

ANÁLISIS DE LA UTILIZACIÓN DEL RECOMENDADOR DE MOODLE COMO BASE PARA LA PERSONALIZACIÓN DEL APRENDIZAJE VIRTUAL EN EDUCACIÓN SUPERIOR

Iñigo Arriarán Olalde / Mondragon Unibertsitatea / iarriaran@mondragon.edu
Nagore Ipiña Larrañaga / Mondragon Unibertsitatea
Itziar Garcia Blazquez / Mondragon Unibertsitatea

Palabras clave

Plataformas e-learning, reglas de asociación, sistemas de recomendación, personalización del aprendizaje.

Resumen

En la última década, el desarrollo de términos como e-learning o aprendizaje permanente han promovido una nueva concepción del aprendizaje (Azkarate, 2017). Este cambio de paradigma requiere el desarrollo de nuevos contenidos y herramientas con el fin de crear entornos o ecosistemas de aprendizaje más dinámicos. Del mismo modo, cada vez son más los estudiantes que acceden a la educación superior cursando sus estudios en la modalidad online (Arriarán e Ipiña, 2018; Ipiña et al., 2016). Todo ello, el cambio de paradigma y el incremento del acceso a la educación -y en consecuencia, el número de datos generados (Means, 2014)-, ha traído nuevos desafíos a los cuales la educación superior debe enfrentarse. Uno de estos retos a afrontar se relaciona estrechamente con la necesidad de proporcionar contenidos personalizados a cada usuario. Dichos datos pueden ser utilizados para identificar patrones en los procesos de aprendizaje y, por lo tanto, ofrecer recomendaciones personalizadas a los estudiantes (Ruiperez, 2017). En esa línea, el objetivo de esta investigación es analizar la utilización del recomendador como base para la personalización del aprendizaje en educación superior (Kopeinik, Kowald y Lex, 2016). Los resultados del estudio muestran que los participantes de la investigación no han utilizado el recomendador como guía en su proceso de aprendizaje. Sin embargo, reconocen la importancia de este tipo de elementos y la necesidad de la formación en el uso y la comprensión de datos.

Introducción / Marco Teórico

Cada vez son más los estudiantes que acceden a la educación superior cursando estudios en la modalidad virtual. En consecuencia, el número de datos generados en dichos cursos au-

menta significativamente (Arriarán e Ipiña, 2018; Means, 2014). Todos los datos generados pueden ser usados en la identificación de patrones de comportamiento en el aprendizaje de los estudiantes que pueden ser de utilidad para ofrecer recomendaciones a futuros estudiantes (Ruiperez, 2017). Es decir, por medio del aprendizaje automático, campo de la Inteligencia Artificial, la educación tiene la oportunidad de definir patrones y aprender de experiencias previas para comprender el impacto del diseño de los cursos creados en las plataformas de e-learning y mejorar en la toma de decisiones que promoverán una experiencia de aprendizaje más personalizada entre otros (Zapata-Ros, 2018).

En esta línea, cada vez son más diversas las investigaciones realizadas en el área. Por ejemplo, los estudios de Educational Data Mining (EDM) se centran en la automatización de los procesos de aprendizaje (Sanchez-Santillan et al., 2016). Sin embargo, la investigación sobre Learning Analytics (LA) pretende identificar e informar a docentes y estudiantes sobre su proceso de aprendizaje en cada instante (Rojas-Castro, 2017; Calvet y Juan, 2015). El estudio que se presenta en esta comunicación se basa en una experiencia previa llevada a cabo con el objetivo de integrar ambas perspectivas.

Mediante el proyecto *My_Course: Personalización en la presentación de contenidos educativos en un entorno virtual de aprendizaje*, se establecieron los mecanismos para una recogida de indicadores con el propósito de obtener información sobre tres aspectos diferentes: a) personalización de contenidos; b) diseño de cursos; c) definición de indicadores que permitan establecer diferentes perfiles de usuario. Como resultado de este proyecto se diseñó y desarrolló un sistema recomendador. El propósito de este sistema es asociar a estudiantes de cursos que se estén impartiendo en la actualidad, con estudiantes que realizaron el mismo curso en imparticiones anteriores teniendo en consideración su evolución en el curso. Esta asociación se realiza basándose en la similitud coseno donde se toman las visitas de un estudiante para cada recurso como un vector, y se calcula la similitud con los vectores de visitas de otros estudiantes (Sidorov et al., 2014). Este proceso se realiza para cada estudiante actual teniendo en cuenta cada estudiante histórico. De esta forma, se obtiene una matriz bidimensional, donde se almacena el coeficiente de similitud de cada estudiante. De esta matriz se extrae para cada estudiante actual, el estudiante histórico con el que mayor similitud guarda y que servirá de referencia para la generación de las recomendaciones. El recomendador, tras obtener la lista de recursos comunes, los ordena en base al número de visitas del estudiante histórico: aquellos recursos que el estudiante histórico consultó más veces, se consideran los más recomendables. Para que un recurso sea considerado como recomendable, no debe haber sido consultado por el estudiante actual. Finalmente, las recomendaciones, un máximo de tres, son insertadas en el bloque *My_Course* de Moodle creado para el recomendador, registrando el número de veces que el estudiante hace clic en el enlace de la recomendación.

