

MONOGRÁFICO / MONOGRÁFICO

Analítica del aprendizaje y la educación (Learning Analytics and education)
Analítica da aprendizagem e da educação (Learning Analytics and Education)

COORDINADORA / COORDENADORA: M^a Covadonga de la Iglesia Villasol

SUMARIO / SUMÁRIO

Presentación / Apresentação

Gabriela Sabulsky, *Analíticas de aprendizaje para mejorar la enseñanza y el seguimiento a través de entornos virtuales*

Arturo Corona Ferreira y otros, *Analítica del aprendizaje y las neurociencias educativas: nuevos retos en la integración tecnológica*

M^a Covadonga de la Iglesia Villasol, *Learning Analytics para una visión tipificada del aprendizaje de los estudiantes. Un estudio de caso*

Ismene Ithaí Bras Ruiz, *Learning Analytics como cultura digital de las universidades: Diagnóstico de su aplicación en el sistema de educación a distancia de la UNAM basado en una escala compleja*

Maurício Vieira Dias Júnior e Luís Paulo Leopoldo Mercado, *Ações docentes nos Ambientes Virtuais de Aprendizagem proporcionadas pelas ferramentas de Learning Analytics*

Shamaly Alhelí Niño Carrasco, Juan Carlos Castellanos Ramírez y Esperanza Viloria Hernández, *Una propuesta piloto de herramienta analítica del aprendizaje para la mejora de procesos colaborativos en la plataforma Blackboard*

Iñigo Arriaran Olalde y Nagore Ipiña Larrañaga, *Indicadores necesarios para diseñar un dashboard desde la perspectiva de los profesores: un estudio cualitativo*

Gláucia Mirian de Oliveira Souza Barbosa, João Batista Carvalho Nunes y João Bosco Chaves, *Ação dos tutores e sua relação com o desempenho dos estudantes em curso de Licenciatura em Química sob a perspectiva da analítica da aprendizagem*

Julio Barroso Osuna, Vissy Yanet Matos Alcántara y Sonia Aguilar Gavira, *Análisis de los recursos, usos y competencias tecnológicas del profesorado universitario para comprender y mejorar el proceso de aprendizaje del alumnado*



REVISTA IBERO AMERICANA

de Educación
de Educação

Analítica del aprendizaje y la educación
(Learning Analytics and education)
clasificación, descripción y predicción
del aprendizaje de los estudiantes

Analítica da aprendizagem e da educação
(Learning Analytics and Education)
classificação, descrição e previsão
da aprendizagem do aluno

© OEI, 2019

Análitica del aprendizaje y la educación (*Learning Analytics and education*)

Análitica da aprendizagem e a educação (*Learning Analytics and Education*)

Revista Iberoamericana de Educación / *Revista Ibero-americana de Educação*

Vol. 80. Núm. 1

Mayo-Agosto / *Maio-Agosto*

Madrid, OEI, 2019

218 páginas

Revista cuatrimestral / *Revista quadrimestral*

EDITA

Educación Superior, Ciencia y EFTP

Organización de Estados Iberoamericanos para la Educación, la Ciencia y la Cultura (OEI)

Bravo Murillo, 38. 28015 - Madrid, España / Tel.: (34) 91 594 43 82

rie@oei.org.es

www.rieoei.org

ISSN: 1022-6508 - ISSNe: 1681-5653

Depósito Legal: BI-1094-1993

TEMAS / TEMAS

analítica del aprendizaje; big data; Learning analytics; minería de datos

analítica da aprendizagem; big data; Learning analytics; mineração de dados

La REVISTA IBEROAMERICANA DE EDUCACIÓN

puede adquirirse en formato digital, mediante suscripción a través de nuestra página web <https://mailing.oei.es/subscription/MsYPy5VL6>

A REVISTA IBERO-AMERICANA DE EDUCAÇÃO

pode adquirir-se em formato digital, mediante assinatura através de nosso site <https://mailing.oei.es/subscription/MsYPy5VL6>

La REVISTA es una publicación indexada en: / A REVISTA é uma publicação indexada em:

REDIB: www.redib.org/

LATINDEX: www.latindex.unam.mx

IRISIE: www.iisue.unam.mx/irisie

Dialnet: <https://dialnet.unirioja.es/>

DOAJ: <https://doaj.org/>

ABES SUDOC: www.sudoc.abes.fr

Biblioteca Digital: www.oei.es/bibliotecadigital.php

Qualis - CAPES: <http://qualis.capes.gov.br/webqualis>

Portal periodicos. Capes: <http://www.periodicos.capes.gov.br/>

La Revista selecciona los trabajos mediante el sistema de arbitraje «cego por pares» a través de especialistas externos a la Redacción.

