



LEARNING ANALYTICS PARA DETERMINAR LA RELACIÓN ENTRE USO DE UN LEARNING MANAGEMENT SYSTEM Y RENDIMIENTO ACADÉMICO

Área de investigación: Educación en contaduría, administración e informática

Sergio Ramón Rossetti López

Departamento de Administración
División de Ciencias Económicas y Administrativas
Universidad de Sonora
México
sergio.rossetti@unison.mx

María Leticia Verdugo Tapia

Departamento de Administración
División de Ciencias Económicas y Administrativas
Universidad de Sonora
México
mlverdugo@pitic.uson.mx

Daniel Bayliss Bernal

Departamento de Contabilidad
División de Ciencias Económicas y Administrativas
Universidad de Sonora
México
daniel.bayliss@unison.mx

XXII
CONGRESO INTERNACIONAL DE
CONTADURÍA, ADMINISTRACIÓN
E INFORMÁTICA

LEARNING ANALYTICS PARA DETERMINAR LA RELACIÓN ENTRE USO DE UN LEARNING MANAGEMENT SYSTEM Y RENDIMIENTO ACADÉMICO



Resumen

Los Learning Management Systems (LMS) han tomado gran relevancia en las universidades en los últimos años, ya que permiten gestionar cursos en la web. Este tipo de aplicaciones llevan un registro de todas las actividades que los estudiantes llevan a cabo, por lo cual es posible realizar un análisis de esos datos mediante el uso de técnicas como el Learning Analytics y de esta manera obtener información muy útil. El objetivo de este trabajo es identificar los factores que influyen en el rendimiento académico de los estudiantes de un curso presencial universitario, utilizando los datos provenientes de los registros de un LMS Moodle en una universidad. Lo anterior desde un enfoque cuantitativo, para ello se realizó un modelo de regresión múltiple teniendo como variable objetivo el rendimiento académico, tomando como referencia la calificación final de los estudiantes inscritos en un curso de licenciatura. El número de estudiantes que participaron en el estudio es de 86, para ello se tomaron los registros del LMS de una materia que se imparte a las carreras de licenciatura en administración y contabilidad. Las pruebas estadísticas se realizaron mediante el uso del paquete estadístico Minitab versión 17. Al finalizar el estudio se constató que las variables número de aportaciones a foros de discusión y ejercicios realizados en el LMS, tienen un impacto significativo en el rendimiento académico. Por otro lado, se evidenció que variables como tiempo de uso, número de visitas al curso e interacción con recursos y actividades en el LMS, no tienen un impacto significativo en el rendimiento de los participantes. Además esta investigación proporciona información que puede servir a administradores de plataformas Moodle, sobre cómo extraer datos de las actividades que registran los usuarios al interactuar con los recursos y actividades en los cursos.

Palabras clave: Learning Analytics, Learning Management Systems, Moodle, Educación.

Introducción

En los últimos años cada vez son más las universidades e instituciones educativas que utilizan los Learning Management Systems (LMS) en el proceso de formación educativa. (Lavigne, Backhoff-Escudero y Organista-Sandoval, 2008; Backhoff-Escudero, Lavigne, Organista-Sandoval, y Aguirre-Muñoz, 2007; Concannon, Flynn, y Campbell, 2005). Los LMS son de alguna manera facilitadores para llevar a cabo el proceso de enseñanza – aprendizaje a través de Internet, tanto para cursos totalmente a distancia, como en cursos mixtos y presenciales.





En este sentido, el uso de los LMS genera una serie de registros y datos que aportan una gran cantidad de información acerca de las actividades que los profesores y estudiantes realizan en el proceso de enseñanza – aprendizaje. El uso de herramientas de análisis como es el Learning Analytics (LA) posibilita conocer el comportamiento e interacción de los estudiantes con los LMS, para de alguna manera mejorar los resultados de aprendizaje a través de estas herramientas informáticas.

En este trabajo, inicialmente se realiza una revisión de literatura relacionada sobre uso de técnicas de LA en universidades, posteriormente se realiza un proceso de LA a los registros de un LMS Moodle en una universidad, para determinar los factores que influyen en el rendimiento académico de los estudiantes de un curso presencial universitario. Lo anterior es de gran relevancia ya que puede ayudar a las universidades a conocer qué herramientas de los LMS ayudan a tener un mejor aprovechamiento académico de los estudiantes.

El principal aporte práctico de esta investigación es la posibilidad de ayudar a futuras investigaciones que requieran extraer información de los registros de un LMS Moodle a través de las herramientas que se presentan más adelante. Lo anterior para poder realizar un análisis de los datos de los registros de las actividades de los usuarios, que se encuentran almacenados en las bases de datos en este tipo de plataformas.



Antecedentes

La adopción de los LMS en la educación, tanto mixta como presencial o a distancia, ha provocado que muchas actividades realizadas por los estudiantes se lleven a cabo a través de estas plataformas. (Jo et al., 2014). Por lo tanto, es de gran relevancia para las instituciones realizar una medición del uso y calidad de los LMS en el proceso de enseñanza - aprendizaje.



Como se mencionó anteriormente, las aplicaciones LMS acumulan una gran cantidad de datos referentes al comportamiento de los participantes, ese cúmulo de información incluye: visitas de usuarios, número de descargas de materiales, archivos enviados, mensajes leídos y enviados, contenidos vistos, entre otros. (Macfadyen y Dawson, 2010).

