

See discussions, stats, and author profiles for this publication at: <https://www.researchgate.net/publication/350202376>

# Proposal for the Design and Evaluation of a Dashboard for the Analysis of Learner Behavior and Dropout Prediction in Moodle

Conference Paper · October 2020

DOI: 10.1109/LACLO50806.2020.9381148

CITATIONS

3

READS

176

4 authors, including:



Bryan Aguilar

University of Cuenca

1 PUBLICATION 3 CITATIONS

SEE PROFILE



Paola Pesántez-Cabrera

Washington State University

25 PUBLICATIONS 286 CITATIONS

SEE PROFILE

# Proposal of Design and Evaluation of a Dashboard for the Analysis of Learner Behavior and Prediction of Dropout in Moodle

Sigua L. Edison  
Departamento de Ciencias de la Computación  
Universidad de Cuenca  
Cuenca, Ecuador  
edisson.sigua1407@ucuenca.edu.ec

Pesantez C. Paola  
Departamento de Ciencias de la Computación  
Universidad de Cuenca  
Cuenca, Ecuador  
paola.pesantez@ucuenca.edu.ec

Aguilar Y. Bryan  
Departamento de Ciencias de la Computación  
Universidad de Cuenca  
Cuenca, Ecuador  
bryan.aguilar@ucuenca.edu.ec

Maldonado M. Jorge  
Departamento de Ciencias de la Computación  
Universidad de Cuenca  
Cuenca, Ecuador  
jorge.maldonado@ucuenca.edu.ec

**Abstract**— The rapid development of technology has meant that over the past two decades Information and Communications Technologies (ICT) become increasingly involved in the teaching process and seek to change traditional learning models. With the support of modern technology, virtual platforms that encourage the adoption of a new learning paradigm in which geographical/temporal limitations no longer pose a difficulty have been developed and refined. These virtual learning platforms, also known as Learning Management Systems (LMS), store student and teacher interactions with course resources, and these interactions are stored in database engines. However, all the information generated by LMS has not been processed in a way that is helpful for the use of teachers and students, mainly because in most cases, students' interactions with these systems focus on downloading class material, delivering assignments, and reading announcements, leaving aside indicators that can be presented in the form of visualizations that allow actions to be taken during the development of the learning process. Thus, this study proposes the implementation and evaluation of a dashboard for the analysis of learner behavior and prediction of dropout on the Moodle platform. The proposed tool will help students to manage their learning process, easily and effectively monitor their progress in an online course, and teachers to know what students do before, during and after a virtual class. The latter for the purpose of being able to detect early students at risk of dropping out.

**Keywords**— *Learning Analytics, Dashboard, Moodle, Dropout, Prediction.*

## I. INTRODUCCIÓN

El desarrollo tecnológico ha sido uno de los pilares fundamentales en la evolución humana hacia lo que somos hoy en día. La razón principal de esta relación de desarrollo mutuo se basa en el hecho de que todo proceso evolutivo es una combinación de componentes y/o procesos para cubrir algún propósito en un área humana específica [1]. Algunas de las áreas que más se han beneficiado del desarrollo tecnológico son la computación, medicina, robótica, electricidad y telecomunicaciones [2]. Actualmente, podemos establecer una conversación en tiempo real con otra persona en cualquier parte del mundo y por medio de las redes sociales podemos acceder a información de cualquier acontecimiento en instantes. Con los avances logrados en Inteligencia

Artificial (AI – *Artificial Intelligence*) se han empezado a construir vehículos con sistemas de manejo autónomos capaces de llegar a un destino sin necesidad de interacción humana [3]. También gracias a la tecnología, la medicina ha tenido grandes avances como el mapeo del Genoma Humano, el mismo que se pudo estudiar sistemáticamente con la ayuda de programas informáticos para la obtención de patrones y asociaciones [4]. Además, a corto plazo, el número de dispositivos conectados a Internet aumentará de manera exponencial gracias a la velocidad de transferencia rápida, alta confiabilidad, seguridad robusta, bajo consumo de energía y gran cantidad de conexiones de las redes 5G [5]. De esta forma es posible ver como la tecnología tiene influencia en todas las áreas humanas.

