

Vol. 4 Núm. 2, enero-julio ISSN: En trámite

DOI: 10.56375/ve4.2-46

Fecha de recepción: 10/07/2024

Fecha de aceptación: 13/06/2025

Fecha de publicación: 22/08/2025

Cómo citar este artículo:

Vázquez, M. J. (2025). Analítica de los aprendizajes a través del empleo de mapas conceptuales en cursos virtuales. *Vectores*. 4(2). 01-19. DOI. 10.56375/ve4.2-46

Analítica de los aprendizajes a través del empleo de mapas conceptuales en cursos virtuales

María de Jesús Araiza Vázquez

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-2622-805X>

Universidad Autónoma de Nuevo León / Facultad de Contaduría y Administración

Resumen

Recientemente, la utilización de plataformas de aprendizaje en línea ha crecido de manera notable. Una de las principales ventajas de este tipo de educación es la posibilidad de interacción entre los alumnos. La adopción de estrategias de aprendizaje activo fomenta la participación estudiantil y la interacción con el material de estudio. El objetivo de este estudio fue identificar cuáles actividades estudiantiles potencian su aprendizaje. Se destacó que todas estas actividades involucraban interacciones no humanas, como la elaboración de mapas conceptuales. Los estudiantes registraron sus actividades en la plataforma LMS, lo que permitió el uso de estos datos para un análisis detallado mediante técnicas de regresión lineal. Los resultados del estudio confirmaron que el uso de mapas conceptuales es efectivo para mejorar los resultados educativos de los alumnos.

Palabras clave: Mapa conceptual, analítica del aprendizaje, aprendizaje activo, interacción no humana, aprendizaje en línea

Introducción

La educación se encuentra en un proceso de transformación impulsado significativamente por los avances tecnológicos. En la actualidad, marcada por la era del Big Data y catalizada por la pandemia del Covid-19, el aprendizaje en línea ha visto un incremento notable en su adopción, anticipándose incluso que pueda reemplazar las aulas tradicionales. Ante este panorama, es crucial que los

educadores brinden experiencias de aprendizaje de alta calidad. Según Ghilay (2019), para optimizar el aprendizaje en línea es fundamental considerar elementos como el software que facilita la administración, gestión, documentación, seguimiento, entrega de contenidos y evaluación de los estudiantes. Además, Lee et al. (2020) destacaron la importancia de la minería de datos para elevar la calidad educativa, mientras que Rayens y Ellis (2018) enfatizaron la necesidad de implementar estrategias de aprendizaje que pongan al alumno en el centro del proceso educativo.

Un Sistema de Gestión de Aprendizaje (SGA), o LMS por sus siglas en inglés, es una herramienta diseñada para administrar programas educativos en entornos de aprendizaje digital, incorporando actividades convencionales de enseñanza. Según Chaw y Tang (2018), un LMS integra funcionalidades esenciales como herramientas de comunicación tanto síncronas como asincrónicas, capacidades de gestión del curso y opciones para la evaluación. Estas características proveen al docente los medios necesarios para estructurar efectivamente sus cursos. Por otro lado, Zainuddin y Perera (2018) sostienen que un LMS también facilita un entorno de aprendizaje que promueve la autonomía tanto de docentes como de estudiantes, permitiéndoles dirigir su propio proceso educativo.

Los registros de actividad dentro de un SGA capturan diversas métricas de interacción estudiantil, como la frecuencia, duración y el momento en que los estudiantes acceden a diferentes aplicaciones como contenidos, cuestionarios y foros. Los datos generados varían significativamente de un estudiante a otro. Estos registros son la base de lo que conocemos como la Analítica de los Aprendizajes (AA), cuyo propósito es analizar grandes volúmenes de datos para extraer información valiosa (Aldowah et al., 2019).

En el ámbito de la analítica del aprendizaje (AA), diversos estudios recientes han destacado cómo esta disciplina contribuye a mejorar los procesos educativos y a abordar los problemas dentro de ellos, empleando un enfoque basado en datos. Por ejemplo, se ha investigado cómo la analítica

del aprendizaje puede personalizar y mejorar los mecanismos de retroalimentación educativa, ayudando a pasar de un feedback genérico a uno más individualizado, lo que resulta en mejores resultados de aprendizaje y una mayor equidad (Sharif y Atif, 2024).

