

A futuristic server room with blue and red lighting and perforated metal walls. The room is filled with server racks, and the walls are made of perforated metal. The lighting is a mix of blue and red, creating a high-tech atmosphere. The perspective is from a low angle, looking down a long aisle of server racks.

ARTÍCULO DE INVESTIGACIÓN

Universidad Nacional
Abierta y a Distancia
(UNAD), Colombia

Implementación de técnicas de *Big Data* para el desarrollo de métodos didácticos y tecnológicos que aporten en la cualificación de los Ambientes Virtuales de Aprendizaje en las Instituciones de Educación Superior

Implementation of Big Data Techniques for Developing Didactic and Technological Methods that Contribute to the Qualification of Virtual Learning Environments in Higher Education Institutions

Implementação de técnicas de Big Data para o desenvolvimento de métodos didáticos e tecnológicos que contribuam para a qualificação de Ambientes Virtuais de Aprendizagem em Instituições de Ensino Superior

Recibido: Diciembre 2022

Aprobado: Junio 2023

DOI: <https://doi.org/10.22490/27452115.7561>

Daniel Rincón León: maestrando en Gestión de Proyectos de IT, Universidad Nacional Abierta y a Distancia – UNAD, Bogotá, Colombia; docente investigador; instructor del SENA; docente UIS, Bogotá, Colombia. Correo electrónico: daniel.rincon@unad.edu.co. ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-8389-3056>

Diego Fernando Aranda Lozano: Ph. D. en Matemáticas Multidisciplinarias, Universidad Politécnica de Valencia, Valencia, España; docente investigador; director Licenciatura en Matemáticas; investigador UNAD, Bogotá, Colombia. Correo electrónico: diego.aranda@unad.edu.co. ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-0303-9088>

Pablo Alexander Munevar García: doctor en Educación, Universidad de Granada, Granada, Andalucía, España; docente investigador; docente asociado de tiempo completo, Escuela de Ciencias de la Educación - UNAD, Bogotá, Colombia. Correo electrónico: pablo.munevar@unad.edu.co. ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-9577-9253>

Darío José Delgado Quintero: Doctorado en el área de ingeniería, gestión tecnológica e innovación, Universidad Industrial de Santander, Bucaramanga, Santander, Colombia; docente investigador; profesor tiempo completo, Escuela de Ciencias Básicas Tecnología e Ingeniería - UNAD, Bogotá, Colombia. Correo electrónico: dario.delgado@unad.edu.co. ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-6549-5065>

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 le 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 Learning Management System (LMS) integrado a su Virtual Learning Environment (VLE) para que sus estudiantes realicen su proceso de enseñanza-aprendizaje. Este proyecto de investigación, realizado en el marco del convenio entre la Universidad Nacional Abierta y a Distancia - UNAD y el sistema general de regalías del departamento de Antioquia, en conjunto con el Ministerio de Ciencias de Colombia, MinCiencias, implementó técnicas de analítica de datos con el objetivo de generar estrategias, herramientas y modelos que permitan cualificar los procesos de enseñanza y aprendizaje en programas de educación virtual y mejoren los indicadores clave de deserción y permanencia de los estudiantes; para ello 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.

ABSTRACT

Higher Education Institutions (HEIs), in pursuit of educational quality and social inclusion, design information systems as a tool for professors 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); thus, their students carry out their teaching-learning process. This research project, which 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 Department of Antioquia jointly with the Ministry of Science, Technology and Innovation of Colombia (MinCiencias in Spanish), implemented data analytics techniques aiming to generate strategies, tools, and models that allow the qualification of teaching and learning processes in virtual education programs and improvement of key indicators of dropouts and retention of students. To this end, UNAD provided a dataset belonging to 3317 students in virtual mode in the department of Antioquia; such data represent the interaction of students in the 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 professors' user experience in the VLE that allows the adoption of business intelligence strategies and analytics for HEIs as support for designing instructional models that enable the continuous improvement of virtual educational quality in the short-, medium-, and long-term.

RESUMO

As instituições de ensino superior (IES), em busca da qualidade educacional e da inclusão social, projetam sistemas de informação como uma ferramenta para professores e gerentes para ajudá-los a tomar decisões a fim de atingir seus objetivos. Atualmente, devido à pandemia causada pela COVID-19, cada vez mais IES utilizarão Sistemas de Gestão de Aprendizagem (LMS, em inglês) integrados ao seu Ambiente Virtual de Aprendizagem (AVA) para que seus alunos realizem o processo de ensino-aprendizagem. Esse projeto de pesquisa, realizado no âmbito do convênio entre a universidade nacional aberta e a distância UNAD e o sistema geral de royalties do departamento de Antioquia em conjunto com o Ministério da Ciência da Colômbia MinCiencias, implementou técnicas de análise de dados com o objetivo de gerar estratégias, ferramentas e modelos que permitam qualificar os processos de ensino e aprendizagem em programas de educação virtual e melhorar os principais indicadores de desercão e permanência dos alunos, para isso, a UNAD forneceu um conjunto de dados referentes a 3.317 alunos na modalidade virtual no departamento de Antioquia. Esses dados representam a interação dos alunos no AVA. Como resultado da análise desse conjunto de dados, foram definidos uma ferramenta do tipo painel de controle e um modelo de validação da experiência do usuário de alunos e professores no AVA, permitindo a adoção de estratégias analíticas e de inteligência de negócios para as IES, como suporte para a concepção de modelos instrucionais que permitam a melhoria contínua da qualidade da educação virtual a curto, médio e longo prazo.

PALABRAS CLAVES:

analítica de datos, educación virtual, deserción, analítica de aprendizaje, experiencia de usuario

KEYWORDS:

hybrid education, learning, virtuality, e-learning ecology, teacher training.

PALAVRAS CHAVE:

Análise de dados, Educação virtual, Desercão, Análise de aprendizagem, Experiência do usuário.

INTRODUCCIÓN

La analítica del aprendizaje -*Learning Analytics* (LA)- es una disciplina que permite el análisis de los datos generados a lo largo de un proceso de formación, con el fin de aportar en la toma de decisiones a diversos niveles: administrativo, técnico, pedagógico (Siemens 2012). Según Teasley y Green (2013) LA es una disciplina emergente relacionada con el desarrollo de métodos para explorar una serie de datos procedentes de ecosistemas educativos y según los resultados, entender mejor al estudiante y sus comportamientos en busca de mejorar el diseño de los entornos en los que aprende.

Esta es la era digital, específicamente en la época del “yo cuantificado”; una tendencia que promueve el autoanálisis de los datos personales para mejorar aspectos cotidianos como la salud, el bienestar y la educación, la analítica de aprendizaje hace parte de esta tendencia, entendiendo que los estudios de las interacciones de todos los roles educativos en los entornos virtuales pueden ayudar a generar innovación y establecer la solución a muchos problemas de orden pedagógico y educativo.

Es así que la analítica del aprendizaje debe utilizarse para que el docente tenga herramientas para aplicar y medir de forma humana a sus estudiantes, de modo que la analítica permite comprender, asesorar y orientar al estudiante en su proceso de aprendizaje; para que las estrategias didácticas y tecnológicas permitan repensar en el diseño, planificación, ejecución y evaluación de los procesos de aprendizaje y de enseñanza, y de esta forma poder generar innovación educativa; en consecuencia, es necesario que las tecnologías soporten esas estrategias.

En resumen, la analítica de datos se puede clasificar en: analítica descriptiva, analítica de diagnóstico, analítica predictiva y analítica prescriptiva. La analítica descriptiva permite conocer el

estado actual de las cosas, respondiendo la pregunta: ¿qué pasó? La analítica de diagnóstico busca entender por qué pasaron las cosas, mientras que la analítica predictiva responde a la pregunta ¿qué va a pasar? y la analítica prescriptiva brinda la posibilidad de tomar decisiones y actuar.

El presente artículo está fundamentado en un proyecto de investigación financiado por el Ministerio de Ciencias (Min-ciencias) de Colombia; el objetivo de este trabajo es, por un lado, proponer una herramienta informática tipo panel de control, basada en técnicas *Big Data* que, a través de la visualización de diferentes datos, fortalezca la toma de decisiones al interior de una IES; y por otro lado, proponer un modelo de validación de Ambientes Virtuales de Aprendizaje basado en teoría de grafos que en conjunto contribuyan al mejoramiento continuo y la calidad de la educación virtual permitiendo el análisis de datos a corto, mediano y largo plazo, buscando 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 diversos niveles: administrativo, técnico, pedagógico; y contribuye al mejoramiento continuo de la calidad de la educación virtual, teniendo como actores principales a los docentes, directores de programa y directivas de las IES. Mientras que el modelo de validación del VLE pretende determinar las formas de interacción entre los usuarios estudiantes, docentes en el LMS a partir de la analítica de datos, implementando técnicas como el estudio de grafos, con el fin de identificar la experiencia de usuario UX actual, las principales características de uso y comportamiento, los objetos clave dentro de los entornos de aprendizaje y las oportunidades de mejora en términos de UX.

