Particularmente la base de datos de PISA 2018, provee información de los estudiantes mexicanos en cada una de las variables mencionadas con anterioridad y muy importante, no está sesgada por los eventos que trajo consigo la pandemia, lo que le confiere un grado de originalidad a pesar del tiempo en el que se recolectaron los datos.

Para la evaluación del rendimiento en sentido estricto, la base de datos proporciona las puntuaciones del estudiante en las áreas de matemáticas, lectura y ciencias; para la evaluación de la autoeficacia en lectura proporciona las percepciones que tiene el estudiante de sus habilidades y dificultades al momento de leer y para la evaluación de las estrategias cognitivas proporciona una puntuación de la aplicación adecuada de diversas estrategias para la localización, comprensión, evaluación y reflexión de la información.

Partiendo de una base de datos con aplicación a nivel nacional, el objetivo de la investigación fue comprobar el efecto que tienen las variables latentes de estrategias cognitivas, medida por los indicadores de comprensión, localizar información, y evaluación y reflexión; y la variable latente de autoeficacia en la lectura, evaluada por los indicadores de dificultad percibida en la lectura y habilidad percibida en la lectura, sobre el rendimiento estricto, evaluado por los indicadores de habilidades en matemáticas, lectura y ciencia; de una muestra de adolescentes mexicanos que estudiaban el nivel medio superior, la estructura de este modelo puede observarse en la figura 1.

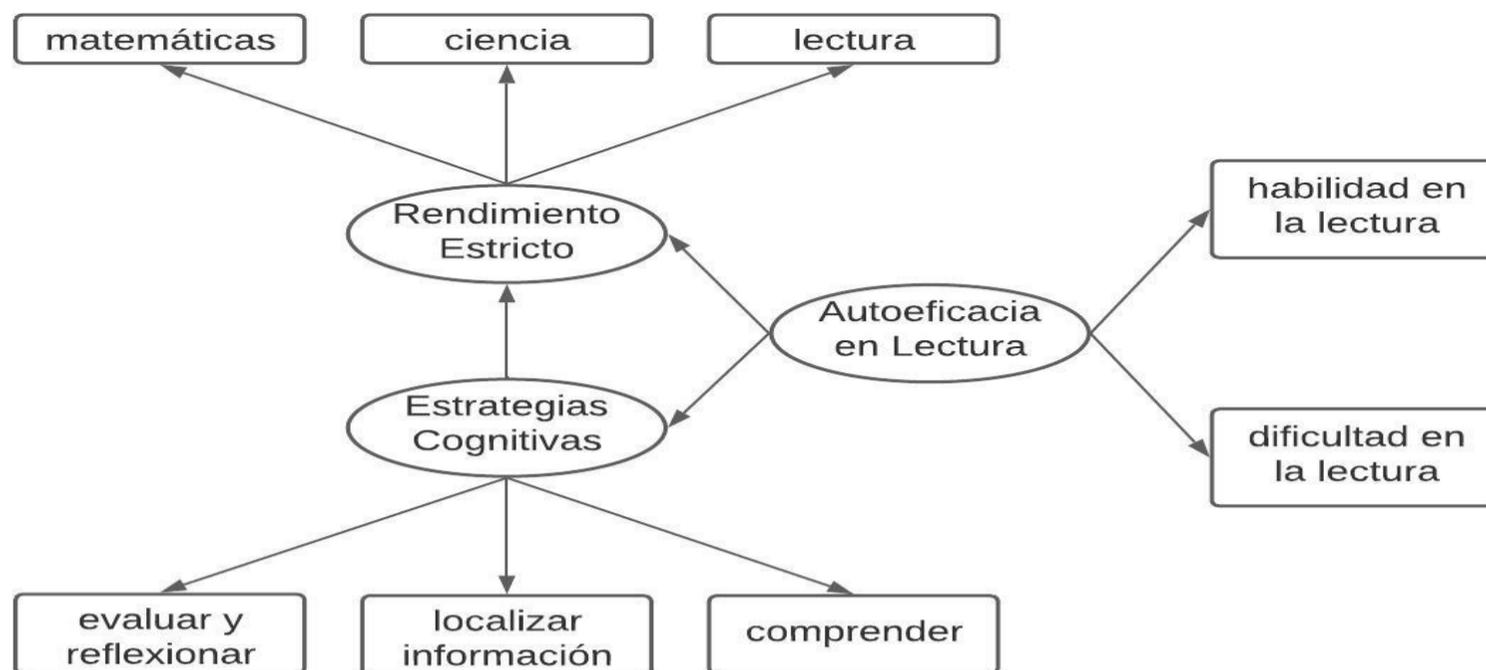


Figura 1 Modelo para explicar el rendimiento estricto a partir de estrategias cognitivas y autoeficacia en lectura

Nota. Elaboración propia

Esta estructura se modificó mínimamente debido a que existía justificación estadística y teórica para hacerlo.