En el caso específico del área de la educación, los avances en las Tecnologías de Información y Comunicación (ICT – *Information and Communications Technology*) han tratado de contribuir al enfoque tradicional de aprendizaje presencial, convirtiéndose en parte integral de los procesos de enseñanza y aprendizaje [6] y generando áreas de interés investigativo tales como las Analíticas del Aprendizaje (LA – *Learning Analytics*) y Minería de Datos Educativos (EDM – *Educational Data Mining*) [7]. Gracias al uso de las tecnologías, por medio de la web y otros canales, el sector educativo ha podido superar las limitaciones geográficas/temporales que los esquemas tradicionales de enseñanza-aprendizaje conllevan, dando lugar así al nacimiento de nuevos modelos de enseñanza y aprendizaje como e-formación, e-learning o b-learning [8]. De los tres modelos antes mencionados, el que incorpora significativamente las ICT a su proceso de enseñanza es el Aprendizaje Combinado (b-learning – *Blended Learning*), el cual se define como un enfoque que combina los beneficios ofrecidos por los componentes de aprendizaje presencial y en línea [9]. Como resultado, en los últimos años ha aumentado el interés en el diseño de entornos de aprendizaje híbridos, ya que combinar las actividades de enseñanza presencial y en línea ofrece nuevas oportunidades para potenciar y optimizar el aprendizaje [10]. De hecho, el aprendizaje híbrido, respaldado por plataformas virtuales, se está convirtiendo en una de las perspectivas de aprendizaje y enseñanza más impactantes en la educación superior [11].

Por lo tanto, B-learning es un modelo de aprendizaje híbrido apoyado por plataformas virtuales, las cuales tienen sus orígenes en el Entrenamiento Basado en la Web (WBT – *Web Based Training*). La evolución de WBT ha propiciado el surgimiento de Sistemas de Gestión de Aprendizaje (LMS – *Learning Management System*) y sus variantes; los Sistemas de Gestión de Contenidos de Aprendizaje (LCMS – *Learning Content Management System*) y los Sistemas Manejadores de Cursos (CMS – *Course Management System*) [8]. Estos sistemas se usan para mediar el proceso de aprendizaje de los estudiantes en ambientes híbridos de aprendizaje [12]. La información en estos sistemas se produce de las interacciones de los estudiantes con la plataforma y se almacena en forma de registros generados automáticamente [6].

A pesar de las capacidades que las plataformas LMS aportan al proceso de aprendizaje, éstas se encuentran infravaloradas debido a que las interacciones de los estudiantes en estas se han limitado a la descarga de material de clase, la entrega de tareas y la lectura de anuncios [13]. La subutilización de las plataformas LMS se debe en gran medida al hecho de que por muchos años estos sistemas han representado una especie de caja negra que únicamente almacena registros de interacción. Sin embargo, con el surgimiento de áreas de investigación como LA y EDM se les ha dado más atención en busca de explorar el potencial de los datos que tienen almacenados [6].

Actualmente, la falta de herramientas de los LMS para apoyar a los docentes es una de las razones por las cuales estos se han convertido en repositorios de material educativo más que en verdaderos sistemas que ayuden a gestionar el aprendizaje. En este contexto, resulta prioritario el desarrollar una herramienta que permita a los docentes visualizar el comportamiento de los estudiantes en la plataforma [6] a fin de poder tener evidencia de su proceso de aprendizaje en diferentes momentos de la clase (esto es antes, durante, después).

Por otro lado, esta información también podría contribuir proporcionando información al docente sobre la calificación final del estudiante en el curso de manera anticipada (ya que [14] sugiere que el rendimiento académico guarda relación con el número de sesiones en la plataforma virtual) y realizar intervenciones oportunas que permitan mitigar el riesgo de abandono temprano. Además, conocer los itinerarios de aprendizaje que realizan los estudiantes, puede servir para realizar un análisis sobre el diseño instruccional del curso y se podrían utilizar los resultados para rediseñar cursos existentes [7], mejorar los procesos de aprendizaje y predecir la deserción estudiantil [15].

Este position paper plantea la implementación y evaluación de un dashboard de análisis de comportamiento y predicción de abandono de los estudiantes en la plataforma Moodle que permita tanto a docentes como a estudiantes monitorear el proceso de aprendizaje en un curso blended u online. Para esto, se efectuará un trabajo de tres fases: Primero, se desarrollará un estudio exploratorio de las interacciones del estudiante en la plataforma Moodle a fin de extraer secuencias de aprendizaje. Segundo, en base a las secuencias de aprendizaje identificadas, se desarrollará un dashboard que provea de información sobre el avance de los estudiantes y ayude en el monitoreo y toma de decisiones tanto a los docentes para ajustar la planificación de su enseñanza, así como a los estudiantes para autorregular su proceso de aprendizaje. Por último, se realizará un proceso de evaluación

de la herramienta en un contexto real, de manera que se genere una retroalimentación que permita identificar nuevas necesidades.