Además, las revisiones sistemáticas recientes indican que la AA se utiliza para predecir y mejorar el desempeño estudiantil, implementando intervenciones oportunas y personalizadas para apoyar a los estudiantes que podrían estar en riesgo de fracaso académico. Estas intervenciones pueden variar desde recomendaciones personalizadas hasta visualizaciones detalladas de los datos de aprendizaje de los estudiantes (Lee et al., 2020).

En cuanto al uso de datos para formular estrategias y políticas, la literatura muestra que los modelos predictivos desarrollados a partir de la AA pueden facilitar la toma de decisiones en el ámbito educativo, permitiendo a las instituciones implementar las intervenciones adecuadas para mejorar la retención estudiantil y prevenir el abandono escolar (Sghiret et al, 2023).

Fernández-Morante et al. (2022) describen el uso de la AA para apoyar la formación personalizada de los docentes en prácticas escolares, destacando cómo estos análisis pueden centralizar datos para una mejor toma de decisiones educativas y adaptación a las necesidades del estudiante. Sharif y Atif (2024) exploran cómo la analítica de aprendizaje transforma los mecanismos de retroalimentación en la educación superior, permitiendo un enfoque personalizado que mejora los resultados de aprendizaje y aborda las necesidades individuales de los estudiantes mediante la utilización de una amplia gama de datos educativos.

En el ámbito de la investigación sobre la educación en línea, diversos autores han destacado la importancia de contar con estrategias de instrucción bien definidas para mejorar la eficacia de los SGA y la AA. La investigación indica que, aunque las herramientas tecnológicas son fundamentales, por sí solas no son suficientes sin una estrategia pedagógica que active y motive a los estudiantes a través de la interacción y el compromiso con el contenido del curso.

Por ejemplo, estudios recientes sugieren que las estrategias de enseñanza efectivas deben incluir la creación de entornos de aprendizaje que faciliten el aprendizaje autorregulado, donde el apoyo y las expectativas del profesor juegan un papel crucial en la capacidad de los estudiantes para gestionar su propio aprendizaje. Los instructores que proporcionan instrucciones claras ofrecen retroalimentación adecuada y modelan comportamientos de aprendizaje autorregulados tienen un impacto positivo significativo en el aprendizaje de los estudiantes (Jin, et al., 2023).

Además, la investigación ha demostrado que la interacción entre los estudiantes y el contenido es vital y puede verse significativamente mejorada mediante el uso de estrategias de instrucción que incorporen tecnologías de apoyo, como SGA que faciliten interacciones ricas y significativas entre los estudiantes y el contenido educativo (Al Mamun, & Lawrie 2023).

Este estudio utiliza SGA y AA como infraestructura en el aprendizaje en línea. La actividad de aprendizaje utilizada es el uso de la estrategia de mapas conceptuales (MC), que es una de las ocho formas de promover actividades de aprendizaje generativo. Estudios como el de Fiorella y Mayer resaltan que actividades generativas como los mapas conceptuales pueden aplicarse después de una instrucción inicial para mejorar significativamente la retención de conocimientos y la transferencia de aprendizaje. (Fiorella & Mayer 2016)

La eficacia de estas estrategias se basa en cómo fomentan una participación del estudiante en el proceso de aprendizaje, permitiendo una mayor asimilación y aplicación del conocimiento adquirido. Además, la utilización de estrategias de mapas conceptuales es reconocida por su capacidad para ayudar a los estudiantes a organizar y relacionar información de manera efectiva, lo cual es crucial en entornos de aprendizaje en línea donde el estudiante a menudo dirige su propio aprendizaje con menos supervisión directa. (Roelle et al., 2023).

Por ejemplo, se ha destacado que, además de los mapas conceptuales, otras actividades como la lectura de contenidos, el número de inicios de sesión, la duración de estos y la entrega de

tareas son fundamentales. Estas actividades son consideradas como interacciones no humanas, esenciales para comprender y mejorar la efectividad del aprendizaje en entornos virtuales. Todas las tareas se registraron en el LMS y los datos se presentaron como resultados de análisis de aprendizaje. El propósito de este estudio fue establecer cuáles de estas acciones afectarían el éxito del aprendizaje. En consecuencia, en este estudio se realizó un experimento en el que los sujetos de prueba fueron estudiantes de la carrera de tecnologías de la información en la materia de fundamentos de desarrollo Web. Los resultados de la prueba se analizaron mediante un análisis de regresión con regresión lineal múltiple (MLR).

