# ANÁLISIS CORRELACIONAL DEL RAZONAMIENTO LÓGICO ABSTRACTO Y DEDUCTIVO CON EL RENDIMIENTO ACADÉMICO EN GENERAL Y EN EL ÁREA MATEMÁTICA

# CORRELATIONAL ANALYSIS OF ABSTRACT AND DEDUTIVE LOGICAL REASONING WITH ACADEMIC PERFORMANCE IN GENERAL AND IN THE MATHEMATICAL AREA

Eliel Vázquez Espinosa

Universidad de Montemorelos, México
1181054@um.edu.mx
https://orcid.org/0009-0007-0639-3510

Tomás Felipe Cahuich Cahuich *Universidad de Montemorelos, México*tomca@um.edu.mx \*

https://orcid.org/0000-0002-3016-1433

\* e-mail para correspondencia

#### RESUMEN

En la enseñanza de las matemáticas influyen diferentes variables y se espera que después de completar los ciclos de formación en matemáticas los alumnos tengan diferentes habilidades útiles para la vida diaria. Si comprendemos tanto lo que influye en la enseñanza como lo que se consigue verdaderamente con ella podremos mejorar las clases de matemáticas. Basado en otros instrumentos, se diseñó uno que intenta medir el razonamiento lógico con base en la habilidad deductiva y la capacidad de abstracción. El estudio se realizó con una muestra correspondiente a licenciaturas con enfoque en la enseñanza, en una escuela privada del norte de México, con una edad promedio de 21 años. Se encontró que el razonamiento lógico no tiene correlación con el rendimiento académico general ( $\rho$  = .262,  $\rho$  = .061) pero sí con el rendimiento académico matemático ( $\rho$  = .303,  $\rho$  = .041). Esta última correlación lineal resultó positiva y nos indica que al aumentar el razonamiento lógico aumenta el rendimiento académico en matemáticas y, al disminuir una de ellas, la otra también.

Palabras clave: razonamiento lógico, resolución de problemas, aprovechamiento escolar, rendimiento en matemática

#### ABSTRACT

The teaching of mathematics is influenced by different variables and it is expected that after completing the cycles of mathematics education, students will have different skills useful for daily life. By understanding both what influences teaching and what is actually achieved by teaching, we can improve mathematics classes. Based on other instruments, one was designed that attempts to measure logical reasoning based on deductive ability and abstraction capacity. The study was carried out with a sample corresponding to undergraduate students with a focus on teaching, in a private school in northern Mexico, with an average age of 21 years. It was found that logical reasoning has no correlation with general academic performance ( $\rho = .262$ , p = .061) but does correlate with mathematical academic performance ( $\rho = .303$ , p = .041). This last linear correlation was positive and indicates to us that as logical reasoning increases, academic performance in mathematics increases, and as one of them decreases, so does the other.

*Keywords:* logical reasoning, problem solving, school achievement, mathematics performance

#### Introducción

La educación siempre está cambiando a lo largo del tiempo. Se pasa de una teoría a otra, cambiamos de estrategias didácticas y, evidentemente, los contenidos cambian. Pero todavía se conoce poco sobre lo que influye en el correcto aprendizaje de lo que queremos enseñar. La enseñanza de las matemáticas es un caso en el que influyen diferentes variables, desde las emociones (Bausela Herreras, 2018), el nivel académico de los padres (Murillo y Hernández-Castilla, 2020), los planes de estudio y otras que se han estudiado antes (Rodríguez-Muñiz y Díaz, 2015). También, las cualidades que se busca adquirir con el estudio de las matemáticas en los niveles básico, medio y medio superior comprenden diferentes ramas cognitivas que podemos estudiar y tratar de comprender para mejorar las clases de matemáticas en México y en todo el mundo.

# Marco conceptual

Para poder entender el razonamiento lógico es necesario comprender el razo-

namiento y la lógica. Lo que se conoce como lógica formal tiene que ver con la comprobación de resultados siguiendo reglas definidas, generalmente axiomas de las matemáticas y normalmente aplicando procesos deductivos (Bronkhorst et al., 2020). De la lógica también se puede decir que no está formalmente definida, pues muchas veces el término se aplica indistintamente a las ciencias, pero, como lo menciona Bochenski (1996), siempre se ha tratado de buscar soluciones a problemas específicos. En cuanto al razonamiento, se dice que incluye procesos cognitivos dirigidos a la solución de problemas y que es lo que nos permite construir sobre el conocimiento existente (Teig y Scherer, 2016). A su vez, puede estudiarse desde el razonamiento formal y el razonamiento informal, cuya principal diferencia es que el razonamiento formal está caracterizado por el seguimiento de reglas lógicas y matemáticas sobre premisas verídicas, mientras que el razonamiento informal realiza inferencias sobre premisas inciertas (Teig y Scherer, 2016).

Halpern (2013) utiliza el término pensamiento crítico (critical thinking). Muchas de sus definiciones incluven el razonamiento y la lógica. Concibe el pensamiento crítico como el tipo de pensamiento que "utiliza habilidades cognitivas que incrementen la probabilidad de un resultado describe [...] el pensamiento involucrado en la resolución de problemas, formulación de inferencias, cálculo de probabilidades y toma de decisiones" (p. 8). Además, d'Angelo (1971, citado en Halpern, 2013) sostiene que el pensamiento crítico evalúa en términos de premisas ya aceptadas lo que "parece involucrar actitud más conocimiento de los hechos además de algunas habilidades del pensamiento" (p. 8). De la misma manera que con la lógica, podemos encontrar los términos razonamiento formal y razonamiento informal, que se distinguen por el uso de procedimientos de la lógica formal. Bronkhorst et al. (2020) mencionan que para definir el razonamiento lógico se deben tomar en cuenta los contextos en que se utilizan ambos tipos de razonamiento, pues no se utilizan los dos en las mismas situaciones. Llegan a la conclusión de que el razonamiento lógico es "seleccionar e interpretar información de un contexto dado, hacer conexiones y verificar y sacar conclusiones basadas en la información provista e interpretada y las reglas y los procesos asociados" (p. 1676). De una manera diferente, Celik (2017) concibe al razonamiento lógico como encontrar la solución más sencilla a un problema en que se piensa.

