Diagnóstico cognitivo del conocimiento matemático en estudiantes de Ingeniería

Guadalupe Elizabeth Morales Martínez
Instituto de Investigaciones sobre la Universidad y la Educación
Universidad Nacional Autónoma de México
Ricardo Jesús Villarreal Lozano
Janeth Izaguirre Lerma
Facultad de Ingeniería Mecánica y Eléctrica
Universidad Autónoma de Nuevo León
María Guadalupe Santos Alcántara
Facultad de Psicología Universidad Nacional Autónoma de México

Resumen

Este estudio describe la aplicación de la Evaluación Cognitiva Constructiva como una alternativa para medir la estructura y organización del esquema inicial de conocimiento de Matemáticas IV en estudiantes de ingeniería con alto y bajo rendimiento académico. Para ello, los participantes realizaron una tarea de definición basada en la técnica Redes Semánticas Naturales, la cual consistió en definir diez conceptos objetivos relacionados con el esquema evaluado, utilizando como definidores verbos, sustantivos y adjetivos relacionados estrictamente al curso de Matemáticas IV. Posteriormente, ellos calificaron estos definidores con una escala del uno al diez. Entre mayor era la calificación mayor era el grado de relación percibida entre el definidor y el concepto objetivo. Los hallazgos revelaron algunas diferencias cualitativas en el procesamiento de la información matemática entre estudiantes de alto y bajo rendimiento académico. La selección, organización y estructura de los nodos de conocimiento matemático en la memoria de los estudiantes con puntajes más altos parece tener un estándar académico más adecuado que el de los estudiantes con puntajes más bajos. Este tipo de información en el diagnóstico cognitivo del aprendizaje académico de las matemáticas podría permitir seleccionar estrategias didácticas más adecuadas al perfil cognitivo del alumno.

Palabras clave

Evaluación cognitiva, aprendizaje, Matemáticas, estudiantes de Ingeniería, Redes Semánticas Naturales, C3-LEM.

Cognitive diagnosis of mathematical knowledge in engineering students

Abstract

This study describes the application of Constructive Cognitive Assessment as an alternative to measuring the structure and organization of the initial knowledge scheme of Mathematics IV in

Keywords

Cognitive assessment, learning, mathematics, engineering students, natural semantic networks, C3-LEM.

Recibido: 22/05/2021
Aceptado: 08/02/2022

engineering students with high and low academic performance. To do this, the participants performed a definition task based on the Natural Semantic Networks technique, which consisted of defining ten target concepts related to the evaluated scheme, using verbs, nouns, and adjectives as definers strictly related to the Mathematics IV course. They then rated these definers on a scale of one to ten. The higher the rating, the greater the perceived relationship between the definer and the target concept. The findings revealed some qualitative differences in mathematical information processing between students with high and low academic performance. The selection, organization, and structure of mathematical knowledge nodes in the memory of higher-scoring students appear to be of a higher academic standard than that of lower-scoring students. This type of information in the cognitive diagnosis of academic learning of mathematics could allow selecting teaching strategies more appropriate to the student's cognitive profile.

Introducción

Evaluar el aprendizaje en las aulas del siglo XXI es una tarea compleja. El nuevo contexto educativo requiere medir no sólo el conocimiento de lo que los estudiantes han aprendido en su formación académica, sino que requiere también medir sus habilidades de gestión del conocimiento. Las destrezas en la selección, organización, almacenamiento, acomodo y uso de la información, así como la habilidad para generar nuevo conocimiento, son centrales para el desarrollo académico del estudiante actual. Entonces, cada uno de estos aspectos demandan la inclusión y medición de nuevos factores dentro de la evaluación del aprendizaje. A este respecto, Arieli-Attali (2013) señaló que existe una necesidad de crear instrumentos que midan estas nuevas habilidades de aprendizaje (p. ej. la representación, la gestión y la creación de conocimiento) exigidas por una sociedad cuya economía se basa en la gestión de la información.

En respuesta a esta necesidad de generar nuevos medios de evaluación que contemplen la medición de habilidades de gestión del conocimiento y que estén acordes al nuevo contexto educativo, la Piscología Cognitiva en combinación con las nuevas tecnologías ofrece herramientas que permiten explorar la mente y las habilidades cognitivas de los estudiantes para elaborar o apropiarse del conocimiento académico (Morales, Ángeles, *et al.*, 2020). En relación con esto, desde hace varias décadas se han propuesto diversas formas de vincular los avances en la Psicología Cognitiva y las medidas psicométricas para medir el proceso de aprendizaje (p. ej. Kyllonen y Christal, 1988; Embretson, 1999; Mislevy *et al.*, 2003). De forma más reciente, López propuso una forma innovadora de evaluar el aprendizaje a través del uso combinado de técnicas de representación mental, simulaciones computacionales y técnicas de cronometría

mental (véase López *et al*., 2014). Este sistema fue más tarde llamado el Modelo de Evaluación Cognitiva Constructiva Cronométrica del Aprendizaje o C3-LEM, por sus siglas en inglés (The Chronometric Constructive Cognitive Learning Evaluation Model) (Morales y López, 2016; Morales, 2020; Morales *et al*., 2017; Morales *et al*., 2015).

El C3-LEM está basado en la aplicación de los principios y las leyes del procesamiento humano de la información proveniente de la Psicología Cognitiva. Desde esta perspectiva, el estudiante es un creador de estructuras cognitivas de conocimiento, las cuales tienen propiedades de organización, de configuración, de dinámica y temporalidad que pueden ser medidas a través de los medios propuestos en este modelo cognitivo de evaluación del aprendizaje. Por ejemplo, las Redes Semánticas Naturales (RSN) y las simulaciones computacionales permiten observar el nivel de flexibilidad de las estructuras cognitivas de conocimiento. A este respecto se sabe que dichas estructuras pueden ser estables o flexibles, dependiendo del tipo de estructura esquemática y del nivel de consolidación cognitiva que el estudiante alcanzó durante su formación (Morales, Trejo *et al*., 2021). Morales, García *et al*. (2021), utilizando estas técnicas de Evaluación Cognitiva Constructiva, mostraron que los estudiantes que inician el aprendizaje de un tema poseen estructuras de conocimiento preparatorias al curso llamadas pre-esquemas. También señalaron que la flexibilidad de estas estructuras cognitivas para modificarse depende en cierta medida del nivel de desarrollo académico con el que están construidas. Por ejemplo, estudiantes que son principiantes tienden a modificar constantemente sus estructuras con la asimilación de nueva información mientras que los estudiantes más avanzados parecen inclinarse menos hacia este proceso de reconfiguración.

Del mismo modo, el C3-LEM permite evaluar el grado de consolidación cognitiva de un esquema a través del tiempo que los estudiantes tardan en acceder y reconocer a la información del esquema aprendido. A esta forma de medir el aprendizaje se le denomina Evaluación Cognitiva Cronométrica y, generalmente, comprende la aplicación de estudios de cronometría mental utilizando el paradigma de la facilitación semántica. Los resultados de este tipo de estudios señalan que el tiempo que el estudiante requiere para reconocer palabras esquemáticas es diferente entre el inicio y el final del curso. Lo anterior es un indicador de que la información aprendida está integrada y consolidada en las estructuras de memoria del estudiante (Morales, Lopez *et al*., 2020). A este fenómeno relacionado con los cambios en el tiempo de reconocimiento de las palabras esquemáticas se le conoce como «facilitación esquemática» (López, 1996; López y Theios, 1992). Finalmente, el C3-LEM también propone que los patrones temporales de reconocimiento de palabras pueden ser probados a través de una red neurocomputacional, entonces esta red neural puede discriminar entre los estudiantes que sí integraron conocimiento en su memoria a largo plazo de aquellos que no lo integraron al final del curso (Morales y López, 2016).