A Revista seleciona os trabalhos mediante o sistema de arbitragem «cego por pares» através de especialistas externos à Redação.

Todos los números MONOGRÁFICOS pueden ser consultados en los formatos HTML y PDF en la web de la revista. Además en la web se editan números especiales no temáticos dedicados a recoger «Investigaciones y estudios» de los lectores, «Experiencias e innovaciones», artículos de «Opinión», entre otras secciones, que puedan servir de referencia u objeto de estudio para quienes trabajan o investigan en el campo de la educación en Iberoamérica.

Todos os números TEMÁTICOS podem ser consultados nos formatos HTML e PDF no site da revista. Além disso, RIE apresenta números especiais não temáticos com espaços abertos à recepção de «Investigações e estudos» dos leitores, «Debates» sobre temas propostos pela comunidade acadêmica, «Experiências e inovações», artigos de «Opinião», entre outras seções que possam servir de referência ou objeto de estudo para quem trabalha ou pesquisa no campo da educação na comunidade Ibero-americana.

La OEI no se responsabiliza de las opiniones expresadas en los artículos firmados ni comparte necesariamente las ideas manifestadas en los mismos. Igualmente, no mantiene correspondencia con los autores de trabajos no solicitados.

A OEI não se responsabiliza pelas opiniões expressas nos artigos assinados nem compartilha necessariamente as ideias manifestadas nos mesmos. Igualmente, não mantém correspondência com os autores de trabalhos não solicitados.

CONSEJO DE REDACCIÓN / CONSELHO DE REDAÇÃO

Director / Diretor: Alejandro Tiana

Educación Superior, Ciencia y EFTP: Ana Capilla

Equipo de redacción / Equipe de redação: Juan Carlos Toscano, Bárbara García, Paula Sánchez-Carretero, Andrés Viseras

Traducción (portugués) / Tradução (português): Elaine C. Vernek Troster

COORDINADORA DE ESTE NÚMERO / COORDENADORA DESTE NÚMERO

M^o Covadonga de la Iglesia Villalobos, Facultad de Cs. Económicas y Empresariales, Universidad Complutense de Madrid (UCM), España.

CONSEJO ASESOR / CONSELHO ASSESSOR

Joaquim Azevedo, Universidade Católica Portuguesa (Portugal)

Daniel Filmus, ex ministro de Educación, Ciencia y Tecnología (Argentina)

Andoni Garritz, Universidad Nacional Autónoma de México, director de la Revista Educación Química

Daniel Gil, Universidad de Valencia (España)

Miquel Martínez y Martín, Universidad de Barcelona (España)

Sylvia Schmelkes, Centro de Investigaciones y Estudios Avanzados, CINVESTAM (México)

Paulo Speller, ex Secretario General de la OEI

Flavia Terigi, Universidad de Buenos Aires (Argentina)

COMITÉ CIENTÍFICO / COMITÊ CIENTÍFICO

António Manuel Águas Borralho, Universidade de Évora, Portugal.

Teresita Alzate Yepes, Universidad de Antioquia, Colombia.

María José Bautista-Cerro Ruiz, Universidad Nacional de Educación a Distancia (UNED), España.

Jorge Bonito, Universidade de Évora, Portugal.

Elsa Piedad Cabrera Murcia, Facultad de Educación, Pontificia Universidad de Chile.

María Clemente Linuesa, Universidad de Salamanca, España.

María Inmaculada Egidio Gálvez, Universidad Autónoma de Madrid, España.

Isabel Patricia Espino Barrera, Universidad Santo Tomás, Chile.

Manuel Ferraz Lorenzo, Universidad de La Laguna, España.

Rafael Guimarães Botelho, Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia do Rio de Janeiro (IFRJ), Brasil.

Eduardo Lautaro Galak, Universidad Nacional de La Plata, Argentina.

Isabel María Gallardo Fernández, Universidad de Valencia, España.

María Teresa Gómez del Castillo, Universidad de Sevilla, España.