Todas las variables fueron tratadas como continuas en el análisis. Los indicadores de rendimiento en sentido estricto extraídos fueron:

- Lectura (READ, $\alpha=.93$), definida como la habilidad del estudiante para entender, usar, evaluar, reflexionar e interactuar con los textos para lograr sus propósitos (OECD, 2019a, p. 15).
- Matemáticas (MATH, $\alpha=.83$), definida como la habilidad del estudiante para analizar, razonar y comunicar ideas efectivamente al plantear, formular, resolver e interpretar soluciones a problemas matemáticos en una variedad de situaciones (OECD, 2019a, p. 15).
- Ciencia (SCIE, $\alpha=.88$), definida como la habilidad del estudiante para participar en temas relacionados a la ciencia y con las ideas científicas como un ciudadano reflexivo; así como participar en el discurso razonado acerca de la ciencia y tecnología, lo cual requiere competencias para explicar los fenómenos científicamente, evaluar y diseñar investigaciones científicas e interpretar los datos y evidencias científicamente (OECD, 2019a, p. 15).

Los indicadores sobre estrategias cognitivas fueron:

- Localizar información (RCLI) definida como las habilidades para buscar y seleccionar un texto, relevante para el objetivo que se quiere cumplir, para posteriormente acceder y recuperar información dentro del mismo (OECD, 2019b, p. 4, 2019a, p. 37).
- Comprensión (RCUN), definida como la habilidad para comprender el sentido literal de los enunciados o párrafos cortos, integrar la información de diferentes enunciados o párrafos de uno o múltiples fuentes de información para hacer inferencias a partir de la misma (OECD, 2019b, p. 4, 2019a, p. 37).
- Evaluar y reflexionar (RCER), definida como la habilidad para evaluar si la información de un texto es válida, actual, precisa, confiable y sin sesgos; así como determinar la forma en la que el autor está expresando su propósito; detectar si múltiples textos se corroboran o contradicen entre sí mismos y decidir cómo manejar esas contradicciones (OECD, 2019b, p. 5, 2019a, p. 37).

Método

Participantes

Para la aplicación de PISA 2018 en México se recolectó una muestra compuesta de 6,234 alumnos de nivel medio superior, de la cual se seleccionó una submuestra aleatoria de 1,258 participantes, ya que es el tamaño de muestra sugerido para evitar una sobre estimación de los parámetros a calcular en el modelo y para lograr un efecto de tamaño anticipado bajo (0.1); un poder estadístico aceptable (0.8) y una significancia estadística aceptable (≤ 0.05), como lo sugiere el trabajo de Vargas y Mora-Esquivel (2017). Dicho cálculo se logró con ayuda del software de Soper (2023).

De estos 1,258 estudiantes, 656 (52.15%) fueron mujeres y 602 (47.85%) fueron hombres; la media de edad fue de 15.86 años, con un rango que iba de los 15.33 a los 16.33 años. Al igual que en 2015 la muestra recolectada por PISA en 2018 fue nacional y no se obtuvieron datos representativos por estado.

Diseño

La presente investigación es de datos secundarios (Rojas-Avila & Reynaldos-Grandón, 2023), no experimental, de corte transversal con alcance correlacional.

Instrumentos

El presente proyecto utilizó información del cuestionario para estudiantes de PISA 2018, de donde se obtuvo la información sobre indicadores de rendimiento, estrategias cognitivas y autoeficacia para la lectura (OECD, 2019a).

Para los indicadores sobre autoeficacia en lectura se extrajeron:

- Dificultad percibida en la lectura (SCREADIFF, $\alpha=.675$), definida como la dificultad que percibe el alumno para leer, comprender un texto y obtener información relevante para completar alguna tarea específica (OECD, 2019c).
- Habilidad percibida en la lectura (SCREADCOMP, $\alpha=.735$), definida como la percepción que tiene el estudiante de ser un buen lector, entender textos difíciles y leer de forma fluida (OECD, 2019c).

uso es frecuente en los modelos de ecuaciones estructurales (Carter, 2006).