En general, el C3-LEM mide cinco dimensiones cognitivas del aprendizaje académico: contenido, organización, estructura, dinámica y temporalidad del esquema (Morales y López, 2016). Aquí es de especial interés la exploración de las tres primeras propiedades cognitivas ya que de acuerdo con Morales, Trejo *et al.*, (2021) son estas dimensiones las que están directamente involucradas en la construcción del conocimiento. La primera se refiere a medir lo que los estudiantes aprendieron o saben (contenido del esquema) mientras que la segunda y la tercera propiedad cognitiva a medir la forma en cómo los estudiantes relacionan y configuran una estructura de conocimiento (organización y estructura del esquema).

Evaluar estas propiedades de los esquemas cognitivos y sus cambios debidos al aprendizaje desde el C3-LEM involucra el uso de técnicas de representación mental y simulaciones computacionales. De forma típica en este tipo de evaluación se utiliza la técnica de Redes Semánticas Naturales o RSN propuesta por Figueroa *et al*. (1976) y modificada por López y Theios (1992) para explorar el contenido, la organización y la estructura de las redes de conocimiento que el estudiante forma a través de un curso. De acuerdo con Morales, Ángeles *et al*. (2020), Morales, López *et al*. (2020) y Morales, Trejo *et al*. (2021) aplicar un estudio de RSN para evaluar la construcción del conocimiento involucra definir una serie de conceptos centrales (objetivos) al curso que se está evaluando. En este caso los conceptos objetivo representan los nodos centrales del esquema de conocimiento aprendido en un ambiente académico. Para definir estos conceptos los estudiantes deben utilizar verbos, sustantivos, adjetivos y pronombres, y después calificar cada uno de estos conceptos definidores, considerando su grado de calidad como definidor del objetivo.

Relacionado con lo anterior, se puede inferir que las RSN difieren de otras herramientas de representación mental en que éstas obtienen la representación mental de manera natural, es decir, la red semántica se obtiene directamente de los participantes en lugar de ser construida de forma artificial o idiosincrática por el investigador (p. ej. Itoyama *et al*., 2007). Entonces, al incrementar el grado de validez ecológica se puede realizar el análisis de significado más cercano a la visión del participante.

Las RSN desde el modelo C3-LEM han sido utilizadas para explorar la construcción del conocimiento en estudiantes de diferentes niveles educativos (primaria, secundaria, preparatoria, licenciatura) a través de diferentes dominios del conocimiento (p. ej., Psicología, Usabilidad Computacional, Biología, Desarrollo Moral) (Morales, 2020). Los hallazgos de estas investigaciones revelan que la memoria del estudiante experimenta cambios en los esquemas de conocimiento debido al proceso de aprendizaje. Dichos cambios se ven reflejados en la reorganización y reconfiguración de las estructuras de conocimiento hacia el final del ciclo escolar, aun si los

estudiantes no consolidan la información en sus memorias (p. ej. véase González *et al*., 2013; González *et al*., 2018a, 2018b; Morales, Trejo *et al*., 2021).

De igual forma, las RSN han permitido observar las características de los pre-esquemas de conocimiento que los estudiantes poseen sobre la materia que van a cursar (Morales, Trejo *et al*., 2021). A este respecto, Urdiales *et al*. (2018) reportaron que estudiantes de educación media superior, inscritos en la materia de Biología, ingresaban al curso con estructuras de conocimiento sobre el dominio de la Biología, aunque la estructura de estos conocimientos no estaba completamente integrada. Este tipo de comportamiento esquemático se observa de forma común en estudiantes que inician por primera vez en el aprendizaje de un tema (también véase Morales, López *et al*., 2020).

El fenómeno de fragmentación esquemática también puede ocurrir cuando en la instrucción no existe el establecimiento de forma explícita de las conexiones existentes dentro y entre los temas del curso (Morales, Ángeles *et al*., 2020). Asimismo, la fractura del esquema se ha observado entre los estudiantes con bajo rendimiento académico. A este respecto, Morales, Ángeles *et al*. (2020) reportaron en un estudio diagnóstico sobre el conocimiento de anatomía que estudiantes de medicina que no aprobaron esta materia tenían problemas en relacionar diferentes conceptos o los relacionaban de forma incorrecta, también observaron dificultades en la estructura de conocimiento que lograban formar al final del curso. Resultados similares fueron reportados por Morales *et al*. (2018) en un curso de usabilidad computacional en donde los estudiantes mostraron dificultades en la integración del esquema. Sin embargo, la relación entre la organización y estructuración de los conceptos dentro de un esquema de conocimiento ha sido poco explorada en relación al desempeño académico de los estudiantes.

Debido a lo anterior, el interés del presente trabajo fue aportar evidencia empírica sobre el desarrollo de estructuras de conocimiento y su comportamiento bajo diferentes niveles de desempeño académico. De forma específica, se exploró este interés en el campo de las matemáticas en ingeniería ya que es un dominio de conocimiento que no ha sido explorado con el modelo de evaluación del aprendizaje C3-LEM, por lo que la evidencia recabada en este trabajo es una aportación más sobre la utilidad de este modelo de evaluación y sus alcances en un dominio esencial del aprendizaje científico de las ingenierías (Kochneva y Romanova, 2019).

Método

Diseño del estudio

Para evaluar el estado cognitivo de aprendizaje inicial entre estudiantes de ingeniería con alto y bajo rendimiento en la materia de Matemáticas IV se diseñó un estudio basado en el C3-LEM de

López y Morales (2019). Específicamente, se utilizó la evaluación cognitiva constructiva a través de la técnica de RSN propuesta por Figueroa *et al*. (1976) y modificada por López y Theios (1992) y López (1996) para explorar las propiedades de contenido, organización y estructura del esquema de conocimiento inicial de los estudiantes sobre esta materia.

Para controlar la influencia de variables extrañas como las diferencias del aprendizaje producidas por diferentes contenidos, diferentes estilos de enseñanza, los estudiantes de ambos grupos provenían del mismo contexto escolar. Ellos habían cursado y aprobado las materias previas de matemáticas I, II, y III con el mismo maestro, revisando los mismos contenidos, con la misma cantidad de horas asignadas a la revisión de los materiales en el salón de clases. Además, todos los estudiantes cursaron en el mismo periodo de tiempo estas materias, lo que significa que la ventana de tiempo de estudio formal en los cursos y el lapso entre la conclusión de éstos y la medición del presente estudio es la misma para todos y, por lo tanto, el tiempo de consolidación de la memoria es el mismo para todos los participantes.