El resto de este artículo tiene la siguiente estructura: la Sección 2 describe el trabajo relacionado, la Sección 3 presenta el escenario que explica cómo la herramienta propuesta ayudaría en el proceso de enseñanza-aprendizaje, la Sección 4 detalla brevemente la metodología utilizada para el desarrollo y evaluación de la herramienta propuesta, y finalmente, la Sección 5 presenta las conclusiones y posibles líneas de investigación futuras.

## II. TRABAJO RELACIONADO

### A. Análisis del comportamiento de los estudiantes en plataformas Web

En la última década se han realizado diferentes estudios en el área del análisis del comportamiento de los estudiantes sobre las plataformas online. Por ejemplo, Romero, Ventura y García [16], en una investigación realizada sobre la plataforma Moodle describen cómo se pueden integrar y combinar técnicas de minería de datos para mejorar el curso y el aprendizaje de los estudiantes desde una perspectiva del estudiante, docente y administrador del curso virtual.

En otro estudio, Juhaňák, Zounek y Rohlíková [6] utilizaron minería de procesos para explorar el comportamiento de los estudiantes y extraer distintos patrones de interacción al rendir pruebas/exámenes en el LMS Moodle. Como resultado los autores identificaron cuatro tipos de comportamiento que adoptan los estudiantes al momento de rendir una prueba o examen, cada uno de ellos relacionado directamente con la configuración y el estilo de la evaluación planteada. El primero de ellos involucró a los estudiantes con un comportamiento estándar. Éste fue el comportamiento con más ocurrencia. El segundo comportamiento identificado fue el mal uso de la retroalimentación. En éste, los estudiantes utilizaron la retroalimentación disponible de intentos anteriores para mejorar la calificación en una evaluación. El tercer comportamiento hallado involucró el uso indebido de materiales de estudio. Los estudiantes con este comportamiento revisaron los materiales de estudio del curso para obtener las respuestas a las preguntas planteadas mientras rendían la evaluación. El cuarto comportamiento identificado fue el multitarea, que se evidenció en estudiantes que participaban en otras actividades dentro del curso mientras rendían una evaluación. Este estudio es un ejemplo de cómo se pueden utilizar las interacciones de los estudiantes con las evaluaciones para caracterizar distintos tipos de comportamiento en cursos virtuales.

Por otro lado, Moreno, Muñoz, Alario, Estévez y Delgado [15] analizaron cómo predecir los diferentes puntajes de los cursos, qué elementos o variables afectan las predicciones y cuánto y de qué manera es posible anticipar los puntajes en un curso sobre programación en Java. Como resultado, se propusieron seis modelos de predicción (etiquetados con letras mayúsculas de la A hasta la F) analizados con cuatro algoritmos: Regresión (RG – *Regression*), Máquinas de Vectores de Soporte (SVM – *Support Vector Machines*), Árboles de Decisión (DT – *Decision Trees*) y Bosques Aleatorios (RF – *Random Forest*), para predecir las calificaciones en siete tareas individuales y la calificación final del curso. El conjunto de variables utilizadas en el análisis comprendió variables de interacción de estudiantes en foros, variables de cumplimiento de ejercicios, variables de

visualización de videos y calificaciones anteriores del estudiante. El modelo A involucró únicamente variables de cumplimiento de ejercicios y variables de visualización de videos. El modelo B utilizó las variables de análisis del modelo A más calificaciones anteriores. El modelo C involucró únicamente variables de interacción en foros. El modelo D utilizó variables de interacción en foros y variables de visualización de videos. El modelo E usó las variables del modelo D junto con calificaciones anteriores para el análisis. Las variables utilizadas en los modelos A, B, C, D y E se limitaron a las interacciones del estudiante en una semana del curso en particular. En el modelo F, se utilizaron todas las variables del conjunto disponible a excepción de las calificaciones anteriores en modo acumulativo (semanas anteriores y semana actual). La evaluación y comparación de resultados de predicción de cada modelo planteado se la realizó utilizando la métrica de error cuadrático medio (RSME – *Root-Mean-Square Error*) y la desviación media absoluta (MAD – *Deviation Mean Absolute*). El mejor resultado en la predicción de las calificaciones de tareas individuales fue un RSME de 0.126 con RF en el modelo E. Para el caso de la predicción de la calificación final, el mejor resultado fue un RSME de 0.129 con RF en el modelo F.