METODOLOGÍA

Para este proyecto se consideró pertinente establecer que dicha herramienta estuviese integrada con un modelo matemático tipo K-Means, el cual fue creado por MacQueen (1967), y es un algoritmo de *clustering* o agrupamiento por conjuntos conocido por su versatilidad, simple aplicación y eficiencia. Dicho modelo realiza un procedimiento sencillo de clasificación de datos en un determinado número K de clústeres, K determinado *a priori*.

Su nombre K-means, es debido a que representa a cada clúster por la media de sus datos; en pocas palabras, por el centroide; es decir, la agrupación de datos se realiza partiendo de las características que los relacionan. Esto genera una ventaja debido a su significado intuitivo soportando en lo gráfico y estadístico (Naoui, *et al.* 2020). Para describir en pocas palabras este algoritmo, se toma un conjunto de datos $D_n=(x_1,x_2,x_3,\dots,x_n)$, se separa en K grupos o clústeres, donde se minimizan las distancias reales entre los datos, se obtiene el centroide como el promedio de los elementos de cada grupo y por último se generan predicciones para cada nuevo centroide para todo i, x_i reales y k, v_1 , los centros de K clúster (Cambronero y Moreno, 2006).

A partir de la herramienta basada en técnicas *Big Data* se estableció dentro de la metodología seguir el conjunto de ciclos de la analítica de aprendizaje en el aula: un primer paso es la definición de objetivos, metas y todo lo necesario para enfocar lo que se quiere llegar a conseguir; posteriormente el paso dos, que se centra en la recolección de datos del LMS; en el tercer paso, la selección del modelo matemático y sus visualizadores; seguidamente los resultados del análisis, un cuarto paso, donde se actúa en consecuencia; y por último, el paso quinto donde se evalúa el proceso final.

La justificación y fundamentación de la utilización de dicha metodología radica en evidenciar que la analítica del aprendizaje hace uso o toma como recurso principal o materia prima, los datos; porque son un elemento crítico en los gobiernos, las organizaciones e instituciones (Siemens, 2011). Los datos brindan información valiosa si se saben utilizar, sobre todo para tomar decisiones; además, permiten reconocer, valorar, evaluar y proyectar la conducta de los usuarios.

La analítica del aprendizaje permite determinar ciertas características de las interacciones que emergen en el ámbito *e-learning* de modo que se puede estudiar las estructuras sociales que surgen en *e-learning* estableciéndose estilos de aprendizaje, análisis de redes en el ámbito del aprendizaje colaborativo y la clase invertida.

En definitiva, este tipo de análisis permiten obtener información útil para generar nuevas propuestas en el diseño *e-learning*. Primero, se puede realizar un análisis cuantitativo de las interacciones que realizan los usuarios en el ámbito virtual o se puede analizar cuál fue el comportamiento y el nivel de interacción de los usuarios a través de una formación virtual. Segundo, si bien se puede realizar un análisis cuantitativo de la interacción en ámbitos *e-learning* se puede complementar con metodologías de análisis de contenidos para determinar la calidad de esas participaciones o interacciones realizadas.

En cuanto al estudio de usabilidad y navegabilidad a partir de la teoría de grafos, se decidió implementar la técnica propuesta por (Dupré, 2014), enfocada la identificación de *Website Keyobjects WKO*, realizando análisis de grafos a partir del estudio de métricas de centralidad como el análisis de grado, análisis de centralidad de intermediación, análisis de cercanías y análisis de excentricidad, con el fin de identificar elementos WKO que faciliten encontrar los puntos negativos y positivos del

comportamiento de los usuarios en el LMS, para así implementar el algoritmo de Kruskal, que facilita el modelamiento de los comportamientos óptimos de los estudiantes y docentes como usuarios de las plataformas.

Partiendo de las técnicas identificadas, se planteó un enfoque metodológico de tipo investigación acción de corte experimental (Albán, Arguello y Molina 2020); este enfoque permite abordar el problema de forma cíclica realizando procesos experimentales en la analítica de los datos y mejorando en cada iteración; las fases de este tipo de enfoque metodológico permitieron que el proyecto se ejecutara de forma incremental, iniciando con diagnósticos y planificación de los casos de estudio y abordándolos desde una implementación rigurosa, realizando análisis cuantitativos y cualitativos de los datos, para finalizar con una reflexión de los resultados y una evaluación por juicio de expertos en las áreas de analítica

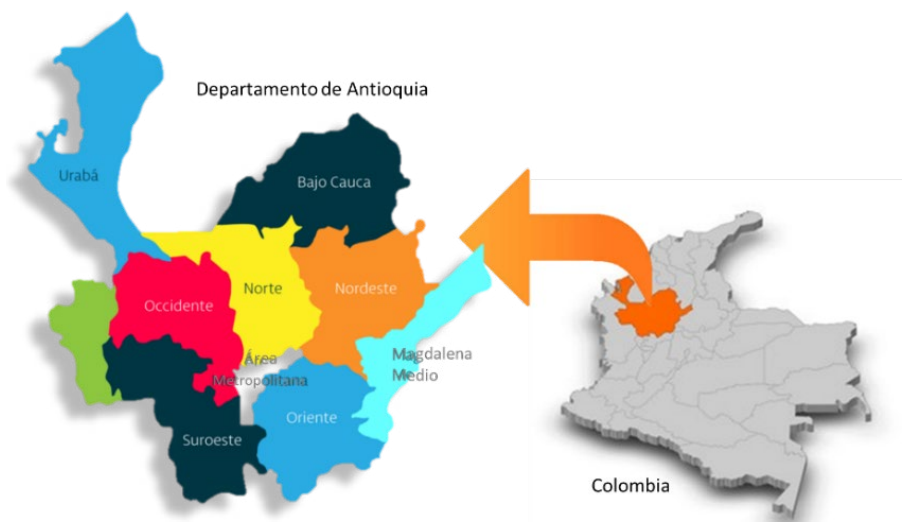
de datos, educación virtual y experiencia de usuario.

POBLACIÓN OBJETO

Es necesario en este apartado delimitar la población objeto, la cual está compuesta por estudiantes del departamento de Antioquia, Colombia, que estudian en programas en modalidad virtual, específicamente en la Universidad Nacional Abierta y a Distancia - UNAD, Colombia. A continuación, se presenta un análisis macro y micro contextualizado de la población objeto sobre la que se desarrolló la investigación.

El departamento de Antioquia hace parte de la zona occidental de la geografía colombiana, el cual está compuesto por los municipios de: Valparaíso, Liborina, San Jerónimo, Vegachí, Yalí, Carmen de Viboral, Sincelejo, Santa Rosa de Osos, Arboletes, Sonsón, Yolombó y Toledo.

Figura 1
Mapa político de Colombia y ubicación geográfica del departamento de Antioquia.



Nota: Elaboración propia

El departamento de Antioquia limita al norte con el mar Caribe; con los departamentos de Córdoba, Sucre y Bolívar. Al oriente con los departamentos de Santander y Boyacá. Al sur con los departamentos de Caldas y Risaralda.

Al occidente con el departamento del Chocó, hasta llegar al Golfo de Urabá.

Antioquia tiene una población de 5 974 788 habitantes de los cuales el 51.2% son mujeres y el 48.8% son

hombres en un área de 63612 km² (Naoui, *et al.* 2020); la gran mayoría de personas pertenecen a los estratos uno, dos y tres. Como dato adicional, tan solo el 35.5% pueden acceder a la educación terciaria (Clasificación de Educación Universitaria según la Organización para la Cooperación y el Desarrollo Económico - OCDE) (Cambroner y Moreno, 2006), de los cuales el 34% tendrá una graduación oportuna (DANE). En la región, varias IES ofrecen carreras técnicas, tecnológicas y profesionales, pero los retos de ellas se centran en la cobertura educativa, pues la geografía quebrada de Colombia dificulta en su gran mayoría el acceso a las poblaciones apartadas.

Es por ello que las IES que ofrecen programas en la modalidad virtual, tienen como misión contribuir a la educación de la sociedad en ambientes virtuales de aprendizaje, a partir de las Tecnologías de la Información y las Comunicaciones. Con el propósito de generar desarrollo económico, social, humano y equidad social en las distintas regiones a las que pertenezcan, incluyendo las áreas de difícil acceso. Una de estas IES en la región es la UNAD, la cual nace en el año 1982 con el propósito de diseñar e implementar programas académicos en la modalidad a distancia, que fuesen pertinentes con las necesidades locales, regionales, nacionales e internacionales y que contribuyan a la cobertura de la educación terciaria en Colombia. De esta manera la UNAD ofrece programas de educación superior en la modalidad a distancia y virtual en el departamento de Antioquia atendiendo aquellos lugares apartados de la geografía colombiana.