Instrumentos y materiales

Para diseñar el estudio de RSN sobre Matemáticas IV se seleccionaron los diez conceptos objetivo más relevantes del esquema de conocimiento de esta materia (*trigonométrica-Fourier, análisis-ondas periódicas, compleja-Fourier, función-Dirac, transformada-Laplace, inversa-Laplace, diferenciales-Laplace, derivada, integración, ecuaciones diferenciales*). Estos conceptos fueron proporcionados por el maestro que impartió la materia, considerando el contenido del programa académico del curso de Matemáticas IV. Para ello se utilizó el Protocolo para la Recolección de Conceptos Objetivo y Definidores Centrales y Diferidos (PRECODECD) (Morales, 2015) que es una guía que permite al investigador ayudar al docente a identificar los conceptos centrales a la materia evaluada ya que es él o la docente quien determina los contenidos exactos que serán aprendidos para formar el esquema de conocimiento evaluado. Además, este protocolo sugiere considerar el ambiente en el que los estudiantes construyen su conocimiento matemático (p. ej. contenidos, estrategias de enseñanza). Esto se halla acorde con el principio de Condiciones de Suficiencia de la Psicología Cognitiva que propone considerar el contexto real en el que se dan los procesos cognitivos para incrementar la validez ecológica al explorar la mente en el medio natural.

Además, se utilizó el *software* EVCOG para diseñar el estudio, presentar los objetivos y capturar y analizar los datos. Este *software* fue creado para llevar a cabo estudios basados en el C3-LEM (Morales y López, 2018a, b, c, d). En general el EVCOG permite construir y presentar instrumentos de RSN de manera computarizada, controlando el tiempo de presentación de estímulos y

también puede registrar y almacenar las respuestas de los participantes en una base de datos que después puede ser analizada con el mismo *software*, extrayendo los indicadores convencionales de las RSN, además de los propuestos por López y Theios (1992) y López (1996) (p.ej. Tiempos de Inter-Respuesta o TIR) descritos en la sección de análisis de datos.

Participantes

En este trabajo participaron de manera voluntaria 68 estudiantes (19 mujeres y 49 hombres). El rango de edad de la muestra fue de 18 a 24 años, con una media de 19.04 y una desviación estándar de 1.07. Los estudiantes cursaban el cuarto semestre de la carrera de Ingeniería. 34 estudiantes eran de alto rendimiento con clasificación de 100 en la materia de Matemáticas y 34 estudiantes eran de bajo rendimiento con calificaciones de 70 a 75 puntos de un promedio de 100. La calificación aprobatoria de esta materia era de 70 puntos sobre 100.

Procedimiento

El desarrollo del estudio comprendió tres etapas, la primera llamada convocatoria consistió en hacer llegar a través de Facebook una invitación a los posibles participantes. Durante la segunda etapa se tramitó el consentimiento informado de los estudiantes que aceptaron participar voluntariamente en el estudio. Para ello se les proporcionó la información sobre la tarea a realizar, sus implicaciones, beneficios y derechos durante la participación. Los estudiantes que aceptaron ser parte del estudio pasaron a la tercera etapa para realizar la tarea asignada durante la primera semana del curso. Los participantes asistieron a una sesión grupal virtual en la cual se les dieron las instrucciones específicas para realizar la tarea de definición de conceptos objetivos relacionados a la materia de Matemáticas IV.

La tarea era definir diez conceptos objetivo utilizando verbos, sustantivos, adjetivos y pronombres como definidores. Cada objetivo debía definirse en 60 segundos y luego los participantes debían calificar los definidores usando una escala del 1 al 10. Las puntuaciones bajas significaron que el definidor definía o se relacionaba poco al concepto objetivo mientras que las puntuaciones altas indicaban que el definidor estaba bastante relacionado con el objetivo. Para llevar a cabo la tarea se consideraron las tres restricciones sugeridas por Morales, García *et al*. (2021), que incluyeron: a) requerir a los participantes la definición de los objetivos estrictamente en función del contenido del curso para descartar la asociación libre, b) respetar el tiempo preestablecido para definir cada concepto objetivo (60 segundos) y c) garantizar la presentación azarosa de los objetivos. El tiempo de aplicación osciló entre 10 y 15 minutos.

Análisis y resultados de los datos

Los datos fueron analizados desde dos enfoques. El primero contempló el análisis convencional de los datos de RSN que considera el cálculo de los indicadores propuestos por Figueroa *et al.* (1976) y modificados por López (1996) y López y Theios (1992), los cuales comprenden el cálculo del valor F o frecuencia de aparición de cada definidor a través de las RSN; el valor M o peso semántico que se refiere a la relevancia semántica del definidor, percibida por los participantes para definir el concepto objetivo; el valor J o riqueza semántica que es la cantidad de definidores diferentes en cada RSN; el valor G o densidad semántica que se refiere a la cercanía semántica entre los definidores de las RSN; el valor TIR o Tiempo Inter-Respuesta que es el tiempo de aparición de cada definidor dentro de las RSN, y el grupo SAM o grupo de los diez definidores con mayor valor M que definen a cada concepto objetivo.

El segundo análisis, de carácter cualitativo, comprendió una inspección visual para observar la forma en la que los conceptos fueron organizados por los participantes. Para ello primero se calculó la matriz SASO o matriz del Analizador Semántico de Organización de Esquemas de López (1996) y López y Theios (1992). Para construir la matriz se calculó la probabilidad de co-ocurrencia entre los conceptos de las RSN con el *software* EVCOG que sigue el procedimiento y fórmula expuesta por estos autores:

$$W_{IJ} = -1n\{[p(X=0 \,\&\, Y=1)\, p(X=1 \,\&\, Y=0)]^{*}[p(X=1 \,\&\, Y=1)\, p(X=0 \,\&\, Y=0)]^{-1}\} \quad [1]$$

El peso de asociación (W_{ij}) entre dos conceptos (X y Y) se computa obteniendo la probabilidad de co-ocurrencia entre los pares de conceptos. Primero se calcula la probabilidad de que X y Y no aparezcan de manera conjunta a través de la red $p(X = 0 \,\&\, Y = 1)$. Los demás elementos de la fórmula se obtienen de manera similar. Excepto por el cálculo de $p(X = 1 \,\&\, Y = 1)$ que involucra la modulación jerárquica del peso semántico en los grupos SAM. La matriz SASO sirvió para alimentar el *software* GEPHI (Bastian *et al.*, 2009) que posee una herramienta de visualización de las conexiones entre los nodos de información extraídos de las RSN.

Análisis de los datos de las RSN

El análisis de las RSN se centró en la observación y comparación del contenido de las RSN obtenidas de los estudiantes con alto y bajo rendimiento. De la misma manera, para cada grupo se calcularon los indicadores convencionales de las RSN que se muestran en las tablas 1 y 2. A este respecto, los resultados señalan que los estudiantes con alto rendimiento presentaron una media mayor (M= 158, DE= 52) de riqueza semántica (Valor J), compa-

rada con la obtenida por los estudiantes de bajo rendimiento (M=143, DE= 46). Sin embargo, esta diferencia no fue significativa (t= .69; p=.49).