Revisión de la literatura

Sistema de Gestión de Aprendizaje

El SGA es una aplicación de software concebida para administrar, seguir, informar y ofrecer cursos y materiales educativos Husain (2022). A medida que las actividades de aprendizaje en línea se están desarrollando constantemente, es cada vez más importante que los educadores recopilen datos relevantes para supervisar el progreso de sus alumnos. Los SGA mejoran la eficacia de los procesos educativos en las instituciones de educación superior. Los SGA son sistemas de software diseñados para ayudar a los alumnos en los cursos, ya sea en aulas presenciales (físicas) tradicionales o en aulas virtuales (Sumardi et al., 2021).

Estrategias de Aprendizaje activo: Wanget al. (2021) ha publicado un estudio sobre los factores determinantes del aprendizaje activo en línea en entornos de aprendizaje inteligentes. Este trabajo explora factores como la personalización, la retroalimentación en tiempo real y el impacto de la aceptación de la tecnología en la eficacia del aprendizaje activo.

Las actividades de aprendizaje en línea combinan varios tipos de interacción del alumno durante el proceso de aprendizaje. Numerosas investigaciones han analizado la interacción del

alumno debido a su importante papel en el aprendizaje en línea. Denenn (2018) explora el concepto de interacciones de aprendizaje y concluye analizando varios enfoques de investigación que ayudan a dilucidar la presencia y el significado de distintos tipos de interacciones de aprendizaje. El autor presenta una serie de marcos que se utilizan para apoyar la pedagogía y la investigación en este ámbito.

Desde la aparición de la enseñanza a distancia, la interacción ha desempeñado un papel crucial en la satisfacción del alumno y, más recientemente, en la calidad del aprendizaje en línea. Aunque la comunidad educativa no ha perdido de vista la naturaleza crucial de la incorporación de entornos de aprendizaje interactivos, ésta ha estado reñida con el cumplimiento de las expectativas de los alumnos y con el establecimiento de los motivos por los que fracasan algunas actividades "interactivas" propuestas. Dado que la tecnología ha cambiado, ofreciendo distintos niveles de interacción entre alumno-alumno, alumno-instructor y alumno-contenido, algunos sostienen que reconceptualizar lo interactivo puede proporcionar ventajas de aprendizaje únicas (Moore, 2015).

Mapas conceptuales: El alumno no debe limitarse a recibir pasivamente información o conocimientos, sino que debe desempeñar un papel activo en la construcción de su comprensión, de modo que el proceso de aprendizaje también se define como una actividad generativa Wittrock, (1974).

El aprendizaje generativo se centra más en encontrar relaciones para construir nuevos conocimientos que en simplemente almacenar información en la memoria a corto plazo (memoria de trabajo) o a largo plazo. Así, en el aprendizaje generativo, la comprensión es el resultado del proceso de construcción de relaciones entre un concepto y otro con los conocimientos iniciales, las experiencias de aprendizaje y la nueva información (Fiorella & Mayer, 2016).

Un mapa conceptual proporciona un medio gráfico jerárquico para representar cómo se estructura el conocimiento en un dominio. Organiza visualmente un conjunto de conceptos que

muestran sus relaciones mutuas. Un análisis de las similitudes entre dos mapas conceptuales puede producir resultados significativos en cualquier campo donde se utilice. En un entorno educativo, un mapa conceptual transmite los diversos conceptos conectados por relaciones de dependencia que debe cubrir un curso. (Limongelli et al., 2022).

Análisis del aprendizaje en el SGA

El aprendizaje en línea en la enseñanza superior está experimentando un crecimiento espectacular a nivel global, impulsado por las facilidades de interacción y comunicación tanto asincrónica como sincrónica. Estos métodos están reemplazando progresivamente el enfoque tradicional de las clases presenciales, integrando eficazmente el aprendizaje en línea dentro de la educación superior. Los SGA más populares actualmente ofrecen herramientas esenciales que facilitan actividades interactivas en los cursos, incluyendo foros, mensajes y formularios de tareas en línea, además de aulas virtuales. Estas herramientas no solo enriquecen la experiencia de aprendizaje, sino que también permiten a los profesores monitorear y seguir el proceso educativo a través de informes de estado de asignaciones, estadísticas de frecuencia de acceso y registros de actividad en el sistema.

La AA ha surgido como una herramienta sofisticada que potencia el aprendizaje y la educación, evolucionando a partir de campos como la minería de datos educativos, la analítica web y la inteligencia empresarial. Esta metodología proporciona *insights* valiosos para los educadores al combinar y analizar los datos históricos de aprendizaje de los alumnos. A partir de esta información, los profesores pueden tomar medidas concretas para mejorar la comprensión y la participación de los estudiantes, optimizando así tanto la calidad del proceso educativo como sus resultados (Lu, 2018; Schumacher & Ifenthaler, 2018).