Bajo este contexto, diversos estudios se han desarrollado en este tema, por ejemplo Yu y Jo (2014) estudiaron los factores que afectan el rendimiento de los estudiantes, utilizando los registros de las bases de datos de Moodle, teniendo una muestra de 84 participantes en una universidad de Korea.



Los investigadores encontraron que el total de tiempo de dedicación al estudio, la interacción con recursos y actividades en Moodle, los intervalos frecuentes

de conexión al LMS y el número de descargas en la plataforma, tuvieron un efecto significativo en el rendimiento académico final de los estudiantes.

Por otro lado, otros estudios han demostrado que existe una correlación entre el uso de los LMS y el rendimiento de los estudiantes (Filippidi et al., 2010; Jo et al., 2014; Macfadyen y Dawson, 2010; Whitmer, 2012). Por ejemplo el Central Queensland University, utilizó una muestra de 92,799 estudiantes y encontró una correlación estadística significativa entre el número de visitas a páginas de un LMS y la calificación final de los estudiantes. (Beer et al., 2010), es decir, a mayor número de visitas de los estudiantes, mayor calificación.



Marco Teórico

Los LMS se pueden definir como aplicaciones informáticas que combinan una gran cantidad de herramientas que sirven de apoyo en la enseñanza, a tal grado que se convierten en factores determinantes para la gestión del conocimiento (Barragán y Ruiz, 2013), (Casas y Stojanovic, 2013). Además ayudan a los profesores a compartir diversos recursos y llevar a cabo actividades con los estudiantes.

Una característica primordial que tienen los LMS es que combinan elementos específicos de la enseñanza tradicional como son: presentación de la información, accesibilidad a materiales, evaluación del trabajo de los estudiantes (Yueh y Hsu, 2008) y otros elementos que promueven la comunicación (Ellison, Steinfeld y Lampe, 2007).

Uno de los LMS más implementados por las universidades es Moodle. Moodle es un referente en este tipo de aplicaciones, se caracteriza por permitir diseñar, publicar cursos en la web y ofrecer diversas herramientas de comunicación entre profesores y estudiantes. Sin importar si se trata de cursos virtuales, mixtos o presenciales, Moodle es adaptable a cualquiera de estos escenarios.

Se han realizado algunos estudios que sugieren que los LMS mejoran el rendimiento de los estudiantes, gracias a la capacidad que tienen para organizar y administrar materiales y tener una mejor interacción con los estudiantes. (Martín- Blas y Serrano-Fernández, 2009; Núñez et al., 2011; Escobar-Rodríguez y Monge-Lozano, 2012).

Sin embargo, muchos de estos estudios se basan en la percepción que tienen los estudiantes al momento de finalizar un curso, a través de encuestas de salida con datos generados por los mismos estudiantes. Al analizar ese tipo de datos generalmente se obtienen indicadores poco precisos y carentes de causalidad. (Phillips et al., 2011).

Investigaciones más recientes para evaluar la efectividad de los LMS y su impacto en el rendimiento de los estudiantes, como la realizada en este trabajo, sugieren hacer uso de los datos provenientes de los registros de las bases de



datos de los LMS y de esta manera utilizar metodologías analíticas como es el LA.

El LA surge a partir de dos tendencias convergentes: el incremento en la utilización de los LMS en las instituciones educativas y la aplicación de técnicas de minería de datos para los procesos de inteligencia de negocios en sistemas de información en las organizaciones (Agudo, 2012).

En el mismo sentido, el informe Horizont (Johnson, 2013) menciona que el LA tiene su origen en la minería de datos aplicada al sector comercial en donde se realizaban análisis de las actividades de los consumidores con la finalidad de personalizar la publicidad.

Según Ferguson (2012), citado en García (2015) existen tres grandes factores que han impulsado el desarrollo del LA y que benefician a los gobiernos, instituciones educativas, docentes y estudiantes:

- 1) La existencia de grandes conjuntos de datos que se obtienen de los LMS.
- 2) La búsqueda de la optimización del aprendizaje en línea.
- 3) La preocupación de los gobiernos e instituciones internacionales que buscan medir y mejorar el rendimiento estudiantil.

Con fundamento en los factores anteriores, en este trabajo se analizan los registros de la base de datos de una plataforma Moodle, la cual se utiliza como apoyo en las clases presenciales de licenciatura en una universidad.

Utilizar el LA en este tipo de datos, ayuda a entender de mejor manera el proceso de aprendizaje que se lleva a cabo en los LMS. Además, puede apoyar a las instituciones en la toma de decisiones más informadas, sobre problemas relacionados con el aprendizaje de los estudiantes (Kotsiantis et al., 2013; Phillips et al., 2011).

Existen algunos estudios similares que se han realizado en esta materia, como el realizado por Mwalumbwe y Samson (2017), en el cual se diseña y desarrolla una herramienta informática de LA para determinar la relación entre rendimiento de los estudiantes y uso de los LMS.

El presente trabajo analiza datos provenientes de 86 estudiantes universitarios inscritos en un curso presencial que utiliza un LMS como herramienta de apoyo en el ciclo escolar 2017-1 en una universidad. Para ello se recolectaron los registros de las bitácoras de los estudiantes en Moodle, así como otros datos que se obtuvieron de la base de datos del LMS.