Para evaluar los modelos se utilizaron los índices de bondad de ajuste recomendados en la literatura, como el GFI, CFI, TLI y NFI, además de los valores de residuo RMSEA y SRMR (Hancock et al., 2019); no se utilizó el chi-cuadrado (X^2) debido a que ha demostrado ser sensible a muestras grandes. Valores de GFI mayores a 0.95 CFI mayores a 0.95; TLI mayores a .90, RMSEA menores a 0.06 y SRMR menores a 0.08 son considerados aceptables (Lloret-Segura et al., 2014; Ortiz & Fernández-Pera, 2018; Palos et al., 2019).

Los resultados del modelo se presentan utilizando los estimados estandarizados.

Procedimiento

Se obtuvo la base de datos para SPSS del cuestionario de estudiantes de la página oficial de PISA (<https://www.oecd.org/pisa/data/2018database/>). Posteriormente se depuró la base de datos, extrayendo los casos para el nivel medio superior en México; después se extrajo la submuestra utilizando la función “sample” del software RStudio 4.2.3; la base de datos final fue analizada con ayuda del programa JASP 0.17.1.0® y del programa IBM SPSS Statistics 23®.

Para calcular las medias de los indicadores, su error estándar y los estimados de cada procedimiento se siguieron los pasos establecidos en el manual de análisis de datos PISA para SPSS de la OECD (2009).

Consideraciones éticas

Debido a que la presente investigación se lleva a cabo con datos secundarios existen ciertas consideraciones con respecto al manejo de los datos y su uso. La OECD publica sus datos en línea para que investigadores y estadistas puedan realizar sus propios análisis de los datos PISA (OECD, 2018). La identidad de los participantes permanece resguarda y de acuerdo con el Reglamento de la Ley General de Salud en Materia de Investigación para la Salud (Cámara de diputados del H Congreso de la Unión, 2014) la información recolectada pertenece a la categoría II, investigación con riesgo mínimo, debido a que no se planea ninguna intervención o modificación en variables psicológicas, fisiológicas y sociales de los participantes, su método consiste en la aplicación de una batería de cuestionarios que no identifican ni tratan aspectos sensitivos de la conducta del participante.

Estrategia de análisis de datos

Se realizó un modelo de ecuaciones estructurales siguiendo las recomendaciones de Acock (2013), analizando las estructuras internas de las variables “Estrategias Cognitivas”, “Autoeficacia en Lectura” y “Rendimiento Estricto”; para posteriormente conocer la relación que tienen las primeras dos con el “Rendimiento Estricto”.

Para estimar el modelo se utilizó el programa JASP 0.17.1.0®; los datos perdidos fueron tratados con el método FIML (full information maximum likelihood), para evitar perder casos durante el análisis, su

Resultados

Las medidas de tendencia central para cada una de las variables utilizadas en el modelo se muestran en la tabla 1.

Tabla 1

Medidas de Tendencia Central de los Indicadores del Modelo

Variable	n	% perdidos	Media	s.e.1	Rango		D.E.	s.e.2
					Mín	Máx		
Rendimiento Estricto								
Matemáticas	1258	0%	422.7	3.28	177.23	666.01	72.79	2.14
Lectura	1258	0%	436.45	3.31	201.7	684.62	78.02	2
Ciencia	1258	0%	431.62	3.17	221.64	667.25	70.89	2
Estrategias Cognitivas								
Comprensión	1258	0%	432.7	3.29	176.64	687.54	78.71	2.06
Localizar información	1258	0%	432.31	3.69	177.54	690.7	82.24	2.35
Evaluar y reflexionar	1258	0%	441.58	3.75	162.65	736.33	84.21	2.07
Autoeficacia en Lectura								
Dificultad en lectura	1074	14.62%	0.148	0.029	-1.89	2.78	0.789	0.02
Habilidad en lectura	1065	15.34%	-0.080	0.027	-2.44	1.88	0.720	0.02

Nota. s.e.1= error estándar de la media; s.e.2= error estándar de la desviación estándar

Las medias de los indicadores de las variables Rendimiento Estricto y Estrategias Cognitivas reflejan el promedio de las puntuaciones totales de la submuestra en cada uno de esos indicadores; por otro lado, las medias de los indicadores de la variable Autoeficacia en Lectura reflejan el promedio de las puntuaciones de la submuestra siendo el 0 la media de los países pertenecientes a la OECD.

Se puede observar que los indicadores de Autoeficacia en Lectura presentan casos perdidos, el análisis de casos perdidos del programa IBMS SPSS Statistics 23® por medio de la prueba MCAR de Little arrojó evidencias de que no existía un patrón estadísticamente significativo de los casos perdidos entre los indicadores analizados ($X^2_{20} = 39.121$; $p = .0682$), por lo tanto, se puede asumir que los datos son perdidos completamente al azar.

