

Fortalecimiento de la calidad de los Ambientes Virtuales de Aprendizaje (AVA) en Instituciones de Educación Superior (IES) a través de la implementación de estrategias pedagógicas y la toma de decisiones basadas en técnicas de big data



Strengthening the quality of virtual learning environments in higher education institutions by the implementation of pedagogical strategies and decision-making based on big data techniques

Autores:

Daniel Rincón León¹

Diego Fernando Aranda Lozano²

Pablo Alexander Munevar García³

Darío José Delgado Quintero⁴

Recibido Primer semestre 2023

Publicado Segundo semestre 2023

DOI

Resumen

Las Instituciones de Educación Superior (IES) en búsqueda de la calidad educativa y la inclusión social, diseñan sistemas de información como herramientas para docentes y directivos que les aporten a la toma de decisiones con el propósito de alcanzar sus metas. En la actualidad debido a la pandemia ocasionada por el COVID-19, cada vez más, las IES utilizarán los Learning Management System (LMS) integrados a sus Virtual Learning Environment (VLE) para que sus estudiantes realicen su proceso de enseñanza-aprendizaje.

Este proyecto de investigación se llevó a cabo en el marco del convenio entre la Universidad Nacional Abierta y a Distancia (UNAD) y el Sistema General de Regalías (SGR) del departamento de Antioquia en conjunto con el Ministerio de Ciencias de Colombia MinCiencias, con el objetivo de generar estrategias, herramientas y mo-

¹ Maestrando en Gestión de proyectos de IT, Universidad Nacional Abierta y a Distancia (UNAD) Bogotá, docente investigador, instructor SENA. ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-8389-3056> E-mail institucional: daniel.rincon@unad.edu.co

² PhD en Matemáticas Multidisciplinarias, Universidad Politécnica de Valencia: Valencia, España. Docente ocasional e investigador en la Licenciatura en Matemáticas (ECEDU). UNAD, Bogotá Colombia. ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-0303-9088> E-mail institucional: diego.aranda@unad.edu.co

³ Doctor en Educación, Universidad de Granada: Granada, Andalucía, España. Docente investigador. Docente de carrera (ECEDU). UNAD, Bogotá Colombia. ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-9577-9253> E-mail institucional: pablo.munevar@unad.edu.co

⁴ PhD en el área de ingeniería, gestión de tecnología e innovación, Universidad Industrial de Santander: Bucaramanga, Santander, Colombia. Docente investigador, profesor tiempo completo, docente ocasional e investigador en la Maestría en Gestión de TI (ECBTI). UNAD, Bogotá Colombia. ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-6549-5065> E-mail institucional: dario.delgado@unad.edu.co

delos que permitan cualificar los procesos de enseñanza- aprendizaje en programas de educación virtual y mejoren los indicadores clave de deserción y permanencia de los estudiantes.

La UNAD facilitó un conjunto de datos pertenecientes a 3317 estudiantes en modalidad virtual del departamento de Antioquia, dichos datos representan la interacción de los estudiantes en el VLE. Producto del análisis de este conjunto de datos se logró definir una herramienta tipo panel de control y un modelo de validación de la experiencia de usuario de estudiantes y docentes en el VLE que permiten adoptar estrategias de inteligencia y analítica de negocios para IES, como soporte para el diseño de modelos instruccionales que permitan el mejoramiento continuo de la calidad educativa virtual a corto, medio y largo plazo.

Palabras clave: analítica de datos, educación virtual, deserción, analítica de aprendizaje, experiencia de usuario, teoría de grafos.

Abstract

Higher Education Institutions (HEIs), in pursuit of educational quality and social inclusion, design information systems as a tool for teachers and directors to contribute to decision-making in order to achieve their goals. Due to the COVID-19 pandemic, HEIs will increasingly use the Learning Management System (LMS) integrated into their Virtual Learning Environment (VLE) so their students carry out their teaching-learning process.

This research project was carried out within the framework of the agreement between the National Open and Distance University (UNAD in Spanish) and the general system of royalties of the Antioquia department together with the Ministry of Science, Technology and Innovation of Colombia (MinCiencias in Spanish), aiming to generate strategies, tools, and models that allow to qualify the teaching and learning processes in virtual education programs and improve the key indicators of dropouts and retention of students.

UNAD provided a set of data belonging to 3317 students in the virtual mode of the Antioquia department, which represent the interaction of students in the virtual learning environment (VLE). As a result of analyzing this dataset, it was possible to define a control panel-like tool and a validation model of the students' and teachers' user experience in the VLE. It allows to adopt strategies of business intelligence and analytics for HEIs, as support for the design of instructional models that enables the continuous improvement of virtual educational quality in the short, medium, and long term.

Keywords: data analytics, virtual education, dropout, learning analytics, user experience, graphic theory.

Introducción

La analítica del aprendizaje o Learning Analytics (LA) es una disciplina que permite analizar los datos generados durante un proceso de formación para tomar decisiones en los niveles administrativo, técnico y pedagógico (Siemens, 2012; Siemens et al., 2011; Ballesteros y Díaz, 2018). Según Dietz-Uhler y Hurn (2013), LA es una disciplina emergente que se enfoca en el desarrollo de métodos para explorar datos provenientes de ecosistemas educativos. A través del análisis de estos datos, se busca comprender mejor al estudiante y sus comportamientos para mejorar el diseño de los entornos de aprendizaje, (Villagrà-Arnedo et al., 2015).

La analítica del aprendizaje tiene como objetivo proporcionar al docente las herramientas necesarias para medir y guiar de manera efectiva a sus estudiantes, brindándoles un enfoque humano en su proceso de aprendizaje. Esto permite a los docentes comprender, asesorar y orientar a los estudiantes, mientras que las estrategias didácticas y tecnológicas utilizadas en el proceso de enseñanza-aprendizaje se repiensen y se mejoran en términos de diseño, planificación, ejecución y evaluación. La innovación educativa es un resultado directo de la integración de estas tecnologías de apoyo a las estrategias pedagógicas, lo que conduce a una experiencia de aprendizaje más efectiva y atractiva para los estudiantes. Por lo tanto, es fundamental que las tecnologías utilizadas en los Ambientes Virtuales de Aprendizaje (AVA) respalden estas estrategias y permitan una implementación efectiva de las mismas, (Chatti & Schroeder, 2010; Hurtado y Pérez, 2020; Orozco, 2016).

