

Learning analytics aplicada en el análisis de cursos de posgrado apoyados por LMS
Learning analytics applied in the analysis of postgraduate courses supported by LMS

Argelia B. Urbina-Nájera

UPAEP-Universidad

abunajera@gmail.com

Resumen

En este documento se presentan las tendencias en el uso de *Blackboard* y la relación con el desempeño académico de estudiantes de posgrado del área de ingeniería y negocios mediante la aplicación de técnicas de *learning analytics*. El tipo de investigación es experimental. Los datos fueron obtenidos de ocho cursos de posgrado impartidos durante el periodo 2018-3. Se utilizaron métodos estadísticos para identificar tendencias y la relación entre el tiempo invertido en la plataforma con la calificación final obtenida en cada curso. Los resultados preliminares permitieron determinar los hábitos de estudio, uso de cada sección y la relación entre tiempo y desempeño; se identificó que los hombres ingresan a la plataforma con mayor frecuencia que las mujeres y que esto influye en el promedio final obtenido en el curso. Del mismo modo, se encontró que 10.92% del tiempo invertido en la plataforma corresponde a la participación en foros, el 10.54% a actividades grupales, el 31.10% corresponde a actividades individuales y el resto a estudiar el contenido del curso. La aplicación del modelo de referencia de *Learning Analytics* se considera una herramienta útil para resguardar los datos y poder enriquecer estudios que conlleven a la aplicación de técnicas de minería de datos o *machine learning*.

Palabras clave. Analítica del aprendizaje, desempeño académico, tendencias de uso.

Abstract

This document presents the trends in the use of Blackboard and the relationship with the academic performance of graduate students in the area of engineering and business through the application of learning analytics techniques. The type of research is experimental. The data were obtained from eight postgraduate courses taught during the period 2018-3. Statistical methods were used to identify trends and the relationship between the time spent on the platform and the final grade obtained in each course. The preliminary results made it possible to determine study habits, use of each section and the relationship between time and performance; it was identified that men enter the platform more frequently than women and that this influences the final average obtained in the course. Similarly, it was found that 10.92% of the time invested in the platform corresponds to participation in forums, 10.54% to group activities, 31.10% corresponds to individual activities and the rest to study the content of the

course. The application of the Learning Analytics reference model is considered a useful tool to safeguard data and enrich studies that lead to the application of data mining techniques or machine learning.

Keywords. Learning analytics, academic performance, usage trends.

Introducción

El contexto social, económico, político y tecnológico ha hecho que las universidades operen bajo condiciones sumamente complejas y competitivas, lo que las obliga a estar en una constante búsqueda de mejores prácticas que les permitan mantenerse a flote o generar ventajas sobre el resto. En este sentido, Daniel, B. (2014) menciona que la creciente presión para responder a los cambios económicos, políticos y sociales, hacen necesario potenciar cada recurso con los que cuentan las universidades, en aras de cumplir con los objetivos tanto internos como externos. Propone a la vez, que para sumarse a este reto, las instituciones de educación superior (IES) apliquen Big Data (Cúmulos de datos) y Análisis del Aprendizaje (mejor conocido como *Learning Analytics* o LA) dado que son dos campos que benefician la interpretación de un amplio rango de datos operacionales y administrativos, que posibilitan evaluar el desempeño y progreso institucional sirviendo como base para predecir sucesos futuros e identificar potenciales problemas de programación académica, investigación, enseñanza y aprendizaje.

En este sentido, Baepler, Murdoch y Elias (2011) consideran que el *learning analytics* es un campo emergente de minería de datos en la educación superior. El interés de aplicarla en esta área subyace de la capacidad para obtener grandes volúmenes de datos a través del historial académico de la comunidad universitaria logrando con ello, la evaluación estadística y la identificación de patrones que buscan predecir acontecimientos futuros basadas en el historial del pasado permitiendo tomar decisiones orientadas al logro de los resultados esperados; así mismo, proporcionar información útil sobre el comportamiento de los estudiantes, mejorar el proceso enseñanza-aprendizaje, lograr mayor motivación, favorecer la retención, entre otros.

Del mismo modo, Van Barneveld, A., E Arnold, K., y P Campbell, J. (2012) asumen que el *learning analytics* es el uso de técnicas analíticas para orientar los recursos educativos, curriculares y de apoyo para favorecer el logro de objetivos de aprendizaje específicos. Mientras que, Picciano, A. (2012) define al *big data* como la capacidad de almacenar y manipular grandes cantidades de datos, yendo de lo general a transacciones específicas. La información almacenada puede descubrir patrones de desempeño estudiantil y así poder

sugerir acciones para mejorar el rendimiento académico. Mientras que, define al *learning analytics* como una técnica que permite formular conclusiones y presentar patrones o caminos de acción.

