

Automatización del proceso de tutorización en entornos online a través de la analítica del aprendizaje

Automation of the tutoring process in online environments through the analytics of learning

Fredys A. Simanca H.

Facultad de Ingenierías, Ingeniería de Sistemas –
Docente Investigador
Universidad Libre
Bogotá, D.C., Colombia
Fredysa.simancah@unilibre.edu.co

Rubén González Crespo

Escuela Superior de Ingeniería y Tecnológica ESIT
Universidad Internacional de la Rioja UNIR
La Rioja, España
ruben.gonzalez@unir.net

Daniel Burgos

Instituto de Investigación, Innovación y Tecnología
Educativas UNIS ITED
Universidad Internacional de la Rioja UNIR
La Rioja, España
daniel.burgos@unir.net

Luis Rodríguez Baena

Escuela Superior de Ingeniería y Tecnológica ESIT
Universidad Internacional de la Rioja UNIR
La Rioja, España
luis.rodriguez@unir.net

Resumen — Este artículo presenta los resultados preliminares de un proyecto de investigación sobre nuevas tecnologías del aula en aprendizaje online, que tiene como objetivo principal, el diseño de una nueva herramienta tecnológica en entornos online, por medio de la tutorización personalizada. El modelo cuenta con seis elementos: acceso y permanencia, usabilidad, actividad y participación, comunicación, trayectoria interna y dinámica de interacción personal. Se basa en el principio de la analítica del aprendizaje con apoyo del Big Data, y está enfocada a elementos de aprendizaje con componentes formativos y evaluativos. Como parte del modelo, se elaboró una matriz de aceptabilidad de riesgo con funciones estadísticas que exhibe indicaciones semaforizadas, alertando al tutor sobre el rendimiento de cada estudiante tipificado en superior, alto, básico, bajo y muy bajo. Al aplicar la matriz en pruebas piloto, se concibió como un instrumento de acercamiento entre tutor y estudiante que permite un seguimiento personalizado y su resultado se refleja en un aumento del desempeño académico.

Palabras Clave – *tutorización, learning analytics, desempeño académico, ambientes virtuales de aprendizaje*

Abstract — This article presents the preliminary results of an investigation project about new classroom technologies in online learning, whose main objective is the design of a new technological tool in environment online, through personalized tutoring. The model has six elements: access and permanence, usability, activity and participation, communication, internal trajectory and personal interaction dynamics. It is based on the principle of learning analytics with the support of big data, and is focused on elements of learning with formative and evaluative components. As part of the model, a acceptability matrix was elaborated with statistical functions that show signalized indications, alerting the tutor about the performance of each

student typified as superior, high, basic, low and very low. When applying the matrix in pilot tests, it was conceived as an instrument of approach between tutor and student that allows a personalized follow-up and its result is reflected in an increase in academic performance.

Keywords – *tutoring, learning analytics, academic performance, virtual learning environments*

I. INTRODUCCIÓN

Al abordar la educación superior mediada por tecnología, una de las opciones, es la educación en línea. En este sentido, se plantea que, en concordancia con los nuevos patrones pedagógicos de esta modalidad, es posible permear los procesos de formación y evaluación en un modelo de aprendizaje online, basado en Learning Analytics que, de acuerdo con el perfil cognitivo de los estudiantes, obtenido por Big Data, el tutor estaría en capacidad de identificar dificultades, para iniciar un proceso de seguimiento por medio de tutorización personalizada.

El resultado de la presente investigación se plantea inicialmente con los principios teóricos del Learning Analytics, Big Data, ambientes virtuales de aprendizaje -AVA, posteriormente se presenta el modelo y los resultados preliminares de su implementación en la educación superior en Colombia, en un grupo control del programa de ingeniería ambiental de la Universidad Cooperativa de Colombia,

II. ESTADO DE LA CUESTION

A. SINERGIA ENTRE TIC Y EDUCACION

Para ilustrar la importancia de las TIC en el ámbito educativo, es necesario remontarse a los años sesenta. En efecto, esta relación inicia con ejercicios y cuestionarios utilizando los Computer Based Tutors CBTE basados en ordenadores, el uso del internet en los noventa ha sido el avance más representativo, con la creación de ambientes de enseñanza inteligente, ambientes virtuales de aprendizaje AVA, inclusión del player y lo más reciente se evidencia a través de la interacción entre estudiantes, tutores y recursos con tendencias hacia modelos E-learning en plataforma online.