Los objetivos de este trabajo son:

- 1) Analizar datos y procesos que ocurren en un LMS.



- 2) Reflexionar sobre la interacción de los estudiantes con el LMS y su rendimiento escolar.

El LA aprovecha la gran cantidad de datos que generan los estudiantes en el proceso educativo con el objetivo de aumentar la calidad y rendimiento de los alumnos. Según el autor Brown (2011) el LA es un tipo de análisis que permite utilizar los datos asociados con el aprendizaje de los alumnos y realizar informes que sean de utilidad para los docentes, estudiantes y administradores.

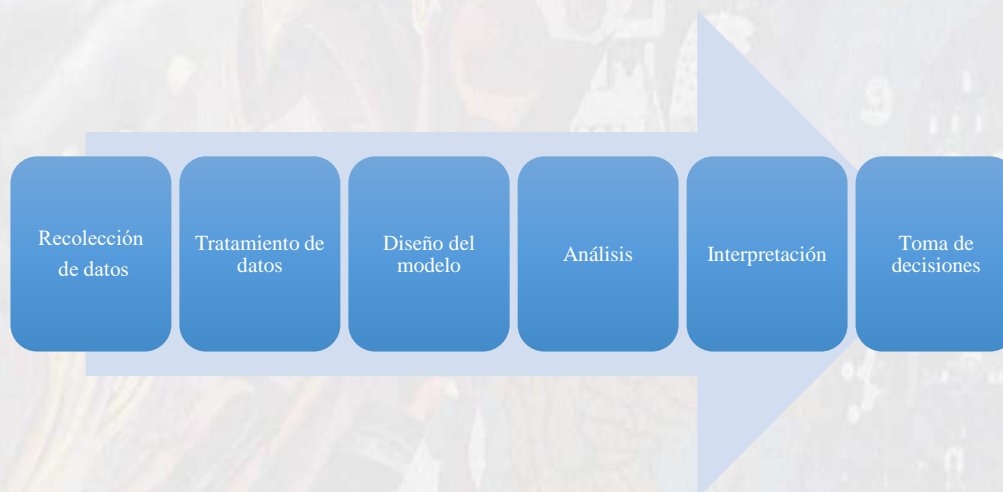
Por otro lado, Siemmens (2011) define el LA como la medición, recopilación, análisis y presentación de datos sobre estudiantes y sus contextos, con el fin de entender y optimizar el aprendizaje y los entornos en los que ocurren los sucesos de aprendizaje.

Otros autores como Johnson (2011) sugieren que el LA busca aprovechar los avances en la minería de datos, la interpretación y modelación por computadora, para mejorar la comprensión de la enseñanza y el aprendizaje para adecuar eficazmente la educación a los alumnos.

La adopción de los LMS en las instituciones educativas permite almacenar un registro de las actividades que realizan los docentes y estudiantes en el entorno de aprendizaje, mientras realizan sus actividades académicas. Lo anterior da pie a poder analizar estos datos para buscar mejorar y personalizar el aprendizaje. Para ello, los datos deben pasar por una serie de etapas.

En la siguiente Figura 1, se muestra el proceso de LA.

Figura 1
Proceso de LA



Fuente: Elaboración propia

Como se puede observar en la gráfica anterior, el proceso de LA inicia con la recolección de los datos en el LMS y posteriormente se realiza un tratamiento de los datos para obtener las variables deseadas. Después se realiza el diseño de un modelo utilizando herramientas estadísticas y con esto poder determinar si existe relación entre las variables. En un siguiente paso se realiza la interpretación de los resultados y finalmente se llega a la toma de decisiones.



Metodología

La presente investigación tiene un enfoque de tipo cuantitativo con uso de datos provenientes de los registros de la base de datos de un LMS tipo Moodle versión 3.2.1. Las variables que se analizaron en este estudio son: tiempo de conexión, número de visitas al curso, número de interacciones con recursos y actividades, número de ejercicios realizados y número de aportaciones a foros de discusión. Estas variables fueron sujeto de un análisis de regresión múltiple con el objetivo de explicar la calificación final de los estudiantes inscritos en un curso universitario.

Para el desarrollo del trabajo, se obtuvieron datos a través de los bloques de bitácoras del curso, calificaciones y dedicación de curso en Moodle, con las cuales se logró llevar a cabo el proceso de LA para poder realizar un análisis de las variables independientes y dependientes bajo un modelo de regresión múltiple.

El objetivo del estudio fue determinar si existía una relación causal significativa entre el uso del LMS y la calificación final de los estudiantes. Para ello, se analizaron un total de 86 registros de estudiantes de la materia de Taller de Formación Empresarial que se impartió a las carreras de administración y contabilidad en el ciclo escolar 2017-1 en una universidad. Se llevó a cabo un muestreo por conveniencia, ya que se optó por elegir un curso impartido por un profesor con capacitación y experiencia en el uso de la plataforma Moodle.

Los datos se obtuvieron directamente de los registros del LMS y fueron exportadas a una hoja tabular, para su posterior tratamiento en el paquete estadístico Minitab versión 17.

Para poder realizar el análisis de los datos en el paquete estadístico Minitab, un primer paso en esta investigación fue recolectar los datos de los registros de la base de datos del LMS, para ello se solicitó al administrador de Moodle instalar y habilitar los bloques de bitácoras del curso y dedicación de curso. Además se utilizó el bloque de calificaciones para obtener los resultados finales de los estudiantes. De esta manera con apoyo del profesor del curso y el administrador del LMS, se obtuvo la muestra de los datos de cada una de las variables requeridas.