Para la presente investigación se ha comprendido el razonamiento lógico como el uso de las habilidades cognitivas para seleccionar e interpretar información y, a partir de ella, realizar juicios, verificar reglas y trazar planes para la consecución de un resultado deseado o la resolución de un problema. El razonamiento lógico en sí mismo es una habilidad metacognitiva que hace uso de técnicas como la abstracción (Sezen y Bülbül, 2011), la diferenciación, la explicación, la inducción, la deducción y la simbolización (Liu et al., 2015).

Se ha comprendido el rendimiento académico como "la consecución de las habilidades, competencias y contenidos que se establecen en cada etapa educativa" (Cid-Sillero et al., 2020, p. 61). Así, Rodríguez-Muñiz y Díaz (2015) recomiendan mejorar el "rendimiento académico relacionado con la competencia matemática" (p. 70), que Mayorga Fernández et al. (2015) señalan como esencial para el rendimiento académico en matemáticas. Tiene que ver, como mencionan ellos mismos, con utilizar los conocimientos y habilidades como las sumas, restas, multiplicaciones y divisiones en situaciones cotidianas, ya sea mentalmente o en el papel. Entonces, nuestra concepción del rendimiento académico matemático es que este se refiere a la consecución y utilización de los conocimientos propios del área de las matemáticas que deben adquirirse en cada etapa.

Para Fortescue (2017), la abstracción —una de las habilidades cognitivas presentes en el pensamiento crítico y el razonamiento lógico— descansa en el reconocimiento de patrones y la búsqueda de analogías. Concibe la memoria como una mezcla de patrones aprendidos, físicos —como los movimientos corporales—, actitudinales o de consecuencias después de cierta acción. Es normal que muchas veces se quiera resolver problemas simplificándolos y dando respuestas imprecisas, una técnica conocida como heurística (Kahneman, 2014), pues cuando se enfrenta una situación problemática

existe la tendencia a utilizar una mayor o menor capacidad cognitiva dependiendo de la dificultad y premura del problema. Para definir la potencia cerebral que utilizaremos, nuestra mente lleva a cabo algunos procesos, entre ellos la búsqueda de patrones, como también comenta Kahneman, proceso para el que somos buenos, aunque estos patrones no existan realmente. La búsqueda de patrones y su relación con el razonamiento lógico y con la resolución de problemas es parte importante de lo que investigamos en esta ocasión.

Para resolver problemas (léase al utilizar el razonamiento lógico), se emplean diferentes pasos, dependiendo de lo que se desee lograr, y dentro de cada parte del proceso se puede volver necesario "bosquejar la información clave de un ítem, traducir la información a una forma comprensible, considerar soluciones alternativas y revisar los pasos para la solución" (Abdullah et al., 2017, p. 315). Estos elementos también se encuentran en lo que hemos llamado habilidades cognitivas, entre las cuales se halla el razonamiento deductivo (deducción), que es el tipo de razonamiento que se utiliza cuando, al observar ciertas premisas, podemos realizar inferencias también verdaderas (Schechter, 2013). Para esta habilidad cognitiva, la deducción, Allwein y Barwise (1996) sugieren la elaboración de diagramas (ya sea de Venn o dibujos realizados específicamente para el problema), con el propósito de reconocer la capacidad de deducción. Sin embargo, según Samkoff et al. (2012), las inferencias obtenidas a partir de la información de un diagrama tienen que surgir como producto de un correcto razonamiento lógico y no de la apariencia del diagrama, lo cual es un error común, por ejemplo, en algunos problemas de geometría plana.

Toomela et al. (2020) relacionaron el grado de estudios de las personas con su capacidad para reconocer patrones, competencia que luego se relacionó con una actividad cognitiva más eficiente. Observaron que los del grupo con mayores estudios (y, por ende, con mayor eficiencia cognitiva y capacidad de reconocimiento de patrones) se desempeñan mejor al resolver algunas pruebas, lo que ofrece una pista de que el abstraccionismo y los patrones pueden predecir la capacidad para resolver problemas. Por su parte, Ren et al. (2020) observaron que el pensamiento crítico predice el rendimiento académico en niños v adultos (universitarios) de China, al medir las habilidades que lo conforman y compararlo con las calificaciones del examen de fin de curso de cuarto grado para lengua china y matemáticas y con la subescala académica de la escala del desarrollo y aprendizaje del alumno. Esto refuerza la idea introducida por Prayekti et al. (2020), quienes sostienen que la observación de patrones es importante para que los estudiantes de educación primaria puedan resolver problemas matemáticos y tengan buenos resultados en esa materia.