En este contexto, se resalta el uso del Learning Management System LMS [1] útil en procesos dinámicos de cursos online que aporta herramientas de gestión y distribución de contenidos, de administración de usuarios, de comunicación, de evaluación y seguimiento [2, 12].

Bajo la construcción de nuevas formas de integración educativa, surge la creación de otras plataformas, como el Educational Modelling Language EML con la estructura de una unidad de aprendizaje Unit of Learning UoL a través de lenguaje artificial XML como herramienta inductiva que facilita la exposición de datos. Como consecuencia de esto, se deriva el IMS Learning Design IMS LD, que presenta cambios en su estructura, con bases conceptuales análogas a los de EML. El modelo ofrece soporte de comunicación simultánea entre estudiantes y permite combinar recursos educativos con actividades pedagógicas. [3] Propone un plano de control, modelamiento y supervisión que mejora el dominio del estudiante y las estrategias pedagógicas que se incorporan al proceso, promoviendo en el corto plazo políticas de personalización de enseñanza-aprendizaje, con base en sistemas de hipermedia adaptativa. Sistemas que se construyen para cada usuario haciendo uso de un modelo de objetivos, preferencias y conocimientos. Los sistemas de hipermedia adaptativos se clasifican en seis: (i) Hipermedia Educativa, (ii) Sistemas de Información Online, (iii) Sistemas de Ayuda Online, (iv) Hipermedia de Recuperación de Información, (v) Hipermedia Institucional y (vi) Sistemas para la Gestión de Vista Personalizada por espacios de información. [4]

En el marco de adaptabilidad, la hipermedia, utiliza tres componentes: (i) *Modelo de usuario o estudiante*, que describe la información del usuario y guarda un registro permanente de los nodos que han sido visitados y el conocimiento ha sido adquirido, (ii) *El modelo de dominio*, que muestra el enlace y la estructura de la información y (iii) *El modelo de adaptación o modelo profesor*, quien dirige las estrategias pedagógicas de interacción entre los componentes. En suma, permiten al usuario la navegación de ítem a ítem y se adecuan a los comandos del usuario [5]

Los Sistemas de Educación Adaptativos e Inteligentes Basados en Web tienen agregados o *ítems* de información que permiten al usuario la navegación iterativa y busca ítems relevantes, caracterizados por adecuar actividades propuestas al estudiante en un ambiente independiente. [6].

B. BASE TECNOLÓGICA DEL MODELO DE TUTORIZACIÓN

Learning Analytic

El panorama de un modelo de tutorización personalizada en ambientes virtuales se debe consolidar con la adaptación de las herramientas de E-learning Analytics cuya base es el entorno virtual personal para el aprendizaje que pretende un nivel acorde a las nuevas tendencias de desarrollo de competencias en medio de un trabajo colaborativo y se define como la medición, recopilación, análisis y presentación de datos de estudiantes. [7].

Big Data

Los inicios de Big Data como aporte a Learning Analytics surgen a comienzos del presente siglo, donde se dimensionan algunos métodos educativos que hacen uso de las herramientas dispuestas por la web y de los dispositivos inteligentes en Ambientes Virtuales de Aprendizaje AVA, como la educación basada en competencias, el aprendizaje adaptativo, el aula invertida, el aprendizaje móvil y la gamificación. [8].

Se utiliza Big Data como instrumento para identificar de manera y específica el perfil cognitivo de cada estudiante con el fin de detectar las debilidades y ofrecer una tutorización personalizada por medio de la aplicación de Learning Analytics que mejore el desempeño académico con elementos de control y autorregulación.

El aprendizaje y el conocimiento están sujetos a las opiniones particulares, es un proceso capaz de conectar nodos o fuentes de información que interconecta áreas, ideas y conceptos, se adapta a residir en dispositivos no humanos, con permanente actualización en una realidad cambiante.

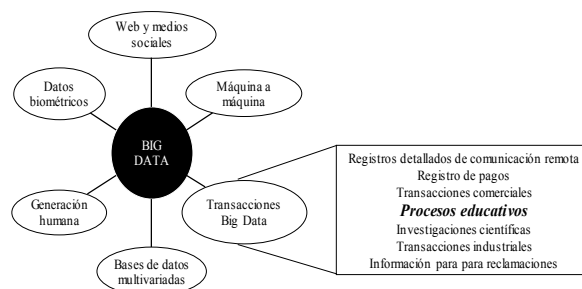


Figura 1. Big data en procesos educativos

En el campo de la educación, para gestión, administración y análisis de grandes volúmenes de datos de todo tipo que no están al alcance de las herramientas informáticas habituales para su administración, se acude al Big Data para desarrollar actividades de almacenamiento, procesamiento y análisis de forma, rápida y flexible a través de software como Hadoop, Apache Avro, Cassandra, Chukwa, Flume, entre otros.