El análisis del aprendizaje en los SGA es una herramienta poderosa que, utilizada correctamente, puede mejorar significativamente la enseñanza y el aprendizaje en entornos

educativos online. Sin embargo, es esencial abordar los desafíos éticos y técnicos para maximizar su potencial y asegurar que todos los estudiantes se beneficien equitativamente.

Diseño de la investigación

Participantes

Los participantes en esta investigación fueron 53 estudiantes matriculados en el Curso de Desarrollo Web. Eran estudiantes del curso de la licenciatura en tecnologías de la información en una universidad pública de México.

Procedimiento de aprendizaje

El estudio se desarrolló a lo largo de seis semanas y se estructuró de la siguiente manera: Durante la primera semana, se proporcionaron tutorías presenciales a los participantes para facilitar la comprensión de los mapas conceptuales en un aula tradicional. En la segunda semana, se aplicó un pre-test para evaluar las competencias iniciales de los estudiantes. Las semanas tres a seis se dedicaron al aprendizaje en línea, culminando con un post-test para evaluar los resultados de aprendizaje obtenidos.

Los contenidos de aprendizaje utilizados en esta investigación fueron la introducción del curso de Programación Web, que está relacionado con el conocimiento conceptual. El SGA se utilizó para presentar el curso de aprendizaje en línea equipado con una característica de actividad generativa, a saber, los mapas conceptuales (MC). Los participantes en la investigación se registraron en el SGA. Los resultados de los MC de los estudiantes se almacenaron en el sistema SGA, de modo que los estudiantes podían volver a acceder a ellos o crearlos de nuevo y el profesor también podía evaluar los resultados de los MC de cada estudiante.

Recogida de datos

Los datos para el análisis del aprendizaje se extrajeron de dos tablas específicas en la base de datos del sistema de gestión de aprendizaje (SGA). La primera tabla, denominada tabla de inicio de sesión, contenía registros de las actividades de inicio de sesión de los estudiantes y el tiempo que estos pasaban en el sistema. La segunda tabla, conocida como tabla de sesiones, registraba las actividades de los alumnos en el SGA, incluyendo el ID de usuario y el ID de actividad.

Para garantizar la precisión de los datos, se eliminaron los registros correspondientes a actividades de profesores y administradores. Posteriormente, se filtró la información restante para enfocarse exclusivamente en las actividades estudiantiles. Los datos resultantes revelaron lo siguiente: Total de conexiones 1,139, minutos de interacción 22,226; interacciones registradas 8,852, desglosadas en (actividades de lectura de contenidos 4,733, trabajo en mapas conceptuales 2,715, envío de tareas 1,404). Además, se realizó un posttest al final del período de estudio que consistió en 25 preguntas validadas por expertos en informática y tecnología educativa. Esta evaluación buscaba medir la efectividad del aprendizaje y la absorción del contenido por parte de los estudiantes.

Análisis de datos

En el análisis estadístico de este estudio se utilizó el software de aplicación SPSS versión 26. Se utilizó la regresión lineal múltiple (RLM) para hallar relaciones entre varias actividades de aprendizaje en línea que se categorizaron como interacciones no humanas con los resultados del aprendizaje... En el contexto de este estudio, la variable independiente fue el número de interacciones de cada tipo de interacción enumeradas en la Tabla 2, a saber, el número de inicios de sesión, la duración de los inicios de sesión, la duración de la lectura del contenido, el número de interacciones en la construcción del MC (trabajo en ejercicios utilizando el MC), así como el número de entregas de tareas, mientras que la variable dependiente fue el resultado del aprendizaje, representado por la calificación final (posttest) obtenida por cada estudiante. Se utilizó el método RLM para calcular la

varianza de la variable dependiente como combinación lineal de las variables independientes. Previamente, se realizó una prueba de correlación para determinar el coeficiente de correlación de cada variable. Esto permitió crear modelos predictivos para las variables dependientes a partir de los datos de las variables independientes.

Resultados

Actividades de los alumnos en el aprendizaje en línea

Las actividades de aprendizaje en línea se aplican más al aprendizaje individual, es decir, leer contenidos, trabajar en ejercicios como utilizar otra herramienta o función, y enviar tareas. Estas tres actividades son habituales en el aprendizaje en línea. En esta investigación, se eligió trabajar en ejercicios mediante la construcción de mapas conceptuales utilizando características específicas como una interacción entre estudiante y no-humano.