Cabe resaltar que la educación virtual genera un gran volumen de datos, a una velocidad vertiginosa, los cuales pueden ser estructurados, semiestructurados o no estructurados. Lo anterior ocurre al ser registrada la interacción del estudiante con el LMS de la IES y los datos obtenidos no solo son datos personales, son sobre la interactividad

en los foros y las distintas actividades del curso virtual. Es así, que este tipo de herramienta permite hacer cruces de los datos generados por el LMS y la caracterización de la población de los estudiantes, los cuales son realizados normalmente en el momento de su matrícula (Datos anonimizados).

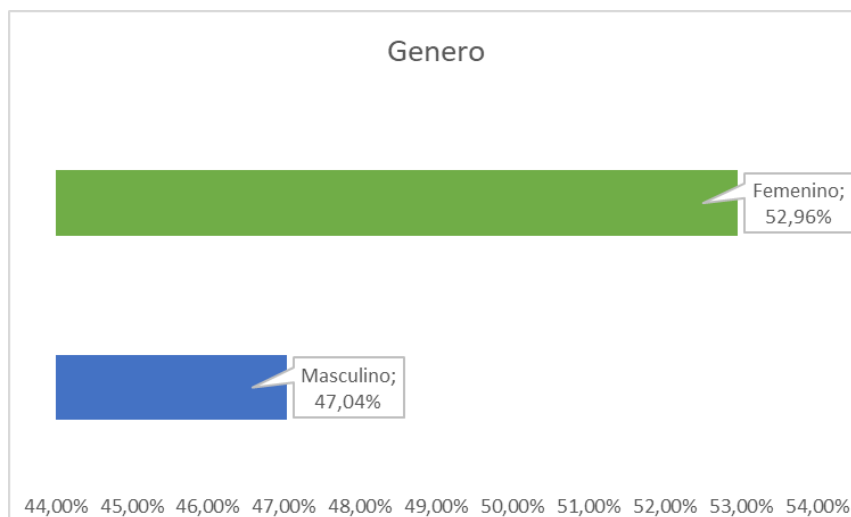
En el presente estudio analítico-descriptivo se hace un análisis a 3317 estudiantes matriculados en la modalidad a distancia - virtual, que hace referencia a su comportamiento académico en un Learning Management System (LMS) asociado a un Virtual Learning Environment (VLE).

A continuación, se presenta una breve descripción de la población estudiantil

del departamento de Antioquia, Colombia, que estudian programas en modalidad virtual.

Como ya se mencionó anteriormente, la UNAD cuenta con 3317 estudiantes que estudian en la modalidad virtual en dicha región y como se puede observar en la figura 2, el 52,96% de la población estudiantil son mujeres, lo que aporta significativamente a cerrar la brecha de género que existe en Colombia. Actualmente las mujeres colombianas reciben en promedio 20% menos salario que los hombres y esto puede ser justificado debido a que las mujeres en una sociedad machista tienen menos oportunidades de formarse educativamente hablando (Hurtado, 2020).

Figura 2
Porcentaje de estudiantes en la modalidad virtual del departamento de Antioquia, Colombia, según su género.



Nota. Fuente, DashBoard herramienta

Colombia, al ser un Estado Social de Derecho, se fundamenta en una Estratificación Socioeconómica para clasificar los inmuebles residenciales de un Municipio; esto se hace en atención al régimen de los servicios públicos domiciliarios en Colombia y está regida por la Ley 142 de 1994. De igual forma, a partir de la clasificación el Gobierno nacional puede orientar distintos programas sociales.

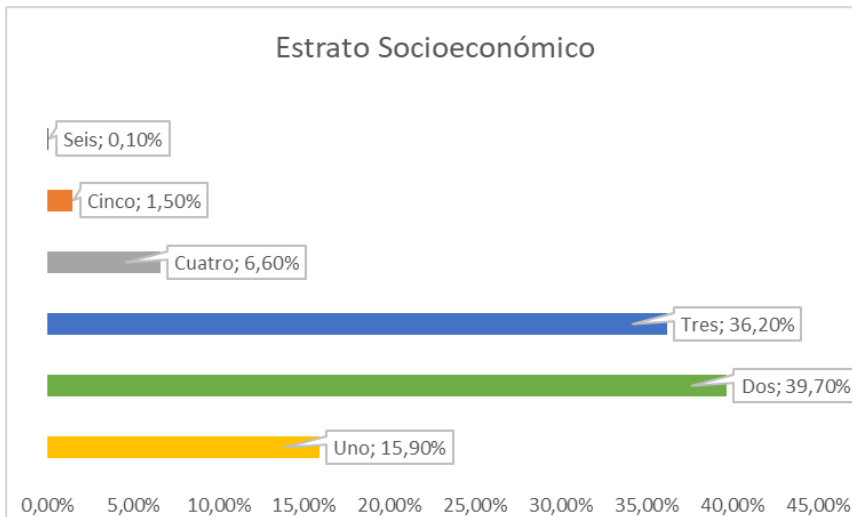
Es así que, a menor estrato social, menor ingreso económico en el hogar.

En ese sentido, en la figura 3 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 250620 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 250620 a 590398 o USD 66,56 a 157,16 pero tienen una alta probabilidad de volver a caer en la pobreza (Revista Dinero, 2020).

Figura 3
Porcentaje de estudiantes en la modalidad virtual del departamento de Antioquia, Colombia, según su estrato socioeconómico.



Nota. Fuente, Dashboard herramienta

A pesar de la brecha socioeconómica en Colombia, el 85.4% de la población estudiantil en el departamento de Antioquia, aseguran tener un ordenador portátil para realizar sus actividades académicas, el 64% tienen acceso permanente a internet y el 89,3% viven en zona urbana. Como se puede observar, la educación en la modalidad virtual tiene un compromiso social pues es un insumo importante para combatir la pobreza en un país en desarrollo; es así que para Schultz la educación es una inversión y fuente de generación de capital humano, otorgando así valor para la economía futura del individuo mediante la mejora de sus ingresos (Klein, 2006).

RESULTADOS

Esta sección se divide en dos momentos, el primer momento buscando presentar los resultados del desarrollo e implementación de la herramienta tipo

Dashboard, en el que se relacionan y explican algunas de las visualizaciones obtenidas; por otro lado, se expone el modelo de validación de experiencia de usuario implementando analítica de datos y teoría de grafos, así como las oportunidades de mejora evidenciadas en términos de usabilidad y navegabilidad en el VLE analizado.

A continuación, se presenta una descripción analítico-descriptiva de enfoque cuantitativo y cualitativo, sobre los estudiantes del departamento de Antioquia que se encuentran matriculados en programas de educación superior en la modalidad a distancia - virtual, teniendo presente algunas variables específicas que permitieron plantear posteriormente en el apartado de la discusión unas estrategias didácticas y tecnológicas encaminadas a mitigar la deserción en ambientes virtuales de aprendizaje.

Para ello, se utilizó un modelo matemático de tipo K-means, como lo hemos indicado anteriormente, el cual es un algoritmo de clasificación no supervisada que agrupa objetos en k grupos basándose en sus características, dicho modelo utilizó como insumo la base de datos que contenía los LOGS o registros de los eventos y acciones sucedidas durante un tiempo (t) 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 10446811.

Figura 4
Registros realizados por estudiantes en un LMS, matriculados en un programa en la modalidad a distancia - virtual del departamento de Antioquia (Col) al hacer consultas en los distintos materiales de un curso virtual.



Nota. Fuente, Dashboard herramienta

Como se puede evidenciar en la figura 4, los estudiantes matriculados en la modalidad a distancia - virtual del departamento de Antioquia generan cuatro picos en la gráfica, los cuales hacen referencias a tres momentos académicos de suma importancia al interior de la IES: evaluación inicial, evaluación intermedia y evaluación final; en particular la evaluación intermedia está compuesta por distintas actividades según el diseño del curso. En general, se puede observar que un estudiante en la evaluación inicial emplea 122 minutos de su tiempo académico para dar solución

a la situación académica que se le plantee, de igual forma utiliza un promedio de 109 minutos para culminar la evaluación intermedia y finalmente, requiere de 146 minutos para culminar la última actividad académica, que hace referencia a la evaluación final del curso académico (Ver tabla 1).

Tabla 1
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. Fuente, autor

Figura 5
Registros realizados por estudiantes en un LMS, matriculados en programas en la modalidad a distancia - virtual del departamento de Antioquia (Col) al ingresar a las distintas actividades por un tiempo determinado en la semana al interior de un curso virtual.



Nota. Fuente, Dashboard herramienta

Para este caso, como se puede verificar en la figura 5, presenta variaciones en semanas específicas, las cuales se ajustan de igual forma a los momentos de: evaluación inicial, evaluación intermedia y evaluación final. En particular, según sea la época académica el estudiante utilizará un tiempo promedio en minutos para ingresar a sus actividades académicas.