En tanto que, Dietz-Uhler, B. y Hurn, J. (2013) consideran que el *learning analytics* es la medición, acumulación, análisis y reportes de datos relacionados a los estudiantes y su contexto con el objetivo de entender y optimizar la enseñanza y el ambiente en que se da.

Derivado de los beneficios que el análisis de aprendizaje conlleva para el estudiante, profesor y universidad, en este trabajo se presenta el análisis de la aplicación de técnicas de *learning analytics* para identificar tendencias en el uso de *Blackboard* y la relación con el desempeño académico.

El documento se encuentra organizado de la siguiente manera: En la primera sección se detalla la metodología empleada para el análisis de aprendizaje utilizando algoritmos de aprendizaje automático. En la segunda sección se muestran los resultados y su análisis respectivo apoyados de fundamentos estadísticos y finalmente, se presentan las conclusiones de los hallazgos encontrados.

Modelo de referencia del learning analytics

Aplicar alguna técnica de LA, conlleva un proceso para lograr cumplir los objetivos deseados con su aplicación. Chatti, et al., (2012) presenta un proceso y un modelo de referencia de *learning analytics*. Por un lado, el proceso comprende tres pasos: **1) Recolección de datos y preprocesamiento**. La recolección de datos consiste en obtener los datos de diversas fuentes como sistemas administradores de aprendizaje (LMS por sus siglas en inglés *Learning Management Systems*) o cualquier otro sistema institucional. Estos datos recogidos pueden tener información irrelevante que requiere un tratamiento previo para su correcto análisis llamado, preprocesamiento. Este proceso transforma los datos en un formato adecuado para ser utilizados como entrada para un método LA en particular. **2) Analítica y acción**. Una vez que los datos se han preprocesado, es momento de aplicar diversas técnicas de LA para descubrir patrones ocultos que pueden producir una experiencia de aprendizaje más efectiva. Las acciones incluyen el seguimiento, análisis, predicción, intervención, evaluación, adaptación, personalización, recomendación, y reflexión (véase figura 1) y **3) Post-procesamiento**. Este paso puede involucrar la compilación de nuevos datos a partir de fuentes de datos adicionales, el perfeccionamiento del conjunto de datos, la definición de nuevos atributos necesarios para la nueva iteración, la identificación de nuevos

indicadores/métricas, modificación de las variables de análisis, o bien, seleccionar un nuevo método analítico.

Por otro lado, el modelo de referencia tiene énfasis en cuatro dimensiones: ¿Qué?, ¿Para qué? ¿Quién? y ¿Cómo?, mismas que se observan en la figura 1 se describen a continuación.



Figura 1. Modelo de referencia de learning analytics. Traducido de: Chatti, et. al. (2012)

La dimensión **¿Qué?** Busca identificar los tipos de datos que se recopilan, gestionan y utilizan para el análisis. Las fuentes de recolección de datos pueden ser dos: Sistemas educativos centralizados o LMS (Moodle, Blackboard, desarrollos propios, Joomla, entre otros.). Mientras que, la dimensión **¿Quién?** Está orientada a la orientada a varios actores y esto se deberá identificar adecuadamente para cumplir con las metas, perspectivas y expectativas de cada uno de ellos. En la dimensión **¿Para qué?**, que es la fase que forma parte del segundo paso del proceso del LA, en donde se determina cuál es el objetivo que se persigue con su aplicación de manera que se puedan medir por medio de indicadores y métricas de desempeño. El reto de esta dimensión es crear un perfil poli-contextual completo que pueda ser utilizado para desencadenar un proceso de aprendizaje eficaz de manera que sea sencillo almacenar datos heterogéneos con objetivos definidos a corto y largo plazo. Finalmente, en la dimensión **¿Cómo?** Se definen y seleccionan los métodos de LA que se aplicarán para detectar patrones interesantes ocultos en los conjuntos de datos educativos.

Las técnicas comúnmente utilizadas en la aplicación de LA son: Estadística, visualización de la información, minería de datos y análisis de redes sociales, que son utilizadas en función de los objetivos de la tarea de análisis (Chatti, et al., 2012).