María Ángeles González Galán, Universidad Nacional de Educación a Distancia (UNED), España.

Agustín de la Herrán Gascón, Universidad Autónoma de Madrid, España.

Gregorio Jiménez Valverde, Universidad de Barcelona, España.

Juan José Leiva Olivencia, Universidad de Málaga, España.

Márcia Lopes Reis, Universidade Estadual Paulista - UNESP, Brasil.

María del Carmen Lorenzatti, Universidad Nacional de Córdoba, Argentina.

Valentín Martínez-Otero Pérez, Universidad Complutense de Madrid, España.

William Moreno Gómez, Universidad de Antioquia, Colombia.

Juan Vicente Ortiz Franco, Fundación Universitaria Los Libertadores, Colombia.

Ondina Pena Pereira, Universidade Católica de Brasília, Brasil.

Rafael Pérez Flores, Universidad Autónoma Metropolitana, México.

Carmen Nieves Pérez Sánchez, Universidad de La Laguna, España.

María Eveline Pinheiro Villar de Queiroz, Ministério da Educação, Brasil.

José Quintanal Díaz, Universidad Nacional de Educación a Distancia, España.

Francisco Ramos Calvo, Loyola Marymount University, EE.UU.

Marta Ruiz Corbella, Universidad Nacional de Educación a Distancia (UNED), España.

José Armando Salazar Ascencio, Universidad de La Frontera, Chile.

Ángel San Martín Alonso, Universidad de Valencia, España.

Marco Silva, Universidade do Estado do Rio de Janeiro (UERJ), Brasil.

Liliana Soares Ferreira, Universidade Federal de Santa Maria, Brasil.

Joan Andrés Traver Martí, Universidad Jaime I, España.

Rosa Vázquez Recio, Universidad de Cádiz, España

María Jesús Vitón de Antonio, Universidad Autónoma de Madrid, España.

Cleci Werner da Rosa, Universidade de Passo Fundo, Brasil.



REVISTA IBEROAMERICANA DE EDUCACIÓN *REVISTA IBERO-AMERICANA DE EDUCAÇÃO*

Volumen 80. Número 1

Mayo-Agosto / Maio-Agosto 2019

MONOGRÁFICO / MONOGRÁFICO

Analítica del aprendizaje y la educación (*Learning Analytics and education*)

Analítica da aprendizagem e da educação (*Learning Analytics and education*)

Coordinadora / *Coordenadora*: M^a Covadonga de la Iglesia Villasol

SUMARIO / SUMÁRIO

M^a Covadonga de la Iglesia Villasol, Presentación/Apresentação.....9

Gabriela Sabulsky, Analíticas de aprendizaje para mejorar la enseñanza y el seguimiento a través de entornos virtuales..... 13

Arturo Corona Ferreira y otros, Analítica del aprendizaje y las neurociencias educativas: nuevos retos en la integración tecnológica.31

M^a Covadonga de la Iglesia Villasol, Learning Analytics para una visión tipificada del aprendizaje de los estudiantes. Un estudio de caso55

Ismene Ithaí Bras Ruiz, Learning Analytics como cultura digital de las universidades: Diagnóstico de su aplicación en el sistema de educación a distancia de la UNAM basado en una escala compleja89

Maurício Vieira Dias Júnior e Luís Paulo Leopoldo Mercado, Ações docentes nos Ambientes Virtuais de Aprendizagem proporcionadas pelas ferramentas de Learning Analytics 117

Shamaly Alhelí Niño Carrasco, Juan Carlos Castellanos Ramírez y Esperanza Viloría Hernández, Una propuesta piloto de herramienta analítica del aprendizaje para la mejora de procesos colaborativos en la plataforma Blackboard..... 139

<i>Iñigo Arriaran Olalde y Nagore Ipiña Larrañaga</i> , Indicadores necesarios para diseñar un dashboard desde la perspectiva de los profesores: un estudio cualitativo	157
<i>Gláucia Mirian de Oliveira Souza Barbosa, João Batista Carvalho Nunes y João Bosco Chaves</i> , Ação dos tutores e sua relação com o desempenho dos estudantes em curso de Licenciatura em Química sob a perspectiva da analítica da aprendizagem..	167
<i>Julio Barroso Osuna, Vissy Yanet Matos Alcántara y Sonia Aguilar Gavira</i> , Análisis de los recursos, usos y competencias tecnológicas del profesorado universitario para comprender y mejorar el proceso de aprendizaje del alumnado	193

M O N O G R Á F I C O

Analítica del aprendizaje y la educación
(Learning Analytics and education)



Analítica da aprendizagem e da educação
(Learning Analytics and education)

Presentación. Learning Analytics and Education: clasificación, descripción y predicción del aprendizaje de los estudiantes

Apresentação. Learning Analytics and Education: classificação, descrição e previsão da aprendizagem dos estudantes

Presentation. Learning Analytics and Education: classification, description and prediction of student learning

M^a Covadonga de la Iglesia Villasol  

Universidad Complutense de Madrid (UCM), España.