Para medir el razonamiento lógico o las habilidades cognitivas existen diferentes instrumentos con distintos enfoques para las diversas poblaciones. Ren et al. (2020) utilizaron diferentes instrumentos que medían la memoria, los razonamientos inductivo y deductivo, la credibilidad, el juicio de observaciones y el supuesto de identificación en niños de cuarto a sexto grado de educación primaria, mientras que Carvalho et al. (2020), con el objetivo de comprobar el efecto de Flynn, que designa un aumento del coeficiente intelectual promedio con el paso del tiempo (cf. Clark et al.,

2016), aplicaron una versión del test de Raven para niños, conocido como matrices progresivas coloreadas de Raven, el cual es una prueba basada en la búsqueda e identificación de patrones utilizada para medir la inteligencia fluida (Bilker et al., 2012). En cuanto a las características de nuestra población se encuentran instrumentos como la Prueba de Raven, que se asocia con la habilidad cognitiva general y el coeficiente intelectual, pero que mide diferentes habilidades cognitivas de las que se mencionan anteriormente. De una manera similar, la Prueba de Admisión para Estudios de Posgrado (PAEP) y el Examen Nacional de Ingreso a la Educación Superior del Ceneval (EXANI-II) pretenden evaluar habilidades y competencias como la comprensión lectora, el razonamiento cuantitativo y otras habilidades cognitivas.

## Metodología

La investigación fue de tipo cuantitativo, de alcances descriptivo, correlacional y transversal (Hernández Sampieri et al., 2014).

## **Objetivos**

El estudio tuvo por objetivos (a) conocer el nivel de razonamiento lógico (RL) de los alumnos participantes, (b) evaluar el rendimiento académico general (RAG) de la población estudiada, (c) evaluar el rendimiento general en el área de matemáticas (RAM), (d) analizar la relación entre el RL y el RAG y (e) analizar la relación entre el RL y el RAM.

De acuerdo con estos objetivos, se tuvo como propósito conocer el nivel de correlación lineal entre el RL y el RAG y entre el RL y el RAM.

Como en todo estudio, hubo limitaciones. En este caso, se tuvo que aceptar la realidad de que la situación pandémica fue un impedimento para acceder a una población y muestra más grandes. Adicionalmente, las pruebas diseñadas para evaluar el RL son costosas, con instrumentos estandarizados muy largos y pensados para otros objetivos y deben ser aplicados por un especialista. Por lo tanto, para medir esta competencia, se diseñó una prueba por parte de los investigadores.

## Población y muestra

La población objetivo estuvo conformada por estudiantes del pregrado de la Facultad de Educación de una universidad privada del noreste de México, que comprende siete carreras: Licenciatura en Educación Preescolar (LEPRES), Licenciatura en Educación Primaria (LEPRI), Licenciatura en Enseñanza de las Ciencias Sociales (LECS), Licenciatura en Enseñanza de las Matemáticas (LEMA). Licenciatura en Enseñanza de las Ciencias Naturales (LECN), Licenciatura en Enseñanza del Inglés (LEIN) v Licenciatura en Enseñanza del Lenguaje y la Comunicación (LELC). La muestra no fue probabilística sino accidental (Hernández Sampieri et al., 2014) y los instrumentos se administraron en una asamblea de la facultad, una vez explicado el objetivo de la prueba y las definiciones de las variables. Fueron incluidos quienes, habiendo firmado el consentimiento, aceptaron participar en el estudio. La muestra final fue de 53 estudiantes, 41 mujeres (77.4%) y 12 hombres (22.6%), con edades de 17 a 30 años. El tercer grado tuvo una mayor representatividad, con 21 estudiantes (40.4%) y el cuarto grado tuvo una representatividad de 5 (9.6%). En la muestra final hubo representación de todos los grados y carreras.

#### Variables del estudio

Las variables principales de estudio para esta investigación fueron el rendimiento académico general (RAG), el rendimiento académico en matemáticas (RAM) y el razonamiento lógico (RL). Además de ellas, se hicieron preguntas sociodemográficas para conocer detalles adicionales de la muestra.

Rendimiento académico general. Se definió el rendimiento académico general (RAG) como la consecución de las habilidades, competencias y contenidos que se establecen en cada etapa educativa. Aunque con otros objetivos, para medir esta variable, Rojas-Bolivar et al. (2021) utilizaron un promedio ponderado en una escala de 0 a 20, mientras Simões et al. (2022) utilizaron los promedios escolares de los alumnos de materias (competencias) específicas (lectura y matemáticas) y un promedio global. De manera similar, Cid-Sillero et al. (2020) separaron las materias en dos grupos, obtuvieron las calificaciones de cada alumno y las promediaron para tener esta variable. En el estudio aquí reportado se tomó en cuenta la calificación promedio ponderada de cada estudiante, utilizando las materias cursadas hasta el momento

Esta calificación está en una escala de 0 a 10, donde la calificación mínima aprobatoria dentro del reglamento de la institución es de 7.0. Las materias que el estudiante cursa en las diferentes carreras de la FACED son institucionales, pedagógicas y de especialización. Esta variable es de nivel métrico.

Rendimiento académico matemático. También se mencionó que el rendimiento académico matemático (RAM) sería el rendimiento académico específico en el área de las matemáticas o, más concretamente, en la consecución y utilización de los conocimientos propios del área de las matemáticas que deben adquirirse en cada etapa. Mayorga Fernández et al. (2015) utilizaron ciertas pruebas para evaluar las competencias básicas que deberían tener los estudiantes de educación primaria v secundaria después de analizar las recomendaciones de la OCDE y considerar que deberían tomarse en cuenta la organización, comprensión e interpretación de la información dada en los problemas para resolverlos. Tomaron en cuenta las calificaciones de dichas pruebas específicas, un proceso parecido al que Mercader et al. (2017) realizaron en educación preescolar y primaria.

En el presente estudio, para medir el RAM, se tomó en cuenta la calificación promedio de las materias donde están involucradas las competencias matemáticas. En la LEPRES, se tomaron las materias de Pensamiento Matemático, Formación de Espacio y Medida y Probabilidad de Información Estadística. En la LEPRI, las materias de Aritmética, Álgebra, Geometría y Probabilidad y Estadística. En la LECN las materias de Estadística y Fundamentos de Matemáticas. En LECS, LEIN y LELC, se tomó en cuenta la materia de Estadística. En la LEMA, se tomaron en cuenta todas las materias de especialización o disciplinares.