Los datos deben ser tratados de tal forma que justifiquen un beneficio, se requieren técnicas y procedimientos para su acceso, procediendo y cumplimiento de propósitos planteados.

Tabla I Tecnologías para plataformas Big Data y Learning Analytics

Análisis multifuncional y multivariante	Aplicaciones móviles	Aula invertida
Asistente virtuales – entorno de diálogo en tiempo real	Aprendizaje automático	Impresiones tridimensionales
Baterías de última generación	Interfaces naturales de usuario	Pantallas flexibles
Curso online masivo abierto mooc	Masiva información en la nube	Realidad aumentada
Data mining	Software social y ubicuo	Tablet computing
E-book	Técnicas de análisis predictivo	Teléfonos inteligentes
Tecnología para llevar puesta	Uso y aplicación de las redes sociales	Teoría instruccional
Laboratorios virtuales y remotos	Entornos inmersivos de aprendizaje tridimensionales	Gamificación

La analítica de datos masivos personalizados, es decir, por medio de Big Data y Learning Analytics, se refiere al proceso y a la interpretación de una masiva cantidad y variedad de información generada por el estudiante. Las aplicaciones en línea actuales han sido desarrolladas con base a una central de datos de buena interacción con el propósito de facilitar su acceso.

En lo que respecta a la educación, todo lo que se ha implementado en las técnicas de Big Data ha dado entre otros resultados el conocimiento más cercano del comportamiento de un estudiante en todos los aspectos, sociales, psicológicos y de comportamiento académico. En el instante que se conecta a la plataforma institucional permite advertir el tipo de contenidos de su preferencia, el estilo de aprendizaje, las unidades temáticas de mayor acceso, el grado de dificultad en el aprendizaje de determinadas asignaturas, y las habilidades y destrezas más sobresalientes en el proceso académico. [9].

Ahora bien, el punto de confluencia entre Big Data y Learning Analytics orientados a la educación, es la disposición tecnológica en cuanto a los procedimientos que se aplican a las plataformas virtuales para el aprendizaje en el contexto de apoyo al estudiante. Los modelos de la educación actual se están innovando para adicionar a sus recursos pedagógicos el aprendizaje por Internet, el aprendizaje híbrido y los modelos colaborativos [10].

Por ejemplo, en las aplicaciones orientadas a la educación, en el módulo analítico, por lo general, un proceso específico es desarrollado para determinar el comportamiento del estudiante en situaciones de alto riesgo, en este caso el de abandonar el proceso académico y por consiguiente se dimensionan las posibles causas y las posibles soluciones.

La personalización de la educación ha comenzado a ser una actividad fundamental tanto para las instituciones educativas, desde sus centros de investigación, como para las mismas empresas privadas dedicadas al desarrollo de software, en la búsqueda de adecuar la información del estudiante para ofrecer soluciones en tal sentido.:

III. PRESENTACION DEL MODELO

Diseño del Modelo “Tutor Online Personalizado”

En el aula virtual se utilizó el LMS llamado Sakai, este LMS es un proyecto desarrollado en código abierto, tiene su origen en la universidad de Michigan y en la universidad de Indiana, proyecto al cual más tarde se adhirieron el Instituto tecnológico de Massachusetts y la Universidad Stanford. El objetivo de dicho proyecto es crear un entorno de colaboración y aprendizaje para la educación superior. Estas características hicieron que fuera la herramienta indicada para el desarrollo de dicha aula virtual

Para el diseño de la herramienta y aplicación de métricas para accesibilidad, usabilidad y selección de instrumentos, se plantea el uso de *la programación del aula virtual* por medio del Test de Accesibilidad Web TAW y hojas de estilo para la revisión de la accesibilidad HERA. Para el *Diseño, aplicación y análisis de métricas*, se tendrán en cuenta el modelo *Web Quality Model WQM*, que hace imprescindible que los diseños se realicen bajo criterios de calidad, hasta ahora prácticamente inexistentes y las métricas web clásicas, de acuerdo con el comportamiento del estudiante en línea.

Otras consideraciones: Las notas o puntajes obtenidos por los estudiantes a lo largo del módulo, están comprendidas entre 0,0 y 5,0. Para pasar el curso la nota promedio mínima que debe obtener el estudiante es de 3,0.