Objetivos / Hipótesis

El objetivo de esta investigación es analizar la utilización del recomendador como base para la personalización del aprendizaje en educación superior.

Metodología / Método

Este estudio se basa en una metodología mixta. Por un lado, los datos fueron recopilados y manipulados por medio del algoritmo creado para el proyecto My_Course. Para ello, se recopilan los elementos seleccionados por cada alumno y curso en base a unidades de tiempo t (una semana). A su vez, se computan las veces en las que el alumno accede o hace clic en el enlace del recurso en ese período de tiempo. Además de los datos cuantitativos recogidos, se realizaron entrevistas semi-estructuradas con seis alumnos elegidos al azar.

Resultados

Los resultados del estudio muestran que los participantes de la investigación no han utilizado el recomendador como guía en su proceso de aprendizaje. Es decir, los datos cuantitativos muestran que el acceso a las recomendaciones ofrecidas es muy bajo. Sin embargo, los datos cualitativos recabados en las entrevistas semi-estructuradas demuestran que los participantes de la investigación consideran de gran importancia la utilización de este tipo de elementos en los procesos de aprendizaje.

Conclusiones

El resultado de la efectividad del sistema recomendador desarrollado no ha sido el esperado. Aunque se llevó a cabo una labor de comunicación con los participantes de esta investigación sobre el recomendador, el número de interacciones con los recursos ofrecidos por el recomendador ha sido muy bajo. Es por ello que podemos decir que el recomendador no se ha utilizado en esta experiencia. Por lo tanto, y siguiendo las ideas recabadas por medio de las entrevistas semi-estructuradas, se concluye que una formación explícita sobre la naturaleza y utilización de datos en educación es de gran importancia. En consecuencia, creemos que trabajos futuros deberían investigar en profundidad las razones por las que no se utiliza el recomendador. Ello, nos ofrecerá nuevas evidencias para mejorar las características del recomendador en la recogida de datos. Entendemos que para profundizar en la personalización y conocimiento de los estudiantes de la modalidad online, deberíamos readaptar el algoritmo para que recogiera datos relacionados con el momento en el que los estudiantes interactúan con las recomendaciones (hora y día entre otros). Creemos también que los datos recogidos por el bloque recomendador en Moodle no son suficientes para realizar un análisis de uso de la plataforma por parte del estudiante. Es por ello que para la siguiente experiencia se instalarán nuevos plugins en la instancia de Moodle y se ofrecerá más formación a los estudiantes.

Referencias bibliográficas

- Arriaran, I., Ipiña, N. (2018). El Recomendador de Moodle como clave en la personalización del aprendizaje virtual. Universidad de La Laguna.
- Azkarate, M. (2017). Challenge Based Learning in online Teacher Education Degrees: an analysis of students learning experience. Mondragon Unibertsitatea.

- Calvet Liñán, L., Juan Pérez, Á. A. (2015). Educational Data Mining and Learning Analytics: differences, similarities, and time evolution. *RUSC. Universities and Knowledge Society Journal*, 12(3), 98-112.
- Ipiña, N., Basagoiti, R., Jimenez, O., Arriaran, I. (2016). Recommendations as a key aspect for online learning personalization: perceptions of teachers and students. *Proceedings of the World Academy of Science, Engineering and Technology [18th International Conference on Technology Enhanced Learning]*. Vol. 18, n° 10, part XII, 1914-1918.
- Kopeinik, S., Kowald, D., Lex, E. (2016). Which algorithm suit which learning environments? A comparative study of recommender systems in EC-TEI, 2016, Lyon.
- Means, B. (2014). *Learning Online. What research tells us about whether, when and how.* New York: Routledge.
- Rojas-Castro, P. (2017). Learning analytics. Una revisión de la literatura. *Educación y Educadores*, 20(1), 106-128.
- Ruiperez, J.A. (2017). *Analyzing the Behavior of Students Regarding Learning Activities, Badges, and Academic Dishonesty in MOOC Environments.* [Tesis Doctoral]. Madrid: Universidad Carlos III.
- Sanchez-Santillan, M., Paule-Ruiz, MP., Cerezo, R., Alvarez-Garcia, V. (2016). MeL: Modelo de adaptación dinámica del proceso de aprendizaje en eLearning. *Anales de Psicología*, 2016, vol. 32, n° 1 (enero), 106-114.
- Sidorov, G., Gelbukh, A., Gomez-Adorno, H., Pinto, D. (2014). Soft similarity and soft cosine measure: Similarity of features in vector space model. *Computación y Sistemas*, 18(3), 491-505.
- Zapata-Ros, M. (2018). La universidad inteligente. La transición de los LMS a los Sistemas Inteligentes de Aprendizaje en Educación Superior. *RED. Revista de Educación a Distancia*. Núm. 57(10).