En este artículo, se presenta un proyecto de investigación financiado por el Ministerio de Ciencias (Minciencias) de Colombia, que tiene como objetivo proponer una herramienta informática tipo panel de control basada en técnicas big data. Esta herramienta permitirá la visualización de diferentes datos y fortalecerá la toma de decisiones dentro de una Institución de Educación Superior (IES). Además, se propone un modelo de validación de Ambientes Virtuales de Aprendizaje (AVA) basado en teoría de grafos, que contribuirá al mejoramiento continuo y la calidad de la educación virtual a través del análisis de datos a corto, mediano y largo plazo. El modelo propuesto busca tener una visión integrada y eficiente del comportamiento de los estudiantes y docentes en un Learning Management System (LMS) integrado a un Virtual Learning Environment (VLE).

La herramienta basada en técnicas y métodos de big data permite fortalecer la toma de decisiones a niveles administrativos, técnicos y pedagógicos, contribuyendo al mejoramiento continuo de la calidad de la educación virtual, (Aguado, 2019). Los principales actores beneficiados son los docentes, directores de programa y las directivas de las IES. Por otro lado, el modelo de validación del VLE tiene como objetivo determinar las formas de interacción entre los usuarios (estudiantes y docentes) en el LMS a través del análisis de datos utilizando técnicas como el estudio de grafos. Esto permite identificar la experiencia actual del usuario, las características clave de uso y comportamiento, los objetos críticos dentro de los entornos de aprendizaje y las oportunidades de mejora en términos de UX.

Metodología

Se consideró relevante para este proyecto integrar la herramienta con un modelo matemático tipo K-Means, creado por MacQueen en 1967, debido a su versatilidad, sencillez y eficacia en el clustering o agrupamiento de datos en K clústeres. Este modelo utiliza el promedio de los datos de cada clúster, llamado centroide, para representarlos y agruparlos según sus características. Este algoritmo tiene una ventaja intuitiva y gráfica que lo hace fácil de entender y soportar estadísticamente. En pocas palabras, el algoritmo toma un conjunto de datos y los separa en K grupos o clústeres minimizando las distancias entre ellos, obteniendo el centroide como promedio de los elementos de cada grupo y generando predicciones para cada nuevo centroide.

Dentro de la metodología del proyecto, se estableció seguir los ciclos de la analítica de aprendizaje en el aula, comenzando con la definición de objetivos y metas, seguido por la recolección de datos del LMS, la selección del modelo matemático y sus visualizadores, los resultados del análisis, la acción correspondiente y la evaluación del proceso final. Todo esto con el fin de mejorar la toma de decisiones a nivel administrativo, técnico y pedagógico, y contribuir al mejoramiento

continuo de la calidad de la educación virtual, con los docentes, directores de programa y directivas de las IES como actores principales.

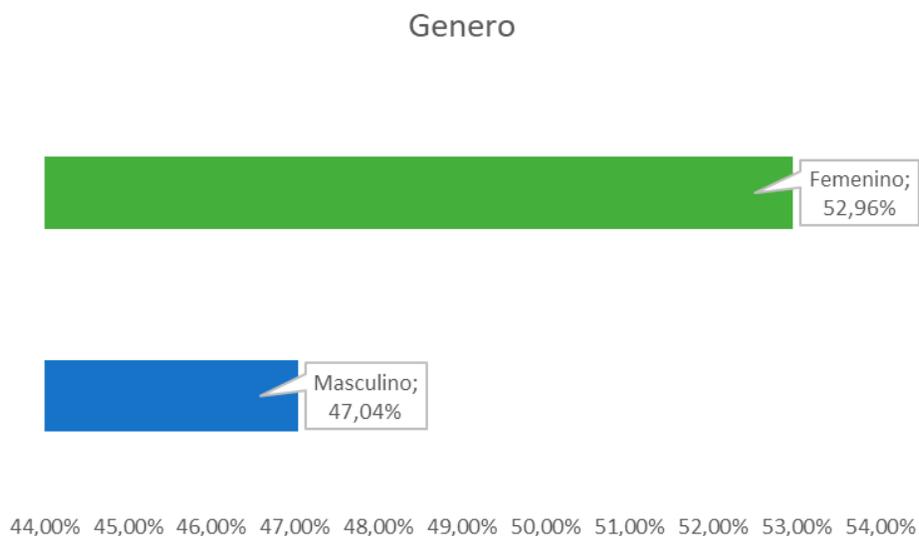
Por otro lado, se decidió utilizar la técnica propuesta por Dupré (2014) para el estudio de usabilidad y navegabilidad basado en la teoría de grafos. Esta técnica se centra en la identificación de los elementos clave del sitio web (WKO) a través del análisis de grafos y la aplicación de métricas de centralidad como el análisis de grado, el análisis de centralidad de intermediación, el análisis de cercanías y el análisis de excentricidad. El objetivo es identificar los elementos WKO que permitan identificar los puntos fuertes y débiles del comportamiento de los usuarios en el LMS. Se utilizará el algoritmo de Kruskal para modelar los comportamientos óptimos de los estudiantes y docentes como usuarios de las plataformas.

Para abordar el problema de forma cíclica y mejorando en cada iteración, se planteó un enfoque metodológico de investigación-acción de tipo experimental (Albán et al., 2020). Este enfoque permitió la ejecución incremental del proyecto, iniciando con diagnósticos y planificación de los casos de estudio, seguido de una implementación rigurosa que incluyó análisis cuantitativos y cualitativos de los datos. Finalmente, se realizó una reflexión de los resultados y una evaluación por juicio de expertos en las áreas de analítica de datos, educación virtual y experiencia de usuario.

El presente estudio analítico-descriptivo tiene como población objetivo a los estudiantes del departamento de Antioquia en Colombia que estudian programas en modalidad virtual, específicamente en la Universidad Nacional Abierta y a Distancia (UNAD) en Colombia. En la región, hay 3 317 estudiantes que estudian en la modalidad virtual. De acuerdo con la Figura 1, el 52.96 % de la población estudiantil son mujeres, lo que ayuda a cerrar la brecha de género en Colombia. En este estudio, se analiza el comportamiento académico de los 3 317 estudiantes matriculados en la modalidad a distancia - virtual, a través de un Learning Management System (LMS) asociado a un Virtual Learning Environment (VLE).

Figura 1

Porcentaje de estudiantes en la modalidad virtual del departamento de Antioquia – Colombia, según su género.