En esta investigación se utilizaron todos los registros de datos de la Tabla 1 y la Tabla 2 para registrar todas las actividades de aprendizaje. En cada tabla se realizó una consulta diferente utilizando el lenguaje SQL que se utiliza habitualmente para filtrar datos en la base de datos relacional MySQL.

Tabla 1. Resultados de la consulta en la tabla de inicio de sesión

Id_usuario	recuento_de_usuarios	duración_sesión
35	46	450
36	78	601
37	63	532
38	59	485

La tabla 1 muestra la columna recuento de usuarios, que representa el número de autenticaciones de estudiantes en el SGA, y la columna duración de sesión, que se considera un ciclo

de actividad del usuario que comienza cuando éste se conecta al servicio. Estas variables y las actividades explican el comportamiento de aprendizaje de los alumnos en línea.

Tabla 2. Resultados de la consulta en la actividad de la tabla

Id_usuario	Actividad	Cuenta
35	Contenidos de lectura	250
35	Trabajar en ejercicios (mapas conceptuales)	312
35	Envío de trabajos	132
36	Contenidos de lectura	451
36	Trabajar en ejercicios (mapas conceptuales)	247
36	Envío de trabajos	128
37	Contenidos de lectura	213
37	Trabajar en ejercicios (mapas conceptuales)	411
37	Envío de trabajos	117

La correlación entre dos variables se ha calculado mediante la correlación de Spearman. Se eligió debido a que algunos datos no eran homogéneos ni normales, por lo que se realizó esta prueba no paramétrica.

Tabla 3. Correlación de Spearman

	Post-test	Inicio de sesión	Tiempo empleado	Contenidos de lectura	Trabajar en ejercicios	Envío de trabajos
Post-test	Coefficiente de correlación	1.000	-.028	.102	.221	.323*
	Sig (2 colas)	.	.841	.467	.112	.018
	N	53	53	53	53	53
Inicio de sesión	Coefficiente de correlación	-.028	1.000	.689**	.565**	.540**
	Sig (2 colas)	.841	.	.000	.000	.000
	N	53	53	53	53	53
Tiempo empleado	Coefficiente de correlación	.102	.689**	1.000	.596**	.594**
	Sig (2 colas)	.467	.000	.	.000	.000
	N	53	53	53	53	53
Contenidos de lectura	Coefficiente de correlación	.221	.565**	.596**	1.000	.780**
	Sig (2 colas)	.112	.000	.000	.	.000
	N	53	53	53	53	53
Trabajar en los ejercicios	Coefficiente de correlación	.323*	.540**	.594**	.780**	1.000
	Sig (2 colas)	.018	.000	.000	.000	.
	N	53	53	53	53	53
Envío de tareas	Coefficiente de correlación	.258	.499**	.582**	.594**	.668**
	Sig (2 colas)	.258	.499**	.582**	.594**	.668**
	N	53	53	53	53	53

Sig (2 colas)	.063	.000	.000	.000	.000	.
N	53	53	53	53	53	53

*. La correlación es significativa al nivel 0,05 (2 colas).

**. La correlación es significativa al nivel 0,01 (2 colas).

La Tabla 3 muestra que el número de inicios de sesión estaba estrechamente relacionado con todas las actividades del SGA con un nivel de confianza del 99%; sin embargo, el número de inicios de sesión no estaba relacionado con los resultados del aprendizaje. Del mismo modo, con el tiempo empleado por los estudiantes en acceder al SGA, los resultados de la prueba de correlación de Spearman mostraron que el tiempo de acceso al SGA estaba estrechamente relacionado con todas las variables analizadas, excepto con las variables de resultados del aprendizaje.

Para interpretar los resultados de la medición RLM, se realizaron varios análisis de los resultados de las pruebas, como la prueba F, la prueba T, la medición del coeficiente de determinación y la prueba de multicolinealidad. A continuación, se explican los resultados de las distintas pruebas realizadas

Tabla 4. Resultados de la prueba F

Modelo	Suma de cuadrados	Df	Chi cuadrada	F	Sig.
Regresión	3202.369	5	640.474	2.991	.020 ^b
1 Residual	10064.650	47	214.141		
Total	13267.019	52			

a. Variable dependiente: Post-test

b. Predictores: (Constante), Entrega de tarea, Lectura de contenidos, Inicio de sesión, Tiempo dedicado, Trabajo en ejercicios.