Se puede observar que los estudiantes emplean mayor tiempo en la evaluación inicial y final, y menos en la intermedia. Lo anterior puede deberse a que, el momento intermedio puede estar compuesto por entregas de tipo colaborativo o individual y su desarrollo por lo general es *offline*, mientras que las actividades como evaluaciones o pruebas tipo *test* requieren una conexión continua (Ver tabla 2).

Tabla 2.
Tiempo promedio por semana empleado por estudiante en un evento al interior de un curso virtual.

Evento académico	Promedio de tiempo empleado
Evaluación inicial	33 minutos
Evaluación intermedia	115 minutos
Evaluación final	127 minutos

Nota. Fuente, autor

Figura 6
Registros realizados por estudiantes en un LMS, matriculados en programas en la modalidad a distancia - virtual del departamento de Antioquia (Col) al ingresar a los foros de interacción académica por un tiempo determinado en la semana al interior de un curso virtual.



Nota. Fuente, Dashboard herramienta

En la figura 6 se observa que los estudiantes matriculados en la modalidad a distancia - virtual del departamento de Antioquia ingresan e interactúan con mayor frecuencia en los días previos a la finalización de las fechas

límite de la evaluación inicial, intermedia y final. Se puede inferir que durante este tiempo los participantes realizan mayor participación en los foros con el objetivo de intercambiar experiencias o discusiones académicas que enriquezcan y 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. Fuente, autor

Al hacer un cruce de los anteriores datos se puede deducir que los estudiantes matriculados en la modalidad a distancia - virtual del departamento de Antioquia, tienen como preferencia realizar una mayor interacción al interior del curso en las semanas previas y durante la semana de evaluaciones. Lo que permite vislumbrar que quizás es necesario diseñar nuevos materiales académicos de calidad que permitan captar la atención de los estudiantes con el objetivo de generar una cultura de revisión permanente del curso. De igual forma, se puede inferir que el tener una gran cantidad de actividades en un curso, no garantiza que los estudiantes mantengan su interés por él.

De igual forma, los datos generados por las interacciones realizadas al interior del LMS permiten que la IES pueda plantearse escenarios para dar solución a problemáticas académicas vigentes; lo que puede estar enmarcado en la formulación de estrategias con el ánimo de incentivar la asistencia de los estudiantes a los momentos sincrónicos planificados

al interior de sus cursos académicos, los cuales son fundamentales para complementar sus actividades y reforzar el aprendizaje autónomo. El acompañamiento docente es una dimensión que hace parte del currículo, por tanto, se requiere centrar acciones desde dicho acompañamiento como práctica del servicio educativo que contribuya a la formación profesional y personal de un estudiante que pertenece a un programa de educación superior. Es de suma importancia entender que para una institución de educación superior es sensible su sostenibilidad, adicional, que involucra aspectos relacionados con la calidad y mejoramiento continuo. La sostenibilidad está directamente relacionada con el concepto de sustentabilidad lo cual por razones obvias se traduce en retención y permanencia de los estudiantes; por ello, la necesidad de una organización de mantener buena calidad en sus programas le permite ser más sostenible y evitar o prevenir riesgos (López, 2015).

A nivel universitario en la actualidad, la competencia entre las universidades ha aumentado y por ende entre los distintos programas académicos. Adicionalmente, la aparición de nuevas estrategias de oferta como son los MOOC (*Massive Open Online Course*) los cuales fortalecen la internacionalización del currículo y aumentan las competencias o resultados de aprendizaje. Es por ello que los gestores de las universidades se han planteado metas con el objetivo de mejorar el rendimiento de la gestión interna, mejorar el perfil y la calidad docente e investigativa de la IES. Es así, que los modelos matemáticos pueden proporcionar sistemas analíticos a las IES para que puedan conocer de manera clara y concisa qué ha sucedido, qué está sucediendo o qué puede suceder en ellas. Los anteriores interrogantes pueden nacer a distinto nivel: directivo, escuelas o facultades, programas académicos o en cursos virtuales (Hormigo, *et al.*, 2014).

En este sentido, desde una perspectiva de política institucional se presentan algunos elementos que tienen como propósito identificar desde la analítica, indicadores que puedan incidir en la toma de decisiones en cuanto a la programación de encuentros sincrónicos al interior de sus cursos virtuales.

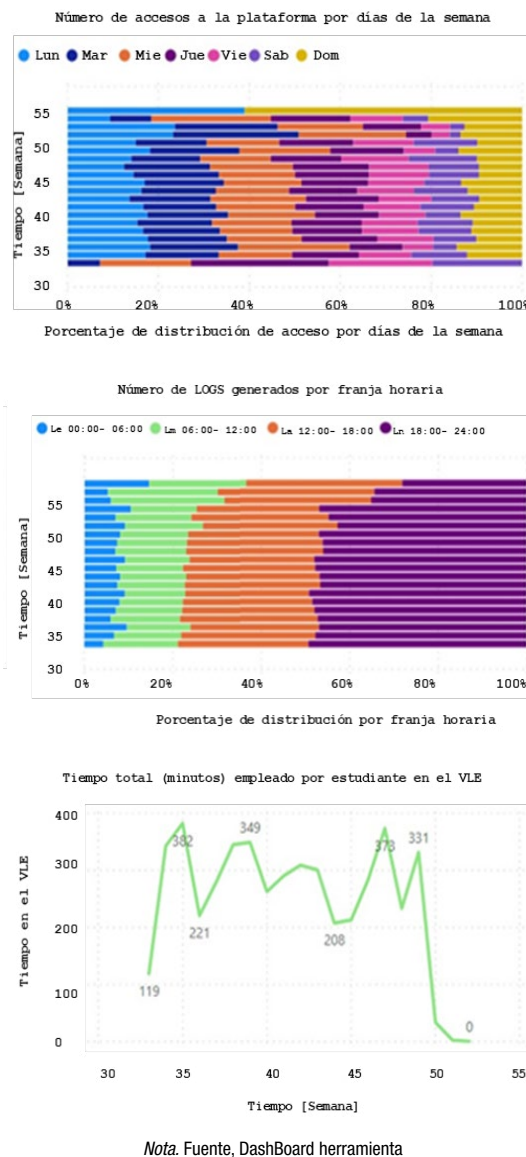
Como ya se mencionó anteriormente, el modelo K-means ha realizado una clasificación de los LOGS a partir de sus características y por tanto es posible presentar los indicadores que

aportarían a la toma de decisiones a nivel institucional:

- Número de acceso a la plataforma por día
- Números de LOGS generados por franjas horarias
- Tiempo empleado por el estudiante en la plataforma en minutos.

En la figura 7 se presentan las visualizaciones incluidas en el Dashboard de la herramienta con los indicadores presentados.

Figura 7
Indicadores que aportan a la toma de decisiones a nivel institucional



Como se puede observar en la figura 7, existe una colección de datos representados por visualizadores que permiten y facilitan inferir la toma de

decisiones al interior de una IES, y de igual forma se pueden analizar los datos en archivos planos generados por el modelo (Ver tablas 4, 5 y 6).

Tabla 4.
Datos generados por el modelo matemático que hacen referencia al número de accesos a la plataforma por día de la semana.

Semanas	LUN	MAR	MIE	JUE	VIE	SAB	DOM
33	0,09	10,41	29,36	44,36	33,43	28,90	0,03
34	38,58	36,33	36,45	33,02	26,08	27,65	27,32
35	44,49	47,44	60,08	28,45	16,50	12,84	35,25
36	23,38	23,02	21,73	22,01	16,33	12,49	13,31
37	23,70	24,14	22,72	21,84	17,80	16,56	15,96
38	26,76	28,67	30,57	26,85	21,47	21,17	18,95
39	33,57	33,87	36,39	26,87	19,54	14,77	25,82
40	24,80	23,95	25,81	22,42	18,65	17,52	15,78
41	22,07	28,96	34,07	25,88	18,86	17,11	15,31
42	26,99	27,22	26,82	24,92	20,78	19,67	19,88
43	29,30	29,96	29,53	25,35	21,21	14,05	23,14
44	16,80	21,80	19,40	18,85	15,31	12,74	11,02
45	15,91	24,08	23,30	21,30	16,80	14,13	12,13
46	23,81	25,77	26,33	26,21	25,33	25,43	16,91
47	44,73	48,52	49,39	39,80	17,09	12,71	34,55
48	26,07	27,20	27,80	28,30	23,17	24,32	17,20
49	53,12	62,95	54,04	12,82	9,22	5,32	31,01
Promedio	27,89	30,84	32,58	26,43	19,86	17,49	19,62

Nota. Fuente, autor

Tabla 5.
Datos generados por el modelo matemático que hacen referencia al número de LOGS generados por franja horaria.