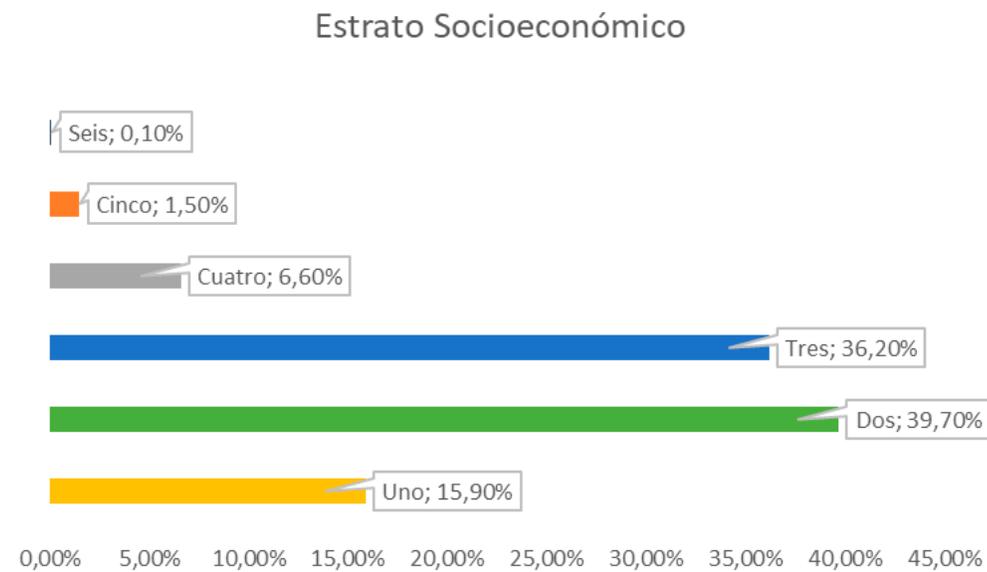


Fuente: DashBoard herramienta.

En ese sentido, en la Figura 2 se evidencia que en su gran mayoría la población estudiantil se encuentra aglomerada en los estratos socioeconómicos 1, 2 y 3. Ahora bien, como se puede observar el 15.9 % pertenece al estrato socioeconómico 1 y 39.70 % al estrato 2; poblaciones que se consideran pobres, por tener ingresos mensuales inferiores a COP 250 620 o USD 66 59 y mientras un 36.20 % se encuentra en el estrato socioeconómico 3, considerados como una población vulnerable, pues sus ingresos mensuales están entre COP 250 620 a 590 398 o USD 66 56 a 157 16, pero tienen una alta probabilidad de volver a caer en la pobreza (Revista Semana, 2020).

Figura 2

Porcentaje de estudiantes en la modalidad virtual del departamento de Antioquia – Colombia, según su estrato socioeconómico.



Fuente: DashBoard herramienta.

Discusión y resultados

En esta sección se presentan dos momentos. En el primer momento, se presenta el modelo de validación de experiencia de usuario implementando analítica de datos y teoría de grafos. También se exponen las oportunidades de mejora en términos de usabilidad y navegabilidad en el VLE analizado, en el segundo momento se muestran los resultados del desarrollo e implementación de una herramienta tipo DashBoard, donde se explican algunas de las visualizaciones obtenidas y se realiza un análisis analítico-descriptivo de enfoque cuantitativo y cualitativo sobre los estudiantes del departamento de Antioquia matriculados en programas de educación superior en la modalidad a distancia - virtual.

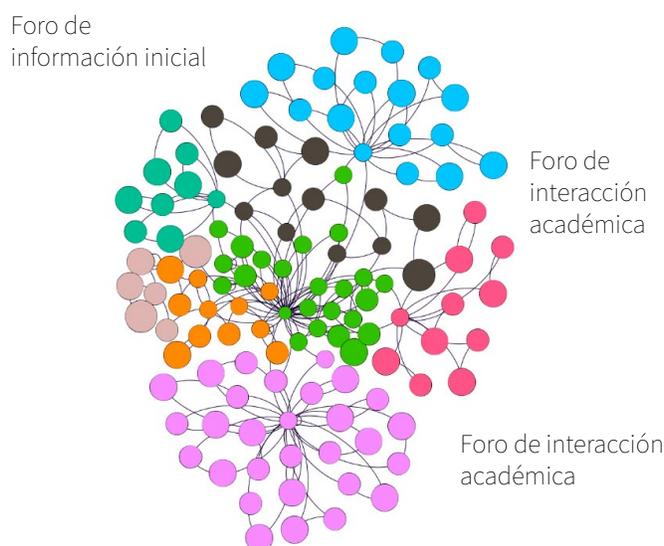
El primer bloque de resultados consiste en el análisis de las conclusiones derivadas del estudio de la experiencia de usuario a través de la implementación de la analítica de datos y la teoría de grafos. En primer lugar, el conjunto de datos utilizado para este análisis se seleccionó de manera intencional y corresponde a un curso específico de la carrera de Licenciatura en Matemáticas perteneciente a la Escuela de Ciencias de la Educación. Este curso se divide en tres entornos distintos,

el primero de ellos es un entorno informativo que proporciona una visión general sobre la agenda del curso, la presentación y las normas necesarias para su desarrollo, así como algunos foros de uso informativo y una programación para el acompañamiento sincrónico. El segundo entorno se enfoca en el proceso formativo y contiene el syllabus del curso, los contenidos bibliográficos y cada uno de los momentos definidos para el desarrollo del curso. Por último, el tercer entorno se centra en la evaluación y permite realizar entregas de actividades. Los entornos están diseñados mediante ventanas modales que se activan al hacer clic sobre ellas, y la información interna se encuentra organizada de manera secuencial y dispuesta de forma adecuada para ayudar a los usuarios con tecnologías de asistencia, como lectores de pantalla.

Para llevar a cabo esta investigación, se utilizó la teoría de grafos, la cual se enfoca en la representación gráfica de un conjunto organizado de elementos conocidos como nodos. Estos nodos están unidos entre sí mediante líneas dirigidas o no dirigidas, también conocidas como aristas. Esta metodología permite visualizar de manera gráfica una amplia variedad de situaciones en las que existen interrelaciones entre cada uno de los nodos, como en una red de computadoras, en rutas con posición geográfica o en las relaciones entre personas en una red social (Ilyutko et al., 2018). Mediante la aplicación de la teoría de grafos en este estudio, se logró representar el comportamiento de los estudiantes al utilizar los diferentes recursos de la plataforma LMS, utilizando los registros de Logs para identificar los nodos con mayor interacción, las aristas que indican la navegabilidad del estudiante entre los elementos del curso y el peso, que se determinó a partir del tiempo que un estudiante tardó entre un clic y otro. Esta información temporal fue obtenida gracias a la marca temporal que incluyen los registros de Logs.