En la era digital el docente e investigador asume muy diversos roles, que pasan por ser orientador, generador y evaluador de contenidos multimedia y multiformato, o ser analista de datos, encaminado a la gestión y el análisis de la información obtenida con objeto de conocer mejor su propia acción docente, la tipología de sus estudiantes y sus resultados, o las actitudes y el compromiso que con el programa formativo adquieren. Penetrar en la niebla instalada, a la que se refieren Long y Siemens (2011), lleva a afirmar sin fisuras que el análisis de los datos va a tener (tiene ya) un papel significativo en el futuro de la Educación, para todos los agentes implicados, los profesores y educadores, los propios estudiantes y los gestores o responsables de los centros, por cuanto permite conocer la eficiencia de los recursos empleados, la existencia de nichos de ventajas competitivas, mejoras en la calidad y rendimientos de la experiencia de aprendizaje.

La extraordinaria proliferación, en la última década, de investigación empírica en este ámbito agrupada en comunidades de aprendizaje distintas, ordena y sintetiza los usos del ingente volumen de información de los estudiantes que queda registrada en los diversos senderos digitales (uso de foros, *blogs*, campus virtuales, *intranet*, etc), validados tanto para definir *perfiles*, a partir de datos estáticos (aspectos demográficos, sociales, familiares, o del pasado

Na era digital o professor pesquisador assume diversos papéis, que vão desde o de orientador, gerador e avaliador de conteúdos multimídia e multiformato até o de analista de dados, visando a gestão e a análise das informações obtidas, a fim de conhecer melhor a sua própria atividade docente, a tipologia de seus alunos e seus resultados, ou as atitudes e o compromisso adquiridos com o programa de formação. Penetrar o nevoeiro instalado, ao qual Long e Siemens (2011) se referem, leva a afirmar claramente que a análise dos dados terá (já tem) um papel significativo no futuro da Educação para todos os agentes envolvidos, os professores e educadores, os próprios estudantes e os gestores ou responsáveis pelas instituições de ensino, uma vez que permite conhecer a eficiência dos recursos utilizados, a existência de nichos de vantagens competitivas, que representam melhorias da qualidade e do desempenho da experiência de aprendizagem.

Na última década, o extraordinário crescimento da pesquisa empírica neste campo, identificado em diferentes comunidades de aprendizagem, organiza e sintetiza a utilização do elevado volume de informação dos estudantes, que é observada em diversos recursos digitais (uso de fóruns, blogs, campus virtuais, intranet, etc.). Tais recursos são validados tanto para definir perfis a partir de dados estáticos (aspectos demográficos, sociais, familiares ou do passado acadêmico) e/ou de dados dinâmicos (referentes ao

académico) y/o *datos dinámicos* (referidos al proceso de aprendizaje: compromiso con el proceso, comportamiento, rendimiento, satisfacción, valoraciones, etc.), como para disponer de indicadores que profundizan en la aplicación de métodos y herramientas en análisis descriptivos, predictivos y/o prescriptivos con recomendaciones desde la óptica de la Analítica del Aprendizaje (*Learnig Analytics*), justificados en aras de facilitar y mejorar el aprendizaje en su conjunto, no solo convirtiendo los datos en conocimiento, sino también filtrándolo para la toma de decisiones.

Siguiendo la literatura empírica cabe establecer una clasificación de los usos los datos en la Analítica del aprendizaje, por ejemplo, referidos a la predicción del rendimiento del alumno, proporcionar retroalimentación para los instructores, agrupación de estudiantes por perfiles de aprendizajes, detectar conductas atípicas o ritmos diferenciados, análisis de usos en redes sociales, análisis del desarrollo de competencias, planificación y programación de cursos, etc, por lo que el campo de la investigación empírica está abonada para las generaciones de docentes.