El seguimiento del puntaje o calificación de cada actividad y el promedio acumulado por cada estudiante es uno de los indicadores de su desempeño a lo largo del curso y permite establecer al tutor, acciones de apoyo para el estudiante cuyo promedio acumulado sea inferior o grave sobre 3,0.

Si bien, se usa la media aritmética como medida de tendencia central, no es el único indicador de un proceso de enseñanza aprendizaje, pues depende del número de notas acumuladas y del número de calificaciones por obtener. Lo que implica tener en cuenta el nivel de avance y número de notas del módulo o curso.

A medida que se desarrolla el módulo virtual se van realizando actividades y evaluaciones con su respectivo puntaje. El número de notas establecido para obtener el promedio de cada estudiante puede ser diferente de un curso a otro o de un módulo a otro. Esto implica que las posibilidades de mejorar o desmejorar el promedio individual por parte de cada estudiante van a depender de las notas que se obtienen a partir de las actividades o evaluaciones restantes para culminar el proceso evaluativo.

Al momento de establecer acciones de mejora es necesario tener en cuenta la variabilidad del comportamiento de las notas acumuladas por cada estudiante, varianza y desviación estándar, el promedio grupal a lo largo de todo el curso, y la ubicación de cada estudiante en el rango de notas obtenidas por el grupo, las medidas de posición que nos permiten establecer estos elementos son la mediana y los cuartiles).

Para establecer el nivel de riesgo que tiene cada estudiante de no lograr el promedio mínimo requerido, se propone utilizar una herramienta de gestión de riesgos denominada *matriz de valoración del riesgo*.

En esta matriz se pretende conjugar el promedio acumulado de cada estudiante, y la probabilidad de mejorar, teniendo en cuenta el comportamiento de sus notas acumuladas y la comparación y ubicación de sus notas con respecto a las notas obtenidas por los demás integrantes del grupo.

Si el promedio acumulado de un estudiante está por debajo del promedio mínimo requerido para aprobar, esto es una alarma para el tutor y lo que se espera es proponer al estudiante acciones de mejora.

Si la tendencia de las notas del estudiante conlleva una gran dispersión, es decir, si presenta una alta desviación estándar, esto indica que la probabilidad de mejorar la nota promedio, es baja.

Las acciones de mejora propuestas son susceptibles de ser valoradas si conducen al estudiante a elevar su promedio individual y su posición dentro del grupo.

Desviación estándar - variabilidad	Matriz de aceptabilidad del riesgo					
> 2,01	muy alta					
1,51 - 2,00	alta					
1,01 - 1,50	media					
0,51 - 1,00	baja					
0,00 - 0,50	muy baja					
		superior	alto	básico	bajo	muy bajo
		5,0-4,8	4,7- 4,0	3,9-3,0	2,9-2,0	1,9-0,0
		Promedio acumulado - Desempeño				

	El estudiante muy seguramente va a alcanzar el promedio mínimo requerido para aprobar el curso.
	El estudiante puede o no alcanzar el promedio mínimo requerido, por tanto, debe realizar acciones de mejora.
	El estudiante debe realizar acciones de mejora para alcanzar el promedio mínimo requerido.

Figura 2. Matriz de aceptabilidad del riesgo

De acuerdo con la información arrojada por la matriz, se explica, diagnostica, estima y prescribe el comportamiento de cada estudiante, para determinar si se encuentran en la zona de estimación de riesgo de perder la asignatura y adelantar el proceso de tutorización personalizada.

IV. ANALISIS DE RESULTADOS

Como resultado del proyecto de investigación Acción Participación, a un grupo de estudiantes, del programa de Ingeniería Ambiental, asignatura Algoritmia de la Universidad Cooperativa de Colombia en el primer período académico de 2017, se evidencia el comportamiento de un estudiante tomado aleatoriamente lo largo de las ocho actividades de este curso.

Haciendo uso de la herramienta de semaforización, se ilustra que de las 8 actividades, solo una, presenta desempeño

muy bajo, 2 bajo y 6 alto. Como señal de alerta la actividad 3 demanda de tutorización.

Cuando se establece que hay un riesgo medio o alto de no alcanzar el promedio mínimo requerido para aprobar el curso el

tutor deberá promover acciones de mejora para el estudiante por medio de la tutorización personalizada.