Semanas	00:00-06:00	06:00-12:00	12:00-18:00	18:00-24:00
33	6,29	24,73	43,23	72,33
34	15,14	34,27	68,34	107,68
35	23,60	35,25	71,16	115,04
36	7,80	20,71	41,28	62,49
37	10,09	21,37	42,82	68,44
38	13,81	24,92	51,16	84,55
39	17,30	26,12	53,53	93,87
40	11,05	22,67	45,73	69,49
41	13,05	24,22	49,01	75,96
42	11,93	25,07	49,76	79,53
43	15,79	25,12	48,82	82,80
44	8,10	18,53	35,96	53,33
45	9,37	20,13	39,27	58,87
46	13,62	26,13	50,27	79,76
47	22,52	43,42	75,34	105,51
48	12,26	29,75	54,10	77,96
49	23,81	34,05	63,43	107,19
Promedio	13,85	26,85	51,95	82,05

Nota. Fuente, autor

Tabla 6
Datos generados por el modelo matemático que hacen referencia al tiempo total empleado por estudiante en el VLE.

Semanas	Tiempo promedio
33	118,94
34	342,66
35	382,42
36	220,79
37	279,94
38	344,93
39	348,99
40	262,85
41	290,43
42	309,16
43	300,72
44	207,81
45	213,15
46	283,30
47	373,41
48	233,66
49	331,40

Nota. Fuente, autor

Para dar respuesta a la interrogante planteada, basta con hacer un análisis visual (*DashBoard*) o analítico (datos). De tal forma, la mejor decisión es el miércoles en la franja horaria de 18:00 a 24:00, con una duración del momento sincrónico con los estudiantes de 120 minutos. Lo anterior permite optimizar los recursos institucionales y centrar sus esfuerzos no en creencias sino en datos que permiten ver la realidad del comportamiento estudiantil.

Como segundo bloque de resultados se analizan las conclusiones obtenidas a partir del estudio de experiencia de usuario implementando analítica de datos y teoría de grafos; para iniciar, el grupo de datos seleccionado corresponde a un curso escogido de forma intencional, el cual es un curso de matrícula inicial de la carrera de Licenciatura en Matemáticas perteneciente a la Escuela de Ciencias de la Educación, este curso cuenta con una estructura curricular separada en tres entornos,

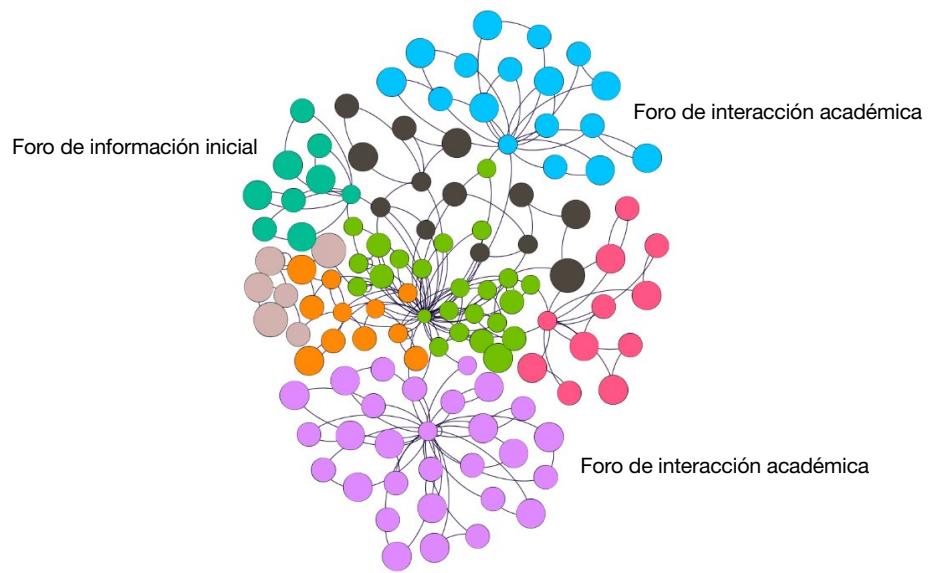
un entorno de información inicial en el que se puede identificar una información general sobre la agenda del curso, la presentación y las normas o condiciones para su desarrollo, algunos foros de uso informativo y una programación para acompañamiento sincrónico; del mismo modo cuenta con un entorno de aprendizaje en el que se centra el proceso formativo donde se pueden identificar el syllabus del curso, los contenidos bibliográficos de revisión por parte del estudiante y cada uno de los momentos definidos para el desarrollo del curso; y por último, un entorno de evaluación, en el que se pueden realizar las entregas de actividades. Los entornos se encuentran diseñados por ventanas modales que se visualizan una vez se da clic sobre ellas y la información interna se encuentra ubicada de forma secuencial y con una buena disposición para ayudas técnicas como lectores de pantalla.

Para el desarrollo de la investigación se realizó un estudio basado en la teoría de grafos. Un grafo es una representación gráfica de un conjunto organizado de elementos denominados nodos, unidos entre sí por líneas dirigidas o no dirigidas también llamadas aristas. Un grafo permite representar gráficamente un amplio número de situaciones donde existan interrelaciones entre cada uno de los nodos. Por ejemplo, una red de computadoras, rutas con posición geográfica o las relaciones entre personas en una red social (Ilyutko, *et al.*, 2018). Por medio de los grafos se logró representar el comportamiento de los estudiantes al usar los diferentes recursos de la plataforma LMS utilizando los LOGS y de este modo identificar los nodos con mayor interacción, las aristas que marcan la navegabilidad del estudiante entre los elementos del curso y el peso, que fue determinado por el tiempo que demoró un estudiante entre un clic y otro, dato que se puede obtener ya que los registros LOGS cuentan con una marca temporal.

El proceso para generar el grafo dirigido consiste en implementar una serie de algoritmos de Python que permiten obtener las visualizaciones necesarias y a su vez exportar los archivos en formatos editables que pueden ser cargados en un sistema de analítica de grafos como lo es GEPHY 0.9.2; una vez obtenido el archivo requerido, se puede implementar el análisis cuantitativo y cualitativo de los resultados partiendo de las métricas de centralidad. En la figura 8 se puede observar el grafo de uno de los

estudiantes, analizado partiendo de las comunidades, las cuales son grupos de nodos que se encuentran altamente interconectados. En términos de usabilidad se puede decir que una comunidad representa una serie de clics aplicado a uno o varios recursos que se encuentran agrupados; las comunidades encontradas y el tipo de recurso al que cada comunidad pertenece. En la tabla 7 se pueden visualizar las comunidades identificadas, el número de nodos y su respectivo peso.

Figura 8
Grafo del comportamiento de un estudiante en el curso, muestra las comunidades y el peso de los elementos del curso.



Nota. Fuente, Autor, visualización obtenida de la herramienta GEPHY 0.9

Tabla 7.
Muestra un análisis de los nodos pertenecientes a las comunidades identificadas, cada comunidad agrupa un número de recursos altamente dentro del LMS.

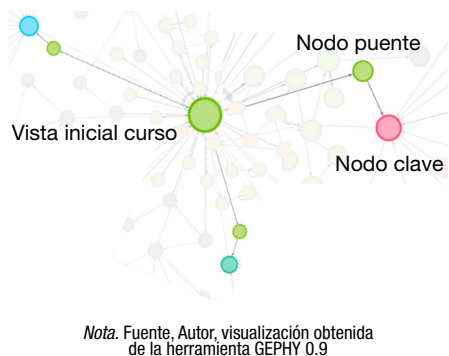
COMUNIDAD	NÚMERO NODOS	PESO TOTAL	COLOR	RECURSOS
0	24	4474 161	Orange	Visualización de entorno
1	6	0	Purple	Visualización de entorno
2	11	94 071	Yellow	Visualización de entorno
3	9	3 774	Green	Foro de información inicial
4	29	1 379 425	Purple	Foro de interacción académica
5	17	1 389 691	Green	Foro de interacción académica
6	11	1 749 742	Pink	Foro de interacción académica
7	13	1 580 738	Olive	Foro de interacción académica

Nota. Fuente, autor

En un análisis inicial se pueden identificar varios aspectos relevantes; por ejemplo, en proporción, los estudiantes invierten igual cantidad de tiempo entre la interacción con los foros y la visualización de recursos; sin embargo, es claro que una gran parte de los nodos correspondientes a visualizaciones del curso, incluyen las ventanas modales de los entornos, la vista inicial del curso, foros, participantes y perfiles, los cuales no contribuyen de forma sustancial al proceso de formación, por lo que se puede deducir que la navegabilidad en relación con la importancia de los recursos educativos se ve afectada.

Una vez implementadas las métricas de centralidad como el estudio de grado promedio e intermediación, se logra identificar que dentro de los nodos existen ruidos que pueden denominarse nodos puente; es decir, que el estudiante no puede acceder a los recursos sin pasar por ellos una o varias veces, tal cual como se evidencia en la figura 8.

Figura 8. Detalle de la visualización de nodos puente que interrumpen la navegabilidad entre nodos clave.