En la siguiente tabla se muestran cada una de las variables que intervinieron en el estudio con su descripción, identificador utilizado en la etapa de análisis y la fuente de recolección.

Tabla1
Variables utilizadas

| No | Variable | Descripción | Identificador | Fuente de recolección |
|----|--|--|---------------|--------------------------------------|
| 1 | Tiempo utilizado en el LMS | Sumatoria de los minutos en que los estudiantes utilizaron el LMS | Tiempo | Bloque Dedicación al curso en Moodle |
| 2 | Número de visitas al curso | Total de visitas realizadas al curso en el LMS | Curso_visto | Bloque de Bitácoras en Moodle |
| 3 | Número de aportaciones a foros | Total de contribuciones, réplicas y aportaciones a los foros del LMS | Post | Bloque de Bitácoras en Moodle |
| 4 | Interacción con recursos y actividades | Total de visitas a los recursos y actividades publicadas en el curso | Interacción | Bloque de Bitácoras en Moodle |
| 5 | Ejercicios realizados | Total de ejercicios enviados al LMS | Ejercicios | Bloque de Bitácoras en Moodle |
| 6 | Calificación | Calificación final obtenida en el curso | Calificación | Bloque de Calificaciones en Moodle |

Fuente: Elaboración propia

Una vez identificadas las variables, se utilizaron las fuentes de recolección de datos anteriormente mencionadas, para obtener los registros directamente del LMS. Las variables se seleccionaron en base a los datos que se podían extraer de la plataforma Moodle y a la revisión de estudios realizados en la materia, por ejemplo el trabajo realizado por Mwalumbwe y Samson (2017). En la Figura 2 se muestra la pantalla de Bitácoras en Moodle.



Figura 2
Bloque bitácoras en Moodle

| Nombre | Hor a | completo | Usuario | Contexto del evento | Componente | Nombre del evento | Descripción | Origen | Dirección IP |
|--------|-------|----------|---------|---------------------|------------|-------------------|-------------------------------------|--------|-----------------|
| ma | 11 | Y: | 18:5 | 7 | Tarea PON | Tarea | El estatus del envío ha sido visto. | web | 189.172.141.126 |

Fuente: *Elaboración propia con apoyo de LMS Moodle 3.2.1*

En la siguiente Figura 3, se muestra la pantalla de la herramienta de dedicación al curso en Moodle. Es importante señalar que este bloque se descargó e instaló en el LMS, ya que es una extensión disponible en el portal oficial de Moodle.

Figura 3
Bloque dedicación al curso en Moodle

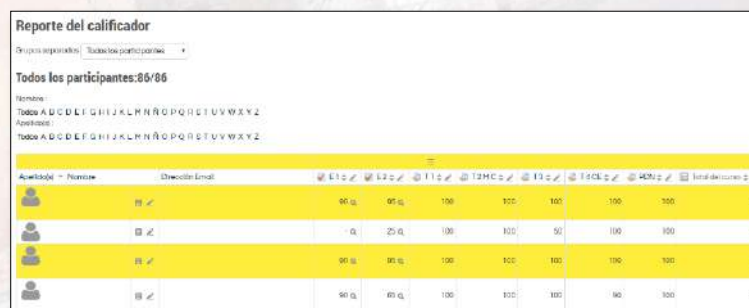
| Nombre | Apellido | Grupo | Dedicación al curso | Conexiones diarias |
|--------|----------|-----------------------|---------------------|--------------------|
| | | Grupo 5 19:00 a 20:00 | 2 horas 20 minutos | 0.07 |
| | | Grupo 5 19:00 a 20:00 | 7 horas 25 minutos | 0.18 |

Fuente: *Elaboración propia con apoyo de LMS Moodle 3.2.1*

En la siguiente figura se muestra el bloque calificaciones, a través del cual se obtuvieron los registros de calificaciones de cada participante en el LMS.



Figura 4
Bloque calificaciones en Moodle



Reporte del calificador

Grupos asignados: Todos los participantes

Todos los participantes: 86/86

Formas:
Todos A D D D E F G H I J K L M N R O P Q R S T U V W X Y Z

Asignaturas:
Todos A D D D E F G H I J K L M N R O P Q R S T U V W X Y Z

| Actividad | Nombre | Dirección Email | E10 | E20 | E100 | E200 | E300 | E400 | Total de cursos |
|-----------|--------|-----------------|-----|-----|------|------|------|------|-----------------|
| | | | 90 | 95 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 |
| | | | 0 | 25 | 100 | 100 | 50 | 100 | 100 |
| | | | 90 | 95 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 |
| | | | 90 | 80 | 100 | 100 | 100 | 90 | 100 |

Fuente: Elaboración propia con apoyo de LMS Moodle 3.2.1

Con la ayuda de los tres bloques mostrados anteriormente, se lograron exportar los registros de los estudiantes en formato tabular para su tratamiento y posterior análisis en el paquete estadístico Minitab.

Análisis de Datos

Una vez recolectados y ordenados todos los datos correspondientes a cada una de las variables identificadas, se procedió a realizar un test de multicolinealidad. La multicolinealidad es una condición que ocurre cuando algunas variables predictoras del modelo están correlacionadas con otras variables predictoras.