Learning analytics y algunas aplicaciones

Fournier, Kop, y Sitlia (2011) utilizaron un curso masivo gratuito en línea impartido en Moodle, con duración de 10 semanas y 1641 participantes. Aplicando un enfoque mixto, métodos cualitativos de etnografía virtual y uso de herramientas para el análisis e interpretación de los datos. Encontraron que el enfoque de método mixto es eficiente para lograr la magnitud y profundidad de análisis de datos, las herramientas y enfoques cualitativos demostraron la profundidad de exploración de contenido que puede revelar los tipos de contribuciones realizadas, así como el conocimiento, ideas, pensamiento, información, herramientas y experiencia que promueven el aprendizaje a lo largo del curso. No obstante, aducen que hay una necesidad de análisis e interpretación humana. Así mismo, las herramientas de análisis han proporcionado claramente un margen para el filtrado de información y visualización. Afirman, que estas tecnologías parecen prometedoras para apoyar a las personas en aclarar y relacionar la información y así apoyar a las personas en la búsqueda de su aprendizaje.

Del mismo modo, Yu, T., & Jo, I.-H. (2014) plantean que uno de los objetivos que se persiguen con la aplicación del AA es sugerir componentes más significativos con el fin de ayudar al estudiante a mejorar su rendimiento académico. Para cumplir con dichos objetivos, realizaron un estudio en una universidad de mujeres en Corea del sur, con una muestra de 84 estudiantes de licenciatura presencial donde se emplea *Moodle* para descargar material académico. Los datos corresponden a seis variables: 1) frecuencia de entrada a la plataforma, 2) tiempo de estudio en la plataforma, 3) regularidad de intervalos de aprendizaje en la plataforma, 4) número de descargas de material, 5) interacción con compañeros y 6) interacción con el profesor. Mediante la aplicación de regresión lineal múltiple, se obtuvo un modelo para predecir el logro académico de cada estudiante. Resultados muestran que el modelo de seis predictores fue capaz de explicar el 35.5% de la varianza en la calificación final. Las variables tiempo de estudio en plataforma e interacción con compañeros tienen una correlación significativa con la nota final. Adicionalmente la regularidad de intervalos de aprendizaje en la plataforma y el número de descargas de material tuvieron efectos parciales significativos en el modelo completo. Por otro lado, la frecuencia de entrada a la plataforma y la interacción con el profesor no son útiles para predecir la nota final.

Así mismo, Sclater, N., Peasgood, A., y Mullan, J. (2016) documentan el uso emergente del Análisis del Aprendizaje (AA) en Estados Unidos, Australia y Reino Unido. Presentan una revisión de once universidades que han implementado el AA para conocer el impacto que ha tenido y resaltar las oportunidades que esto representa. Las motivaciones del análisis se respaldan en los altos índices de deserción, así como, en mejorar de manera general la experiencia del alumno para favorecer el desempeño académico y proveer retroalimentación

a los estudiantes sobre su desempeño académico. Finalmente, brindar información a los docentes para identificar cuando cambiar aspectos académicos si es necesario. Resultados de dicho estudio muestran que el AA ha ayudado a identificar estrategias de enseñanza particulares, mejorar la relación entre alumnos y tutores académicos, así como también, ofrecer una retroalimentación de calidad profesor-alumno. En cuanto a la Universidad, como organización, ha ayudado a mejorar procesos en diversos aspectos del negocio institucional y a ampliar una cultura de toma de decisiones basada en datos. En este sentido, los autores afirman que el AA tiene el potencial de transformar la manera en que se mide el impacto y los resultados en ambientes de aprendizaje, esto se logrará proveyendo información a la parte académica que les permita desarrollar nuevas formas para alcanzar las mejores prácticas de enseñanza y aprendizaje. En cuanto a los estudiantes, se espera que, al brindarles información sobre su desempeño académico, puedan tomar mejores decisiones acerca de su educación.

Finalmente, Rosseti, S. (2017) identifica aquellos factores que influyen en el desempeño académico de estudiantes presenciales utilizando registros obtenidos de Moodle versión 3.2.1. Las variables que analizaron en el estudio fueron: 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. Para realizar el análisis de estas variables se utilizó el proceso de *learning analytics* bajo un modelo de regresión múltiple con el fin de explicar la calificación final de los estudiantes inscritos en el curso universitario *Taller de Formación Empresarial* del ciclo escolar 2017-1. Se analizaron 86 registros por medio de minitab versión 17. Los resultados muestran que aquellos estudiantes que participan de forma activa en los foros de discusión durante el curso, obtienen un mejor desempeño en comparación con aquellos con menor actividad en foros. De igual manera, la variable ejercicios tuvo un impacto significativo en el desempeño del curso. Por otro lado, se encontró que las variables como tiempo de conexión, número de visitas al curso e interacción con recursos y actividades, no tienen un impacto significativo en el desempeño académico de los estudiantes en el curso. Finalmente, a pesar que se obtuvieron los registros sobre el comportamiento de los usuarios en Moodle no se puede concluir por qué algunos factores fueron significativos y otros no; lo que conlleva a suponer la necesidad del uso de otras herramientas para la extracción, transformación y análisis de la información.