Figura 3

Grafo del comportamiento de un estudiante en el curso, muestra las comunidades y el peso de los elementos del curso.



Fuente: elaboración propia, visualización obtenida de la herramienta GEPHY 0.9.

El proceso para crear el grafo dirigido involucra la implementación de algoritmos de Python que permiten obtener las visualizaciones necesarias y exportar los archivos en formatos editables que pueden ser cargados en un sistema de análisis de grafos, como lo es GEPHY 0.9.2 (Ilyutko et al., 2018). Una vez obtenido el archivo requerido, se puede realizar el análisis cuantitativo y cualitativo de los resultados a partir de las métricas de centralidad. En la Figura 3, se muestra el grafo de uno de los estudiantes analizados, el cual se creó a partir de las comunidades, que son grupos de nodos altamente interconectados (Barabási, 2016). En términos de usabilidad, cada comunidad representa una serie de clics realizados en uno o varios recursos que se encuentran agrupados. En la Tabla 1, se pueden visualizar las

comunidades identificadas, el número de nodos y su respectivo peso, así como el tipo de recurso al que cada comunidad pertenece.

Tabla 1

Muestra un análisis de los nodos pertenecientes a las comunidades identificadas, cada comunidad agrupa un número de recursos altamente dentro del LMS

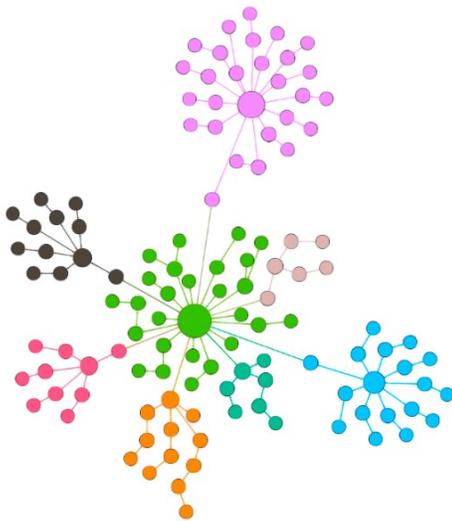
Comunidad	Número nodos	Peso total	Color	Recursos
0	24	4474161	Verde	Visualización de entorno
1	6	0	Púrpura	Visualización de entorno
2	11	94071	Amarillo	Visualización de entorno
3	9	3774	Cyan	Foro de información inicial
4	29	1379425	Naranja	Foro de interacción académica
5	17	1389691	Verde	Foro de interacción académica
6	11	1749742	Púrpura	Foro de interacción académica
7	13	1580738	Gris	Foro de interacción académica

Nota. Elaboración propia.

En el análisis inicial se observó que los estudiantes dedican tiempo similar a interactuar en los foros y a visualizar los recursos del curso. Sin embargo, gran parte de los nodos corresponden a elementos que no contribuyen significativamente al proceso de formación, como las ventanas modales y los perfiles de los participantes. Esto sugiere que la navegabilidad se ve afectada en relación con la importancia de los recursos educativos. Además, mediante las métricas de centralidad, se identificaron nodos puente que dificultan el acceso directo a los recursos.

Figura 4

Grafo implementando algoritmo de Kruskal, esta visualización permite identificar con claridad la existencia de dificultades de uso entre los nodos que son objetos clave del LMS.



Se puede notar que hay problemas de usabilidad en el LMS que afectan el comportamiento de los estudiantes y su interacción con los recursos. Al aplicar la misma metodología a otros estudiantes, se obtienen nuevas evidencias de estos problemas, como la falta de revisión de material de apoyo, baja participación en foros y visualización limitada de los recursos de reconocimiento del entorno.

Se aplicaron las métricas de centralidad y se utilizó el algoritmo de Kruskal para identificar los rasgos de uso más notorios del grafo. Según Çakır et al., (2021), este algoritmo reduce la cantidad de aristas al mínimo para optimizar recursos y puede ser utilizado en múltiples contextos. Al realizar un análisis visual del grafo, se observó que los nodos se posicionan de forma secuencial en la mayoría de comunidades y los nodos puente identificados previamente no forman parte de las

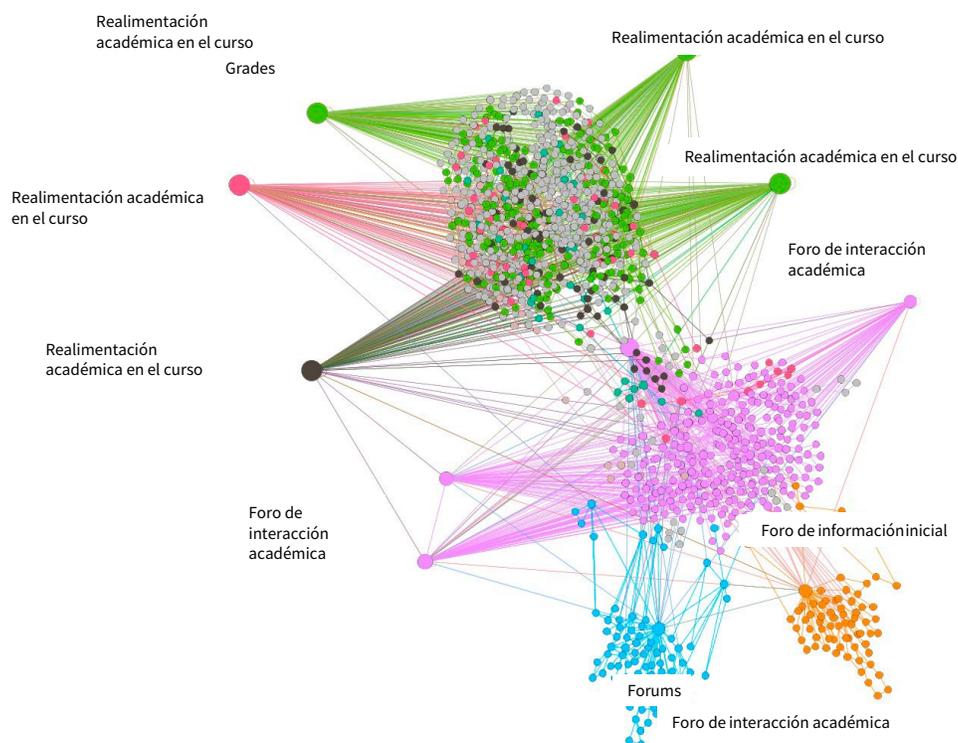
Fuente: elaboración propia, visualización obtenida de la herramienta GEPHY 0.9.

interacciones identificadas con objetos predominantes. Esto sugiere que el algoritmo de Kruskal puede ser útil para mejorar la usabilidad del LMS.