A partir de la prueba F, como se muestra en la Tabla 4, se obtuvo un índice de error o sig. de 0.002 < 0.005 y el valor de F fue superior a 2.41. Por lo que a partir de estos resultados se concluyó que la variable independiente afectó simultáneamente a la variable dependiente.

Tras obtener el valor F, se mostraron los resultados de la medición del coeficiente de determinación (véase Tabla 5). La Tabla 5 muestra un valor R cuadrado de 0,241 (24,1%) y un R cuadrado ajustado de 0,161 (16,1%). Debido a que se utilizaron más de dos variables

independientes, se seleccionó como referencia el cuadrado R ajustado como coeficiente de determinación. Este coeficiente mostraba en qué medida el porcentaje de variación de la variable independiente utilizada en el modelo era capaz de explicar la variación de la variable dependiente

Tabla 5. Prueba del coeficiente de determinación Resultado

Modelo	R	R Cuadrado	R cuadrado ajustado	Error estándar de la estimación
1	.491 ^a	.241	.161	14.634

a. Predictores: (Constante), Enviar tarea, Leer contenido, Inicio de sesión , Tiempo dedicado, Asignación de trabajo.

A continuación, la medición de la multicolinealidad tenía por objeto determinar si el modelo de regresión utilizado presentaba una fuerte correlación entre las variables independientes examinando los valores de tolerancia (T) y del factor de inflexión de la varianza (VIF). La Tabla 6 muestra que el valor de T para todas las variables independientes tenía un valor $> 0,1$ y el valor de VIF para todas las variables independientes tenía un valor < 10 . Por lo tanto, se puede concluir que no había multicolinealidad en este modelo de regresión.

Tabla 6. Resultado de la evaluación de la multicolinealidad

Variables independientes	Estadísticas de colinealidad	
	Tolerancia	VIF
(Constante)		
Inicio de sesión	.610	1.640
Tiempo empleado	.575	1.739
Contenidos de lectura	.627	1.596
Trabajar en las tareas	.445	2.245
Envío de trabajos	.553	1.807

La tabla 7 es un resumen de los resultados del análisis RLM que se había realizado. Si el valor era Sig. < 0.05 de una variable independiente, se podía concluir que la variable independiente tenía un efecto parcial sobre la variable dependiente. Además, observando el valor t de cada variable independiente, si el valor $t >$ la tabla t (2.01174), se podía concluir que la variable independiente afectaba parcialmente (individualmente) a la variable dependiente. La tabla 7 muestra que sólo la

variable de trabajar los ejercicios utilizando mapas conceptuales tuvo un efecto sobre los resultados del aprendizaje (postest).

Tabla 7. Resumen de la regresión lineal múltiple

Variables independientes	Coefficiente de regresión	T	Sig.
(Constante)	47.572	8.840	.000
Inicio de sesión	-.315	-1.827	.074
Tiempo empleado	-.006	-.479	.634
Contenidos de lectura	.010	.277	.783
Trabajar en ejercicios (mapas conceptuales)	.303	2.325	.024
Envío de la tarea	.257	1.311	.196

Discusión

También es muy probable que el AA sea utilizado por cualquiera que esté implicado y tenga interés en poner en práctica el proceso de aprendizaje. Schumacher & Ifenthaler, 2018 dividieron los niveles de partes interesadas que podrían estar implicadas e interesadas en el AA en varios niveles, a saber: meganivel, macronivel, mesonivel y micronivel.

destacan que la aplicación del AA puede ser utilizada por diferentes partes interesadas, como estudiantes, profesores, sistemas de tutoría inteligente, instituciones educativas, investigadores y diseñadores instruccionales.

Tanto a los alumnos como a los profesores les puede preocupar cómo el análisis de la AL puede mejorar la calidad del aprendizaje. Cómo se mejorarán las notas de los alumnos o cómo se ayudará a los profesores a ajustar una estrategia de aprendizaje, materiales de aprendizaje adecuados basados en las necesidades de los alumnos y sus personalidades para mejorar. Las partes interesadas, en este caso las instituciones educativas, utilizan el AA como herramienta analítica para apoyar la elaboración de políticas mediante la identificación de los fallos o las necesidades de aprendizaje de los alumnos en el aprendizaje en línea. Según Campbell, DeBlois y Diana (2007), el proceso de análisis del aprendizaje es un proceso iterativo que consta de cinco pasos: capturar, informar, predecir, actuar y refinar.