La calificación se halla en una escala de 0 a 10, donde la calificación mínima aprobatoria dentro del reglamento de la institución es de 7.0. Esta variable es de tipo métrica.

**Razonamiento lógico**. Para la medición del razonamiento lógico (RL), se diseñó una prueba elaborada en varias etapas para fortalecer su validez y confiabilidad.

En primer lugar, se analizaron la Prueba de Admisión para Estudios de Posgrado (PAEP, ITESM) el Examen Nacional de Ingreso a la Educación Superior (EXANI-II) del CENEVAL (2021), así como la prueba de Matrices Progresivas de Raven (Raven y Raven, 2003).

Las primeras dos son aplicadas en México para la admisión a cursos de estudios superiores y también son consideradas como instrumentos para la medición de ciertas habilidades cognitivas relacionadas con el RL. El EXA-NI-II pretende evaluar, primeramente, las habilidades y competencias básicas -comprensión lectora, redacción y pensamiento matemático— que los estudiantes deberían obtener durante su formación académica previa al nivel superior; también, en cierta sección se evalúan conocimientos específicos de acuerdo con la licenciatura a la que el estudiante quiere entrar y, finalmente, el dominio del idioma inglés (CENEVAL, 2023). Se aplican 90 reactivos para determinar el nivel de las habilidades básicas, 48 de conocimientos disciplinares y 30 para la sección de inglés, dando un total de 168 preguntas más un 10% de reactivos piloto y dos reactivos de control que no son tomados en cuenta para definir la calificación.

De manera similar, la PAEP fue diseñada por el Instituto Tecnológico y de Estudios Superiores de Monterrey con el propósito de "elaborar una prueba que facilite el proceso de admisión y que observe las diferencias individuales entre los candidatos" (ITESM, s.f., p. 1). Las nueve partes en que se divide la prueba evalúan razonamiento verbal, razonamiento cuantitativo, habilidad cognitiva, técnicas de redacción, inglés y dos partes de áreas combinadas. Además, se ha validado y encontrado que esta prueba

predice el promedio durante el posgrado, dados los resultados obtenidos en ella (ITESM, s.f.). Del total de 170 ítems aplicados, alrededor de 60 están íntimamente relacionados con el RL.

En cuanto a la prueba de Raven, ha sido utilizada para medir la habilidad cognitiva general (Raven y Raven, 2003) y el razonamiento abstracto, considerado un estimado no verbal de la inteligencia fluida (Bilker et al., 2012). Estas variables están fuertemente conectadas con lo que se ha comprendido como RL, pero se utilizan como paralelas al coeficiente intelectual. La versión básica de esta prueba (conocida como Standar Progressive Matrices, matrices progresivas estándar) presenta 60 ítems divididos en cinco sets, dentro de los cuales la dificultad de los ítems aumenta, de modo que la dificultad se reinicia de cierta manera al iniciar el siguiente set. Estos ítems consisten en la identificación de cierto patrón o peculiaridad en un diagrama tipo rompecabezas y, después, la selección de una pieza que lo complete.

A partir de las pruebas y de los exámenes estudiados, se diseñó un instrumento propio con 52 ítems que pretende medir el RL a partir de la medida de dos habilidades cognitivas que lo componen: la abstracción y la deducción. La variable abstracción, como ya se mencionó, está relacionada con la búsqueda de diferentes tipos de patrones, mientras que la deducción se tomó en cuenta como la capacidad de realizar inferencias correctas a partir de la información provista mediante diagramas. En este primer instrumento, algunos ítems eran patrones solo con letras y otros solo con números; en cierta sección se combinaron letras y números y, finalmente, se incluyó una sección de patrones dentro de matrices,

tablas en cuyos espacios se podían encontrar patrones. Una vez completado el instrumento, fue enviado para su revisión a los expertos en el área de matemáticas de la FACED, con el objetivo de evaluar la redacción, el orden y la claridad de los ítems, así como su pertinencia y estructura general. Como resultado de este análisis, se decidió agregar ítems sobre la habilidad cognitiva de la deducción, así como la eliminación de la mayoría de los ítems propuestos, terminando con un instrumento de 16 ítems: 12 para la variable abstracción y 4 para la deducción.

Después de varias pruebas piloto aplicadas a 25 estudiantes universitarios, se definió un total de 14 ítems (10 para abstracción y 4 para deducción), así como el orden de cada uno de ellos y el tiempo promedio para la realización de la prueba. Sobre esto último, fueron tomados en cuenta también los tres instrumentos ya mencionados y sus tiempos promedio. En la PAEP hay nueve partes con 20 a 30 ítems cada una. Cada parte tiene asignado un tiempo que oscila entre 20 y 35 minutos (entre 1 y 1:10 minutos por ítem). Para las 185 preguntas del EXANI II se cuenta con un tiempo de 4 horas y media (alrededor de 1:27 minutos por pregunta). La aplicación del Raven dura entre 40 y 60 minutos, por lo que el tiempo por ítem varía entre 40 segundos y un minuto. Después de eliminar valores extremos, los promedios de las pruebas piloto en el presente estudio arrojaron un tiempo de 15 minutos para la aplicación del instrumento, lo que indica 1:04 minutos por pregunta, no tan alejado de la realidad de las otras pruebas. Así, la variable RL fue evaluada en una escala de 0 a 10. donde valores menores representaron menor razonamiento lógico y mayores puntajes, un mayor razonamiento lógico. Es una variable de escala métrica

#### Resultados

Una vez aplicada la prueba de RL se realizaron los análisis descriptivos necesarios para los ítems. Las estadísticas se muestran en la Tabla 1.