De la misma manera, Van Den Beemt realizó una contribución a la investigación del análisis del aprendizaje en plataformas virtuales con su estudio “Analyzing Structured Learning Behavior in Massive Open Online Courses (MOOCs): An Approach Based on Process Mining and Clustering” [7]. El propósito de su trabajo fue obtener información sobre cómo los estudiantes aprobados y reprobados distribuyen sus actividades de manera diferente a lo largo de las semanas de un curso. Para ello, los autores exploraron la relación entre el comportamiento de aprendizaje y el progreso del aprendizaje en un curso MOOC con un enfoque basado en minería de procesos y desde la perspectiva del constructivismo personal para analizar secuencias de observación de videos y rendición de pruebas de los estudiantes. Como resultado, los autores concluyen que la minería de procesos, combinada con estadísticas tradicionales y aplicada desde una perspectiva de constructivismo personal muestra ser un enfoque fructífero para investigar el comportamiento y el progreso del aprendizaje, por lo que puede usarse junto con la variable del tiempo para describir cómo se ordenan las actividades de los estudiantes en patrones y a qué resultados conducen estas secuencias.

Una de las investigaciones más actuales en el área del análisis del aprendizaje es “edX log data analysis made easy: introducing ELAT: An open-source, privacy-aware and browser-based edX log data analysis tool” [17]. Este estudio presenta una herramienta de análisis de registros en la plataforma MOOC edX que está basada en un navegador web. La herramienta permite la generación de unidades denominadas sesiones de aprendizaje, en las cuales se visualizan tres aspectos principales. Primero, rutas de aprendizaje: las rutas que los estudiantes toman a través de los componentes MOOCs. Segundo, participación en foros: cómo se desarrollan los números de los carteles en foros del curso. Tercero, secuencias de observación de videos: determinan en qué medida, los estudiantes que aprueban siguen rutas de aprendizaje observando videos. El objetivo del estudio es equipar a los investigadores con una herramienta de análisis de datos y capacitar a aquellos con menos experiencia en el área, con el afán de que el análisis de grandes conjuntos de datos MOOC se lo realice de manera efectiva y eficiente.

Otro estudio reciente es “The importance and meaning of session behavior in a MOOC” [14]. En éste se examinan los datos de comportamiento de 9,272 estudiantes en las sesiones de un MOOC y la relación con su compromiso, calificación y datos auto informados que miden aspectos del aprendizaje autorregulado (SRL – *Self-Regulated Learning*). La investigación se realiza mediante un enfoque exploratorio temporal a niveles macro (distribución de sesiones en relación con su duración y frecuencia a lo largo del curso) y micro (actividades dentro de sesiones). El principal resultado de este estudio fue determinar cómo la participación y el logro de un estudiante en un MOOC se relaciona con la distribución de las sesiones y actividades de dichas sesiones. Además, se determinó que los estudiantes exitosos tuvieron sesiones más frecuentes y más largas en todo el curso. Este estudio contribuye al campo de la investigación de tecnología educativa con el uso de un enfoque temporal como una forma de proporcionar una interpretación significativa del comportamiento de los estudiantes.

En la actualidad existe una gran cantidad de plataformas virtuales en el contexto del aprendizaje, entre las más populares están Moodle, edX, Coursera, Claroline, Absorb LMS, SAP Litmos, Docebo, entre otras. [18]. Moodle (*Modular-Object-Oriented Dynamic Learning Environment*) es una de las plataformas LMS más populares debido a su licencia de software libre, facilidad de personalización y arquitectura modular [8]. Esta plataforma proporciona a los docentes retroalimentación de los cursos que dirigen a manera de módulos que aportan funcionalidades de visualización de bitácoras, estadísticas, monitoreo de eventos y diversos tipos de reportes, entre ellos de desglose de competencias, de actividad, de participación. Existe también una gran cantidad de plugins de terceros que pueden ser instalados para extender las funcionalidades nativas de Moodle relacionados a nuevos tipos de actividades, preguntas para exámenes, reportes, integración con otros sistemas, entre otras capacidades. Además de ello, a partir del lanzamiento de la versión 3.4 de Moodle, se ha integrado un módulo de LA que permite realizar análisis descriptivo y predictivo del rendimiento de los estudiantes basado en los datos almacenados por la plataforma, esto con el objetivo de tomar acciones correctivas de manera temprana [19].