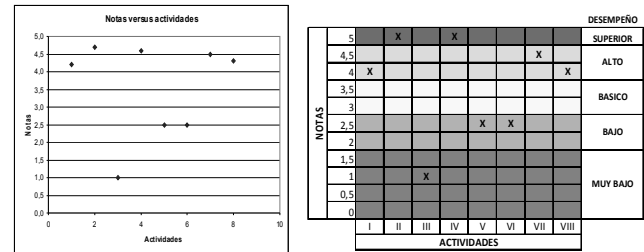


Figura 3. Diagrama de Dispersión versus lectura de matriz de aceptabilidad del riesgo

Cabe considerar, en el mismo sentido que los estudios e investigaciones en formación a través de la tecnología, es amplia y diversa. Tal es el caso de un modelo de tutorización e-learning basado en la práctica real, que se desarrolló en el departamento de métodos de investigación e innovación educativa de la universidad de Málaga, España, que hace énfasis en las tareas del tutor, clasificando su función en cuatro macrocategorías: pedagógicas, social-dinamizadoras, gestión-organización y técnicas, con particular y similar énfasis del acompañamiento que imparte el tutor. [11]

V. CONCLUSIONES

Para realizar una contribución a la sociedad del conocimiento, desde las ciencias de la educación, se propone que, bajo un sistema de aseguramiento de la calidad, es posible cimentar nuevas concepciones pedagógicas basadas en un modelo de tutorización personalizada, en el que el tutor asume nuevos roles de seguimiento, gracias al soporte tecnológico del Learning Analytics y Big Data, capaz de atender las necesidades individuales de estudiantes, creando oportunidad de mejora.

Parametrizar cualitativamente el desempeño académico de los estudiantes a través de la semaforización permite al instructor llevar a cabo una tutorización personalizada, potenciando competencias y dinamizando su tránsito entre alto y superior.

Agradecimientos

Agradezco a los directores de mi tesis: Dr. Daniel Burgos, Rubén Gonzales y a mi asesor Dr. Luis Rodríguez Baena, por su apoyo y fuerza en los momentos indicados, a mis amigos y docentes, Dra. Iliana Moreno Campdesuñer, Dra. Iliana Artilles Olivera, Dr. Carlos Roche y al Dr. Ramiro Pérez, por su apoyo y constante preocupación y a todas aquellas personas que de una u otra forma me colaboraron y ayudaron en la culminación de esta etapa de formación doctoral.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICA

- [1] Dalsgaard, C. (2006). Social software: E-learning beyond learning management systems. *European Journal of Open, Distance and E-Learning Eurodl*, 9 (2).
- [2] Ortiz, L. F. (2007). Campus Virtual: la educación más allá del LMS. *RUSC Revista de Universiad y Sociedad del Conocimiento. Universities and Knowledge Society Journal*, 4 (1), pp 1-7
- [3] Burgos, D., Tattersall, C., & Koper, R. (2005). Utilización de estándares en el aprendizaje virtual I. S.
- [4] Brusilovsky, P. (1996). Methods and techniques of adaptive hypermedia. *User modeling and user-adapted interaction*, 6(2-3), 87-129.
- [5] Arteaga, C., & Fabregat, R. (2002). Integración del aprendizaje individual y del colaborativo en un sistema hipermedia adaptativo. *JENUI*, 2(2), 107-114.
- [6] Brusilovsky, P. (2003). Adaptive Hypermedia. User Modeling and User-Adapted Interaction, 1(11), 87-110.
- [7] Contreras, J., Favela J., Pérez, C. y Santamaría, E. (2004), "Informal interactions and their implications for online courses", *Computers & education*, 42, pp. 149–168
- [8] Zikopolous Paul, Deroos Dirk, Deutsch Tom, Lapis George. (2012). "Understanding Big Data": Analytics for Enterprise Class Hadoop and Streaming Data, McGraw-Hill. Page 278.
- [9] Sánchez, Escarlata. (2015). "Big Data al servicio de la educación", *Euronews*, Sección Learning World, en línea
- [10] Siemens, G., & Baker, R. S. (2012), "Learning Analytics and educational Data Mining": towards communication and collaboration. *Proceedings of the 2nd international conference on learning analytics and knowledge* (pp. 252 – 254)
- [11] Fernández, M.A. & MENA, e. (2011). Tutorización en el e-learning. Libro tutor 2.0 Editorial Aljibe
- [12] Rodrigues, S., Rocha, Á., & Abreu, A. (2017). The use of moodle in higher education evolution of teacher's practices over time. In: 2017 12th Iberian Conference on Information Systems and Technologies (CISTI), Lisbon, (pp. 1-4). IEEE.