**Tabla 1** *Índice de dificultad, desviación estándar e índice de discriminación (rpbis) por ítem* 

	Índice de		
Ítem	dificultad	DE	rpbis
A1	.792	.409	.396
A2	.358	.484	063
A3	.660	.478	.180
A4	.943	.233	.435
A5	.811	.395	.244
A6	.887	.320	.365
A7	.377	.489	.329
A8	.830	.379	.420
A9	.509	.505	.217
A10	.170	.379	.125
D1	.755	.434	.365
D2	.604	.494	.522
D3	.585	.497	.288
D4	.509	.505	.500

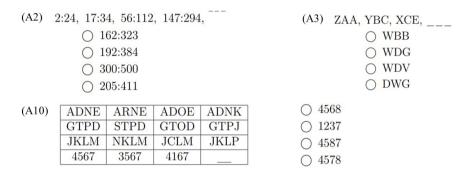
Se calculó el índice de dificultad para cada ítem, para lo cual se estimó la proporción de sujetos en la población que es capaz de contestar correctamente el ítem (Muñiz, 2018). Este índice varía entre un valor de 0 y 1. Si el valor es cercano a 1, significa que el ítem es más fácil, y si es más cercano a 0, el ítem es más difícil. Realizando un listado desde los ítems más fáciles hasta los más difíciles, se puede decir que el ítem más fácil para la muestra encuestada fue A4 (.943) y el más difícil A10 (.170). La variación en las respuestas a los ítems está en un rango de .233 a .505.

Por otro lado, también se calculó el índice de discriminación. Este valor determina lo bien que el ítem discrimina entre una persona que tiene la

competencia de RL de otra persona que no la tiene. En este estudio se midió el índice de discriminación a través de la correlación biserial puntual corregida (Muñiz, 2018), que es la correlación de Pearson, pero aplicada entre una variable cuantitativa continua (RL) y una variable dicotómica (ítem) (Amón, 1984). De acuerdo con Ebel y Frisbie (1991), valores del índice de discri-

minación por debajo de .20 son ítems pobres y deberían ser rechazados, valores entre .20 y .29 son ítems que pueden mejorarse, valores entre .30 y .39 son ítems razonablemente buenos y, por último, valores arriba de .40 son ítems muy buenos. En nuestro análisis, los ítems A2 (-.063), A10 (.125) y A3 (.180) obtuvieron valores menores de .20 (ver Figura 1).

**Figura 1** *Representación gráfica de la linealidad de las variables* 



Los ítems deben presentar variedad en cuanto a los índices de dificultad y deben permanecer los que presenten mejores índices de discriminación, mejor correlación con la escala de RL y con valores de confiabilidad aceptables. En la Figura 2, se muestra un gráfico de dispersión del índice de dificultad con el índice de discriminación, donde se observa que los tres ítems (A3, A10, A2) bajan del 0.2 de discriminación. También vemos que el ítem A4 fue el más "sencillo", mientras que el más difícil es el ítem A7.

Basados en los análisis previos, en el diagrama de dispersión y también en la confiabilidad a través del Alpha de Cronbach y Omega de McDonald, se eliminaron los ítems A2, A3 y A10 de la prueba. Los ítems que quedaron para evaluar el razonamiento lógico de la sección de abstracción fueron A1, A4, A5, A6, A7, A8 y A9, y de la sección de deducción D1, D2, D3 y D4. La confiabilidad de la escala de RL y sus secciones se muestran en la Tabla 2.

Con los ítems seleccionados se calculó el RL, así como cada una de sus secciones de abstracción y deducción.

Un análisis del RL de la muestra permite observar que la sección de abstracción tiene mejor media que la sección de deducción (MA = 7.36, MD = 6.13), pero en la mediana presenta un mayor valor en la sección de deducción (MedA = 7.14, MedD = 7.50). El RL en general tiene una media de 6.91 y una mediana de 7.27. La variabilidad en la escala de

Figura 2
Gráfico de dispersión del índice de dificultad vs índice de discriminación

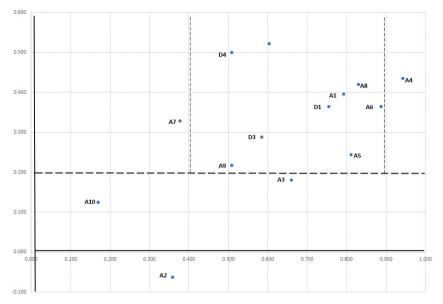


 Tabla 2

 Estadísticas descriptivas de la escala y sus secciones

Dimensión	M	SD	Alfa de Cronbach	Omega de McDonald
Abstracción	.736	.220	.614	.676
Deducción	.613	.352	.705	.720
Razonamiento lógico	.691	.221	.720	.741

deducción es algo mayor (DEA = 2.20, DED = 3.52, DERL = 2.21). Las escalas presentan un coeficiente de asimetría negativo (CAA = -1.09; CAD = -.394; CARL = -.720) y, por lo consiguiente, ninguna de ellas presenta una distribución normal (abstracción: Shapiro Wilk = .886, p < .001; deducción: Shapiro Wilk = .862, p < .001; RL: Shapiro Wilk = .943, p = .014), lo cual significa que un grupo significativo de las personas que participaron del estudio, tienen un buen razonamiento lógico abstracto, deductivo y general, ya que presentaron valores elevados en la escala.

En cuanto al RAG, el grupo presenta una media de 9.28, en la escala de 0 a 10, pero la mediana se encuentra en el 9.35, dando un sesgo de -0.976. No se distribuye de manera normal (Shapiro Wilk = 0.928, p = .004). Al filtrar el total de las calificaciones, y solamente dejando aquellas del área de matemáticas, se encontró para el RAM una media de 8.68, una mediana de 8.9 y también se concluyó que no se distribuye de manera normal (Shapiro Wilk = 0.910, p = .002). Se observó que la muestra presenta un alto nivel de RAG y RAM.