Por último, se observa que en los estudios presentados el análisis fue realizado con datos de 1641, 86 y 84 participantes, obtenidos de Moodle y las variables de estudio en coincidencia son: tiempo de conexión, número de visitas al curso, número de interacciones con recursos y actividades. Derivado de esto, en este trabajo se aplica el modelo de referencia de LA

propuesto por Chatti, et al. (2012), se analizarán las variables de estudio en coincidencia y seis más que se describen en el siguiente apartado, al mismo tiempo, que se aplican métodos estadísticos para identificar tendencias en el uso de la plataforma y su relación con el desempeño obtenido.

Método

Diseño de la investigación: El estudio presentado es de tipo experimental centrada en la identificación de tendencias en el uso de Blackboard en estudiantes de posgrado como apoyo en su proceso de aprendizaje.

Base de datos: ocho cursos de diversos programas de maestría presencial en el área de ingeniería y negocios ofrecidos durante el ciclo escolar 2018-3; con la participación de 136 estudiantes de los cuales 73 son mujeres y 63 son hombres.

Aspectos éticos: Los datos son tratados bajo el concepto de privacidad de datos personales, considerando solamente datos demográficos y estadísticos.

Técnica cualitativa de elección de curso: Los cursos se eligieron en función del área al que pertenecen, en este caso, ingeniería y negocios y que además utilizaran *Blackboard* 3.10 como repositorio y apoyo a cursos presenciales.

Variables de estudio: género (masculino/femenino), acceso por día (lunes a domingo), acceso por hora (0 a 23 horas), tiempo promedio de aprendizaje por alumno, trabajo en equipo, consultas de material, ejercicios realizados y participación en foros.

Método de recogida de datos. La obtención de los datos se realizó mediante la opción de <informes del curso> proporcionada en *Blackboard* 3.10. Los informes fueron descargados uno a uno, seleccionando la fecha de inicio y fin del periodo para su posterior pre-procesamiento en una hoja de cálculo y finalmente, analizados a través del modelo de referencia para LA propuesto por Chatti, et al. (2012).

Herramienta: Blackboard versión 3.10 se ha utilizado como repositorio de cursos, y hoja de cálculo para el pre-procesamiento y análisis de datos.

Resultados

En el siguiente apartado se muestran resultados preliminares del análisis de datos obtenidos de los ocho cursos utilizando Blackboard 3.10. En primera instancia se presenta el modelo de referencia de LA y enseguida se muestra el análisis estadístico de los datos que han favorecido la identificación de tendencias en el uso de la plataforma Blackboard.

Análisis de datos de acuerdo al modelo de referencia de LA

Una vez que se ha aplicado el proceso para el LA se realiza el análisis de la información basado en el modelo de referencia de LA, mismo que se ilustra en la figura 2. En la cual se da respuesta a cada una de las interrogantes que se enmarcan en dicho modelo.