Este artículo se centra en la tercera etapa del proceso de análisis del aprendizaje, la etapa de predicción. Los datos analizados consisten en información de los estudiantes sobre su proceso de aprendizaje, como las actividades de lectura de contenidos, el trabajo en ejercicios utilizando MC, la entrega de tareas, el número de inicios de sesión y la cantidad de tiempo dedicado al aprendizaje en línea, así como el resultado del aprendizaje de los estudiantes. El contenido presentado en este experimento está relacionado con el conocimiento conceptual, por lo que requiere un aprendizaje más profundo, como una aplicación utilizada en el aprendizaje (Kauffman, 2015).

A partir de la Tabla 7, los resultados de esta investigación confirman que la realización de ejercicios utilizando MC es la actividad que influye en el resultado del aprendizaje. Este hallazgo es enfatizado por el trabajo de Limongelli et al. (2022), donde concluye que los mapas conceptuales pueden afectar el rendimiento de los estudiantes. Los mapas conceptuales colaborativos respaldados por tecnología, tanto con soporte tecnológico como sin él, no difieren significativamente en calidad o puntajes en los exámenes para los estudiantes que aprenden conceptos complejos (Islim, 2018). Lo mismo ocurre cuando los mapas conceptuales informatizados se aplican en un entorno de aprendizaje digital. Estos pueden proporcionar un aprendizaje significativo a los alumnos Aşıksoy (2019). Esto demuestra que los MC pueden ayudar a los estudiantes a comprender el concepto a través del proceso de construcción de estructuras de conocimiento.

Referencias

- Al Mamun, M. A., & Lawrie, G. (2023). Student-content interactions: Exploring behavioural engagement with self-regulated inquiry-based online learning modules. *Smart learning environments*, 10(1), 1. <https://doi.org/10.1186/s40561-022-00221-x>
- Aldowah, H., Al-Samarraie, H., & Fauzy, W. M. (2019). Educational data mining and learning analytics for 21st century higher education: A review and synthesis. *Telematics and Informatics*, 37, 13-49. <https://doi.org/10.1016/j.tele.2019.01.007>
- Aşıksoy, G. (2019). Computer-based concept mapping as a method for enhancing the effectiveness of concept learning in technology-enhanced learning. *Sustainability*, 11(4), 1005. <https://doi.org/10.3390/su11041005>
- Campbell, J. P., DeBlois, P. B., & Oblinger, D. G. (2007). Academic analytics: A new tool for a new era. *EDUCAUSE review*, 42(4), 40. <https://er.educause.edu/articles/2007/7/academic-analytics-a-new-tool-for-a-new-era>
- Chaw, L. Y., & Tang, C. M. (2018). What makes learning management systems effective for learning?. *Journal of Educational Technology Systems*, 47(2), 152-169. <https://doi.org/10.1177/0047239518795828>
- Dennen, V. P. (2018). Frameworks for designing and analyzing learning: Activity interactions in online courses. In *Handbook of distance education* (pp. 244-259). Routledge.
- Fernández-Morante, C., Cebreiro-López, B., Rodríguez-Malmierca, M. J., & Casal-Otero, L. (2021). Adaptive learning supported by learning analytics for student teachers' personalized training during in-school practices. *Sustainability*, 14(1), 124. <https://doi.org/10.3390/su14010124>
- Fiorella, L., & Mayer, R. E. (2016). Eight ways to promote generative learning. *Educational psychology review*, 28, 717-741. <https://doi.org/10.1007/s10648-015-9348-9>
- Ghilay, Y. (2019). Effectiveness of learning management systems in higher education: Views of lecturers with different levels of activity in LMSs. *Ghilay, Y. (2019). Effectiveness of Learning Management Systems in Higher Education: Views of Lecturers with Different Levels of Activity in LMSs. Journal of Online Higher Education*, 3(2), 29-50. <https://ssrn.com/abstract=3736748>
- H. Kauffman, (2015) "A Review of Predictive Factors of Student Success in and Satisfaction with Online Learning," *Research in Learning Technology*, 23. <https://doi.org/10.3402/rlt.v23.26507>
- Husain, S.A. (2022). The Effectiveness of CANVAS Learning Management System for Teaching Undergraduate Mathematics During COVID-19 Pandemic. In: Abdul Karim, S.A., Husain, S.A. (eds) *Engineering and Sciences Teaching and Learning Activities. Studies in Systems, Decision and Control*, vol 381. Springer, Cham. https://doi.org/10.1007/978-3-030-79614-3_6