Se estimó el modelo con el método máxima-verosimilitud (ML), ya que aunque no se comprobó que los datos presentarían una distribución normal el tamaño de la muestra es grande ($n > 300$) y esto permite que este método siga siendo robusto aunque se viole el criterio de normalidad; otra razón es que los datos son de naturaleza continua haciendo de este método la mejor opción para el análisis (Lloret-Segura et al., 2014; Ortiz & Fernández-Pera, 2018); el cálculo del error fue robusto; el enfoque para la aplicación del modelado de ecuaciones estructurales fue de comparación ya que se realizó una modificación al modelo planteado (modelo 1) y se observó cuál de ellos presentaba mejores índices de ajuste.

El modelo 1 estaba constituido por tres variables latentes y ocho indicadores; cada variable latente tenía un parámetro fijado a 1. La primer variable latente “Rendimiento Estricto” se evaluó por tres indicadores: matemáticas, lectura y ciencias; la variable “Estrategias Cognitivas” se evaluó por tres indicadores: localizar información, comprensión y evaluación y reflexión; y la variable “Autoeficacia en Lectura” se evaluó con dos indicadores: dificultad percibida en la lectura y habilidad percibida en la lectura; cada uno de estos indicadores con sus errores asociados (8 errores) y los errores asociados (2 errores) a las variables latentes de “Rendimiento en sentido estricto”, debido a la regresión que tenían “Estrategias cognitivas” y “Autoeficacia en la lectura”, y de “Estra-

tegias cognitivas” por la regresión que “Autoeficacia en la lectura” tenía en ella.

El modelo 2 únicamente presentaba la modificación de que se incluía una correlación entre los indicadores de matemáticas y ciencias, en la variable latente de “Rendimiento Estricto”, la decisión de retener esta modificación se abordará en el apartado de discusiones.

Ambos modelos estaban sobre identificados debido a que el modelo 1 contaba con 36 puntos de información y únicamente se calcularon 18 parámetros, por otro lado, el modelo 2 contaba con 36 puntos de información y únicamente se calcularon 17 parámetros.

Los índices indican un buen ajuste de los datos para ambos modelos. Sin embargo, los índices de modificación del modelo 1 sugerían correlacionar los indicadores matemáticas y ciencia, por lo tanto, esta se agregó al modelo y se volvió a estimar después de esta modificación (modelo 2). La comparación de los modelos puede observarse en la tabla 2.

Tabla 2

Comparación de Modelos

M	X ²	gl	GFI	CFI	TLI	NFI	RMSEA	SRMR
1	82,153	17	.983	.994	.990	.992	.055	.011
2	45,649	16	.991	.997	.995	.995	.037	.010

Nota. M=Modelo

Se puede observar por los resultados que el modelo 2 presenta mejores indicadores de ajuste, por lo tanto, se optó por retener este, debido a que la modificación que se realizó al modelo original fue mínima, únicamente se presentará el diagrama del modelo retenido (Figura 2).

La variable “Rendimiento Estricto” presentó cargas factoriales adecuadas para sus indicadores; lectura presentó una carga factorial de .979 ($R^2 = .958$; $p < .001$); ciencias de .890 ($R^2 = .793$; $p < .001$) y matemáticas de .807 ($R^2 = .652$; $p < .001$).