En relación con los tutores o docentes, es comprensible que su carga académica en el curso se centre en las calificaciones y los foros. Sin embargo, al examinar el grafo, se observa una gran cantidad de nodos asociados a calificaciones y retroalimentación, tal como se ilustra en la Figura 5. Esto sugiere que, aunque algunas calificaciones son de tipo grupal, existen herramientas tecnológicas en los actuales LMS que podrían facilitar la labor del docente en esta tarea, como las actividades de evaluación automática o herramientas de gamificación. De esta manera, se priorizaría el tiempo del docente invertido en el proceso de enseñanza-aprendizaje y se reduciría su carga laboral.

Figura 5

Grafo que representa la usabilidad de un docente en el LMS.



Fuente: elaboración propia, visualización obtenida de la herramienta GEPHY 0.9.

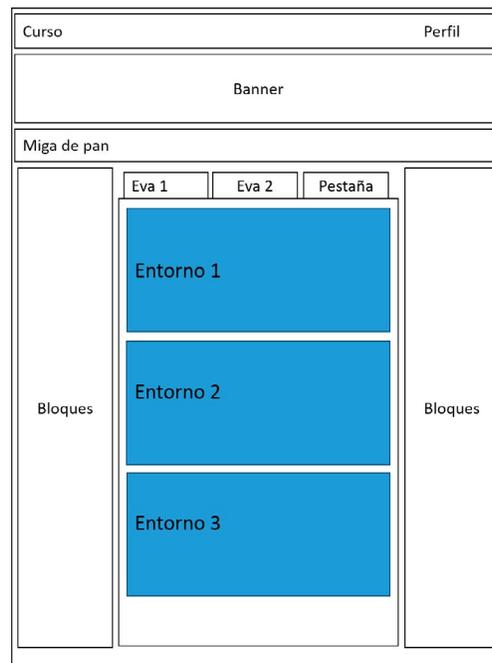
La institución educativa de la cual se obtuvieron los datos para esta investigación posee altos estándares de diseño instruccional, siendo evaluada por medio de la rúbrica de QM (Quality Matters) y acreditada a nivel nacional por su calidad educativa. Sin embargo, los hallazgos obtenidos dejan en evidencia áreas que pueden ser mejoradas en los AVA. Para mejorar estos ambientes, se sugiere implementar un diseño estándar y una disposición más intuitiva de los recursos, de manera que los elementos clave del proceso de enseñanza-aprendizaje sean de fácil acceso para los usuarios, sin perder de vista el modelo pedagógico de la institución. Otra opción por considerar es la inclusión de procesos automatizados, como estrategias de gamificación, que faciliten la labor de los docentes en la enseñanza. Por último, se propone el diseño de protocolos de seguimiento

y evaluación continua de la interacción de los usuarios con el LMS, lo cual permitiría aplicar estrategias de inteligencia de negocio y facilitar la toma de decisiones a nivel académico y gerencial.

Figura 6

Mockup de AVA implementando patrones de diseño y explicación de los elementos gráficos de la interfaz.

Elemento	Descripción
Encabezado	Muestra el nombre del curso, acceso a perfil y correo.
Banner	Imagen informativa sobre la institución de educación superior.
Miga de pan	Contiene título de curso y links de acceso a recursos anteriores.
Bloques	Muestran recursos y herramientas al estudiante como: agenda, calendario, tutoriales, noticias progreso, eventos, entre otros.
Pestaña	Uso de pestañas para representar cada momento evaluativo, implementa el patrón de diseño "Navigation tabs".
Entorno	Visualiza cartas con el contenido de cada entorno, implementa el patrón de diseño "Sequencing".



Nota. Elaboración propia.

La imagen muestra una nueva disposición de la interfaz de usuario del LMS de la UNAD, que combina dos patrones de diseño de interfaces gráficas: navigation tabs y Sequencing, que permiten una navegación más clara y sencilla para el usuario. Además, se explica que la implementación adecuada de patrones de diseño garantiza que un usuario reconozca factores de uso común entre la interfaz que está manejando e interfaces que ha manejado con anterioridad, lo que facilita su comprensión.

Para el segundo bloque de resultados se utilizó un modelo matemático de tipo K-means, que agrupa objetos en k grupos basándose en sus características, utilizando como insumo la base de

datos que contenía los Logs o registros de los eventos y acciones sucedidas durante un tiempo de 16 semanas académicas correspondiente al segundo semestre del año 2018 generados por los distintos estudiantes matriculados en la modalidad a distancia - virtual del departamento de Antioquia. La totalidad de los eventos obtenidos en el intervalo de tiempo fueron 10 446 811. Posteriormente, se plantean estrategias didácticas y tecnológicas encaminadas a mitigar la deserción en Ambientes Virtuales de Aprendizaje (AVA) en el apartado de discusión.

Figura 7

Registros realizados por estudiantes en un LMS, matriculados en un programa en la modalidad a distancia – virtual del departamento de Antioquia (Colombia) al hacer consultas en los distintos materiales de un curso virtual.



Fuente: DashBoard herramienta.

En la Figura 7 se puede observar que los estudiantes matriculados en la modalidad a distancia - virtual del departamento de Antioquia generan cuatro picos en la gráfica, los cuales corresponden a tres momentos académicos clave dentro de la institución: la Evaluación inicial, la Evaluación intermedia y la Evaluación final. Cabe destacar que la Evaluación intermedia está compuesta por distintas actividades según el diseño del curso. De manera general, se puede notar que los estudiantes emplean un promedio de 122 minutos en la Evaluación inicial, 109 minutos en la Evaluación intermedia y 146 minutos en la Evaluación final (ver Tabla 2).

Tabla 2

Tiempo promedio empleado por estudiante en visitar un material del curso

Evento académico	Promedio de tiempo empleado
Evaluación inicial	122 minutos
Evaluación intermedia	109 minutos
Evaluación final	146 minutos

Nota. Elaboración propia.

En la Figura 8 se muestra que los estudiantes matriculados en la modalidad a distancia – virtual del departamento de Antioquia tienden a ingresar e interactuar con mayor frecuencia en los días previos al vencimiento de las fechas límite de la Evaluación inicial, intermedia y final.