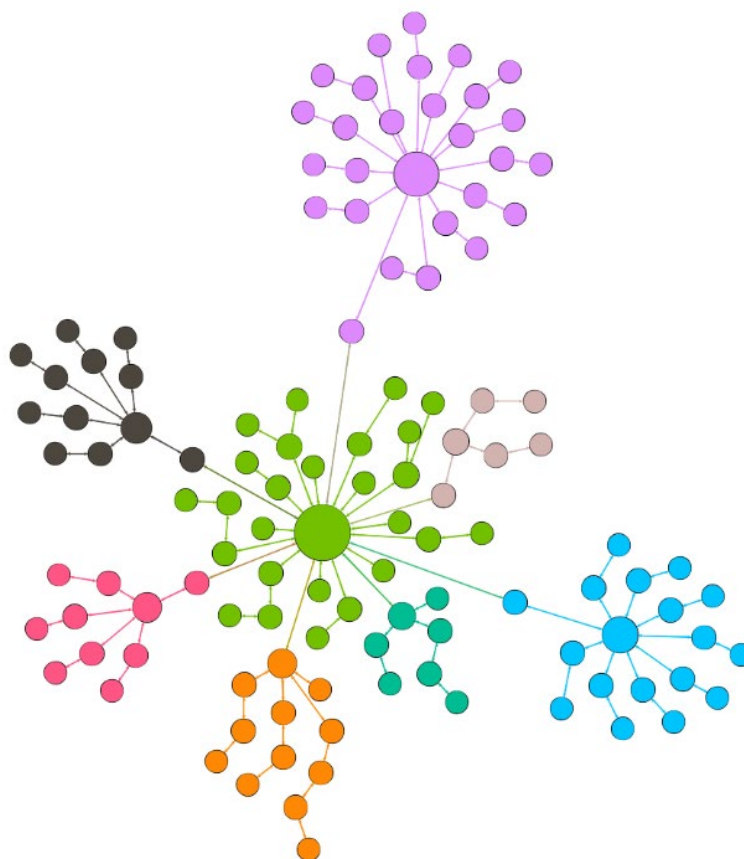
A nivel particular se puede observar que dentro del LMS existen inconvenientes de usabilidad que dificultan el comportamiento de los estudiantes y su interacción con los recursos, lo cual se refuerza al implementar la misma metodología estudiando otros estudiantes, donde aparecen nuevas evidencias como la visualización de

recursos de reconocimiento de los entornos, poca o nula revisión de material de apoyo, baja participación en foros etc.

Una vez definidas las métricas de centralidad se aplicó una nueva visualización implementando el algoritmo de Kruskal; para este análisis se buscó identificar los rasgos de uso más notorios. Según (Çakır, *et al.*, 2021) el algoritmo de Kruskal busca identificar la forma de interacción óptima entre los nodos reduciendo la cantidad de aristas al mínimo, incluyendo todos los nodos del grafo, tal

como se puede observar en la figura 9, esto con el fin de optimizar recursos. En su artículo lo comparan con el mapeo de nuevas carreteras identificando puntos esenciales de tránsito; sin embargo, confirman que este algoritmo puede ser utilizado en múltiples contextos, al realizar un primer análisis visual del grafo se destaca. En primer lugar, los nodos se posicionan de forma secuencial en la mayor parte de comunidades y en segundo lugar, los nodos puente identificados anteriormente no hacen parte de las interacciones identificadas con objetos predominantes.

Figura 9. 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.



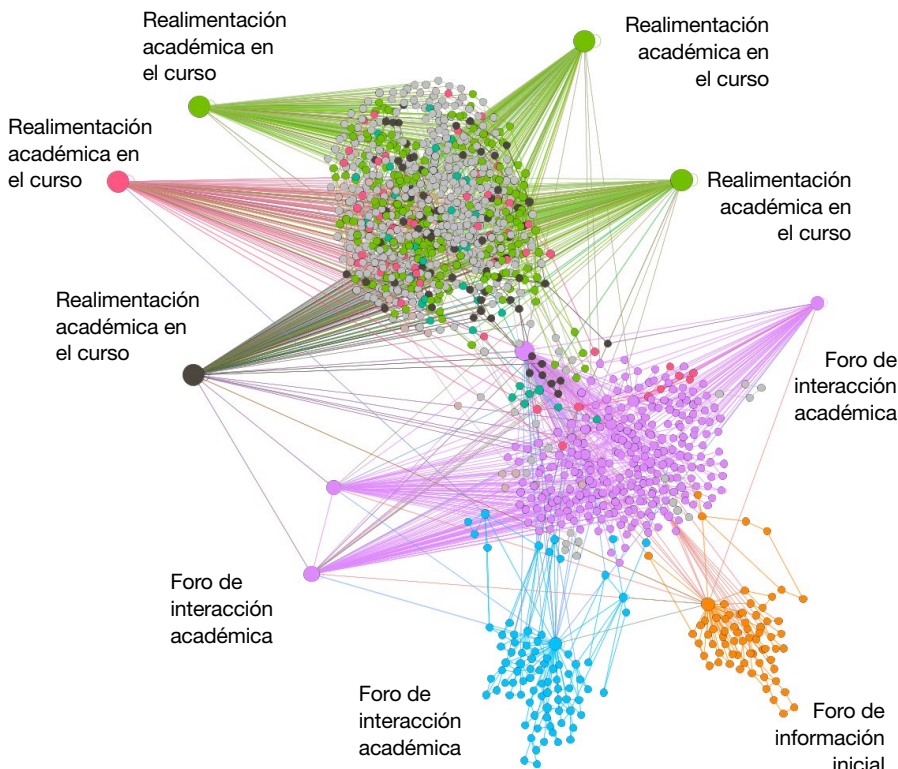
En cuanto a los tutores o docentes, la carga académica en el curso se centra en las calificaciones y los foros, lo cual es de esperarse; sin embargo,

dentro del grafo se encuentra una gran cantidad de nodos pertenecientes a calificaciones y retroalimentaciones como se puede evidenciar en

la figura 10, lo cual indica que, aunque varias de las calificaciones son de tipo grupal, se están desaprovechando algunas herramientas tecnológicas que proveen las plataformas LMS actuales que faciliten la labor del docente en esta tarea como las actividades

de evaluación automática o herramientas de gamificación, esto con el fin de priorizar el tiempo del docente invertido en el proceso de enseñanza aprendizaje y disminuir un poco su carga laboral.

Figura 10. Grafo que representa la usabilidad de un docente en el LMS

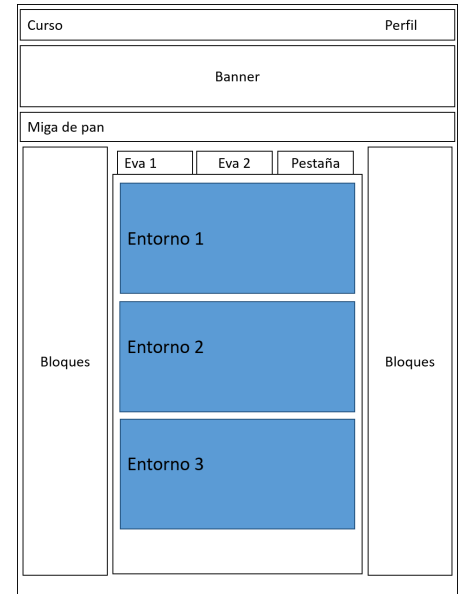


Nota. Fuente, Autor, visualización obtenida de la herramienta GEPHY 0.9

Si bien es importante precisar que la institución educativa que provee los datos para esta investigación cuenta con los más altos estándares de diseño instruccional entre las cuales se contemplan la valoración por medio de la rúbrica de QM (*Quality Matters*) y acreditación nacional en alta calidad. También es claro que los anteriores hallazgos permiten identificar oportunidades de mejora en los ambientes virtuales de aprendizaje en los siguientes aspectos: implementar un diseño estándar y una disposición de los recursos más intuitiva que permita tener

mayor acceso a los elementos clave del proceso de enseñanza aprendizaje manteniendo el modelo pedagógico de la IES. Una opción se presenta en el mockup de la figura 11, incluir procesos automatizados posiblemente de gamificación que faciliten la labor de los docentes dentro de las estrategias de enseñanza y por último el diseño de protocolos de seguimiento y evaluación continua de la interacción de los usuarios con el LMS a fin de aplicar estrategias de inteligencia de negocio y facilitar la toma de decisiones en niveles académicos y gerenciales.

Figura 11. 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 <i>links</i> 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. Diseñado por el autor

La anterior imagen permite visualizar una disposición diferente de la interfaz de usuario del LMS de la Universidad Nacional Abierta y a Distancia - UNAD, implementando patrones

de diseño de interfaces persuasivos; un patrón de diseño de una interfaz gráfica es un estándar diseñado con el fin de dar solución a un problema de uso. Según (Nielsen, 2010), el patrón de diseño hace que una interfaz sea intuitiva o no lo sea, debido a que su correcta implementación garantiza que un usuario reconozca factores de uso común entre la interfaz que está manejando e interfaces que ha manejado con anterioridad; es decir, los usuarios estarían cargados con un conocimiento previo del uso de dicha interfaz que facilitarían su comprensión.