•Tabla 1. Indicadores RSN para el grupo de alto rendimiento académico

Trigonométrica-fourier				Análisis-ondas periódicas				Compleja-fourier			
F	**Definidor**	**M**	**TIR**	**F**	**Definidor**	**M**	**TIR**	**F**	**Definidor**	**M**	**TIR**
3	Coseno	134	26	2	Periodos	155	20	2	Series	108	22
2	Series	133	28	10	Funciones	133	30	7	Gráficas	106	29
10	Funciones	122	19	7	Gráficas	128	21	10	Funciones	77	34
3	Seno	117	22	3	Coseno	120	27	8	Ecuaciones	64	33
7	Gráficas	87	32	3	Seno	110	20	8	Integrales	61	28
2	Periodos	75	41	1	Frecuencia	85	28	9	Matemáticas	56	31
2	Trigonometría	61	25	1	Tiempo	78	30	3	Seno	49	38
8	Integrales	51	38	9	Matemáticas	71	32	3	Coseno	46	33
8	Ecuaciones	49	48	1	Ondas	58	28	6	Fórmulas	41	35
8	Cálculo	46	32	1	Repetición	53	55	2	Trigonometría	40	40
Valor J: 207		**Valor G**: 8.80		**Valor J:** 90		**Valor G:** 3.90		**Valor J**: 156		**Valor G:** 6.80	

Función-dirac				Transformada-laplace				Inversa-laplace			
F	**Definidor**	**M**	**TIR**	**F**	**Definidor**	**M**	**TIR**	**F**	**Definidor**	**M**	**TIR**
9	Matemáticas	63	45	10	Funciones	154	31	10	Funciones	115	24
10	Funciones	63	22	9	Matemáticas	104	24	1	Transformada	77	30
8	Integrales	62	29	8	Ecuaciones	103	25	9	Matemáticas	65	38
6	Derivada	41	40	8	Integrales	100	28	8	Ecuaciones	59	41
8	Cálculo	33	52	7	Gráficas	54	42	5	Números	30	32
8	Ecuaciones	29	18	6	Derivada	48	43	8	Cálculo	30	34
5	Números	28	38	8	Cálculo	47	30	6	Fórmulas	29	42
1	Delta	25	45	6	Fórmulas	43	39	8	Integrales	27	51
1	Distribución	25	50	1	Integrar	41	20	7	Gráficas	26	51
4	Variables	24	39	5	Números	36	33	6	Derivadas	24	64
Valor J: 90		**Valor G**: 3.90		**Valor J:** 174		**Valor G:**11.80		**Valor J**: 112		**Valor G:** 9.10	

Diferenciales-laplace				Derivada				Integración			
F	**Definidor**	**M**	**TIR**	**F**	**Definidor**	**M**	**TIR**	**F**	**Definidor**	**M**	**TIR**
6	Derivada	96	20	10	Funciones	166	18	10	Funciones	153	31
8	Integrales	69	33	8	Cálculo	105	29	1	Área	99	32
10	Funciones	68	30	1	Diferencial	74	24	9	Matemáticas	96	33
9	Matemáticas	64	28	2	Limites	68	19	6	Derivada	85	29
8	Ecuaciones	53	29	9	Matemáticas	67	30	1	Antiderivada	68	15
6	Fórmulas	46	43	1	Pendiente	64	40	7	Gráficas	61	29
8	Cálculo	46	39	8	Ecuaciones	57	44	8	Integrales	57	34
7	Gráficas	38	33	6	Fórmulas	52	26	8	Cálculo	56	37
5	Números	36	59	1	Cambio	43	22	1	Integración	51	29
4	Variables	28	40	4	Variables	39	40	2	Límites	47	39
Valor J: 118		**Valor G**: 6.80		**Valor J:** 206		**Valor G:** 12.70		**Valor J**: 216		**Valor G:** 10.60	

Ecuaciones diferenciales			
F	**Definidor**	**M**	**TIR**
6	Derivada	183	19
9	Matemáticas	113	31
10	Funciones	105	26
8	Integrales	91	20
8	Ecuaciones	68	34
4	Variables	57	30
8	Cálculo	55	27
6	Fórmulas	46	31
5	Números	42	41
1	Métodos	41	30
Valor J: 212		**Valor G**: 7.20	

Nota: Valor J = Riqueza semántica, Valor G = Densidad semántica, Valor F = Frecuencia de ocurrencia, Valor M = Peso semántico, TIR = Tiempo Inter-Respuesta.

•Tabla 2. Indicadores RSN para el grupo de bajo rendimiento académico

Trigonométrica-fourier				Análisis-ondas periódicas					Compleja-fourier		
F	**Definidor**	**M**	**TIR**	**F**	**Definidor**	**M**	**TIR**	**F**	**Definidor**	**M**	**TIR**
10	Funciones	117	25	7	Gráficas	120	13	3	Series	78	20
7	Gráficas	111	26	1	Frecuencias	80	31	10	Funciones	69	27
1	Seno	92	21	2	Periodos	72	21	7	Gráficas	65	25

Trigonométrica-fourier				Análisis-ondas periódicas				Compleja-fourier			
F	**Definidor**	**M**	**TIR**	**F**	**Definidor**	**M**	**TIR**	**F**	**Definidor**	**M**	**TIR**
3	Series	85	22	10	Funciones	61	25	10	Integrales	48	33
1	Coseno	76	27	1	Tiempo	61	22	2	Periodos	34	42
10	Integrales	60	29	1	Fourier	54	29	6	Matemáticas	31	27
1	Ángulos	60	37	10	Integrales	38	39	4	Variables	25	49
1	Triángulo	57	21	1	Ondas	37	22	6	Fórmulas	24	35
1	Senos	52	17	1	Amplitud	36	29	1	Difícil	22	11
1	Coseno	51	20	1	Longitud	32	40	2	Derivar	22	37
Valor J: 201		**Valor G**: 6.60		**Valor J:** 182		**Valor G:** 8.80		**Valor J**: 120		**Valor G:** 5.60	

Función-dirac				Transformada-laplace				Inversa-laplace			
F	**Definidor**	**M**	**TIR**	**F**	**Definidor**	**M**	**TIR**	**F**	**Definidor**	**M**	**TIR**
7	Gráficas	46	28	10	Funciones	96	31	10	Funciones	90	26
10	Integrales	39	40	10	Integrales	74	25	2	Transformada	43	27
10	Funciones	35	17	5	Ecuaciones	52	31	5	Ecuaciones	35	59
1	Delta	27	38	6	Matemáticas	42	22	7	Gráficas	32	40
6	Matemáticas	26	16	6	Fórmulas	40	28	2	Diferencial	28	61
5	Ecuaciones	22	11	4	Derivada	34	38	6	Fórmulas	25	40
1	Álgebra	19	25	2	Diferencial	24	53	2	Trigonometría	25	40
2	Trigonometría	18	66	3	Series	23	16	1	Contrario	23	11
4	Variable	15	40	7	Gráficas	23	36	10	Integrales	21	44
3	Números	15	18	2	Integrar	23	32	1	Propiedades	17	62
Valor J: 68		**Valor G**: 3.10		**Valor J:** 106		**Valor G:** 7.30		**Valor J**: 107		**Valor G:** 9.90	

Diferenciales-laplace				Derivada				Integración			
F	**Definidor**	**M**	**TIR**	**F**	**Definidor**	**M**	**TIR**	**F**	**Definidor**	**M**	**TIR**
5	Ecuaciones	117	32	10	Funciones	182	23	10	Funciones	94	36
10	Integrales	87	28	4	Variables	90	37	1	Antiderivadas	83	22
10	Funciones	73	32	1	Límites	85	30	10	Integrales	73	18
4	Derivadas	59	29	6	Matemáticas	63	24	3	Cálculo	63	33
2	Transformada	36	43	6	Fórmulas	60	24	4	Derivada	62	23
7	Gráficas	29	35	10	Integrales	59	20	1	Área	54	28
3	Cálculo	23	34	3	Cálculo	42	36	1	Constantes	43	39
6	Matemáticas	22	26	3	Números	34	20	6	Fórmulas	41	36
6	Formulas	19	24	1	Cambio	34	41	1	Inversa	38	44
1	Laplace	18	19	1	Reglas	33	42	3	Números	37	35
Valor J: 107		**Valor G**: 9.90		**Valor J:** 184		**Valor G:** 14.90		**Valor J:** 176		**Valor G:** 5.70	

Ecuaciones diferenciales			
F	**Definidor**	**M**	**TIR**
4	Derivada	208	19
10	Funciones	110	30
10	Integrales	85	23
4	Variables	65	31
2	Integrar	62	23
5	Ecuaciones	52	23
1	Métodos	39	25
2	Derivar	36	38
6	Matemáticas	32	21
1	Homogénea	30	33
Valor J: 177		**Valor G**: 8.00	

Nota: Valor J = Riqueza semántica, Valor G = Densidad semántica, Valor F = Frecuencia de ocurrencia, Valor M = Peso semántico, TIR = Tiempo Inter-Respuesta.