Para determinar el nivel de correlación lineal entre el razonamiento lógico y el rendimiento académico y entre el razonamiento lógico y el rendimiento matemático, se utilizó la prueba ρ de Spearman debido a la falta de normalidad de las variables (ver Tabla 3). Se encontró que no existe correlación entre el RLOG y el RAG ( $\rho$  = .262, p = .061), pero sí entre el RLOG y el RAM ( $\rho$  = .303, p = .041). Esta última correlación es positiva y moderada, lo que significa que, a mayor nivel de RL, hay mayor RAM, y a menor nivel de RL, menor RAM.

**Tabla 3** *Matriz de correlación utilizando la prueba ρ de Spearman para RL, RAG y RAM* 

Variable	RLOG	RLAB	RLDE	RAG
RLAB	.803***			
RLDE	.831***	.361**		
RAG	.262	.230	.220	
RAM	.303*	.487***	.037	.769***

<sup>\*</sup>p < .05. \*\*p < .01. \*\*\*p < .001.

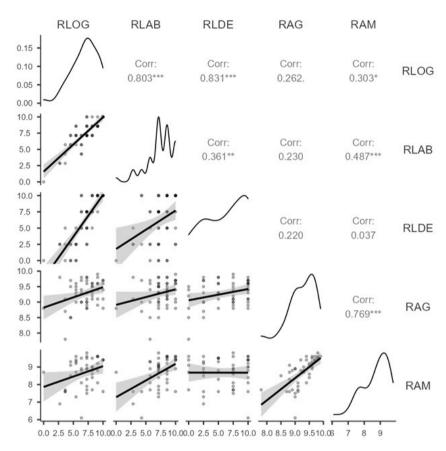
Adicionalmente, se encontró que el racionamiento lógico abstracto (RLAB) tiene una correlación positiva fuerte con el RAM ( $\rho = .487, p < .001$ ), aunque no tiene correlación con el RAG ( $\rho = .230$ , p = .101), de modo que a mayor nivel de razonamiento lógico abstracto existe un mayor rendimiento en matemáticas. Es interesante notar que el razonamiento lógico deductivo (RLDE) no se correlacionó con el RAG, ni con el RAM. La Figura 3 presenta los valores y las gráficas de correlación entre cada variable. No se tomó en cuenta la correlación entre RAG y RAM, puesto que esta última es tomada de la primera. Pero las correlaciones entre RLOG y el RLAB  $(\rho = .803, p < .001)$  y entre el RLOG y el RLDE ( $\rho = .831, p < .001$ ) son fuertes, además de la relación entre ambas dimensiones ( $\rho = .361$ , p = .008), lo que parece indicar que ambas dimensiones del RL están relacionadas y constituyen una base para medir realmente el RL.

#### Discusión

Pocas investigaciones han tratado de evaluar habilidades cognitivas en una población como la nuestra. Escamilla Pérez y Heredia Escorza (2021) aplicaron a estudiantes de una escuela normal de México una versión de la Prueba de Virginia Shipman, conocida como prueba de destrezas del pensamiento, a la que ellos llaman test de Habilidades del Pensamiento, además de tomar en cuenta sus calificaciones de ingreso y las acumuladas, aunque con propósitos diferentes. En los resultados se ha mostrado que la población del estudio aquí reportado tiene un RAG promedio de 9.28, que es un poco más alta que la media de 9.12 que ellos encontraron. También en México, Tánori Quintana et al. (2021) evaluaron cómo diferentes "capitales" impactaron sobre el rendimiento académico de estudiantes de primero v cuarto semestres en una escuela normal al norte del país. Para esta población, se obtuvieron promedios académicos de 88.49 v 90.66, que tampoco están alejados de nuestra muestra.

La prueba usada por Escamilla Pérez y Heredia Escorza evalúa 20 habilidades de pensamiento que se clasifican según seis estilos de pensamiento, incluyendo

**Figura 3** *Matriz de correlaciones entre las variables* 



el razonamiento deductivo. En esta sección su población obtuvo un puntaje de 66% (6.6 en escala de 10), un poco más alta que la media de nuestra población (M=6.13). En sus resultados generales (sin clasificar por estilo), la mayoría de sus sujetos se encuentran en los niveles suficiente y bueno entre el 60% y el 80% de calificación, comparable con la media de 6.91 que se presenta en este estudio para el RL.

Los resultados de este estudio indican que el RL está relacionado con el rendimiento académico en el área de las matemáticas, no tanto con el rendimiento académico general. Esto está de acuerdo con los trabajos de Toomela et al. (2020), quienes argumentaron que un mayor grado de educación está asociado con una mayor capacidad de activación cognitiva, y con los resultados de Prayekti y et al. (2020), que mostraron que la habilidad para identificar patrones (y la forma en que se hace) tiene relación con las habilidades matemáticas. Por su parte, Ren et al. (2020) hablan del pensamiento crítico (paralelo pero no igual al razonamiento lógico)

como predictor del desempeño escolar, tanto en alumnos de educación básica como en estudiantes universitarios.

Los resultados de esta investigación mostraron también que la dimensión abstracta del razonamiento lógico está relacionada con la dimensión deductiva, en consonancia con las ideas originales de Sezen y Bülbül (2011) y Liu et al. (2015), respecto de cuáles son las habilidades cognitivas que conforman el razonamiento lógico, entre las que se encuentran tanto la capacidad de abstracción como la habilidad deductiva.