Por lo tanto, la maqueta expuesta corresponde a la combinación de dos patrones de diseño combinados para interfaces de usuario. En primer lugar, *navigation tabs*, cuyo problema consiste en mostrar una estructura de navegación plana que indique una posición clara en el entorno de aprendizaje y los elementos previos y posteriores. Este tipo de patrón de diseño de interfaz gráfica es utilizado principalmente cuando existen entre 2 y máximo 9 elementos que se deseen mostrar con gran relevancia dentro del espacio, dado que permite ocupar completamente la página y se puede combinar con un patrón de diseño persuasivo de comprensión denominado *Sequencing* que permite completar una tarea compleja realizando pasos más simples, la organización actual de la interfaz para los cursos de la UNAD, corresponde a un patrón de diseño denominado modal que plantea el desarrollo obligatorio de una opción bloqueando el resto de contenido de la página; por lo general este tipo de patrón debe ser utilizado cuando se desee enfocar la atención de un usuario en algo específico, la información sobre los patrones de diseño y los usos comunes se puede consultar en ui-patterns.com.

DISCUSIÓN Y PROSPECTIVA

El análisis del aprendizaje - *Learning Analytics* (LA) en el aula, sirve para

mejorar la tutoría, la evaluación, el seguimiento y el contexto educativo. Generar herramientas que implementen LA para producir valor a los datos que las IES adquieren todo el tiempo, es fundamental para cualificar los procesos de enseñanza y aprendizaje, en la medida que permite comprender en alto nivel lo que los estudiantes están haciendo en sus plataformas, además de aportar a las compañías en la mejora continua de sus indicadores clave y aportar en la toma de sus decisiones de manera objetiva y fundamentada en datos. Lo anterior nos lleva a preguntarnos: ¿se deben conservar los ambientes de aprendizaje estáticos?

Hoy en día, en la prespecialidad, los estudiantes cuentan con estrategias, metodologías, didácticas y recursos que les permiten acomodar sus estilos de aprendizaje y apropiar los conocimientos de forma dinámica sin necesidad de seguir una estructura rigurosa y tediosa según (Johnson *et al.*, 2012); a esto se le conoce como aprendizaje personalizado y específicamente adaptativo y flexible, (González Becerra y Olmos 2018), donde los estudiantes determinan la estrategia y el ritmo de estudio con el que aprenden. Aunque este tipo de aprendizaje por ser activo está centrado en el estudiante y no en la tecnología.

Entonces, por qué no encaminar la educación virtual a la tendencia de aprendizaje adaptativo, si esto es lo que permite que una persona fije su atención y sus intereses; por mencionar algunos ejemplos, las redes sociales cuentan con algoritmos de inteligencia artificial que permanentemente se encuentran analizando datos y modifican sus interfaces y contenidos en pro de mostrar a los usuarios lo que ellos desean ver. Los sistemas operativos modernos permiten realizar configuraciones completas en sus entornos y modos de uso con el fin de que el usuario se sienta cómodo utilizando sus servicios y, por último, las personas integran y personalizan medios tecnológicos según sus ne-

cesidades, buscando sentimientos de apropiación, confianza, aprecio y seguridad en sus elementos.

Los AHS, acrónimo en inglés de *Adaptive Hypermedia Systems* fueron definidos por Brusilovsky (1996) como “cualquier sistema hipertexto o hipermedia que refleja algunas características del usuario en un modelo y que aplica este modelo para adaptar varios aspectos visibles del sistema para el usuario”. Más tarde Brusilovsky (2001) afirmará: “tradicionalmente la decisión de adaptación en los sistemas adaptativos se basaba en tener en cuenta diversas características de sus usuarios”; sin embargo, en esta época es claro que un AHS, sugiere adaptación a los datos del usuario, a los datos de uso y a los datos del entorno.

En efecto, el objetivo de un Sistema Hipermedia Adaptativo (SHA) es hacer que el sistema se adecúe a las características del usuario y no al contrario, como sucede en el hipermedia “clásicos”. Estos sistemas son capaces de adecuar tanto el contenido (presentación adaptativa) como los enlaces (soporte a la navegación adaptativa) a las necesidades específicas de cada usuario. Por tanto, un sistema hipermedia adaptativo no es equivalente a un sistema hipermedia adaptable. En el primero existe un comportamiento inteligente que permite que el sistema se vaya adecuando a ese usuario, mientras que en el segundo lo único que hacemos es adaptar las características del sistema a un contexto.

Según Márquez , (2015), cuando se llevan los Sistemas Hipermedia Adaptativos con fines Educativos (SHAE) permiten ofrecer recorridos y contenidos específicos adecuados a las características de cada uno de los estudiantes, por lo tanto, facilitan procesos claves en el proceso de enseñanza aprendizaje como lo son, la interactividad, la gestión y el procesamiento de la información y el uso de herramientas tecnológicas asociadas.

Los componentes de un Sistema Hipermedia Adaptativo Educativo (SHAE) debe estar basado en el usuario; en un hipermedia normal el usuario trabajaría sobre la base de conocimientos es decir contenidos del sistema. En un sistema adaptativo se debe incluir un modelo de adaptación que se encarga de gestionar la información producida por la historia de

ese usuario a lo que se conoce como modelo de usuario. Entonces se pretende en un SHAE cambiar el dominio del conocimiento en función de lo que el usuario necesita a través del modelo de adaptación, este se vale del modelo de usuario para generar los contenidos específicos que se deben incluir en el SHAE como se puede verificar en la figura 12.

potencializar la capacidad de aprender, desaprender y reaprender en el proceso de enseñanza aprendizaje. En este sentido, es indispensable entender que este conjunto de técnicas pueden incidir en el macro y micro currículo de los diversos programas de estudio y en las diferentes áreas del conocimiento.

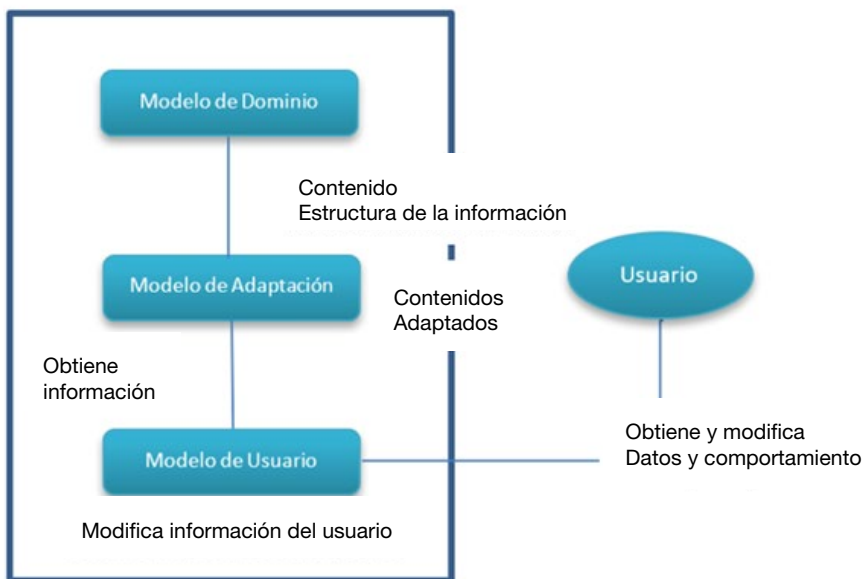
CONCLUSIONES

El estudio de las interacciones sociales en entornos *e-learning* permite aprovechar las grandes cantidades de información almacenadas en los LMS o CMS, es importante señalar que mientras se ejecuta una formación en línea las organizaciones tienen cantidad de datos que es importante que produzcan o generen nuevas propuestas que permitan tomar decisiones para seguir mejorando los procesos de enseñanza aprendizaje y propuestas de formación virtual.

En consecuencia, el LA realiza un aporte vital al estudio de la deserción en el ámbito virtual y de la educación a distancia, determinando el perfil de acción de los estudiantes, identificando su patrón de interacción causada en un entorno *e-learning* y en consecuencia sirven para una reconfiguración del proceso con base en los resultados obtenidos. En efecto, el LA permite determinar los usuarios con mayor o menor nivel de actuación, la densidad de participación a lo largo de una formación *e-learning*, los roles protagónicos del estudiante y del docente o de cualquier tipo de elemento que se pueda analizar en los ámbitos de *e-learning*.

La analítica del aprendizaje permite crear nuevos modelos pedagógicos, favorecer el proceso de enseñanza activo, identificar la población en riesgo de deserción y evaluar diversos factores que afectan la permanencia estudiantil. En realidad, el *Big Data* aplicada a la educación ha generado un cambio de paradigma, una educación que se adapta a las necesidades

Figura 12.
Diagrama de los componentes de un SHA.