Por lo anterior, se decidió examinar los factores de inflación de la varianza (FIV), ya que estos miden qué tanto aumenta la varianza de un coeficiente de regresión estimado. Valores de FIV en el rango de 5 a 10 y superior indican presencia de multicolinealidad.

La Tabla 2 muestra los valores FIV.

Tabla 2
Resultados de FIV en Minitab

| Predictor | FIV |
|-------------|------|
| Constante | |
| Tiempo | 1.80 |
| Curso_visto | 2.06 |
| Post | 2.81 |
| Interacción | 1.91 |
| Ejercicios | 2.98 |

Fuente: Elaboración propia

Como se observa en la tabla anterior, los valores de FIV son menores que 5, lo cual indica ausencia de multicolinealidad con lo que se justifica realizar un análisis de regresión múltiple.



Antes de realizar el modelo de regresión múltiple, se efectuó un test de correlación de Pearson para las variables dependientes e independientes. Las variables independientes utilizadas fueron las representadas con las siguientes etiquetas: tiempo, curso_visto, post, interacción y ejercicios. La variable dependiente utilizada fue: calificación.

En la Tabla 3 se muestran los resultados del test de correlación de Pearson.



Tabla 3
Resultados del test de correlación de Pearson

Correlation: calificación, minutos, cursovisto, post, interacción, ejercicios

| | calificación | minutos | cursovisto | post | interacción |
|-------------|----------------|----------------|----------------|----------------|----------------|
| minutos | 0.449 0.000 | | | | |
| cursovisto | 0.340 0.001 | 0.622 0.000 | | | |
| post | 0.864 0.000 | 0.391 0.000 | 0.301 0.005 | | |
| interacción | 0.527 0.000 | 0.464 0.000 | 0.595 0.000 | 0.474 0.000 | |
| ejercicios | 0.968 0.000 | 0.415 0.000 | 0.305 0.004 | 0.797 0.000 | 0.508 0.000 |

Cell Contents: Pearson correlation
P-Value

Fuente: Elaboración propia

En la tabla anterior se muestra el grado de la relación lineal de las variables independientes, como se puede observar la mayoría de los valores están en el rango de .3 a .7, cumpliendo la condición de independencia de los datos.

Para realizar el análisis de regresión múltiple, se seleccionaron 5 factores para introducirlos al modelo y tratar de explicar la relación causal entre los factores y la calificación final del curso. Estos factores fueron: curso visto, post, interacción, minutos y tareas.

Resultados

Se obtuvo un modelo de regresión múltiple significativo con un valor-F= 400.05 para valor-p<.001, la Tabla 4 muestra los resultados.

Tabla 4
Análisis de varianza

Regression Analysis: Total del cu versus minutos, cursovisto, post, interacción, ejercicios

Analysis of Variance

| Source | DF | Seq SS | Contribution | Adj SS | Adj MS | F-Value | P-Value |
|-------------|----|---------|--------------|---------|---------|---------|---------|
| Regression | 5 | 16056.5 | 96.15% | 16056.5 | 3211.29 | 400.05 | 0.000 |
| minutos | 1 | 3373.4 | 20.20% | 8.1 | 8.07 | 1.01 | 0.319 |
| cursovisto | 1 | 99.7 | 0.60% | 1.6 | 1.65 | 0.21 | 0.652 |
| post | 1 | 9233.4 | 55.29% | 352.7 | 352.75 | 43.94 | 0.000 |
| interacción | 1 | 167.9 | 1.01% | 0.4 | 0.38 | 0.05 | 0.828 |
| ejercicios | 1 | 3182.1 | 19.06% | 3182.1 | 3182.09 | 396.41 | 0.000 |
| Error | 80 | 642.2 | 3.85% | 642.2 | 8.03 | | |
| Total | 85 | 16698.6 | 100.00% | | | | |

Fuente: Elaboración propia

Otro resultado importante en la regresión múltiple realizada, es que el modelo explica el 95.91% de la varianza (R cuadrada ajustada=0.9591) en relación al impacto del uso del LMS Moodle con el rendimiento académico de los estudiantes del curso de Taller de Formación Empresarial. La Tabla 5 muestra el resumen del modelo de regresión múltiple con el valor del coeficiente de determinación múltiple ajustado (R cuadrada ajustada).

Tabla 5
Resumen del modelo

Model Summary

| S | R-sq | R-sq(adj) | PRESS | R-sq(pred) |
|---------|--------|-----------|---------|------------|
| 2.83325 | 96.15% | 95.91% | 752.860 | 95.49% |

Fuente: Elaboración propia

Después de conocer el coeficiente de determinación ajustado, se realizó la prueba T para determinar la significancia de cada uno de los parámetros. A continuación se muestra en la Tabla 6 los resultados de la prueba.