Es necesario refinar los resultados obtenidos con el instrumento creado para esta investigación, para hacer un análisis mejor de las relaciones entre RL, RLAB, RLDE, RAG y RAM. Además, se pueden comparar los resultados de este instrumento con los obtenidos mediante otras pruebas como la PAEP, CENEVAL y Raven, entre otros con objetivos diferentes al del instrumento utilizado aquí.

Al investigar las diferentes habilidades cognitivas relacionadas con el aprendizaje de las matemáticas, se podrá comprender mejor cómo apoyar a los alumnos que presenten rezago, así como entender las dificultades de aprendizaje de las matemáticas (MLD, por sus siglas en inglés, Lewis y Fisher, 2016) permitirá crear mejor material para alumnos que presenten estas MLD, o discalculia.

Antes de realizar esta investigación se tuvo en mente la necesidad de mejorar las clases de matemáticas, de modo que todos los estudiantes se puedan beneficiar de las habilidades que se adquieren de su estudio, más que de los conocimientos técnicos que desaparecen con el tiempo. Como mencionan Cresswell y Speelman (2020), generalmente las matemáticas son promocionadas como un estudio que potenciará las habilidades cognitivas y, por tanto, el razonamiento lógico, aunque es necesario que las escuelas y universidades mejoren los planes de estudio para que realmente se alcancen estos objetivos.

Otra estrategia para mejorar las clases de matemáticas es incluir mejoras en el desarrollo del razonamiento lógico antes de la introducción a algunos temas específicos, pues el pensamiento matemático, como hemos desarrollado, está relacionado con el razonamiento lógico y, al menos, con dos de las habilidades cognitivas que lo conforman. Como mencionaba Kahneman (2014), la experiencia permite que definamos qué conocimientos y habilidades debemos utilizar, dependiendo del problema que se nos presente, y, si antes se presta mayor cuidado en el razonamiento, se tendrán más herramientas al aplicar problemas estrictamente matemáticos.

Se espera que el desarrollo, tanto del razonamiento lógico como del razonamiento matemático, sea de provecho para los estudiantes, y que los docentes e investigadores puedan beneficiarse del entendimiento de la relación entre estos para que los contenidos sean mejor impartidos.

#### Referencias

Abdullah, A. H., Rahman, S. N. S. A. y Hamzah, M. H. (2017). Metacognitive skills of Malaysian students in non-routine mathematical problem solving. *Bolema: Boletim de Educação Matemática*, 31(57), 310–322. https://doi.org/10.1590/1980-4415v31n57a15

Allwein, G. y Barwise, J. (Eds.). (1996). Logical reasoning with diagrams. Oxford University Press. Amón, J. (1984). Estadística para psicólogos. Pirámide.

- Bausela Herreras, E. (2018). Pisa 2012: Ansiedad y bajo rendimiento en competencia matemática. *Revista Iberoamericana de Diagnóstico y Evaluación e Avaliação Psicológica, 46*(1), 161–173. https://doi.org/10.21865/RIDEP46.1.12
- Bilker, W. B., Hansen, J. A., Brensinger, C. M., Richard, J., Gur, R. E. y Gur, R. C. (2012). Development of abreviated nine-item forms of the Raven's Standard Progressive Matrices Test. *Assessment*, 19(3), 354–369. https://doi.org/10.1177/1073191112446655
- Bochenski, J. M. (1996). Historia de la lógica formal. Gredos.
- Bronkhorst, H., Roorda, G., Suhre, C. y Goedhart, M. (2020). Logical reasoning in formal and everyday reasoning tasks. *International Journal of Science and Mathematics Education*, 18(8), 1673–1694. https://doi.org/10.1007/s10763-019-10039-8
- Carvalho, I. P., Costa, A., Silva, S., Moreira, B., Almeida, A., Moreira-Rosário, A., Guerra, A., Peixoto, B., Delerve-Matos, C., Sintra, D., Pestama, D., Pinto, E., de Castro Mendes, F., Martins, I., Costa Leite, J., Caldas, J. C., Fontoura, M., Maia, M.L., Queirús, P., . . . Calhau, C. (2020). Children's performance on Raven's Coloured Progressive Matrices in Portugal: The Flynn effect. *Intelligence*, 82, 101485. https://doi.org/10.1016/j.intell.2020.101485
- Çelik, M. (2017). Examination of children decision making using clues during the logical reasoning process. Educational Research and Reviews, 12(16), 783–788. https://doi.org/10.5897/ERR2017.3297
  CENEVAL. (2021). Examen Nacional de Ingreso a la Educación Superior (EXANI II). https://ceneval.edu.mx/examenes-ingreso-exani ii/
- CENEVAL. (2023). *Guía para el sustentante (EXANĪ II)*. https://online.flippingbook.com/view/278435445/Cid-Sillero, S., Pascual-Sagastizabal, E. y Martinez-de Morentin, J.-I. (2020). Influencia de la autoestima y la atención en el rendimiento académico del alumnado de la ESO y FPB. *Revista de Psicodidáctica*, 25(1), 59–67. https://doi.org/10.1016/j.psicod.2019.06.001
- Clark, C. M., Lawlor-Savage, L. y Goghari, V. M. (2016). The Flynn effect: A quantitative commentary on modernity and human intelligence. *Measurement: Interdisciplinary Research and Perspectives*, 14(2), 3-53. https://doi.org/10.1080/15366367.2016.1156910
- Cresswell, C. y Speelman, C. P. (2020). Does mathematics training lead to better logical thinking and reasoning? A cross-sectional assessment from students to professors. *PLoS ONE*, *15*(7), 1–21. https://doi.org/10.1371/journal.pone.0236153
- Ebel, R. y Frisbie, D. (1991). Essentials of educational measurement. Prentice Hall.
- Escamilla Pérez, M. A. y Heredia Escorza, Y. (2021). Autodirección, habilidades de pensamiento y rendimiento académico en estudiantes normalistas. *Diálogos Sobre Educación, 19*(10). https://doi.org/10.32870/dse.v0i19.492
- Fortescue, M. (2017). The abstraction engine: Extracting patterns in language, mind and brain. John Benjamins. https://doi.org/10.1075/aicr.94
- Halpern, D. F. (2013). Thought and knowledge (5a ed.). Psychology Press.
- Hernández Sampieri, R., Fernández Collado, C. y Baptista Lucio, P. (2014). Metodología de la investigación (6ª ed.). McGraw-Hill.
- ITESM. (s.f.). Desarrollo de la PAEP. https://ciatej.mx/transparencia/PAEP.pdf
- Kahneman, D. (2014). Pensar rápido, pensar despacio (2ª ed.). Debolsillo México.
- Lewis, K. E. y Fisher, M. B. (2016). Taking stock of 40 years of research on mathematical learning disability: Methodological issues and future directions. *Journal for Research in Mathematics Education*, 47(4), 338–371. https://doi.org/10.5951/jresematheduc.47.4.0338
- Liu, H., Ludu, M. y Holton, D. (2015). Can K-12 math teachers train students to make valid logical reasoning? En X. Ge, D. Infenthaler y M. Spector (Eds.), Emerging technologies for steam education (pp. 331–353). Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-319-02573-5\_18
- Mayorga Fernández, M. J., Gallardo Gil, M. y Jimeno Pérez, M. (2015). Evaluación diagnóstica en Andalucía: una investigación del área «competencia matemática». *Aula Abierta, 43*(1), 47–53. https://doi.org/10.1016/j.aula.2014.07.001
- Mercader, J., Presentación, M.-J., Siegenthaler, R., Molinero, V. y Miranda, A. (2017). Motivación y rendimiento académico en matemáticas: un estudio longitudinal en las primeras etapas educativas. *Revista de Psicodidáctica*, 22(2), 157–163. https://doi.org/10.1016/j.psicod.2017.05.007
- Murillo, F. J. y Hernández-Castilla, R. (2020). ¿La implicación de las familias influye en el rendimiento? Un estudio en educación primaria en América Latina. *Revista de Psicodidáctica*, 25(1), 13–22. https://doi.org/10.1016/j.psicod.2019.10.002
- Muñiz, J. (2018). Introducción a la Psicometría. Pirámide.