Percibir el alcance futuro de la *Analítica del Aprendizaje*, puede hacerse a partir de la revisión de las implementaciones que ya son una realidad en diversos Centros Educativos y Universidades, tanto por registros de planes formativos formales (reglados) o informales, con casos de adaptación de tecnologías, innovaciones educativas, o buenas prácticas a imitar, que coleccionan diversos enfoques multidisciplinares, dada la porosidad en los márgenes entre las investigaciones de las distintas disciplinas más instrumentales como la estadística, la inteligencia artificial, la ciencia computacional, o genéricas como la educación y los estilos de aprendizaje o específicas como el diseño de perfiles psicológicos, conductuales y cognitivos.

processo de aprendizagem: compromisso com o processo, comportamento, desempenho, satisfação, avaliações, etc.) quanto para obter indicadores que explorem a aplicação de métodos e ferramentas em análises descritivas, preditivas e/ou prescritivas, com recomendações a partir da perspectiva da Analítica da Aprendizagem (Learning Analytics), que são demonstrados a fim de facilitar e melhorar a aprendizagem como um todo, não apenas transformando os dados em conhecimento, mas também realizando uma filtragem para a tomada de decisão.

De acordo com a literatura empírica, cabe estabelecer uma classificação da utilização dos dados na Analítica da Aprendizagem, por exemplo, em relação à previsão do desempenho do aluno, fornecer feedback aos instrutores, agrupar os alunos por perfis de aprendizagem, identificar comportamentos atípicos ou ritmos diferenciados, analisar o uso em redes sociais, analisar o desenvolvimento de competências, realizar o planejamento e a programação de cursos, etc. Portanto, o campo de pesquisa empírica oferece diversas oportunidades para gerações de professores.

A percepção da futura dimensão da Analítica da Aprendizagem pode ser feita a partir da análise das implementações que já são uma realidade em muitas escolas e universidades, tanto pela existência de planos de formação formais (regulados) ou informais quanto pelos casos de adaptação de tecnologias, inovações educacionais ou boas práticas a serem reproduzidas, que apresentam diversas abordagens multidisciplinares, dada a porosidade nas margens entre as investigações das distintas disciplinas mais instrumentais, tais como a estatística, a inteligência artificial, a ciência da computação, ou mais genéricas, como a educação e os estilos de aprendizagem ou específicas, tais como a concepção de perfis psicológicos, comportamentais e cognitivos.

La definición oficial de *Learning Analytics* se fecha en la convocatoria de la *First International Conference on Learning Analytics and Knowledge (LAK 2011)*, y ha sido adoptada por la Society for Learning Analytics Research (SoLAR), como *la medición, recopilación, análisis e informe de datos sobre los alumnos y sus contextos, con el fin de comprender y optimizar el aprendizaje y los entornos en los que se produce*. Es a partir de esta definición y las consideraciones previas, que las temáticas acotadas sobre las que versa este número monográfico son: 1) Investigaciones y estudios relacionados con el uso de *big data* en el entorno educativo y sus implicaciones; 2) Investigaciones y estudios que aportan estudios de caso del desarrollo de iniciativas de *Learning Analytics* para el estudio de desarrollo de competencias; 3) Investigaciones y estudios que analizan o evalúan buenas prácticas nacionales vs internacionales; 4) Trabajos innovadores sobre el diseño, evaluación e implementación de programas formativos basados en estudios del *Learning Analytic*, y 5) Retos y oportunidades para una docencia de calidad de disponer de herramientas de análisis de masiva información, por ejemplo.

La selección realizada de los trabajos publicados responde a diversos criterios, especialmente dar una visión radial y panorámica de las temáticas alineadas con las líneas prefijadas en las que se pueden agrupar las investigaciones más recientes. Se agradece a todos los autores que se han interesado por publicar en este monográfico sus aportaciones y la calidad en sus propuestas, recogiendo el reto de adentrarse en este campo de investigación que promete ser muy fructífero.