Por otra parte, el grado de dispersión (valor G) de las RSN fue similar entre ambos grupos (t=.12; p=.89), con una media de dispersión de 8.1 (DE= 3) para el grupo de alto rendimiento, mientras que para el grupo de bajo rendimiento académico la media fue de 7.9 (DE= 3.2). También se observaron diferencias en la representación del conocimiento entre los estudiantes con alto y bajo rendimiento académico (tablas 1 y 2). Los primeros mostraron una riqueza semántica más baja en el *análisis de ondas periódicas* y *la función de Dirac* mientras que en los segundos el valor J más bajo fue en la Función de *Dirac*. Para los estudiantes con calificación más alta los objetivos con la riqueza semántica más alta fueron *integración, ecuaciones diferenciales, trigonométrica de Fourier y derivada* en tanto que para los estudiantes con calificaciones bajas fueron *trigonométrica de Fourier, derivada y análisis de ondas periódicas*. Además, para el grupo de alto rendimiento, los conceptos con dispersión más baja fueron el *análisis de ondas periódicas y la función de Dirac* mientras que el de mayor dispersión fue *derivada*. Por otra parte, en el grupo de bajo rendimiento, el objetivo con dispersión más baja fue *función de Dirac* mientras que el de mayor dispersión fue derivada. Finalmente, para el grupo de alto rendimiento, los definidores con mayor frecuencia de aparición fueron *funciones y matemáticas* mientras que para el grupo de menor rendimiento los definidores de mayor frecuencia fueron funciones e integrales.

Análisis con GEPHI

Para observar de forma cualitativa las diferencias en la organización y estructura de las RSN se llevó a cabo un análisis visual utilizando el *software* de GEPHI (Bastian *et al*., 2009). En general, los resultados señalan que ambos grupos cuentan con una estructura de conocimiento integrada en tres módulos conceptuales, sin embargo, difieren en el tipo de contenido y en la organización de éste, así como en la identificación de los nodos centrales en la red semántica.

El grupo de alto rendimiento agrupó los definidores en tres módulos: Cálculo, Conocimientos Básicos de Matemáticas e Integrales. El primer módulo (azul) contuvo el 53.33 % de los definidores de la red (*funciones, cálculo, integrales, ecuaciones, fórmulas, derivada, números, variables, transformada, distribución, integrar, pendiente, límites, diferencial, cambio*). La segunda agrupación (naranja) incluyó el 36.67 % de los definidores, la mayoría de ellos están asociados con conocimientos básicos de matemáticas (*matemáticas, gráficas, periodos, seno, coseno, trigonometría, series, tiempo, frecuencia, repetición, ondas*) (véase figura 1).

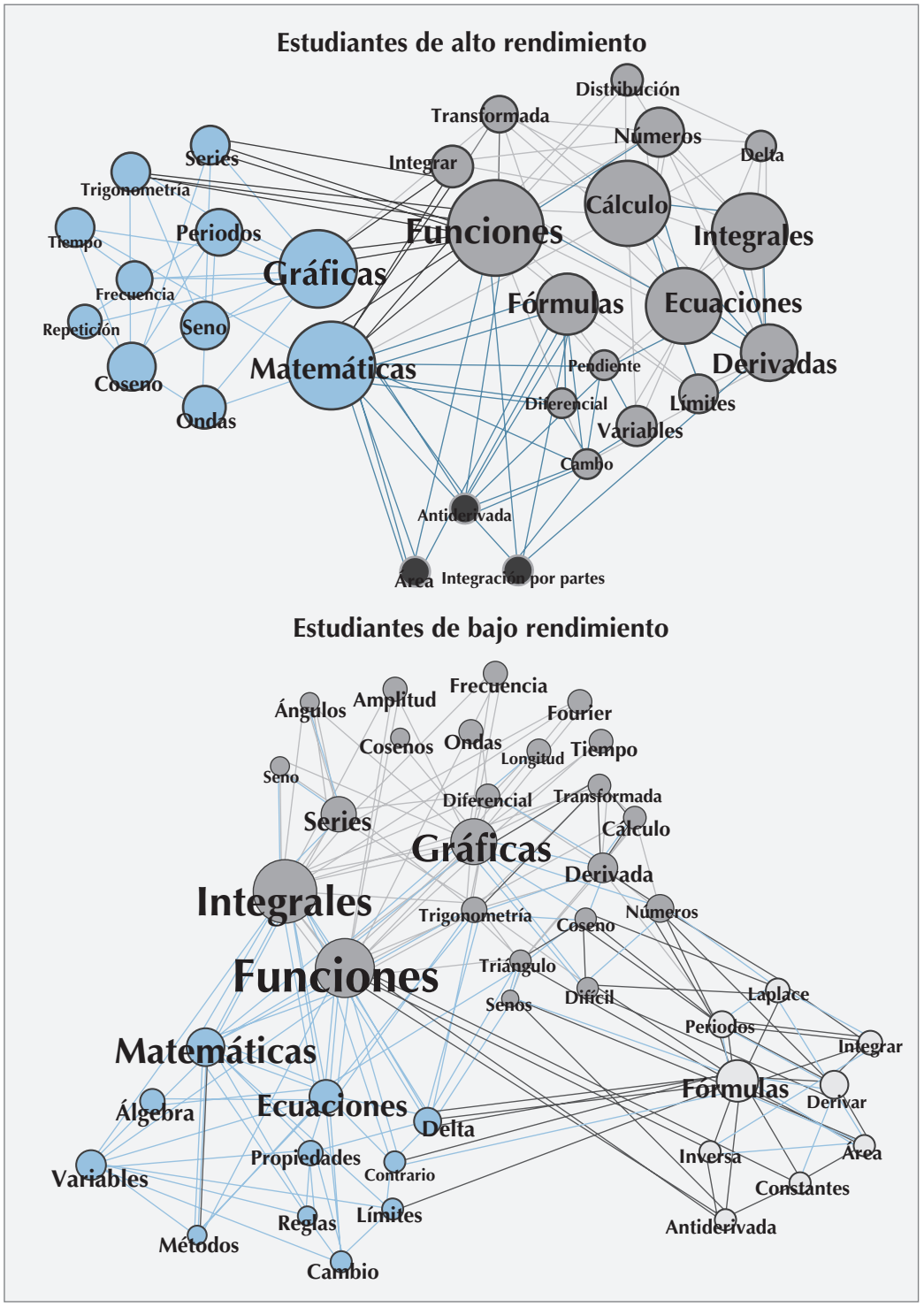
El último módulo (verde) agrupó el 10 % de los definidores de las RSN (*antiderivada, área e integración de partes*) y son conceptos generales que los estudiantes aprendieron en Matemáticas II, y que vuelven a revisan en las primeras unidades del curso de Matemáticas IV. Además, para los estudiantes de más alto rendimiento los nodos conceptuales con mayor número de conexiones fueron *funciones, cálculo, matemáticas, integrales, ecuaciones y gráficas*.