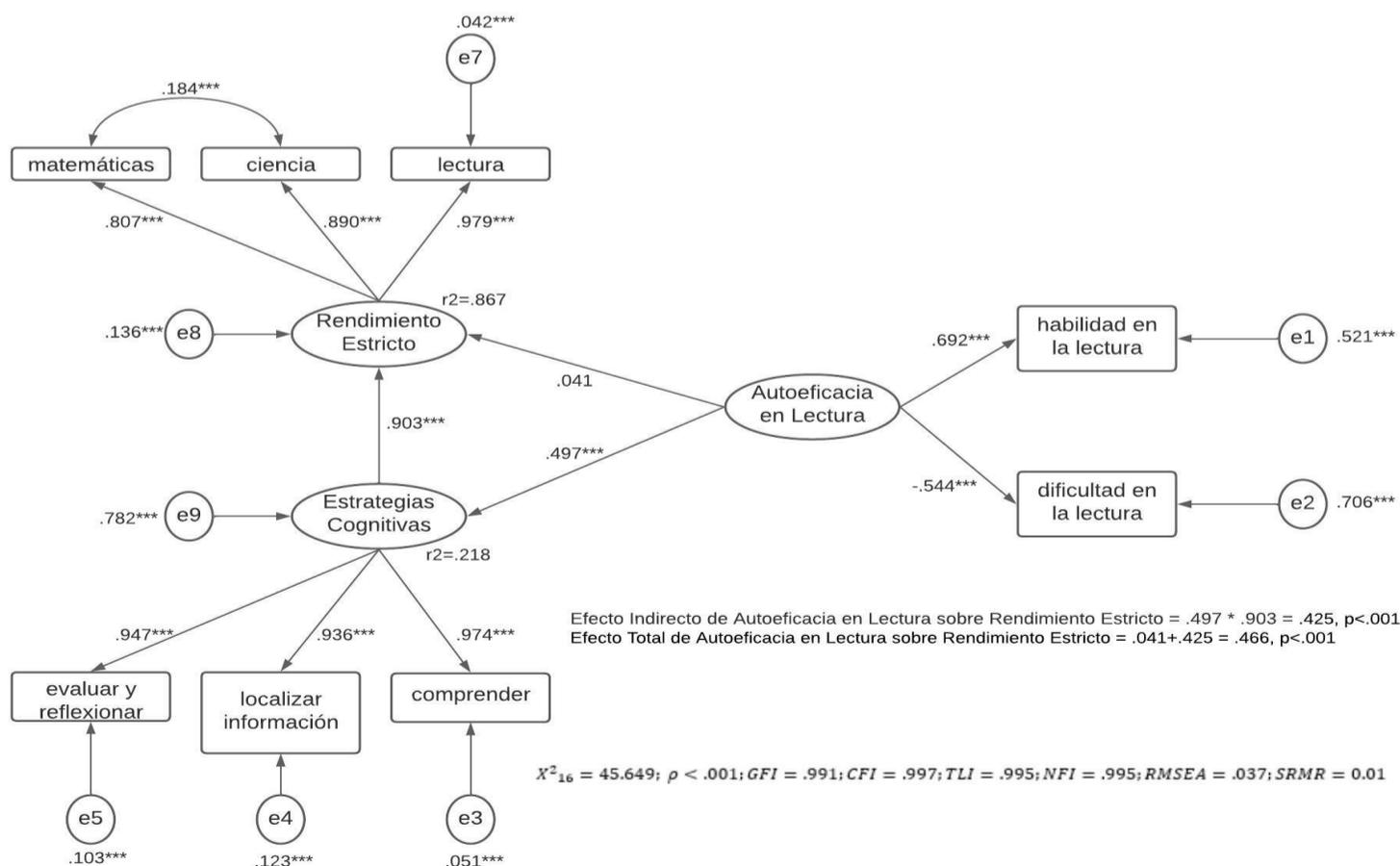


Figura 2. Estimación del Modelo Rendimiento

Nota. *** $p < .001$

Por otro lado, la variable “Estrategias Cognitivas” también presentó cargas factoriales adecuadas para sus indicadores; comprensión presentó una carga factorial de .974 ($R^2 = .949$; $p < .001$); evaluación y reflexión de .947 ($R^2 = .897$; $p < .001$) y localizar información de .936 ($R^2 = .877$; $p < .001$).

Por último, la variable “Autoeficacia en Lectura” presentó cargas factoriales aceptables, pero más bajas; habilidad en la lectura presentó una carga factorial de .692 ($R^2 = .480$; $p < .001$) y dificultad en la lectura de $-.544$ ($R^2 = .294$; $p < .001$).

Las “Estrategias cognitivas” ($R^2 = .218$) tienen un efecto directo en el “Rendimiento Estricto” ($R^2 = .867$) ($\beta = .903$; $p < .001$), a mayor puntuación en las estrategias cognitivas se tendrá mayor puntuación en las puntuaciones de “Rendimiento estricto”.

La “Autoeficacia en Lectura” por otro lado, tiene un efecto directo sobre las “Estrategias Cognitivas” ($\beta = .497$; $p < .001$), entre más autoeficacia en la lectura mayores puntuaciones en las estrategias cognitivas.

Sin embargo, la “Autoeficacia en Lectura” no tiene efecto directo sobre el “Rendimiento Estricto” ($\beta = .041$; $p = .142$), pero sí tiene un efecto indirecto estadísticamente significativo en el “Rendimiento Estricto” a través de las “Estrategias Cognitivas” ($\beta = .425$, $p < .001$); siendo su efecto total estadísticamente significativo en el “Rendimiento Estricto” ($\beta = .466$; $p < .001$).