Figura 8

Registros realizados por estudiantes en un LMS, matriculados en programas en la modalidad a distancia – virtual del departamento de Antioquia (Colombia) al ingresar a los foros de interacción académica por un tiempo determinado en la semana al interior de un curso virtual.



Fuente: DashBoard herramienta.

De esto se puede inferir que durante este periodo los participantes realizan un mayor uso de los foros para intercambiar experiencias o discutir temas académicos que contribuyan a su formación (ver Tabla 3).

Tabla 3

Tiempo promedio por visita en la semana empleado en el foro de actividades al interior de un curso virtual

Evento académico	Promedio de tiempo empleado
Foro Evaluación inicial	105 minutos
Foro Evaluación intermedia	81 minutos
Foro Evaluación final	75 minutos

Nota. Elaboración propia.

Los estudiantes matriculados en la modalidad a distancia-virtual en el departamento de Antioquia prefieren interactuar más durante las semanas previas y durante las evaluaciones. Se sugiere que se diseñen nuevos y más diversos materiales académicos para mantener el interés de los estudiantes y fomentar la cultura de revisión permanente del curso. Destacando que la cantidad de actividades en un curso no garantiza el interés de los estudiantes en él.

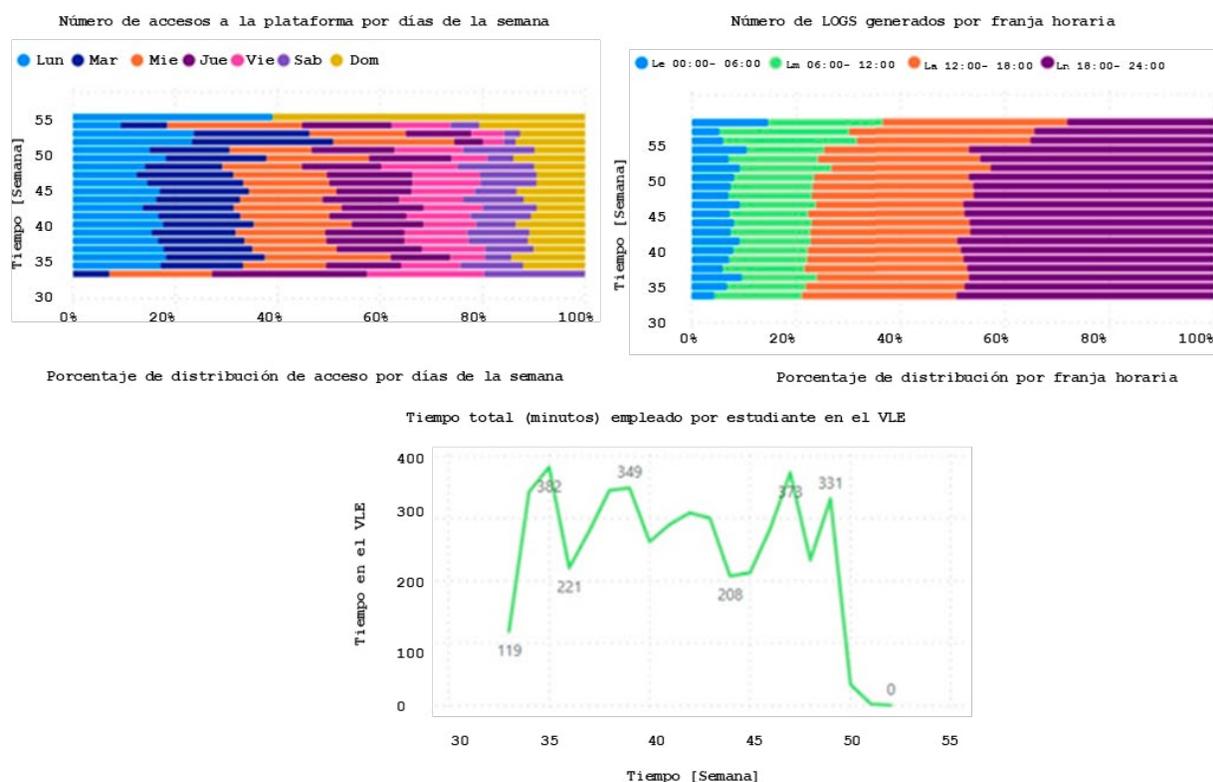
Por otro lado, los datos generados por las interacciones al interior del LMS pueden ayudar a la IES a identificar problemas académicos y formular estrategias para fomentar la asistencia de los estudiantes a los momentos sincrónicos dada la importancia del acompañamiento docente como

parte del currículo y la necesidad de mantener la calidad de los programas para garantizar la sostenibilidad de la institución.

En la Figura 9, se presentan las visualizaciones incluidas en el DashBoard de la herramienta con los indicadores presentados.

Figura 9

Indicadores que aportan a la toma de decisiones a nivel institucional.



Fuente: DashBoard herramienta.

Como se puede evidenciar en la figura anterior, existe una colección de datos que pueden ser representados visualmente para ayudar en la toma de decisiones dentro de una Institución de Educación Superior (IES). Estos datos pueden ser analizados utilizando visualizadores, que son herramientas que permiten visualizar datos de una manera gráfica e interactiva, lo que puede facilitar la comprensión y el análisis de la información. Los datos pueden ser analizados en archivos planos generados por el modelo, lo que significa que los datos pueden ser analizados y procesados en diferentes formatos, según las necesidades de la IES y los objetivos que se quieran alcanzar.

Conclusiones

El estudio de las interacciones sociales en entornos e-learning permite aprovechar las grandes cantidades de información almacenada en los LMS o CMS. Es importante señalar que, mientras se lleva a cabo una formación en línea, las organizaciones generan una gran cantidad de datos que

pueden ser utilizados para producir nuevas propuestas y tomar decisiones que permitan mejorar continuamente los procesos de enseñanza-aprendizaje y las propuestas de formación virtual.

Por lo tanto, el Análisis de Aprendizaje (LA) desempeña una función fundamental en la investigación sobre la deserción en la educación virtual y a distancia, ya que ayuda a identificar el comportamiento de los estudiantes y sus patrones de interacción en un entorno de e-learning. Los resultados del análisis pueden ser utilizados para ajustar el proceso educativo y mejorar la calidad de la formación. Con el LA, es posible determinar qué usuarios son más o menos activos, así como evaluar la frecuencia y el nivel de participación de los estudiantes a lo largo del curso. Además, también es posible analizar el papel que desempeñan tanto el profesor como otros elementos en el proceso educativo virtual.