Por otra parte, el grupo de bajo rendimiento también organizó en tres módulos su conocimiento: Funciones periódicas, Cultura general de Matemáticas y Fórmulas. El primero (azul) concentró la mayor cantidad de definidores de las RSN (53.49 %) (*funciones, integrales, gráficas, series, derivada, números, trigonometría, diferencial, transformada, cálculo, longitud, tiempo, Fourier, amplitud, frecuencia, ondas, ángulos, seno, cosenos, triángulo, difícil*). El segundo clúster (naranja) integró el 25.58 % de los definidores (*matemáticas, ecuaciones, variables, delta, álgebra, propiedades, contrario, reglas, límites, cambio, métodos)*. El tercer clúster incluyó el 20.93 % de los definidores (*fórmulas, periodos, Laplace, integrar, derivar, inversa, área, constantes, antiderivada*). Para este grupo de estudiantes los nodos de mayor centralidad fueron: *integrales, funciones, y fórmulas*.

Discusión

La evaluación del aprendizaje es un aspecto esencial que permite que el proceso de enseñanza se transforme en un organismo vivo que se retroalimenta y se corrige a sí mismo. Aunque no hay duda de la importancia de este proceso para mejorar las estrategias didácticas y las de aprendizaje, así como otros aspectos del proceso

•Figura 1. Comparación de las RSN iniciales entre el grupo de alto y bajo rendimiento



educativo, aún existen debates acerca de cuál es la mejor forma de evaluar. Desde el particular punto de vista de los presentes autores, todas las herramientas de evaluación proveen información que puede ser valiosa si su aplicación fue cuidadosamente planeada para contribuir a un objetivo claro. Por ejemplo, en este trabajo se presentó una forma de aproximar la medición del aprendizaje a través de la Evaluación Cognitiva Constructiva con una perspectiva diagnóstica y como parte de un proceso de evaluación formativa.

Específicamente, aquí se evaluó el estado de conocimiento inicial de los estudiantes sobre el esquema de Matemáticas IV. A este respecto, Morales, Ángeles *et al.*, (2020) definen el estado de conocimiento como el conjunto de propiedades de contenido, organización y estructura de los esquemas de conocimiento con los que inician, evolucionan o finalizan los estudiantes a través de un curso académico. Entonces, una primera cuestión en este trabajo fue determinar si la memoria de los estudiantes contaba con la información matemática precurrente y necesaria para cursar Matemáticas IV. En relación a esto, se esperaba que los estudiantes contaran con un pre-esquema de Matemáticas IV previo, relativamente sofisticado, organizado y estructurado ya que ellos habían cursado y aprobado previamente tres cursos de Matemáticas que estaban secuenciados con el curso evaluado y sus contenidos incluían temas comunes a lo largo de la secuencia formativa, los cuales se profundizan durante la última materia de esta secuencia: Matemáticas IV.

Con respecto a lo anterior, los resultados indicaron que ambos grupos de estudiantes, de alto y bajo rendimiento, contaban con un pre-esquema del campo de conocimiento de las Matemáticas, estructurado en tres módulos (figura 1). Estos datos coinciden con lo reportado en otros estudios en donde se han observado estructuras preesquemáticas en las memorias de los estudiantes antes de iniciar el curso académico en el que están inscritos (véase González *et al.*, 2013; González *et al.*, 2018a, 2018b; Morales, Trejo *et al.*, 2021). Sin embargo, la calidad del pre-esquema de Matemáticas IV difirió entre los grupos de alto y bajo rendimiento, los primeros mostraron una selección y organización más acorde a un nivel intermedio avanzado de Matemáticas mientras que los segundos iniciaban el nivel intermedio todavía con algunos rasgos de principiantes en el tema. A este respecto, Morales, Trejo *et al.* (2021) mencionan que los estudiantes que han consolidado la información aprendida en su memoria pueden seleccionar nodos conceptuales considerados como los más relevantes a la materia y organizarlos y estructurarlos de forma clara y definida. Precisamente, esto fue lo que se observó entre los estudiantes de alto rendimiento en matemáticas que participaron en el presente estudio, en tanto que los estudiantes de bajo rendimiento presentaron un contenido más general dentro de su esquema y partes de éste mostraban una organización inadecuada de los conceptos.

Para ilustrar el hallazgo anterior se comparó el contenido de las tablas 1 y 2 y se contrastó visualmente la organización de la red semántica de matemáticas obtenida en ambos grupos participantes (figura 1). Existen diferencias en la cantidad y el nivel de especialización del contenido. Los estudiantes con bajo rendimiento presentaron una menor cantidad de definidores en sus RSN, en comparación con los de alto rendimiento. Estas diferencias fueron observadas a través de casi todos los objetivos, exceptuando el de *análisis-ondas periódicas*. Sin embargo, la diferencia en la riqueza semántica entre los dos grupos no fue estadísticamente significativa (tabla 1 y 2). La riqueza semántica indica que el estudiante posee conocimiento sobre un tema pero no necesariamente indica el nivel de desarrollo académico que el estudiante tiene en dicho tema. En este caso, los estudiantes que obtuvieron una baja nota en su calificación son estudiantes que integraron información de los cursos previos de Matemáticas, no obstante, el contenido de su red semántica y la organización esquemática no fue de la misma calidad y cualidad que las del grupo de alto rendimiento.

En consonancia con lo anterior, los resultados del estudio señalaron que los alumnos de alto rendimiento organizan mejor los conceptos mientras que los de bajo rendimiento muestran una organización más básica y recurren en mayor medida a esquemas de aprendizaje viejos, en algunas ocasiones remontando conceptos aprendidos en el nivel de educación media superior. Observaciones similares fueron hechas por Morales (2020) que señaló que entre los estudiantes que inician un curso se ha observado el uso de esquemas de conocimiento no relacionados con el tema evaluado como un mecanismo de facilitación para la adquisición de conocimiento. Es decir, estos pre-esquemas son utilizados como una estructura base para poder incorporar y dar coherencia a la información nueva que reciben los estudiantes en un curso.

Los estudiantes de bajo rendimiento en las RSN utilizaron conceptos asociados a metáforas y datos biográficos, lo que es interesante porque implica que los estudiantes procesaron como relevantes uno o más aspectos emocionales del discurso en los textos o en las clases. Por ejemplo, algunos estudiantes mencionaron definidores como *huérfano* o *Napoleón*, ambos definidores están asociados a la biografía de un matemático, sin embargo, la frecuencia de aparición y el valor M de estos conceptos no es tan elevado a través de las RSN, por lo que no aparecen en los grupos SAM. Un concepto de especial atención que apareció en el grupo SAM del concepto objetivo *Compleja de Fourier* fue el definidor *difícil*, de acuerdo con el docente los estudiantes utilizaron el término *difícil* para describir el concepto de compleja, es decir, utilizaron un esquema de cultura general sobre el concepto de la complejidad.

Con respecto a lo anterior, Morales, Ángeles *et al*., (2020) observaron algo similar en estudiantes que recursaban la materia de Anatomía. Estos estudiantes presentaron dificultades en sus habili-

dades de procesamiento de la información de la materia evaluada. Por ejemplo, los estudiantes completaban sus esquemas utilizando información de otros esquemas no necesariamente relacionados de forma directa al esquema de anatomía. Y esto afectaba su proceso de selección de los nodos conceptuales y la organización de los mismos. Morales, Ángeles *et al.*, (2020) sugirieron que esto podía deberse al nivel de desarrollo académico que habían alcanzado los estudiantes ya que éste tenía algunas semejanzas al nivel académico de los principiantes que generalmente tienen problemas en la organización y estructuración del conocimiento que se revisará en clases (véase Urdiales *et al.*, 2018).