A definição oficial de *Learning Analytics* é datada na convocação da *First International Conference on Learning Analytics and Knowledge (LAK 2011)* e foi adotada pela *Society for Learning Analytics Research (SoLAR)* como *a medição, coleta, análise e geração de relatórios de dados sobre os alunos e seus contextos, a fim de compreender e otimizar a aprendizagem e os ambientes em que ela ocorre. É a partir desta definição e das considerações anteriores que os temas demarcados abordados nesta edição monográfica são: 1) Pesquisa e estudos relativos ao uso de big data no ambiente educacional e suas implicações; 2) Pesquisas e estudos que fornecem estudos de caso sobre o desenvolvimento de iniciativas de Learning Analytics para o estudo do desenvolvimento de competências; 3) Pesquisas e estudos que analisam ou avaliam as boas práticas nacionais versus internacionais; 4) Trabalhos inovadores na concepção, avaliação e implementação de programas de formação baseados em estudos de Learning Analytics e 5) Desafios e oportunidades para um ensino de qualidade que disponha de ferramentas para a análise de informação massiva, por exemplo.*

A seleção dos trabalhos publicados responde a diversos critérios, especialmente o de proporcionar uma visão radial e panorâmica dos temas que estão alinhados com linhas preestabelecidas, nas quais as pesquisas mais recentes podem ser agrupadas. Agradecemos a todos os autores que se interessaram em publicar suas contribuições nesta monografia e pela qualidade de suas propostas, aceitando o desafio de entrar neste campo de pesquisa que promete ser muito frutífero.

Referencia bibliográfica

Long, Ph. y Siemens, G. (2011). Penetrating the Fog: Analytics in Learning and Education. *EDUCAUSE Review*, 46(5), 30-40.

Analíticas de aprendizaje para mejorar la enseñanza y el seguimiento a través de entornos virtuales

Gabriela Sabulsky ¹  

¹ Universidad Nacional de Córdoba (UNC), Argentina

Resumen. El presente artículo de revisión bibliográfica sobre el tema analíticas de aprendizaje es una recopilación de las principales ideas que sostienen algunos de sus impulsores. Las analíticas de aprendizaje son dispositivos tecnológicos que se incorporan a entornos virtuales de interacción, con el fin de registrar las huellas digitales que dejan quienes participan en ellos, creando grandes bases de datos. Nos proponemos identificar autores referentes en el campo, explicar qué son las analíticas de aprendizaje, reconocer su aplicación en entornos educativos cerrados y abiertos (redes y aplicaciones web) y concluir con una reflexión que pretende imaginar las analíticas al servicio del aprendizaje.

Palabras clave: Analítica de aprendizaje; sistemas de gestión del aprendizaje; redes sociales; metacognición.

Analíticas de Aprendizagem para melhorar o ensino e o monitoramento por meio de ambientes virtuais

Resumo. O presente artigo de revisão bibliográfica sobre o tema Analíticas de Aprendizagem é uma compilação das principais ideias que sustentam alguns de seus impulsores. As Analíticas de Aprendizagem são dispositivos tecnológicos que são incorporados a ambientes virtuais de interação, a fim de registrar as marcas digitais deixadas por aqueles que participam do processo, criando grandes bancos de dados. A nossa proposta é identificar os principais autores no campo, explicar quais são as Analíticas de Aprendizagem, reconhecer sua aplicação em ambientes educacionais fechados e abertos (redes e aplicativos web) e concluir com uma reflexão que visa imaginar as Analíticas a serviço da aprendizagem.

Palavras-chave: Analítica da Aprendizagem; sistemas de gestão de aprendizagem; redes sociais; metacognição.

Learning Analytics to improve teaching and monitoring through virtual environments

The present text is the result of a bibliographical review on the topic Analytics of Learning. Learning Analytics are technological devices that are incorporated into virtual environments of interaction, in order to register the fingerprints that leave participating in them, creating large databases. We aim to identify relevant authors in the field, to explain what the Learning Analyzes are, to recognize their application in closed and open educational environments (networks and web applications) and to conclude with a reflection that pretends to imagine the Analytics in the service of learning.

Keywords: Learning analytics; learning management systems; social networks; metacognition.