Discusión y Conclusiones

Retomando a Ramos y Hayward (2018), los resultados del artículo concuerdan con su conceptualización de “Autoeficacia”, donde se presenta como un primer elemento desencadenante que culmina con una acción concreta. De esta manera, sí el estudiante se cree más competente y familiarizado en una tarea determinada es más probable que seleccione las estrategias adecuadas para llevarla a cabo y obtenga mejores resultados.

Estos resultados contrastan con la propuesta de Talsma et al., (2018), quienes mencionan que la autoeficacia y el rendimiento se retroalimentan constantemente, los resultados del presente estudio difieren en el sentido de que se agrega la variable de estrategias cognitivas como mediadora, la cual evalúa la aplicación de diversas herramientas para el procesamiento de la información, y se obtuvo evidencia de que el efecto directo de la autoeficacia en la lectura en la aplicación de estas estrategias cognitivas es mayor que el efecto directo que tiene en el rendimiento estricto y que a su vez la aplicación de estas estrategias cognitivas tiene un efecto directo sobre el rendimiento estricto. Estas diferencias en los resultados pueden ser debidas a la inclusión de una variable latente compleja que, en conjunto con el aspecto motivador de la autoeficacia, permite dirigir la conducta.

Otro punto de discusión importante es que al analizar de forma más específica la variable “Estrategias Cognitivas”, se observa que el indicador más fuerte es comprender, seguido muy de cerca por la evaluación y reflexión; en tercer lugar, se encuentra localizar información. Estos puntajes tan cercanos evidencian que aunque es importante la habilidad de la comprensión, también es necesario desarrollar un pensamiento crítico en los alumnos, para poder determinar si esta información es verídica, actual y si sirve para los objetivos planteados; además de proveer con el conocimiento sobre dónde buscar esta información,

desarrollar la habilidad de analizar la estructura de las fuentes y saber dónde es posible que se ubique la información requerida; esto se demuestra en los resultados de las cargas factoriales de cada indicador de “Estrategias Cognitivas” donde se observa que, aunque expliquen únicamente un 21.8% de la varianza, cada uno es un reflejo fuerte de esta variable.

El único cambio realizado al modelo fue la correlación de los indicadores de matemáticas y ciencias, esto debido a que al utilizar los valores plausibles para la estimación del modelo esta modificación se presentó como sugerencia constante en los 10 cálculos individuales. Por otro lado, esta modificación tiene una justificación teórica que tiene que ver con el marco analítico y de evaluación de PISA para 2018, donde se tomó como habilidad principal para evaluar la lectura, lo que se refleja al ser el indicador más fuerte del “Rendimiento Estricto”, así los ejercicios para evaluar matemáticas y ciencia se presentaban como textos, donde se planteaban situaciones que requerían de las habilidades de lectura para poder contestarlos, este es el elemento en común que comparten estos dos indicadores y que al diferenciarlos de la lectura por el contenido la correlación sólo es aplicable entre ellos y no con el indicador de lectura (OECD, 2019a).

El promedio de la OECD para los indicadores de “Rendimiento” fue, 487 puntos en lectura, la submuestra utilizada obtuvo un promedio de 436.45 (50.55 puntos debajo de la media); 489 en matemáticas, la submuestra obtuvo un promedio de 422.7 (66.3 puntos debajo) y 489 en ciencias, donde la submuestra obtuvo 431.62 de promedio (57.38 puntos debajo); los resultados de la submuestra no difieren mucho de los resultados de toda la muestra Mexicana, que a su vez se han mantenido constantes a lo largo de las participaciones que nuestro país ha tenido en la prueba PISA (Salinas et al., 2018).

Cada uno de los países que participa en la evaluación PISA tiene características particulares dentro de su sistema de educación y esto debe ser tomado en cuenta al analizar los resultados del rendimiento de sus alumnos. La diferencia en la aportación que tiene cada una de las variables en el “Rendimiento Estricto” en comparación con la literatura es prueba de esto, aunque ambas variables son consideradas importantes por la evidencia generada tanto en la literatura como en este artículo, se puede observar que para el caso de la submuestra utilizada la “Autoeficacia” no es un elemento que tenga un efecto directo en el “Rendimiento”, para esta submuestra la “Autoeficacia” es un elemento que sirve como predisposición para el uso adecuado de la “Estrategias Cognitivas”, es así como la “Autoeficacia” al sumarse a las “Estrategias Cognitivas” logra tener un efecto sobre el “Rendimiento”.