Tabla 6
Coefficientes del modelo de regresión múltiple

Coefficients

| Term | Coef | SE Coef | 95% CI | T-Value | P-Value | VIF |
|-------------|---------|---------|---------------------|---------|---------|------|
| Constant | -3.70 | 2.42 | (-8.51, 1.11) | -1.53 | 0.130 | |
| minutos | 0.00369 | 0.00368 | (-0.00363, 0.01101) | 1.00 | 0.319 | 1.80 |
| cursovisto | 0.0095 | 0.0209 | (-0.0322, 0.0512) | 0.45 | 0.652 | 2.06 |
| post | 0.940 | 0.142 | (0.658, 1.223) | 6.63 | 0.000 | 2.81 |
| interacción | 0.0052 | 0.0238 | (-0.0421, 0.0525) | 0.22 | 0.828 | 1.91 |
| ejercicios | 11.629 | 0.584 | (10.467, 12.791) | 19.91 | 0.000 | 2.98 |

Fuente: Elaboración propia



Obsérvese en la tabla anterior que únicamente los valores T para los factores predictivos post y ejercicios, son significativos usando un valor de $\alpha = 0.001$. Como se observa en la siguiente Tabla 7, post con un valor beta de 24.3% y ejercicios con un valor beta de 75.3% tienen un efecto positivo significativo en el rendimiento académico de los estudiantes. Los valores beta o coeficientes estandarizados permiten conocer el peso relativo de cada variable y determinan cuál es la variable explicativa que tiene mayor peso para la explicación de la regresión.



Tabla 7
Coeficientes estandarizados

| Coefficients | Total del curso (Real) | Total del curso (Real) standardized |
|--------------|------------------------|-------------------------------------|
| Constant | -3.7007 | 0.000000 |
| minutos | 0.0037 | 0.029519 |
| cursovisto | 0.0095 | 0.014261 |
| post | 0.9405 | 0.243644 |
| interacción | 0.0052 | 0.006619 |
| ejercicios | 11.6291 | 0.53682 |

Fuente: Elaboración propia

Con el análisis de los resultados anteriores, se decidió eliminar del modelo aquellas variables que no tienen significancia, para ello se utilizó en Minitab 17 la herramienta de Mejores Subconjuntos (Tabla 8), en la cual se identifican los modelos de subconjuntos que generan los valores de R cuadrada más altos, a partir de un conjunto completo de las variables predictoras. La regresión de los mejores subconjuntos es una manera eficiente de identificar el modelo que mejor se ajusta, utilizando el menor número posible de predictores.

Tabla 8
Mejores Subconjuntos

Best Subsets Regression: calificación versus minutos, cursovisto, ...

Response is calificación

| Vars | R-Sq | R-Sq (adj) | R-Sq (pred) | Mallows Cp | S | | | | | | | | | | | | | | | | |
|------|------|------------|-------------|------------|--------|---|---|---|---|---|--|--|--|--|--|--|--|--|--|--|--|
| 1 | 93.7 | 93.6 | 93.3 | 49.2 | 3.5414 | | | | | | | | | | | | | | | | |
| 1 | 74.6 | 74.3 | 70.1 | 446.7 | 7.1080 | X | | | | | | | | | | | | | | | |
| 2 | 96.0 | 95.9 | 95.6 | 3.1 | 2.8357 | X | X | | | | | | | | | | | | | | |
| 2 | 94.0 | 93.8 | 93.5 | 45.5 | 3.4839 | X | X | | | | | | | | | | | | | | |
| 3 | 96.1 | 96.0 | 95.7 | 2.4 | 2.8060 | X | X | X | | | | | | | | | | | | | |
| 3 | 96.1 | 96.0 | 95.6 | 3.1 | 2.8170 | X | X | X | | | | | | | | | | | | | |
| 4 | 96.2 | 96.0 | 95.6 | 4.0 | 2.8165 | X | X | X | X | | | | | | | | | | | | |
| 4 | 96.1 | 96.0 | 95.6 | 4.2 | 2.8193 | X | X | X | X | | | | | | | | | | | | |
| 5 | 96.2 | 95.9 | 95.5 | 6.0 | 2.8332 | X | X | X | X | X | | | | | | | | | | | |

Fuente: Elaboración propia

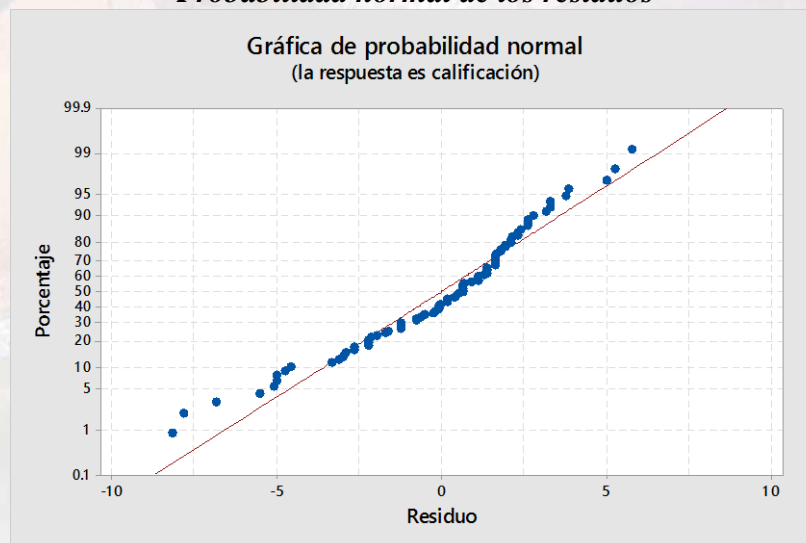
La tabla anterior muestra el resultado de la prueba de Mejores Subconjuntos. Como se puede observar, el modelo que mejor se ajusta a los datos es el que incluye las variables post y ejercicios con un valor de R cuadrado ajustado de 95.9. Además el modelo que incluye esas variables, tiene un valor de Cp de Mallows=3.1 el cual se acerca más al número de parámetros del modelo incluyendo la constante, en este caso 3. Cabe resaltar que además tiene uno de los valores más bajos de error estándar de la regresión S=2.83, la cual representa la distancia estándar que separa a los valores de los datos de la línea de regresión ajustada, mientras más bajo es S, mejor predecirá la respuesta el modelo.