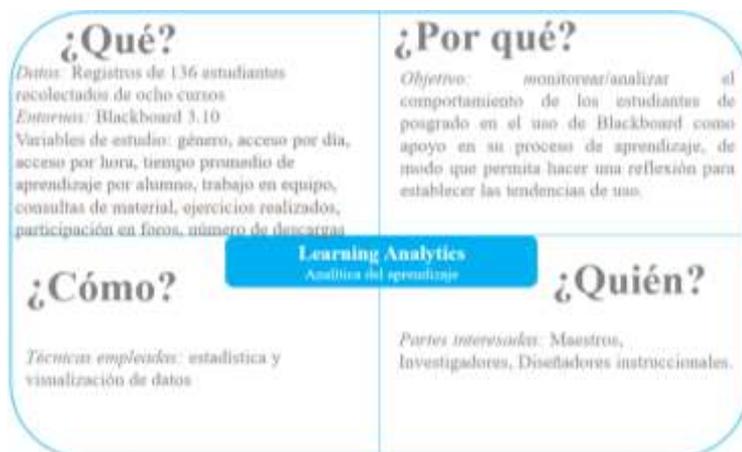


Figura 2. Análisis de LA aplicado al análisis de cursos de posgrado

Análisis estadístico de los datos

Recordando que las variables de estudio son: género (masculino/femenino), acceso por día (lunes a domingo), acceso por hora (0 a 23 horas), tiempo promedio de aprendizaje por alumno, trabajo en equipo, consultas de material, ejercicios realizados y participación en foros. El análisis se ha dividido en diferentes visualizaciones: 1) Accesos por género/día/total de accesos, 2) Accesos por hora/total de accesos, 3) participación en foros y finalmente, 4) consultas de material/ejercicios realizados para determinar el tiempo promedio de aprendizaje por estudiante.

En la figura 3 se observa que las mujeres tienen en promedio 103 visitas los días miércoles, seguido de 61 visitas los días martes, en tanto que los hombres tienen en promedio 115 visitas el día lunes, seguido del día martes con 101 visitas. Hay seis mujeres que no presentan acceso los días lunes y miércoles, mientras que cuatro hombres no presentan acceso los martes y miércoles. Que el mayor número de accesos durante el periodo respecto a las mujeres es el día lunes con 988 y en los hombres el día martes con 756 accesos. En tanto, el día que menos accesos se registran en hombres y mujeres es el día sábado con 23 y 16 registros respectivamente.

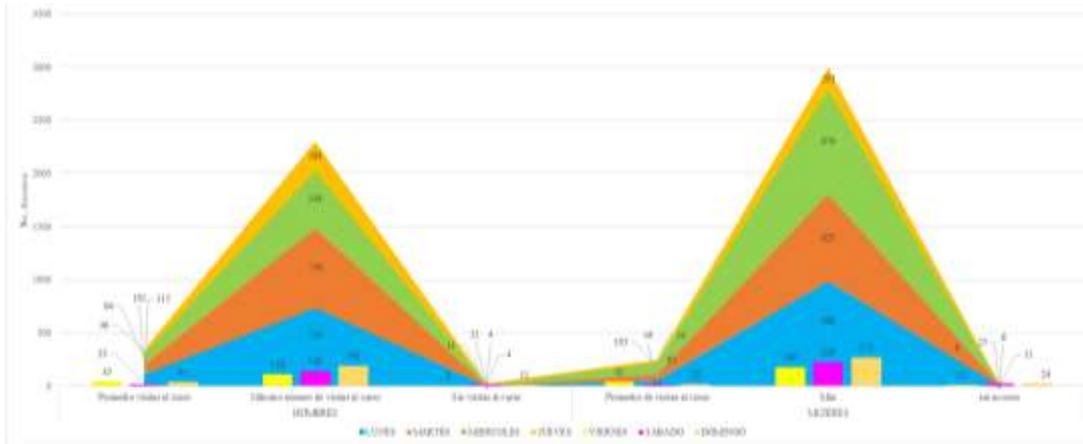


Figura 3. Accesos por día/género/total de accesos

En la figura 4 se muestra el gráfico que representa la tendencia en cuanto a la hora de acceso de preferencia entre hombres y mujeres, la cual se denota por la línea punteada. Es decir, que a pesar que se identifica una ascendencia a las ocho de la mañana y a las 19 horas; la tendencia se registra a las 1, 10, 13, 17 horas y unos minutos pasados de las 21 horas.