Sin embargo, una diferencia entre los hallazgos de Morales, Ángeles *et al.*, (2020) y los encontrados en el presente estudio es que mientras los estudiantes que recursaban la materia de Anatomía presentaban fracturas en la estructura de conocimiento de Anatomía los dos grupos de estudiantes que participaron en el presente estudio tienen una estructura de conocimiento integrada, por mejor decir, no se observan fracturas en el esquema inicial de conocimiento (figura 1). Esto puede suceder porque los estudiantes de Matemáticas IV no necesariamente son principiantes ya que en su programa de estudios ellos llevaban tres cursos previos de Matemáticas durante los cuales han revisado de una u otra forma conceptos de Matemáticas IV que están entrelazados a través de cada ciclo escolar, lo que les ha permitido ir formando un macro-esquema de los conceptos matemáticos que han revisado, es decir, ellos han construido una estructura cognitiva de conocimiento matemático más o menos definida a lo largo de un proceso de formación extenso.

Considerando lo anterior, es posible hipotetizar que hay una línea sutil que separa a los estudiantes que alcanzan notas aprobatorias bajas de aquellos que no aprueban las materias, esta línea está relacionada con el nivel de desarrollo de habilidades para formar estructuras cognitivas de conocimiento que muestren una conectividad implícita o explicita entre todos los elementos conceptuales aprendidos de un esquema de conocimiento académico. Por ello, sería interesante incluir diseños experimentales que puedan contrastar las habilidades de integración cognitiva del conocimiento de estudiantes de Matemáticas IV que no alcanzaron notas aprobatorias en un curso académico con el desempeño de estudiantes de bajo y alto rendimiento que obtuvieron notas aprobatorias.

Por otra parte, los resultados (figura 1) señalaron que aunque ambos grupos, bajo y alto rendimiento matemático, habían sido expuestos al mismo bagaje académico de matemáticas, los mismos materiales de estudio, el mismo estilo de enseñanza, el mismo lapso para cursar las materias de Matemáticas I, II y III, y el mismo lapso entre su último curso de matemáticas y su participación en la aplicación del presente estudio existen diferencias significativas en las habilidades de selección y organización conceptual entre los estudiantes de bajo rendimiento matemático y aquellos que obtuvieron

alto rendimiento. Los datos sugieren que los estilos o las estrategias de procesamiento de información utilizados por los estudiantes de alto rendimiento parecen ser más eficientes para construir sus esquemas matemáticos que las utilizadas por los estudiantes de bajo rendimiento. Sin embargo, no es posible especificar qué estrategias de procesamiento de información utilizó cada grupo de estudiantes, esto debido al alcance del estudio. Por lo que se sugiere que en el diseño de nuevos estudios se incorpore la medición de estas estrategias para poder determinar si las dificultades en el procesamiento de la información matemática de los estudiantes de bajo rendimiento se asocian al tipo de estrategias de procesamiento de información utilizadas o están más relacionadas a la calidad con la que ellos ejecutan cada estrategia de procesamiento de información.

En general, los resultados y las observaciones realizadas en el presente estudio señalan que la Evaluación Cognitiva Constructiva es útil en el diagnóstico del estado de conocimiento matemático inicial de los estudiantes ya que provee información valiosa sobre la selección del contenido, la comprensión (organización) e integración (estructura) del mismo en el esquema inicial de conocimiento matemático con el que ingresan los estudiantes al curso. Esta información puede ser utilizada por los docentes para establecer el nivel de desarrollo académico con el que los estudiantes ingresan a la materia de Matemáticas IV, así como identificar posibles nichos de desorganización del contenido y determinar si existe la necesidad de reestructurar partes del esquema o el esquema completo antes de iniciar el curso. En síntesis, esta información puede impactar en el diseño de la materia y en la toma de estrategias de enseñanza-aprendizaje que contribuyan a potenciar el desarrollo académico de los estudiantes.

Limitaciones del estudio

El presente estudio es un trabajo seminal en el campo del aprendizaje de la ciencia de las Matemáticas, sin embargo, sus alcances son limitados puesto que la muestra es muy pequeña, además, como se mencionó en la discusión, se requieren mayores controles en el estudio, como un perfil más completo de los estudiantes con respecto a sus estrategias y motivos para aprender. Por otra parte, este estudio fue llevado a cabo en el nivel diagnóstico, entonces sería interesante proyectar esta investigación a las siguientes fases de formación dentro de la materia de Matemáticas IV para ver la evolución del esquema a través del curso completo para el caso de ambos grupos.

Conclusiones

En suma, la presente investigación aportó evidencia sobre las diferencias en el contenido, la organización y la estructura cognitiva de conocimiento matemático en estudiantes de Ingeniería de alto y bajo rendimiento en la materia de Matemáticas. Los datos señalaron di-

ferencias cualitativas relevantes en la forma en cómo ambos grupos asimilan, relacionan y configuran los nodos de información matemática. Esto sugieren que existe una estilística cognitiva de procesamiento de información que está asociada al nivel de rendimiento académico de los estudiantes. Lo anterior señala la necesidad de abrir nuevas investigaciones para determinar si el bajo o el alto rendimiento están asociados a habilidades particulares de gestión cognitiva del conocimiento y de qué manera estas habilidades de incorporación conceptual y configuración esquemática inciden en el aprendizaje y desempeño de los estudiantes. La exploración de estos aspectos contribuirá a promover estrategias cognitivas de apropiación del conocimiento más acordes al perfil cognitivo de los estudiantes.

Finalmente, el presente estudio mostró que la Evaluación Cognitiva Constructiva del conocimiento desde la perspectiva del C3-LEM puede contribuir en la búsqueda de herramientas y medios de evaluación que provean información relacionada con la forma en cómo los estudiantes construyen y modifican sus estructuras de conocimiento. Además, debido a que la Psicología Cognitiva es un campo multidisciplinar, los avances científicos y tecnológicos de sus diferentes perspectivas enriquecerán el diseño de instrumentos como el presentado aquí, contribuyendo al desarrollo de medios de evaluación del aprendizaje cada vez más adaptados a las nuevas necesidades de formación en una sociedad basada en una economía de la información y en el creciente uso de la tecnología.

Se declara que la obra que se presenta es original, no está en proceso de evaluación en ninguna otra publicación, así también que no existe conflicto de intereses respecto a la presente publicación.

• Referencias

Arieli-Attali, M. (2013, 20-25 de octubre). *Formative assessment with cognition in mind: The cognitively based assessment of, for and as learning (CBALTM) research initiative at educational testing service*. Trabajo presentado en las Proceeding of the 39th annual conference on Educational Assessment 2.0: Technology in Educational Assessment, Tel Aviv, Israel.

Bastian, M., Heymann, S. & Jacomy, M. (2009, 17-20 de mayo). *Gephi: An open source software for exploring and manipulating networks*. Trabajo presentado en la Association for the Advancement of Artificial Intelligence, Third International ICWSM Conference, San José California, Estado Unidos de América.

Embretson, S. E. (1999). Cognitive psychology applied to testing. En F. T. Durso (Ed.), *Handbook of applied cognition* (pp. 629-660). Sussex, Reino Unido: John Wiley & Sons Ltd.