Después de realizar la prueba de Mejores Subconjuntos la ecuación resultante es: calificación = -4.11 + 0.973 post + 11.834 ejercicio.

A continuación se muestra la gráfica de probabilidad normal, que representa los residuos versus sus valores esperados cuando la distribución es normal. Como se puede observar la gráfica sigue aproximadamente una línea recta, con lo que se verifica el supuesto de que los residuos están normalmente distribuidos.



Gráfica 1
Probabilidad normal de los residuos



Fuente: Elaboración propia



En general el estudio encontró que las variables post con un valor beta de 24.3% y ejercicios con un valor beta de 75.3% tienen un impacto significativo en el rendimiento de los estudiantes, siendo la última la más trascendente. Esto significa que aquellos estudiantes que participan de forma activa en los foros de discusión durante el curso, obtienen un mejor rendimiento en comparación con aquellos con menor actividad en foros. Con estos resultados se pueden realizar estrategias para incrementar la participación de los estudiantes en este tipo de espacios de discusión, con el objetivo de mejorar su rendimiento.



Por otro lado, la variable ejercicios tuvo también un impacto significativo en el rendimiento escolar, de igual manera los profesores pueden considerar aplicar con mayor frecuencia ejercicios dentro del LMS para ayudar a los estudiantes a mejorar sus calificaciones. Los resultados anteriores son similares a los obtenidos en otros estudios recientes realizados en otras instituciones (Agudo, 2012).

En general este estudio muestra que el uso de un LMS como apoyo a las clases presenciales, tiene impacto en el rendimiento escolar. Sin embargo, se encontró que variables como tiempo de uso, visitas al curso e interacción con el LMS, no tienen un impacto significativo en el rendimiento académico de los estudiantes en el curso.

Conclusiones

La posibilidad de acceder a bases de datos que contienen abundante información sobre el comportamiento de los usuarios en plataformas digitales de aprendizaje, abre nuevas líneas a la investigación educativa (Domínguez, Álvarez y Gil-Jaurena, 2016). El presente estudio tuvo el objetivo de determinar



si existe relación entre el uso de un LMS Moodle como apoyo a las clases presenciales de un curso universitario de Formación Empresarial y el rendimiento académico de los participantes. Lo anterior es muy importante debido al incremento actual en la adopción de este tipo de tecnologías en las universidades. Por lo tanto, el uso de técnicas como el Learning Analytics, posibilitan el aprovechamiento de grandes cantidades de información que generan los estudiantes a través de los LMS.



En este estudio se extrajo información referente a la actividad de 86 estudiantes universitarios en un curso dentro de la plataforma Moodle versión 3.2.1. El tratamiento y análisis de esa información puede ser usada para tomar mejores decisiones, encaminadas a mejorar y personalizar el aprendizaje.

El rendimiento académico se determina tomando en cuenta variables cualitativas y/o cuantitativas que permiten determinar si ha tenido éxito en el proceso de enseñanza – aprendizaje (Navarro, 2003). Es importante señalar que en esta investigación se toma como referencia el rendimiento académico únicamente desde un enfoque cuantitativo, utilizando como indicador las calificaciones de los estudiantes.



Los resultados del trabajo muestran que las variables número de aportaciones a foros de discusión y ejercicios realizados en el LMS, tienen un impacto significativo en el rendimiento académico de estudiantes de carreras de contabilidad y administración que estuvieron inscritos en el curso. Por otro lado, se evidenció que variables como tiempo de uso, número de visitas al curso e interacción con recursos y actividades en el LMS, no tienen un impacto significativo en el rendimiento de los participantes.



Observando los resultados del presente trabajo, se evidencian algunas limitaciones en el estudio ya que los registros de las bases de datos de los LMS registran el comportamiento de los participantes en estas aplicaciones, sin embargo, no se puede concluir por qué algunos factores fueron significativos y otros no.

Por otro lado, se tomó como muestra los registros de un curso presencial con apoyo de LMS, por lo que muchas actividades no se realizaron a través del LMS sino de forma presencial, por ejemplo: lecturas, participación, trabajos en equipo, entre otras. Por lo anterior para poder entender mejor el impacto del uso de este tipo de tecnologías, se recomienda en estudios posteriores analizar cursos completamente en línea.



Para finalizar se encontraron algunas limitantes en las herramientas propias del LMS Moodle para poder realizar el proceso de LA, ya que se tuvo que realizar la exportación de los datos mediante diferentes bloques en Moodle. El proceso y las herramientas de extracción de la información de las bases de datos de Moodle que se siguió en este estudio, puede servir a futuras investigaciones y

aplicaciones en el área de informática o educación que requieran analizar los registros de las bases de datos en este tipo de plataformas.

Referencias

Agudo, A., Hernandez, A., y Iglesias, S. (2012). Predicting academic performance with learning analytics in virtual learning environments: a comparative study of three interaction classifications. IEEE Xplore, digital library.