## B. Preguntas de Investigación

A pesar de los esfuerzos realizados para monitorear el proceso de aprendizaje de los estudiantes en las plataformas web, es evidente que aún es necesaria la implementación de analíticas de aprendizaje en diferentes niveles de granularidad que involucren la mayor cantidad posible de interacciones del estudiante con los recursos del curso. Esto con el afán de realizar una adecuada monitorización del proceso de aprendizaje [20] y responder las siguientes preguntas de investigación:

*P.I.1* ¿Qué secuencias de aprendizaje se pueden descubrir con el uso de técnicas de Aprendizaje de Máquina (ML – *Machine Learning*) basado en las interacciones de los estudiantes con una plataforma virtual?

*P.I.2* ¿Qué variables (demográficas, notas, interacción, secuencias de aprendizaje) son útiles para predecir el abandono de estudiantes en dichas plataformas virtuales?

*P.I.3* ¿Cómo implementar un dashboard para visualizar el comportamiento de estudiantes en una plataforma de aprendizaje como Moodle?

Además de lo anterior, un inconveniente que presenta la implementación del análisis descriptivo y predictivo que ofrece Moodle es su enfoque centrado únicamente en los datos del estudiante en un curso. En este sentido, las interacciones fuera del aula de clase más la información del estudiante podrían ser útiles para mejorar el análisis descriptivo y predictivo implementado por Moodle.

### III. ESCENARIO

El contexto en el cual se desarrollará la investigación propuesta involucra cursos virtuales ofertados por la Universidad de Cuenca durante un semestre. Estos cursos se ofertan sobre la plataforma Moodle y constituyen una forma de material complementario a las actividades académicas presenciales de la institución educativa. El caso de estudio abordará cursos virtuales de materias dictadas en los primeros años de la Facultad de Ingeniería, cuyo número de inscritos varía entre 30 y 60 estudiantes. Es necesario que los resultados del estudio tengan una naturaleza genérica, de manera que sean aplicables a diferentes cursos virtuales de materias masivas como cálculo, programación, entre otras, mismos que agrupan a estudiantes de diferentes especializaciones (Ingeniería Civil, Ingeniería Eléctrica, Computación, Telecomunicaciones) dentro de la Facultad de Ingeniería. Así, este estudio involucrará a los docentes de la Universidad de Cuenca, los estudiantes de primeros años, las materias masivas de primeros ciclos y el sistema Moodle junto con el dashboard a desarrollarse. El contexto que involucra a todos los actores antes descritos evidencia un bajo uso de la plataforma virtual de la institución para desarrollo de actividades de apoyo académico en las asignaturas de primeros ciclos. Como resultado de ello, en estas asignaturas se mantiene un sistema de enseñanza presencial basado en clases magistrales en el cual no es posible aprovechar los beneficios de los enfoques híbridos de aprendizaje. Además, cómo puede observarse en la Figura 1, éste constituye un ejemplo real de la necesidad del estudio propuesto, el cual plantea la adopción de un nuevo flujo de interacción entre los actores antes mencionados.

La plataforma virtual utilizada por la Universidad de Cuenca es Moodle—paquete de software libre para la creación de cursos y sitios web basados en Internet [8]. Moodle mantiene registros detallados de todas las actividades que realizan los estudiantes [21]. El registro permite hacer un

seguimiento de los materiales a los que los estudiantes han accedido. Moodle registra cada clic que los estudiantes hacen con fines de navegación y tiene incorporado un modesto sistema de visualización de registros [22]. Los archivos de registro se pueden filtrar por curso, participante, día y actividad.

El docente puede usar estos registros para determinar quiénes han estado activos en el curso, qué hicieron y cuándo lo hicieron. Para actividades como los cuestionarios, no solo están disponibles el puntaje y el tiempo transcurrido, sino también un análisis detallado de las respuestas de cada estudiante y el análisis de los elementos en sí. Los docentes pueden obtener fácilmente informes completos de las actividades de estudiantes individuales, o de todos los estudiantes para una actividad específica [16]. Los registros pueden mostrar la actividad en la clase para diferentes días u horarios. Esto puede ser útil para verificar si todos han realizado una determinada tarea o si han pasado la cantidad de tiempo requerida en línea dentro de ciertas actividades [23]. Moodle almacena los registros en una base de datos relacional con 461 tablas (Moodle LMS v3.9) interrelacionadas en lugar de archivos de texto plano [19].

### IV. METODOLOGÍA

La metodología empleada en este estudio consta de cinco etapas [6] ilustradas en la Figura 2 y basadas en dos enfoques: primero, la extracción del comportamiento y segundo, la visualización de tal comportamiento.