Figueroa, J., González, E. & Solís, V. (1976). An approach to the problem of meaning: Semantic networks. *Journal of Psycholinguistic Research, 5*(2), 107-115. doi: 10.1007/BF01067252

González, C., López, E. & Morales, G. (2013). Evaluating moral schemata learning. International *Journal of Advances in Psychology (IJAP), 2*(2), 130-136. Recuperado de https://archive.org/details/IJAP047

González, C., López, E. & Morales, G. (2018a, 6-8 de enero). *A cognitive tool to evaluate meaning formation of course contents: A learning-oriented assessment approach*. Trabajo presentado en la International Conference on Information and Education Technology. Osaka, Japón. doi:10.1145/3178158.3178204

González, C., López, E. & Morales, G. (2018b, 26-28 de mayo). *Self organized schemata behavior and meaning formation to evaluate e-learning*. Trabajo presentado en la International Conference on Distance Education and Learning-ICDEL'18. Beijing, China. doi: 10.1145/3231848.3231877

Itoyama, K., Nitta, T. & Fujiki, T. (2007). On the Relation Between Semantic Network and Association Map for the Assessment of Class Work. En M. Iskander (Ed.), *Innovations in E-learning, Instruction Technology, Assessment and Engineering Education* (pp.199-204). Dordrecht, Países Bajos: Springer. doi: 10.1007/978-1-4020-6262-9_35

Kochneva, M. & Romanova, E. (2019, 28-31 de enero). Assessment of engineering mathematics in the context of distance learning. Trabajo presentado en 2019 IEEE Conference of Russian Young Researchers in Electrical and Electronic Engineering (EIConRus), San Petersburgo y Moscú, Rusia. doi: 10.1109/EIConRus.2019.8656767

Kyllonen, P. & Christal, R. (1988). Cognitive modeling of learning abilities: A status report of LAMP (Learning Abilities Measurement Program). En R. Dillon y J. W. Pellegrino (Eds.), *Testing: Theoretical and applied perspectives* (pp. 146–173). San Francisco: Freeman.

López, E. (1996). *Schematically Related Word Recognition* (Publication N° 9613356) [Tesis doctoral publicada, University of Wisconsin-Madison]. ProQuest Dissertations and Theses Global.

López, E. & Morales, G. (2019). *Modelo de evaluación cognitiva cronométrica-constructiva del aprendizaje* [Documento inédito]. Instituto de Investigaciones sobre la Universidad y la Educación, Universidad Nacional Autónoma de México, Ciudad de México.

López, E. O. & Theios, J. (1992). Semantic analyzer of schemata organization (SASO). *Behavior Research Methods, Instruments, y Computers*, 24(2), 277-285. doi: 10.3758/BF03203508

López, E., Morales, G., Hedlefs, I. & Gonzalez, C. (2014). New empirical directions to evaluate online learning. *International Journal of Advances in Psychology, 3*(2), 40–47. doi: 10.14355yijap.2014.0302.03.

Mislevy, R., Steinberg, L. & Almond, R. (2003). On the structure of educational assessments. *Measurement: Interdisciplinary research and perspectives, 1*(1), 3-62. doi: 10.1207/S15366359MEA0101_02

Morales, G. (2015). *Protocolo para la recolección de conceptos objetivo y definidores centrales y diferidos (PRECODECD): un sistema de codificación de conceptos extraídos de las redes semánticas naturales* [Documento inédito]. Instituto de Investigaciones sobre la Universidad y la Educación, Universidad Nacional Autónoma de México, Ciudad de México.

Morales, G. (2020). *Sistema de evaluación cognitiva constructiva cronométrica del aprendizaje en línea y presencial* [Documento presentado para su publicación]. Instituto de Investigaciones sobre la Universidad y la Educación, Universidad Nacional Autónoma de México, Ciudad de México.

Morales, G. & López, E. (2016). Cognitive responsive e-assessment of constructive e-learning. *Journal of e-learning and knowledge society (Je-LKS), 12*(4), 39-49. Recuperado de http://www.je-lks.org/ojs/index.php/Je-LKS_EN/article/view/1187

Morales, G. & López-Ramírez. E. (2018a). *EVCOG Módulo 1. Configurador RSN* (Versión 1) [*Software*]. Registro Público del Derecho de Autor 03-2018-111311554300-01

Morales, G. & López E.(2018b). *EVCOG Módulo 2. Capturador RSN* (Versión 1) [*Software*]. Registro Público del Derecho de Autor 03-2018-1113115235001

Morales, G. & López E. (2018c). *EVCOG Módulo 3. Editor RSN* (Versión 1) [*Software*]. Registro Público del Derecho de Autor 03-2018-1113115235001

Morales, G. & López E. (2018d). *EVCOG Módulo 4 Análisis RSN* (Versión 1) [*Software*]. Registro Público del Derecho de Autor 03-2018-1113115235001

Morales, G., Ángeles, A., Ibarra, V. & Mancera, M. (2020). Cognitive E-Tools for Diagnosing the State of Medical Knowledge in Students Enrolled for a Second Time in an Anatomy Course. *International Journal of Learning, Teaching and Educational Research,* 19(9), 341-362. doi: 10.26803/ijlter.19.9.18

Morales, G., García, M., Castro, M. & Mezquita, Y. (2021). The measurement of knowledge construction in a course of diagnostic evaluation of learning disorders in psychology students. *International Journal of Learning, Teaching and Educational Research, 20*(8), 240-261. doi: 10.26803/ijlter.20.8.15

Morales, G., López, E., Castro, C., Villarreal, M., & Gonzáles, C. (2017). Cognitive analysis of meaning and acquired mental representations as an alternative measurement method technique to innovate e-assessment. *European Journal of Educational Research, 6*(4), 455–464. Recuperado de https://www.eu-jer.com/EU-JER_6_4_455_Morales-Martinez_etal.pdf

Morales, G., López, E. & López, A. (2015). New approaches to e-cognitive assessment of e-learning. *International Journal for e-Learning Security (IjeLS), 5*(2), 449–453. doi: 10.20533/ijels.2046.4568.2015.0057

Morales, G., López, R., García, A. & López, E. (2020). Evaluación constructiva-cronométrica como herramienta para evaluar el aprendizaje en línea y presencial. *Tecnología, Ciencia y Educación, 15*(1), 105-124. Recuperado de https://www.tecnologia-ciencia educacion.com/index.php/TCE/article/view/371

Morales, G., Mezquita, Y., González, C., López, E. & García, J. (2018). Formative e-assessment of schema acquisition in the human lexicon as a tool in adaptive online instruction. En R. López (Ed.), *From natural to artificial intelligence - algorithms and applications* (pp. 69-88). Londres, Reino Unido: IntechOpen. doi: 10.5772/intechopen.81623

Morales, G., Trejo, J., Charles, D., Mezquita, Y. & Sánchez, M. (2021). Chronometric Constructive Cognitive Learning Evaluation Model: Measuring the Construction of the Human Cognition Schema of Psychology Students. *International Journal of Learning, Teaching and Educational Research, 20*(2), 1-21. doi: 10.26803/ijlter.20.2.1

Urdiales, M., López, E., Castro, C., Villarreal, M. & Carrillo, J. (2018). Biology schemata knowledge organization and meaning formation due to learning: a constructive-chronometric approach to concept mapping usability. *Creative Education, 9*(16), 2693-2706. doi: 10.4236/ce.2018.916203