- Islim, O. (2018). Mapas conceptuales colaborativos apoyados por tecnología en las aulas. *Aprendizaje activo en la educación superior*, 19, 131 - 143. <https://doi.org/10.1177/1469787417723231>
- Jin, S. H., Im, K., Yoo, M., Roll, I., & Seo, K. (2023). Supporting students' self-regulated learning in online learning using artificial intelligence applications. *International Journal of Educational Technology in Higher Education*, 20(1), 37. <https://doi.org/10.1186/s41239-023-00406-5>
- Lee, L. K., Cheung, S. K., & Kwok, L. F. (2020). Learning analytics: Current trends and innovative practices. *Journal of Computers in Education*, 7, 1-6. <https://doi.org/10.1007/s40692-020-00155-8>
- Limongelli, C., Marani, A., Sciarrone, F., y Temperini, M. (2022). Medición de la similitud de mapas conceptuales según criterios pedagógicos. *IEEE Access*, 1-1. <https://doi.org/10.1109/access.2022.3156662>
- Lu, O. H., Huang, A. Y., Huang, J. C., Lin, A. J., Ogata, H., & Yang, S. J. (2018). Applying learning analytics for the early prediction of Students' academic performance in blended learning. *Journal of Educational Technology & Society*, 21(2), 220-232. <https://www.jstor.org/stable/26388400>
- Moore, T. (2015). Redefining Interactivity in E-Learning. <http://hdl.handle.net/10150/556210>
- Rayens, W., & Ellis, A. (2018). Creating a student-centered learning environment online. *Journal of Statistics Education*, 26(2), 92-102. <https://doi.org/10.1080/10691898.2018.1475205>
- Roelle, J., Endres, T., Abel, R., Obergassel, N., Nückles, M., & Renkl, A. (2023). Happy together? On the relationship between research on retrieval practice and generative learning using the case of follow-up learning tasks. *Educational Psychology Review*, 35(4), 102.
- Schumacher, C., & Ifenthaler, D. (2018). The importance of students' motivational dispositions for designing learning analytics. *Journal of Computing in Higher Education*, 30(3), 599-619. <https://doi.org/10.1007/s12528-018-9188-y>
- Sharif, H., & Atif, A. (2024). The Evolving Classroom: How Learning Analytics Is Shaping the Future of Education and Feedback Mechanisms. *Education Sciences*, 14(2), 176. <https://doi.org/10.3390/educsci14020176>
- Sumardi, D., Suryani, N., & Musadad, A. A. (2021). Website-based learning management system (LMS) as a tool for learning in the covid-19 pandemic period for Junior High Schools. *Journal of Education Technology*, 5(3), 346-355. <https://dx.doi.org/10.23887/jet.v5i3.38371>
- Wang, S., Shi, G., Lu, M., Lin, R., & Yang, J. (2021). Determinants of active online learning in the smart learning environment: An empirical study with PLS-SEM. *Sustainability*, 13(17), 9923. <https://doi.org/10.3390/su13179923>
- Wittrock, (1974). "Learning as a Generative Process," *Educational Psychologist*, 37(1), pp. 35-46. <https://doi.org/10.1080/00461520903433554>.

Zainuddin, Z., & Perera, C. J. (2018). Supporting students' self-directed learning in the flipped classroom through the LMS TES BlendSpace. *On the Horizon*, 26(4), 281-290. <https://doi.org/10.1108/OTH-04-2017-0016>

Curriculum Vitae

La Dra. María de Jesús Araiza es Ingeniero en Control y Computación tiene una Maestría en Informática Administrativa un Doctorado en Educación en la Nova Southeastern University y un PhD en Bussines Administration en la Atlantic International University. Es investigador Nivel I SNI, es profesor certificado por ANFFECA, cuenta con el reconocimiento de perfil deseable por PRODEP, es líder de un Cuerpo Académico Consolidado. Actualmente es profesor investigador de tiempo completo de la UANL. Ha publicado libros, artículos en revistas indexadas y arbitradas internacionales y nacionales, ha participado en congresos nacionales e internacionales, ha sido expositor invitado en distintos eventos académicos, así como evaluador, moderador, relator y organizador. Es editora y creadora de la revista Expresión Informática, además de ser la Editora en jefe de las revistas científicas Innovaciones de Negocios y Vinculatégica EFAN.