Barragán, R. y Ruiz E., Brecha de género e inclusión digital. (2013). El potencial de las redes sociales en educación, Rev. Profesorado, (en línea), 71(1), 309-323.

Beer, C., Clark, K., y Jones, D. (2010). Indicators of Engagement. In *ascilite Sydney 2010* (75–86). Sydney.

Brown, M. (2011). Learning Analytics: the coming third wave. Recuperado el 20 de abril de 2017 en <https://net.educause.edu/ir/library/pdf/ELIB1101.pdf>

Domínguez D, Álvarez J y Gil-Jaurena, I (2016). Análítica del aprendizaje y Big Data: heurística y marcos interpretativos. Recuperado el 21 de junio de 2017 en: https://www.researchgate.net/publication/308986174_Analitica_del_aprendizaje_y_Big_Data_heuristicas_y_marcos_interpretativos

Ellison, N.B., Steinfield, C., y Lampe, C. (2007). The benefits of facebook “friends”: Social capital and college students’ use of online social network sites. *Journal of Computer-Mediated Communication*, 12(4), 1143-1168.

Ferguson, R. (2012). Learning analytics: drivers, developments and challenges. *International Journal of Technology Enhanced Learning*, 304-317.

Filippidi, A., Tselios, N., y Komis, V. (2010). Impact of Moodle Usage Practices on Students’ Performance in the Context of a Blended Learning Environment. In *Social Applications for Lifelong Learning* (1-6). Patras, Greece.

García, Daysi. (2015). Construcción de un Modelo para determinar el Rendimiento Académico de los estudiantes basado en Learning Analytics (Análisis del Aprendizaje), mediante el uso de Técnicas Multivariantes. Recuperado el 10 de junio de 2017 en: <https://idus.us.es/xmlui/bitstream/handle/11441/40436/Tesis%20realizada%20por%20Daysi%20K.%20García.pdf?sequence=1>



Hernández, S. R., Fernández, C. C., Baptista, L. P., García, E. M. I., y Limón, C. S. (2010). Fundamentos de metodología de la investigación. Madrid [etc.: McGraw-Hill.

Johnson, L., Adams Becker, S., Cummins, M., Estrada, V., Freeman, A., y Ludgate, H. (2013). Horizon Report: 2013 Higher Education Edition. Austin, Texas: The New Media Consortium.

Kotsiantis, S., Tselios, N., Filippidi, A., y Komis, V. (2013). Using Learning Analytics to Identify Successful Learners in a Blended Learning Course. *International Journal of Technology Enhanced Learning*, 5(2), 133-150.

Lavigne, G., Backhoff-Escudero, E., y Organista-Sandoval, J. (2008). La hibridación digital del proceso educativo. In J. Vales García (Ed.), *New Technologies for Learning* (pp. 43-60). Mexico City: Pearson-Prentice Hall.

Macfadyen, L. P., y Dawson, S. (2010). Mining LMS Data to Develop an “Early Warning System” for Educators: A Proof of Concept. *Computers y Education*, 54(2), 588-599.

Martín-Blas, T., y Serrano-Fernández, A. (2009). The role of new technologies in the learning process: Moodle as a teaching tool in Physics. *Computers y Education*, 52, 35–44.

Minitab Documentación. (2017). Recuperado el 5 de mayo de 2017 en: <https://www.minitab.com/es-mx/support/documentation/>

Mwalumbwe, M y Mtebe, J (2017). Using Learning Analytics to predict student´s performance in Moodle learning management system: A case of Mbeya University of Science and Technology. *EJISDC* (2017) 79,1,1-13

Navarro (2003) Factores asociados al rendimiento académico. *Revista Iberoamericana de Educación*, I (20) (2003), pp. 1–20

Siemens, G., Gasevic, D., Haythornthwaite, C., Dawson, S., Buckingham, S., Ferguson,

R., y otros. (2011). Open Learning Analytics: an integrated y modularized platform Proposal to design, implement and evaluate an open platform to integrate heterogeneous learning analytics techniques. Recuperado el 20 de febrero de 2017 de <http://solaresearch.org/OpenLearningAnalytics.pdf>

Sweeney, D., y Anderson, D. (2011). Estadística para negocios y economía. México, México: Cengage Learning Editores S.A. de C.V.



Phillips, R., Maor, D., Cumming-Potvin, W., Roberts, P., Herrington, J., Preston, G., Moore, E. and Perry, L. (2011). Learning Analytics and Study Behaviour : A Pilot Study. In Proceedings ascilite 2011 (997-1007). Hobart, TZ: Australia.

Whitmer, J. (2012). Logging On to Improve Achievement: Evaluating the Relationship between Use of the Learning Management System, Student Characteristics, and Academic Achievement in a Hybrid Large Enrollment Undergraduate Course. University of California. Recuperado el 5 de abril de 2017 en: http://johnwhitmerdotnet.files.wordpress.com/2013/01/jwhitmer_dissertation_complete_1-21-2013.pdf

Yu, T., y Jo, I. (2014). Educational Technology Approach toward Learning Analytics: Relationship between Student Online Behavior and Learning Performance in Higher Education. In Proceedings of the Fourth International Conference on Learning Analytics and Knowledge (269-270). Indianapolis, IN, USA.

Yueh, H., y Hsu. S. (2008). Designing a learning management system to support instruction. Communications of the ACM, 51 (4), 59- 63.