Nota. Fuente, tomado de Sistemas Hipermedia Adaptativos (SHA) (Buitrago, 2010).

En esta medida, la discusión concreta es por qué ninguno de los LMS actuales implementados en las instituciones de educación superior, contemplan integrar herramientas, sistemas o entornos de aprendizaje que fundamenten su desarrollo en la teoría de Sistemas Hipermedia Adaptativos con fines Educativos (SHAE) y más aún porque no usan un activo tan valioso como lo son los datos que permanentemente se están generando en sus plataformas de educación virtual; dichos datos sin lugar a dudas permiten establecer los modelos de usuario y de adaptación que se requieren como componentes fundamentales para implementar un SHAE.

En definitiva, las tecnologías de aprendizaje adaptativo, al pertenecer al ámbito de las tecnologías del aprendizaje automático, permiten adaptarse a las necesidades de los estudiantes en tiempo real. Tyton Partners define al aprendizaje adaptativo como un “enfoque sofisticado, basado en datos y, en algunos casos, no lineal aplicado a la formación y recuperación, que se ajusta a las interacciones del alumno y al nivel de rendimiento demostrado y, como consecuencia, prevé qué tipo de contenido y recursos necesitan los alumnos en un momento específico para poder progresar” (Newman, 2013). Dicha definición permite afirmar que las didácticas y tecnologías basadas en *Big Data* pueden

de cada uno proponiendo un sistema educativo para el siglo XXI que se adapte a los intereses particulares de los estudiantes. En este sentido un docente puede adaptar su método de enseñanza en función a las necesidades de sus estudiantes generando una tutoría personalizada.

Del mismo modo, incursionar en la implementación del aprendizaje adaptativo en contextos de formación virtual y a distancia permite pensar en programas de formación no-lineales a la instrucción, retroalimentación y corrección, pues se ajusta de acuerdo con las interacciones del estudiante y

al nivel de desempeño demostrado, consecuentemente se adapta y anticipa al tipo de contenidos y recursos que el estudiante necesitará en un momento específico para progresar en el proceso de aprendizaje. Así, el estudiante en su experiencia de aprendizaje adaptativo podría observar y seleccionar los temas su preferencia. El avance de cada tema quedará registrado y generaría un reporte detallado en su experiencia de aprendizaje.

Para lograrlo, sin duda, se debe contemplar realizar procesos periódicos de evaluación y cualificación de los entornos de aprendizaje, no solo en términos

pedagógicos sino también con fines de mejoramiento de la experticia de los usuarios; por lo tanto, es relevante estandarizar técnicas que implementen tecnología de punta como la analítica de datos y *Big Data* para estudiar los entornos virtuales de aprendizaje y de este modo facilitar el uso los medios ya que esto permite mejorar las condiciones de usabilidad, navegabilidad y desempeño de los sitios que las IES utilizan, ahora bien, si dichos procesos indican oportunidades de mejora deberán ser tenidos en cuenta pues podrán cualificar los medios y recursos que las IES utilizan en sus procesos de enseñanza aprendizaje.

REFERENCIAS

Alban, G., Arguello, A. V., y Molina, N. (2020). Metodologías de investigación educativa (descriptivas, experimentales, participativas, y de investigación-acción). *Recimundo*, 4(3), 163-173.

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=10.1.1.53.8848yrep=rep1ytype=pdf>

Brusilovsky, P. (2001). Adaptive hypermedia. *User modeling and user adapted interaction*, 11(1-2), 87-110. http://www.umuai.org/downloads/ten_year_anniversary/brusilovsky-umuai-2001.pdf

Buitrago, A. (2010). *Sistemas Hipermedia Adaptativos (SHA) IV*. Universidad de Castilla-La Mancha. España.

Çakır, E., y 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>

Cambroner, C. y Moreno, I., (2006). *Algoritmos de aprendizaje: KNN y KMEANS*. *Inteligencia en Redes de Comunicación*, Universidad Carlos III de Madrid, 23.

Cervantes, E., Garnica, C., Navarro-Rangel, Y., y Funez, M. (2014). Sistema hipermedia basado en competencias para el diagnóstico del aprendizaje de fracciones matemáticas (SMCDAFRAC). *Res. Comput. Sci.*, 88, (75-86).

Departamento Administrativo Nacional de Estadística (s.f). *Generalidades*. <https://www.dane.gov.co/index.php/servicios-al-ciudadano/servicios-informacion/estratificacion-socioeconomica#generalidades>

Departamento Administrativo Nacional de Estadística (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>



- Dupré, J. (2014). *Generación de una metodología de detección de website keyobjects basado en métricas de centralidad de teoría de grafos*. <chrome-extension://efaidnbmninnibpcjpcglclefindmkaj/https://repositorio.uchile.cl/bitstream/handle/2250/132372/Generacion-de-una-metodologia-de-deteccion-de-website-keyobjects....pdf?sequence=1>
- Escamilla, J., Calleja, B., Villalba, E., Esteban Venegas, E., Fuerte, K., Román, R., y Madrigal, M. (2014). *Aprendizaje y evaluación adaptativos*, *Reporte EduTrends*. (Recuperado el 09 de noviembre de 2020) de <http://www.sitios.itesm.mx/webtools/Zs2Ps/roie/julio14.pdf>
- González, M., Becerra, J., y Olmos, J. (2018). Promoción de la autogestión a través de objetos de aprendizaje adaptativos en alumnos de educación superior. *EduTec. Revista Electrónica de Tecnología Educativa*, (63), <https://www.edutec.es/revista/index.php/edutec-e/article/view/1037/pdf>
- Hormigo, I., y Caralt, J. (2014). Uso de analítica para dar soporte a la toma de decisiones docentes. *Actas de las XX JENUI. Oviedo*, 9(11).
- Hurtado, L. y Pérez, 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., y Nikonov, I. (2018). The Diagram Approach in Knot Theory and Applications to Graph Theory. *Moscow University Mathematics Bulletin*, 73, 124-130. <https://link.springer.com/article/10.3103/S0027132218030087>
- Johnson, L., Adams, S., Ludgate, H., Cummins, M., y 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., y Cook, M. (2006). TW Schultz and the human-capital approach to entrepreneurship. *Review of Agricultural Economics*, 28(3), 344-350.
- López, N. (2015). Consideraciones sobre el acompañamiento en la educación en la virtualidad: aportes para la permanencia estudiantil. *Revista Reflexiones y Saberes*, 2(2), 62-69.
- MacQueen, J. B. (1967). Some Methods for Classification and Analysis of Multivariate Observations. In *Proceedings of the Fifth Berkeley Symposium on Mathematical Statistics and Probability (Vol. 1, pp. 281-297)*. University of California Press.
- Naoui, M., 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., y Bryant, G. (2013). Learning 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., y Pernice, K. (2010). *Eyetracking web usability*. New Riders.

Siemens, G., Gasevic, D., Haythornthwaite, C., Dawson, S., Shum, S., Ferguson, R., y Baker, R., (2011). *Open Learning Analytics: an integrated and modularized platform* (Doctoral dissertation, Open University Press).

Siemens, G. (2012). Learning analytics: envisioning a research discipline and a domain of practice. *Proceedings of the 2nd international conference on learning analytics and knowledge* (4-8). <https://dl.acm.org/doi/abs/10.1145/2330601.2330605>

Teasley, S., y Green, T. J. N. (2017). Learning Analytics: The Definition, Process, and Potential for Higher Education. En *Wiley Handbook of Learning Technology* (pp. 1-27).

Márquez Vera, C. (2015). Predicción del fracaso y abandono escolar mediante técnica de minería de datos. Universidad del Córdoba (UCO) Recuperado de <https://helvia.uco.es/xmlui/handle/10396/12852>

BIBLIOGRAFÍA ADICIONAL

Banihashem, Kaze, S., Aliabadi, K., Ardakani, S., Delaver, A., y Ahmadabadi, M. (2018). Learning analytics: A critical literature review. *Interdisciplinary Journal of Virtual Learning in Medical Sciences*, 9(2).

Birjali, M., Beni-Hssane, A., y 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.

Guevara, C., y Aguilar, J. (2016). Model of adaptive learning objects for virtual environments. *2016 XLII Latin American Computing Conference (CLEI)* (pp. 1-10). IEEE. doi:10.1109/CLEI.2016.7833352

Orozco Silva, 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>

Secretaría de Educación para la Cultura de Antioquia. (2011). Antioquia, Colombia: Informe de Auto-Evaluación, Estudios de la OCDE: Educación Superior en el Desarrollo Regional y de Ciudades, IMHE. http://repositorio.colciencias.gov.co/bitstream/handle/11146/496/1729-SEDUCA_ANTIOQUIA_2011_ANTIO.PDF?sequence=1&isAllowed=y

Villagrà-Arnedo, C., Gallego-Durán, F., Llorens Largo, F., Compañ, 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.