- Prayekti, N., Nusantara, T., Sudirmans y Susanto, H. (2020). Eighth-grade student's mental models in solving a number pattern problem. *Journal for the Education for Gifted Young Scientists*, 8(2), 973–989. https://doi.org/10.17478/jegys.708044
- Raven, J. y Raven, J. (2003). Raven Progressive Matrices. En R. S. McCallum (Ed.), *Handbook of nonverbal assessment* (pp. 223–237). Springer. https://doi.org/10.1007/978-1-4615-0153-4\_11
- Ren, X., Tong. Y., Peng, P. y Wang, T. (2020). Critical thinking predicts academic performance beyond general cognitive ability: Evidence from adults and children. *Intelligence*, 82, 101487. https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.intell.2020.101487
- Rodríguez-Muñiz, L. J. y Díaz, P. (2015). Estrategias de las universidades españolas para mejorar el rendimiento en matemáticas del alumnado de nuevo ingreso. *Aula Abierta*, 43(2), 69–76. https://doi.org/10.1016/j.aula.2015.01.002
- Rojas-Bolivar, D., Bardalez-Garcia, B., Bravo-Vasquez, M. L., Arroyo-Ramirez, F. A. y Yon-Leau, C. (2021). Percepción del ambiente educacional y rendimiento académico en una escuela de medicina de Lima: un estudio longitudinal. *Educación Médica*, 22, 409–413. https://doi.org/10.1016/j.edumed.2020.11.009
- Samkoff, A., Lai, Y. y Weber, K. (2012). On the different ways that mathematicians use diagrams in proof construction. *Research in Mathematics Education*, 14(1), 49–67. https://doi.org/10.1080/14794802.2012.657438
- Schechter, J. (2013). Deductive reasoning. En H. Pashler (Ed.), The encyclopedia of the mind (pp. 226–230). SAGE.
- Sezen, N. y Bülbül, A. (2011). A scale on logical thinking abilities. *Procedia Social and Behavioral Sciences*, 15, 2476–2480. https://doi.org/10.1016/j.sbspro.2011.04.131
- Simões, S., Oliveira, T. y Nunes, C. (2022). Influence of computers in students' academic achievement. Helivon, 8(3), e09004. https://doi.org/10.1016/j.helivon. 2022.e09004
- Tánori Quintana, J., Álvarez Quintero, A., Vera Noriega, J. Á. y Durazo Salas, F. F. (2021). Capital cultural y rendimiento académico de estudiantes normalistas en Sonora, México. *Educación y Educadores*, 24(1), 53–70. https://doi.org/10.5294/educ.2021.24.1.3
- Teig, N. y Scherer, R. (2016). Bringing formal and informal reasoning together—a new era of assessment? *Frontiers in Psychology, 7*. https://doi.org/10.3389/fpsyg.2016.01097
- Toomela, A., Barros Filho, D., Bastos, A. C. S., Chaves, A. M., Ristum, M., Chaves, S. y Salomão, S. J. (2020). Studies in the mentality of literates: 2. Conceptual structure, cognitive inhibition and verbal regulation of behavior. *Integrative Psychological & Behavioral Science*, 54(4), 880–902. https://doi.org/10.1007/s12124-020-09517-4



Recibido: 19 de enero de 2023 Revisado: 6 de marzo de 2023 Aceptado: 12 de abril de 2023