Debido a esto, centrarse en el desarrollo de las “Estrategias Cognitivas” permitiría al estudiante tener un mejor rendimiento; lograr que el estudiante reflexione sobre las capacidades que tiene para usar estas estrategias y los resultados que obtiene al utilizarlas, lo ayudaría a formar un criterio más acertado sobre qué tan auto eficaz es.

Dentro de las limitaciones del presente artículo se encuentran los datos perdidos en la sub muestra, ya que aunque se tiene evidencia de que estos son debidos al azar no es posible asegurar esto a menos que se haya participado en la recolección de la muestra, además de que existen variables en la base de datos que pueden explicar estos casos perdidos, pero que no fueron consideradas en el modelo; por otro lado, seleccionar una sub muestra sin casos perdidos también podría ocasionar un sesgo en los resultados.

Con el periodo de encierro producto de la pandemia por el coronavirus, se dieron una serie de fenómenos que cambiaron las estrategias de enseñanza – aprendizaje en todos los niveles académicos y cuyos efectos se verán reflejados en las siguientes generaciones. En

este sentido, los resultados de la presente investigación retratan un momento histórico previo, pero no por ello los resultados carecen de importancia, al contrario, pueden permitir una comparación para evaluar los efectos del encierro en las variables del presente estudio.

La relevancia del uso de las bases de datos de evaluaciones a gran escala como lo es PISA, recae en que, más que comparar los resultados de un país con otro, proveen de información sobre diferentes variables relevantes para explicar el desempeño de los alumnos, la aplicación de técnicas como el modelado de ecuaciones estructurales permite conocer las complicadas relaciones entre estas variables y así poder trazar un camino para el desarrollo de intervenciones específicas basadas en evidencia para mejorar el desempeño de los estudiantes.

La liberación de estas bases de datos para su uso son una invitación para que los investigadores concentremos esfuerzos en la comprensión del fenómeno educativo partiendo de indicadores que permiten una comparación a lo largo del tiempo o entre distintas muestras. Sumarse a dicha invitación es una forma de contribuir en el proceso de comprensión del fenómeno y se complementa con los estudios que se realizan con instrumentos y muestras específicas. La comprensión cabal de este fenómeno es necesaria para que las estrategias de intervención aumenten su eficiencia.