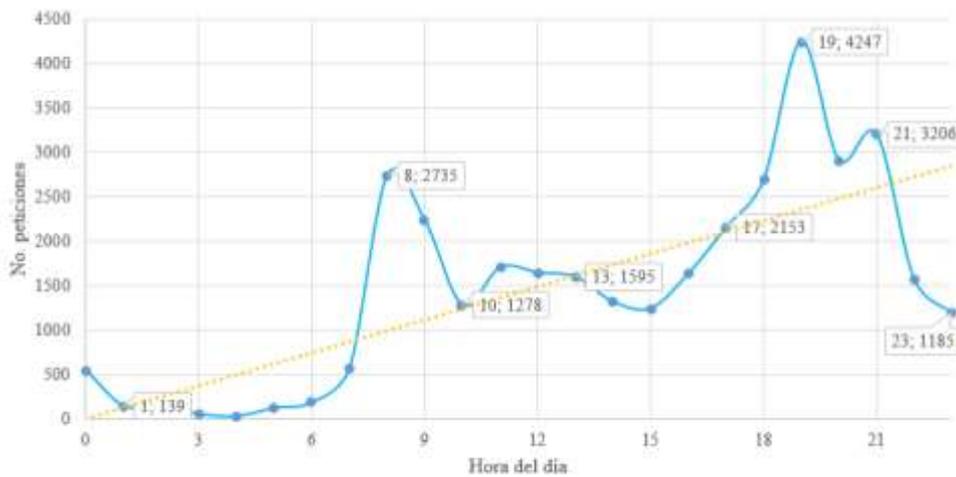


Figura 4. Tendencia del acceso/hora/día

La figura 5 representa la participación en foros tanto de hombres como mujeres reflejada en su mayoría en los días miércoles y que no está ligado con el total de accesos a la plataforma ni con el día en que mayor acceso tienen hombres y mujeres; pues una vez que se ha registrado el acceso a ella, se pueden hacer diversas participaciones mientras se encuentra conectada a la plataforma. De igual modo, se observa que el día que menos participación en foros hay es el día domingo; dato que tampoco está relacionado con los días de menor acceso entre hombres y mujeres.

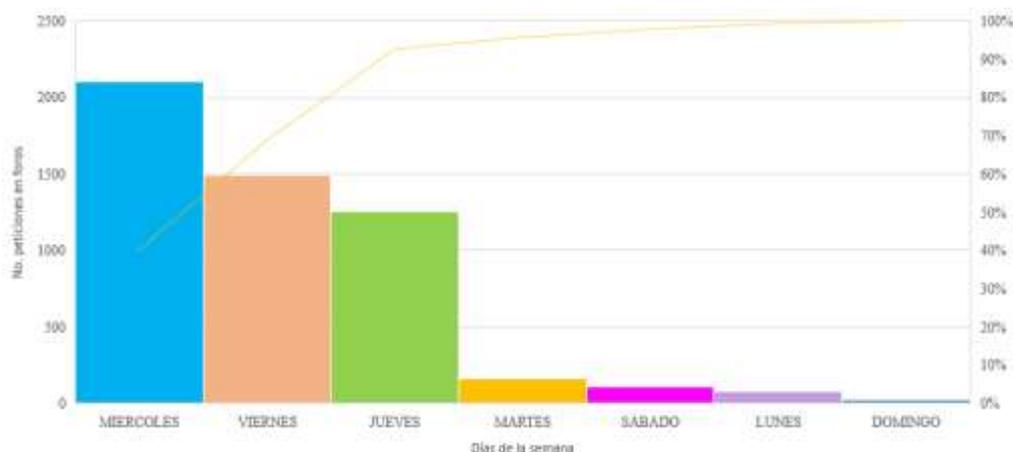


Figura 5. Participación en foros por día de la semana

El tiempo de aprendizaje por alumno en un LMS está directamente relacionado con el tiempo que ha invertido en consultar el material y los ejercicios realizados. Éstos últimos pueden ser diversas actividades como: participación en foros/blogs, tareas, evaluaciones, trabajo en equipo, y en todas aquellas actividades que favorezcan el aprendizaje de los contenidos de forma práctica en cada curso (Yáñez M., 2016). En la figura 6 se observa la relación entre estas actividades.

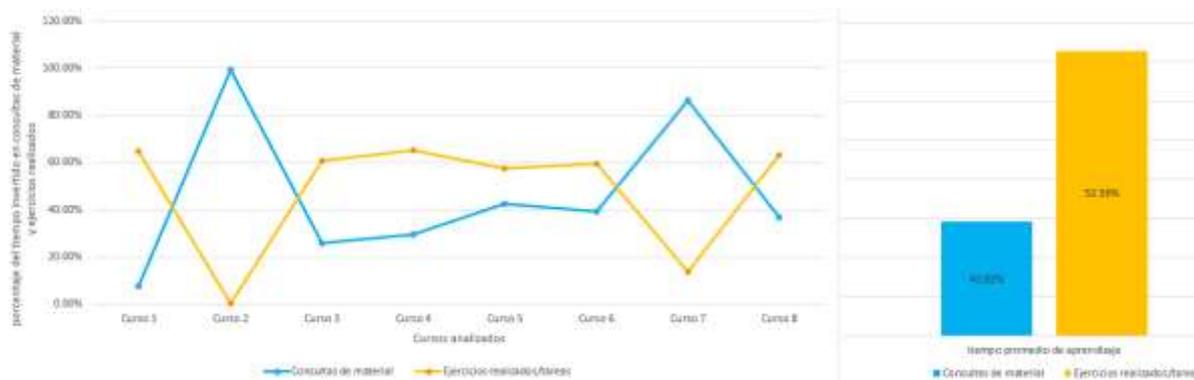


Figura 6. Tiempo promedio de aprendizaje entre hombres y mujeres

El tiempo promedio que los estudiantes de posgrado invierten en su aprendizaje es de 52.56% llevando a la práctica lo aprendido, mientras que invierten un 43.82% en leer el contenido temático de cada curso que puede incluir guías de aprendizaje, contenido, lecturas, material complementario, entre otros.