Por un lado, el primer enfoque consiste en el uso de técnicas de minería de datos para explorar interacciones y hallar patrones de comportamiento de los estudiantes en la plataforma Moodle. Por lo tanto, este enfoque comprende las etapas de Recolección, Análisis y Procesamiento de la metodología empleada (véase Figura 2). A continuación, se detallan las actividades a desarrollar dentro de esta primera etapa propuesta:

- *Recolección*
  - i. Comprensión del Modelo de Datos sobre el que trabaja Moodle.
  - ii. Extracción los datos educativos (estáticos y dinámicos) de la plataforma Moodle a través de la exportación de los logs de cada estudiante.
- *Procesamiento*
  - i. Realizar un análisis descriptivo sobre los logs de datos extraídos en la etapa anterior.
  - ii. Ejecución de un proceso ETL (ETL – *Extracción, Transformación y Carga*) sobre los datos educativos de los logs de cada estudiante.
  - iii. Generación de un nuevo Modelo de Datos que permita almacenar la información necesaria en el estudio, resultado del proceso ETL (por ejemplo, MySQL, PostgreSQL o DB2).
- *Análisis*
  - i. Selección de algoritmos de minería de datos y la aplicación de estos sobre los datos obtenidos en la etapa anterior.



Figura 1. Flujo de interacción entre estudiantes, Moodle y docentes.

- ii. Extracción de patrones y secuencias de aprendizaje.
- iii. Interpretación de los patrones y secuencias de aprendizaje encontradas.
- iv. Generación de indicadores relevantes basados en la interpretación de los patrones encontrados.

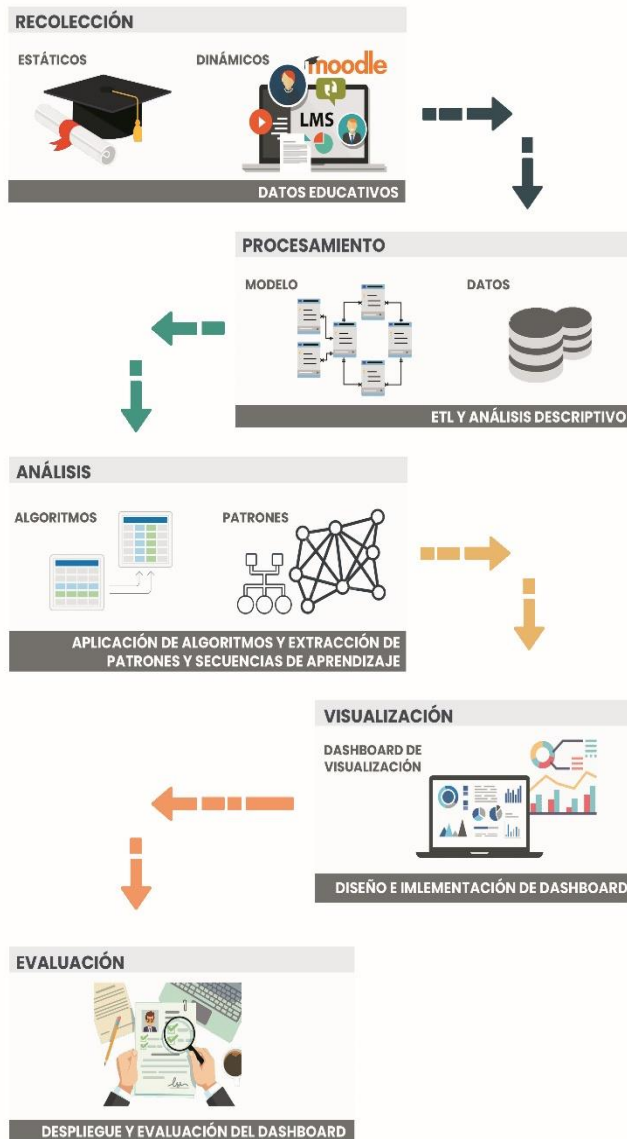


Figura 2. Etapas de la metodología de investigación utilizada.

Por otro lado, el segundo enfoque involucra la utilización de la metodología de Investigación basada en el Diseño (DBR – *Design-Based Research*) [24]. Como se puede observar en la Figura 3, DBR integra el diseño de procesos de aprendizaje y permite identificar los requisitos necesarios para el diseño del sistema propuesto, en este caso el dashboard de visualización, antes de comenzar la fase de desarrollo [25]. Consecuentemente, las etapas de Visualización y Evaluación se llevarán a cabo como parte de este enfoque (véase Figura 2).