La analítica del aprendizaje se ha convertido en una herramienta fundamental para crear nuevos modelos pedagógicos y mejorar el proceso de enseñanza, Siemens (2013). Según Long y Siemens (2011), la analítica del aprendizaje “permite identificar la población en riesgo de deserción, evaluar diversos factores que afectan la permanencia estudiantil y favorecer el proceso de enseñanza activo”. Además, el Big Data aplicado a la educación ha generado un cambio de paradigma en la enseñanza, ofreciendo un sistema educativo que se adapta a las necesidades de cada estudiante. Como señalan Cabero et al. (2019), “un docente puede adaptar su método de enseñanza en función a las necesidades de sus estudiantes generando una tutoría personalizada” (p. 170).

La implementación del aprendizaje adaptativo en entornos virtuales también puede ofrecer beneficios significativos. Según Al-Fudail y Mellar (2008), el aprendizaje adaptativo “se ajusta a las interacciones del estudiante y al nivel de desempeño demostrado, anticipándose al tipo de contenidos y recursos que el estudiante necesitará en un momento específico para progresar en el proceso de aprendizaje”. En consecuencia, el estudiante puede seleccionar los temas de su preferencia y avanzar en su propio ritmo, mientras que los profesores pueden monitorear el progreso individual de los estudiantes. En resumen, la analítica del aprendizaje y el aprendizaje adaptativo son herramientas valiosas que pueden mejorar significativamente el proceso de enseñanza-aprendizaje en entornos virtuales y a distancia.

Por ello, se sugiere que es importante realizar evaluaciones periódicas para mejorar los entornos virtuales de aprendizaje, tanto desde una perspectiva pedagógica como en términos de experiencia del usuario. Para lograr esto, es necesario utilizar tecnologías de vanguardia como la analítica de datos y Big Data. Según Rojas-Castro (2017) la analítica del aprendizaje puede ayudar a mejorar el rendimiento de los estudiantes y la calidad de la enseñanza. Asimismo, la estandarización de técnicas para implementar tecnologías avanzadas es clave para mejorar la usabilidad y el rendimiento de los sitios web de aprendizaje en línea (García-Peñalvo et al., 2017). Si las evaluaciones identifican oportunidades de mejora, es importante implementarlas para mejorar los recursos y medios utilizados en los procesos de enseñanza-aprendizaje de las Instituciones de Educación Superior.

Bibliografía

- Aguado, L. F. (2019). Big data y educación. *Revista de Educación a Distancia*, (58), 1-12.
- Alban, G. P. G., Arguello, A. E. V. y Molina, N. E. C. (2020). Metodologías de investigación educativa (descriptivas, experimentales, participativas, y de investigación-acción). *Recimundo*, 4(3), 163-173.

- Al-Fudail, M., & Mellar, H. (2008). Investigating teacher stress when using technology. *Computers & Education*, 51(3), 1103–1110. <https://psycnet.apa.org/record/2008-08740-009>
- Ballesteros, L. y Díaz, D. P. (2018). La analítica del aprendizaje: una revisión bibliográfica de los últimos avances. *Educación*, 21(1), 31-58.
- Banihashem, K. S., Aliabadi, K., Ardakani, S., Delaver, A., & Ahmadabadi, M. (2018). Learning analytics: A critical literature review. *Interdisciplinary Journal of Virtual Learning in Medical Sciences*, 9(2).
- Barabási, A. (2016). *Network Science*. Cambridge University press. <http://networksciencebook.com/>
- Birjali, M., Beni-Hssane, A., & Erritali, M. (2018). A novel adaptive e-learning model based on Big Data by using competence-based knowledge and social learner activities. *Applied Soft Computing*, 69, 14-32.
- Brusilovsky, P. (1996). Methods and Techniques of Adaptive Hypermedia. *User Modeling and User Adapted Interaction*, 6(2-3), 87-129. <http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download?doi=10.1.1.53.8848&rep=rep1&type=pdf>
- Brusilovsky, P. (2001). Adaptive hypermedia, user modeling and user adapted. *Interaction Journal*, 11(1-2), 87-110. http://www.umuai.org/downloads/ten_year_anniversary/brusilovsky-umuai-2001.pdf
- Cabero, J., Llorente-Cejudo, M., Puentes, A., & Cruz, I. (2019). Alfabetización digital: un estudio en la Pontificia Universidad Católica Madre y Maestra. Universidad De Sevilla/PUCMM.
- Çakır, E., & Ulukan, Z. (2021). A Hybrid Kruskal’s Algorithm Based on Intuitionistic Fuzzy with Hamacher Aggregation Operator for Road Planning. *International journal of fuzzy systems*, 23, 1003-1016. <https://doi-org.bibliotecavirtual.unad.edu.co/10.1007/s40815-020-01007-4>
- Cambronero, C. G. y Moreno, I. G. (2006). Algoritmos de aprendizaje: knn & kmeans. *Inteligencia en Redes de Comunicación*, Universidad Carlos III de Madrid, 23.
- Cervantes, E. E. V., Garnica, C. C., Navarro-Rangel, Y. y Funez, M. M. O. (2014). Sistema hipermedia basado en competencias para el diagnóstico del aprendizaje de fracciones matemáticas (SMCDAFRAC). *Research in Computing Science*, 88, 75-86.
- Chatti, M. A., & Schroeder, U. (2010). Adapting e-learning technologies: A framework for improving learner satisfaction and performance. *Journal of Educational Technology & Society*, 13(2), 176-189. <https://www.jstor.org/stable/90050723>
- Departamento Administrativo Nacional de Estadística [DANE]. (s.f). Generalidades. <https://www.dane.gov.co/index.php/servicios-al-ciudadano/servicios-informacion/estratificacion-socioeconomica#generalidades>
- Departamento Administrativo Nacional de Estadística [DANE]. (2019). Resultados Censo Nacional de Población y Vivienda 2018 Medellín, Antioquia. <https://www.dane.gov.co/files/censo2018/informacion-tecnica/presentaciones-territorio/190719-CNPV-presentacion-Antioquia-2.pdf>
- Dietz-Uhler, B., & Hurn, J. (2013). Using Learning Analytics to Predict (and Improve) Student Success: A Faculty Perspective. *Journal of Interactive Online Learning*, 12 (1), 17-26. <https://www.ncolr.org/jiol/issues/pdf/12.1.2.pdf>