Referencias

- Acock, A. (2013). *Discovering Structural Equation Modeling Using Stata* (Revised Ed). Stata Press.
- Amadu, A., & Alhaji, D. (2018). Study Habits and Academic Performance among Students of Umar Suleiman College of Education, Gashua, Yobe State, Nigeria. *The International Journal of Humanities & Social Studies*, 3(1), 187–195. <https://doi.org/10.24940/theijhss/2020/v8/i10/hs2010-054>
- Cámara de diputados del H Congreso de la Unión. (2014). Reglamento de la Ley General de Salud en Materia de Investigaciones para la Salud. Ley General de Salud, DOF 02-04-, 1–31.
- Carter, R. L. (2006). Solutions for Missing Data in Structural Equation Modeling. *Research and Practice in Assessment*, 1, 4–7.
- Cerna, M. A., & Pavliushchenko, K. (2015). Influence of Study Habits on Academic Performance of International College Students in Shanghai. *Higher Education Studies*, 5(4), 42–55. <https://doi.org/10.5539/hes.v5n4p42>
- Grasso, P. (2020). Rendimiento académico: un recorrido conceptual que aproxima a una definición unificada para el ámbito superior. *Revista de Educación*, 11(20), 87–102.
- Hancock, G. R., Stapleton, L. M., & Mueller, R. O. (2019). *The Reviewer's Guide to Quantitative Methods in the Social Sciences* (G. R. Hancock, L. M. Stapleton, & R. O. Mueller, Eds.; Second Ed.). Routledge.
- Kosar, G., Akbana, Y. E., & Yakar, L. (2022). Development and Validation of a Reading Self-Efficacy Scale. *International Journal of Assessment Tools in Education*, 9(1), 203–219. <https://doi.org/10.21449/ijate.894688>
- Lloret-Segura, S., Ferreres-Traver, A., Hernández-Baeza, A., & Tomás-Marco, I. (2014). El análisis factorial exploratorio de los ítems: una guía práctica, revisada y actualizada. *Introducción Determinación de la adecuación del Análisis*. *Anales De Psicología*, 30(3), 1151–1169.
- Makhdoom, A., Agarwal, A., Alhazimi, A., Alshammari, M., Alanzy, A., & Elmorsy, E. (2023). Evaluation of Study Habits among the High Achieving Undergraduate Medical Students at Northern Border University, Saudi Arabia. *International Journal of Medicine in Developing Countries*, 7(March), 1–6. <https://doi.org/10.24911/IJMDC.51-1678125776>
- Nauwelaerts, E., Doumen, S., & Verhaert, G. (2023). Guiding Students' Transition to University: Which Student Factors to Include? *International Journal of Higher Education*, 12(2), 86–100. <https://doi.org/10.5430/ijhe.v12n2p86>
- OECD. (2018). Data – PISA. <https://www.oecd.org/pisa/data/>
- Organization for Economic Co-operation and Development (OECD). (2009). PISA Data Analysis Manual: SPSS, Second Edition. En PISA (2nd ed.). OECD Publishing. <https://doi.org/10.1787/9789264056275-en>
- Organization for Economic Co-operation and Development (OECD). (2019a). PISA 2018 Assessment and Analytical Framework. En OECD Publishing. OECD.
- Organization for Economic Co-operation and Development (OECD). (2019b). PISA 2018 Released Field Trial and Main Survey New Reading Items. October, 8–67.
- Organization for Economic Co-operation and Development (OECD). (2019c). Where all students can succeed. En PISA 2018 Results (Vol. 2).
- Ortiz, M. S., & Fernández-Pera, M. (2018). Modelo de ecuaciones estructurales: una guía para ciencias médicas y ciencias de la salud TT – Structural equation modeling: a guide for medical and health sciences. *Ter. psicol*, 36(1), 51–57.
- Palos, R., Magurean, S., & Petrovici, M. C. (2019). Self-regulated learning and academic performance – the mediating role of students' achievement goals. *Revista de Cercetare si Interventie Sociala*, 67, 234–249. <https://doi.org/10.33788/rcis.67.15>
- Peura, P., Aro, T., Räikkönen, E., Viholainen, H., Koponen, T., Usher, E. L., & Aro, M. (2021). Trajectories of change in reading self-efficacy: A longitudinal analysis of self-efficacy and its sources. *Contemporary Educational Psychology*, 64. <https://doi.org/10.1016/j.cedpsych.2021.101947>
- Ramos, L., & Hayward, S. L. (2018). An Examination of College Students' Problem-Solving Self-Efficacy, Academic Self-Efficacy, Motivation, Test Performance, and Expected Grade in Introductory-Level Economics Courses. *Decision Sciences Journal of Innovative Education*, 00(0), 1–24. <https://doi.org/10.1111/dsji.12161>
- Richardson, M., Abraham, C., & Bond, R. (2012). Psychological correlates of university students' academic performance: A systematic review and meta-analysis. *Psychological Bulletin*, 138(2), 353–387. <https://doi.org/10.1037/a0026838>
- Rojas-Avila, J., & Reynaldos-Grandón, K. L. (2023). Exchange of secondary data in research with human beings: Ethical aspects. *Salud, Ciencia y Tecnologia*, 3. <https://doi.org/10.56294/saludcyt2023432>
- Salinas, D., De Moraes, C., & Schwabe, M. (2018). Programa Para La Evaluación Internacional De Alumnos (Pisa) Pisa 2018 – Resultados – Nota País México. *Ocde*, I–III, 1–12.
- Schneider, M., & Preckel, F. (2017). Variables associated with achievement in higher education: A systematic review of meta-analyses. *Psychological Bulletin*, 1–36. <https://doi.org/10.1037/bul0000098>
- Soper, D. S. (2023). A-priori Sample Size Calculator for Structural Equation Models [Software]. <https://www.danielsoper.com/statcalc/calculator.aspx?id=89>
- Talsma, K., Schüz, B., Schwarzer, R., & Norris, K. (2018). I believe, therefore I achieve (and vice versa): A meta-analytic cross-lagged panel analysis of self-efficacy and academic performance. *Learning and Individual Differences*, 61, 136–150. <https://doi.org/10.1016/j.lindif.2017.11.015>
- Tejedor, F. (2003). Poder explicativo de algunos determinantes del rendimiento en los estudios universitarios. *Revista española de pedagogía*, 61(224), 5–32.
- Vargas, T., & Mora-Esquivel, R. (2017). Tamaño de la muestra en modelos de ecuaciones estructurales con constructos latentes: Un método práctico. *Actualidades Investigativas en Educación*, 17(1). <https://doi.org/10.15517/aie.v17i1.27294>