- *Visualización*

Esta etapa se enfoca en:

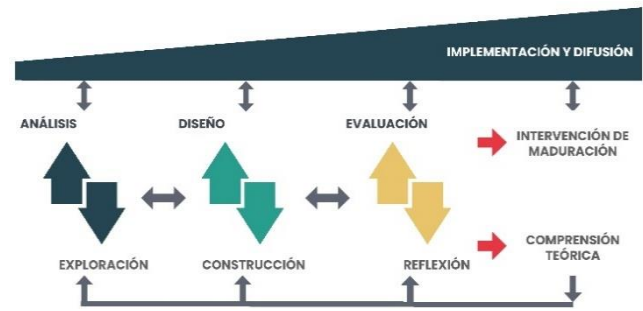


Figura 3. Etapas de la metodología DBR.

- i. Levantamiento de requerimientos (análisis) con los actores que van a utilizar el dashboard.
  - ii. Diseño de un dashboard de visualización de acuerdo con los requerimientos proporcionados por los actores.
  - iii. Implementación (construcción) del dashboard que permita visualizar los patrones y secuencias de aprendizaje desde la perspectiva de los indicadores generados.
- *Evaluación*
    - i. Selección de los actores involucrados en la evaluación.
    - ii. Despliegue del dashboard a los actores seleccionados.
    - iii. Realización de entrevistas cortas a los evaluadores sobre criterios de usabilidad y calidad que nos permitan recibir retroalimentación y mejorar el dashboard.
    - iv. Difusión de los resultados.

## V. CONCLUSIONES Y TRABAJO FUTURO

El resultado de este trabajo será la implementación y evaluación de un dashboard de análisis de comportamiento y predicción de abandono de los estudiantes en la plataforma Moodle que permita tanto a docentes como a estudiantes monitorear el proceso de aprendizaje en un curso online. La herramienta proveerá a los docentes la capacidad de saber qué realmente está sucediendo en el transcurso de un curso de manera que sea posible implementar cambios tempranos para alinear los comportamientos estudiantiles a los objetivos académicos. Asimismo, será posible conocer los diferentes tipos de comportamientos de aprendizaje existentes en un curso, de manera que el docente tenga la capacidad de distinguir a los estudiantes comprometidos con el aprendizaje y tomar correctivos con aquellos cuyo nivel de compromiso no es el adecuado. Adicionalmente, la utilidad del dashboard no estará únicamente en la dirección del docente, ya que los estudiantes se beneficiarán de una herramienta con la que podrán monitorear su progreso de aprendizaje basado en notas promedio del curso, tareas completadas, participación de actividades y calificaciones. Además, el proceso de evaluación del dashboard implementado permitirá verificar su funcionamiento y utilidad en un contexto real, de manera que se genere una retroalimentación que ayude a identificar



debilidades no contempladas y nuevas necesidades que podrían servir para estudios futuros.

El alcance del estudio está limitado al hallazgo, visualización de patrones de comportamiento de aprendizaje y predicción de abandono de los estudiantes en un curso virtual de la plataforma Moodle. Una línea de investigación futura podría centrarse en la aplicación de los conocimientos generados por este estudio en un proceso de rediseño del material educativo. Otra línea de investigación futura podría abordar la replicación del proceso de análisis propuesto por esta investigación, pero tomando en consideración los diferentes tipos de materiales digitales disponibles en un curso online y el impacto de cada uno de ellos en el proceso de aprendizaje.