- Dupré-Casanova, J. D. (2014). Generación de una metodología de detección de website keyobjects basado en métricas de centralidad de teoría de grafos.
- Escamilla, J., Calleja, B., Villalba, E., Esteban Venegas, E., Fuerte, K., Román, R. y Madrigal, M. (2014). Aprendizaje y evaluación adaptativos. Reporte EduTrends. <https://observatorio.tec.mx/wp-content/uploads/2023/06/02.EduTrendsAE-A.pdf>
- Fernández, M. O. G., Vázquez, J. J. B. y Cornejo, J. E. O. (2018). Promoción de la autogestión a través de objetos de aprendizaje adaptativos en alumnos de educación superior. Edutec. *Revista Electrónica de Tecnología Educativa*, (63), 15-28. <https://www.edutec.es/revista/index.php/edutec-e/article/view/1037/pdf>
- García-Peñalvo, F., Hernández-García, A., Conde-González, M., Fidalgo-Blaco, A., Sein-Echaluce, M., Alier-Forment, M., Llorens-Largo, F. Iglesias-Prada, S. (2017). Enhancing Education for the Knowledge Society Era with Learning Ecosystems. In *Open Source Solutions for Knowledge Management and Technological Ecosystems*, pp. 1-24, IGI Global
- Guevara, C., & Aguilar, J. (2016, october). Model of adaptive learning objects for virtual environments. In *2016 XLII Latin American Computing Conference (CLEI)* (pp. 1-10). IEEE. <https://www.astesj.com/v02/i03/p44/#1639488484462-4bba6357-c5e4>
- Hormigo, I. G. y I Caralt, J. C. (2014). Uso de analítica para dar soporte a la toma de decisiones docentes. *Actas de las XX JENUI. Oviedo*, 9(11).
- Hurtado, S. L. A. y Pérez, A. C. (2020). Análisis de los factores que estimulan la permanencia de las brechas de género en Colombia. <https://dspace.tdea.edu.co/handle/tda/554>
- Ilyutko, D. P., & Nikonov, I. M. (2018). The Diagram Approach in Knot Theory and Applications to Graph Theory. *Moscow University Mathematics Bulletin*, 73, 124-130. <https://doiorg.bibliotecavirtual.unad.edu.co/10.3103/S0027132218030087>
- Johnson, L., Adams Becker, S., Ludgate, H., Cummins, M., & Estrada, V. (2012). *Technology Outlook: Singaporean K-12 Education 2012-2017. An NMC Horizon Project Regional Analysis*. New Media Consortium. <https://files.eric.ed.gov/fulltext/ED595214.pdf>
- Klein, P. G., & Cook, M. L. (2006). Tw Schultz and the human-capital approach to entrepreneurship. *Review of Agricultural Economics*, 28(3), 344-350.
- Long, P., & Siemens, G. (2011). Penetrating the fog. Analytics in learning and education. *Educause Review*, 31-40. <https://er.educause.edu/-/media/files/article-downloads/erm1151.pdf>
- López, N. D. R. (2015). Consideraciones sobre el acompañamiento en la educación en la virtualidad: aportes para la permanencia estudiantil. *Revista Reflexiones y Saberes*, 2(2), 62-69.
- Naoui, M. A., Lejdel, B. y Ayad, M. (2020). Usando el algoritmo K-means para la curva de regresión en un gran sistema de datos para el entorno empresarial. *Revista Cubana de Ciencias Informáticas*, 14(2), 34-48.
- Newman, A., Stokes, P., & Bryant, G. (2013). *Leaning to Adapt: A Case for Accelerating Adaptive Learning in Higher Education*. Education Growth Advisors. <https://tytonpartners.com/library/accelerating-adaptive-learning-in-higher-education/>
- Nielsen, J., & Pernice, K. (2010). *Eyetracking web usability*. New Riders.

- Orozco, S. L. E. (2016). Informe Nacional Colombia. Centro Interuniversitario de Desarrollo (CINDA) y Universia: El informe de Educación superior en Iberoamérica. <https://cinda.cl/wp-content/uploads/2019/01/educacion-superior-en-iberoamerica-informe-2016-informe-nacional-colombia.pdf>
- Revista Semana. (2019, febrero 6). ¿Dónde está la clase media de Colombia? <https://www.semana.com/son-los-colombianos-mayoritariamente-de-clase-media/266792/>
- Rojas-Castro. (2017). Learning analytics: una revisión de literatura. *Revista Educación y Educadores*, 20(1), 106-128. <https://www.redalyc.org/journal/834/83449754006/html/>
- Sánchez-Guerrero, L. y García-Peñalvo, F. J. (2017). Análisis de la usabilidad y accesibilidad de entornos virtuales de aprendizaje en educación superior. *Revista de Investigación en Educación*, 15(2), 52-63.
- Secretaría de Educación para la Cultura de Antioquia. (2011). Antioquia, Colombia: Informe de Autoevaluación, Estudios de la OCDE: Educación Superior en el Desarrollo Regional y de Ciudades, IMHE. <http://www.oecd.org/education/imhe/49183012.pdf>
- Siemens, G., Gasevic, D., Haythornthwaite, C., Dawson, S., Shum, S. B., Ferguson, R., & Baker, R. S. J. D. (2011). Open Learning Analytics: an integrated & modularized platform (Doctoral dissertation, Open University Press). <https://solaresearch.org/wp-content/uploads/2011/12/Open-LearningAnalytics.pdf>
- Siemens, G. (2012). Learning analytics: envisioning a research discipline and a domain of practice. In Proceedings of the 2nd international conference on learning analytics and knowledge, 4-8. <https://dl.acm.org/doi/abs/10.1145/2330601.2330605>
- Siemens, G. (2013). Learning analytics: The emergence of a discipline. *American Behavioral Scientist*, 57(10), 1380-1400. <https://doi.org/10.1177/0002764213498851>
- Valverde-Berrocoso, J., Fernández-Martínez, A. y Martín-Blas, T. (2019). La analítica del aprendizaje en el ámbito universitario: una revisión sistemática. *Educación XXI*, 22(1), 69-92.
- Van Laer, S., & Elen, J. (2016). The role of formative assessment in learning analytics for computer-supported collaborative learning. *Computers in Human Behavior*, 60, 322-332. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2016.02.051>
- Villagrà-Arnedo, C. J., Gallego-Durán, F. J., Llorens-Largo, F., Compañ-Rosique, P., Satorre Cuerda, R. y Molina-Carmona, R. (2015). Detección precoz de dificultades en el aprendizaje. Herramienta para la predicción del rendimiento de los estudiantes. La Sociedad del Aprendizaje. Actas del III Congreso Internacional sobre Aprendizaje, Innovación y Competitividad. CINAIC. <https://core.ac.uk/download/pdf/32325495.pdf>