En función de los hallazgos encontrados se tiene lo siguiente:

Hábitos de estudio: Las mujeres prefieren estudiar los días miércoles, mientras que los hombres lo hacen los días martes. El horario que mayormente adoptan para estudiar tanto hombres como mujeres es a las 19:00 hrs, seguido con menor frecuencia a las 21:00 hrs. y finalmente, a las 08:00 hrs. Así mismo, los días festivos solamente hay 105 peticiones de

acceso, que está por debajo del promedio respecto a un día normal de actividades. En el estudio presentado por Muñoz Díaz, (2017) se afirma que los jóvenes universitarios prefieren estudiar de madrugada. Situación que discrepa con los estudiantes de posgrado que prefieren estudiar durante la noche (37.36%) y tarde (34.96%) muy cercano a la mañana (24.78%) y de madrugada solamente un 2.90%.

Uso por sección: Dentro de los 52.56% que los estudiantes de posgrado invierten en hacer ejercicios y tareas, solamente el 10.92% corresponde a la participación en foros, un 10.54% en actividades grupales y el porcentaje restante 31.10% corresponde a actividades individuales. En tanto que, invierten casi la mitad del tiempo (43.83%) en revisar/leer el contenido del curso.

Relación tiempo/desempeño según género: A pesar que el número de varones considerados en la muestra es menor (63 hombres) que el de las mujeres; los hombres tienen en promedio 66 accesos durante el periodo evaluado de los cuales el 3.17% obtuvo una nota final en el curso entre 7.0 y 8.0, mientras que el 4.76% obtuvo una calificación final entre 8.1 y 9.0; el resto obtuvo un promedio entre 9.4 y 9.9. En tanto que las mujeres tienen 47 accesos en promedio, de las cuales el 7.3% obtuvo una nota final entre 7.0 y 8.0, en tanto que el 14% obtuvo una nota entre 8.1 y 8.8; y el resto obtuvo una calificación final entre 9.0 y 9.5. Estas cifras permiten deducir que las personas que tuvieron mayor número de accesos durante el periodo tiene mayor desempeño en el curso; esta deducción se valida con los resultados presentados por Yu, T., & Jo, I. H., (2014) y Rosseti (2017).

Para poder realizar un análisis con mayor profundidad, se requiere de un mayor número de estudiantes y de registros que permitan establecer patrones para mejorar el desempeño de los estudiantes a través de una mejor didáctica en repositorios de cursos.

Conclusiones

El objetivo de este estudio es identificar tendencias en el uso de *Blackboard* y la relación con el desempeño académico utilizando técnicas de learning analytics. Se mencionó con anterioridad que una de las técnicas está basada en la aplicación de métodos estadísticos que permitan determinar tendencias; en este sentido, se ha identificado que el hábito de estudio de estudiantes de posgrado está determinado por estudiar por la tarde; situación que contrasta con estudiantes universitarios quienes prefieren estudiar por la madrugada. Al mismo tiempo, se ha determinado que el tiempo que se invierte en el uso de la plataforma si está relacionado con el desempeño del curso, es decir, con la calificación final obtenida y se

encontró que los hombres tienen mayor desempeño académico derivado (entre otras cosas) del número de accesos a la plataforma.

En relación a la aplicación del modelo de referencia de LA se considera una herramienta útil para resguardar los datos y poder enriquecer estudios que conlleven a la aplicación de técnicas de minería de datos o aprendizaje automático (*machine learning*) para determinar patrones de estudio que favorezcan un mayor rendimiento en estudiantes de posgrado.