## REFERENCIAS

- [1] M. Coccia y J. Watts, «A theory of the evolution of technology: Technological parasitism and the implications for innovation management», *Journal of Engineering and Technology Management*, vol. 55, n° 101552, pp. 1-18, 03 11 2019
- [2] J. Temple, «MIT Technology Review», 26 02 2020. [En línea]. Available: <https://www.technologyreview.com/10-breakthrough-technologies/2020/>. [Último acceso: 15 04 2020].
- [3] E. R. Teoh y D. G. Kidd, «Rage against the machine? Google's self-driving cars versus human drivers», *Journal of Safety Research*, vol. 63, pp. 57-60, 26 08 2017.
- [4] H. Zwart, «Human Genome Project: History and Assessment», *International Encyclopedia of the Social & Behavioral Sciences (Second Edition)*, vol. 11, n° 2, p. 311-317, 1 4 2015.
- [5] H. Hui, Y. Ding, Q. Shi, F. Li, Y. Song y J. Yan, «5G network-based Internet of Things for demand response in smart grid: A survey on application potential», *Applied Energy*, vol. 25, pp. 1-15, 24 10 2019.
- [6] L. Juhaňák, J. Zounek y L. Rohlíková, «Using process mining to analyze students' quiz-taking behavior patterns in a learning management system», *Computers in Human Behavior*, vol. 92, pp. 496-506, 16 12 2017.
- [7] A. Van Den Beemt, J. Buijs y W. Van Der Aalst, «Analysing Structured Learning Behaviour in Massive Open Online Courses (MOOCs): An Approach Based on Process Mining and Clustering», *International Review of Research in Open and Distance Learning*, vol. 19, n° 5, pp. 38-60, 01 01 2018.
- [8] M. J. García Alba, «Análisis del desarrollo de extensiones para Moodle: Desarrollo de un módulo para la gestión de laboratorios docentes», Alcalá de Henares, 2010.
- [9] R. A. Rasheed, A. Kamsin y N. A. Abdullah, «Challenges in the online component of blended learning: A systematic review», *Computers & Education*, vol. 144, n° 103701, 01 01 2020.
- [10] I. A. Spanjers, K. D. Könings, J. Leppink, D. M. Verstegen, N. De Jong, K. Czabanowska y J. J. Van Merriënboer, «The promised land of blended learning: Quizzes as a moderator», *Educational Research Review*, vol. 15, pp. 59-74, 01 06 2015.
- [11] C. Gutiérrez Braojos, J. Montejó Gamez, A. Marín Jiménez y J. Campaña, «Hybrid learning environment: Collaborative or competitive learning?», *Virtual Reality in Education*, vol. 23, n° 4, pp. 411-423, 14 07 2018.
- [12] D. Codish, E. Rabin y G. Ravid, «User behavior pattern detection in unstructured processes – a learning management system case study», *Interactive Learning Environments*, vol. 27, n° 5-6, pp. 699-725, 2019 05 2019.
- [13] C. Costa, H. Alvelos y L. Teixeira, «The Use of Moodle e-learning Platform: A Study in a Portuguese University», *Procedia Technology*, vol. 5, pp. 334-343, 2012.
- [14] P. G. De Barba, D. Malekian, E. A. Oliveira, J. Bailey, T. Ryan y G. Kennedy, «The importance and meaning of session behaviour in a MOOC», *Computers & Education*, vol. 146, n° 103772, 01 03 2020.
- [15] P. M. Moreno-Marcos, P. J. Muñoz-Merino, C. Alario-Hoyos, I. Estévez-Ayres y C. Delgado Kloos, «Analysing the predictive power for anticipating assignment grades in a massive open online course», *Behaviour and Information Technology*, pp. 1-16, 04 04 2018.
- [16] C. Romero, S. Ventura y E. García, «Data mining in course management systems: Moodle case study and tutorial», *Computers & Education*, vol. 51, n° 1, pp. 368-384, 01 08 2008.
- [17] M. Valle Torre, E. Tan y C. Hauff, «edX log data analysis made easy: introducing ELAT: An open-source, privacy-aware and browser-based edX log data analysis tool», *Proceedings of the Tenth International Conference on Learning Analytics & Knowledge*, pp. 502-511, 01 03 2020.
- [18] J. Chang, «FinancesOnline», 17 02 2018. [En línea]. Available: <https://financesonline.com/top-10-alternatives-to-moodle-popular-lms-solutions-to-consider/>.
- [19] Moodle, «Moodle», 3 12 2018. [En línea].
- [20] P. Sánchez, D. García Saiz y M. Zorrilla, «Software product line engineering for e-learning applications: A case study», *2012 International Symposium on Computers in Education (SIIE)*, pp. 1-6, 1 10 2012.
- [21] W. H. Rice, Moodle: e-learning course development: a complete guide to successful learning using moodle., Packt Publishing, 2006.
- [22] L. Einhardt, T. A. Tavares y C. Cechinel, «Moodle analytics dashboard: A learning analytics tool to visualize users interactions in moodle», *2016 XI Latin American Conference on Learning Objects and Technology (LACLO)*, pp. 1-6, 01 10 2016.
- [23] S. Yassine, S. Kadry y M. A. Sicilia, «A framework for learning analytics in moodle for assessing course outcomes», *2016 IEEE Global Engineering Education Conference (EDUCON)*, pp. 261-266, 01 04 2016.
- [24] F. Wang y M. J. Hannafin, «Design-based research and technology-enhanced learning environments», *Educational technology research and development*, vol. 53, n° 4, pp. 5-23, 2005.
- [25] L. A. Ramírez Donoso y M. Pérez Sanagustín, «Promoviendo la Colaboración Efectiva en MOOCs a través de Aplicaciones Móviles», *Congreso IEEE CHILECON*, 01 10 2015.