Referencias

Avella, John; Kebritchi, Mansureh; Nunn, Sandra & Kanai, Therese. (2016). Learning Analytics Methods, Benefits, and Challenges in Higher Education: A Systematic Literature Review. *Online Learning*, 20(2), pp.13-29. Recuperado de <https://files.eric.ed.gov/fulltext/EJ1105911.pdf>

Baepler, Paul & James Murdoch, Cynthia. (2010). Academic Analytics and Data Mining in Higher Education. *International Journal for the Scholarship of Teaching and Learning*, 4(2), 1-9. <https://doi.org/10.20429/ijstl.2010.040217>

Blikstein, Paulo. (2011). Using learning analytics to assess students' behavior in open-ended programming tasks. *Proceedings of the 1st International Conference on Learning Analytics and Knowledge: LAK 2011* (págs. 110-116). Banff, Alberta, Canada: ACM Digital Library. doi:10.1145/2090116.2090132

Chatti, Mohamed Amine; Dyckhoff, Anna Lea; Schroeder, Ulrik & Thüs, Hendrik. (2012). A reference model for learning analytics. *Journal International Journal of Technology Enhanced Learning*, 4(5/6), pp. 318-331. Recuperado de https://www.thues.com/upload/pdf/2012/CDST12_IJTEL.pdf

Daniel, Ben. (2014). Big Data and analytics in higher education: Opportunities and challenges. *British Journal of Educational Technology*, 904-920. <https://doi.org/10.1111/bjet.12230>

De Freitas, Sara; Gibson, David; Du Plessis, Coert; Halloran, Pat; Williams, Ed; Ambrose, Matt; Dunwell, Ian & Arnab, Sylvester. (2014). Foundations of dynamic learning analytics: Using university student data to increase retention. *British Journal of Educational Technology*, 1175-1188. <https://doi.org/10.1111/bjet.12212>

Dietz-Uhler, Beth & Hurn, Janet. (2013). Using Learning Analytics to Predict (and Improve) Student Success: A Faculty Perspective. *Journal of Interactive Online Learning*, 17-26. Recuperado de <https://eric.ed.gov/?id=EJ1032978>

Elias, Tania. (2011). Learning analytics: Definitions, Process and Potential. 1-23. Recuperado de https://www.researchgate.net/publication/327220025_Learning_Analytics_Definitions_Processes_and_Potential

Fournier, Helene; Kop, Rita & Sitlia, Hanan. (2011). The value of learning analytics to networked learning on a personal learning environment. Proceedings of the 1st International Conference on Learning Analytics and Knowledge, LAK 2011. ACM Digital Library. pp. 104-109. Banff, Alberta, Canadá: Doi:10.1145/2090116.2090131

Gašević, Dragan; Dawson, Shane; Rogers, Tim & Gasevic, Danijela. (2016). Learning analytics should not promote one size fits all: The effects of instructional conditions in predicting academic success. *Internet and Higher Education*, (28) pp. 68-84. Recuperado de <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S1096751615300038>

Muñoz Díaz, Joaquín Ignacio. (2017). *Estudio de la relación entre la actividad online y el rendimiento académico de estudiantes de ingeniería y educación en dos sistemas de aprendizaje*. Santiago de Chile: Universidad de Chile. Recuperado de <http://repositorio.uchile.cl/handle/2250/146689>

Picciano, Anthony. (2012). The Evolution of Big Data and Learning Analytics in American Higher Education. *Journal of Asynchronous Learning Network* 16(4). DOI: 10.24059/olj.v16i3.267

Rossetti, S. (2017). Learning analytics para determinar la relación entre uso de un learning management system y rendimiento académico. In: *XXII Congreso Internacional de Contaduría, Administración e Informática*. [online] Ciudad de México: UNAM, ANFECA, ALAFEC, pp.1-19. Recuperado de: <http://congreso.investiga.fca.unam.mx/docs/xxii/docs/7.05.pdf>

Sclater, Niall; Peasgood, Alice & Mullan, Joel. (2016). *Learning Analytics in Higher Education: A review of UK and international practice*. Bristol: Jisc. Recuperado de https://www.jisc.ac.uk/sites/default/files/learning-analytics-in-he-v2_0.pdf

Yáñez, Patricio. (2016). El proceso de aprendizaje: fases y elementos fundamentales. Revista San Gregorio, 1(11), pp. 70-81. Recuperado de <http://oaji.net/articles/2016/3757-1472501941.pdf>

Yu, Taeho, & Jo, Il-Hyun. (2014). Educational technology approach toward learning analytics: relationship between student online behavior and learning performance in higher education. *Proceedings of the Fourth International Conference on Learning Analytics And Knowledge*. pp. 269-270. Indianapolis: ACM. Recuperado de https://www.researchgate.net/publication/262325208_Educational_technology_approach_toward_learning_analytics_relationship_between_student_online_behavior_and_learning_performance_in_higher_education