1. Presentación

El presente artículo es fruto de una revisión bibliográfica sobre el tema analíticas de aprendizaje, que pretende sistematizar algunos aportes teóricos y visualizar su potencialidad para la mejora de los procesos educativos. Las analíticas de aprendizaje son dispositivos tecnológicos¹ que se incorporan a

¹ Del latín dispositus (“dispuesto”, un dispositivo es un aparato o mecanismo que desarrolla determinadas acciones. Su nombre está vinculado a que dicho artificio está dispuesto para cumplir con su objetivo.

las plataformas educativas o redes sociales con el fin de registrar la actividad de los estudiantes, creando grandes bases de datos. La Society for Learning Analytics Research lo define como un campo de estudio y lo describe como “la medición, recolección, análisis y presentación de datos sobre los alumnos y sus contextos, con el propósito de comprender y optimizar el aprendizaje y los entornos en los que se produce” (Long y Siemens, 2011, p. 34). Suthers y Verbert (2013), por su parte, lo definen como un campo que se sitúa a medio camino entre las ciencias del aprendizaje, la investigación educativa y el uso de técnicas computacionales para capturar y analizar datos.

Este tema ha sido poco desarrollado en nuestro contexto académico por desconocimiento de los dispositivos técnicos para su aplicación, por presuponer que se desprende de una concepción mercantilista de la educación y porque la mayor parte de la producción teórica se encuentra en idioma inglés. Haciendo un esfuerzo por despejar ideas, nos interesa, a priori, identificar autores clave sobre el tema; explicar qué son las analíticas de aprendizaje; reconocer su aplicación en entornos cerrados, como son por ejemplo las plataformas educativas; y, en entornos abiertos de aprendizaje, como son los medios sociales, por mencionar algunas de sus aplicaciones; para cerrar con una reflexión que pretende imaginar la analítica al servicio del aprendizaje.

14

La metodología seguida para el presente artículo asumió el formato de revisión bibliográfica, en tanto pretendía conformar los antecedentes de un marco teórico para desarrollar posteriormente un trabajo de indagación. Por tanto, fue necesario, en primera instancia, definir el problema que delimitó la búsqueda. En tal sentido, nos propusimos rastrear los orígenes del concepto, sus principales impulsores y los significados que ellos proponen. Como criterio de búsqueda se estableció el nombre completo en inglés *Learning Analytics*. La búsqueda inicial se realizó a través de Google Scholar. Sin embargo, de la información obtenida, se seleccionaron sólo artículos incluidos en el *Journal of Learning Analytics*, por entender que se trata de una publicación clave, que desde el año 2014 se ha convertido en un referente en el tema. En una segunda fase, la búsqueda se realizó a través de autores relevantes: Shum Buckingham, George Siemens, Francisco-José García-Peñalvo y Erik Duval; la definición de estos nombres se realizó consultando a una especialista en el tema, quien además validó la selección realizada. La pregunta principal (a modo de hipótesis) que orientó la búsqueda fue: ¿cómo se definen las analíticas de aprendizaje desde el pensamiento de quienes introducen el concepto en el mundo académico? Recuperar el sentido original, más allá de sus interpretaciones y usos posteriores, nos permitió acercarnos a la potencialidad de la idea. Nos interesó analizar una temática poco explorada y encontrarle un sentido

propio a nuestro contexto y prácticas de enseñanza en entornos virtuales, pensando estas herramientas como una oportunidad para transparentar los procesos que genera la relación entre aprendizaje y tecnologías.

2. Relaciones de fuerza entre sujetos y tecnologías

El impacto de las transformaciones macrosociales encuentra respuestas singulares en la educación superior; por ejemplo, la adopción explosiva de las tecnologías (Levine, 2006). Desde una perspectiva optimista sobre la incorporación de la tecnología en la educación, la UNESCO (1998) define líneas de acción a corto, mediano y largo plazo considerando la inclusión de tecnologías como un aspecto clave para pensar en una mejora y transformación de la educación superior. Sólo un par de años después de la aparición formalizada del proyecto Sociedad de la Información, concebido entre 1991 y 1994 (Becerra, 2010), la UNESCO propuso la inclusión de las nuevas tecnologías en la educación superior en los siguientes términos:

Los rápidos progresos de las nuevas tecnologías de la información y la comunicación seguirán modificando la forma de elaboración, adquisición y transmisión de los conocimientos. También es importante señalar que las nuevas tecnologías brindan posibilidades de renovar el contenido de los cursos y los métodos pedagógicos, y de ampliar el acceso a la educación superior. No hay que olvidar, sin embargo, que la nueva tecnología de la información no hace que los docentes dejen de ser indispensables, sino que modifica su papel en relación con el proceso de aprendizaje, y que el diálogo permanente que transforma la información en conocimiento y comprensión pasa a ser fundamental... (UNESCO, 1998).

15

Sin embargo, sería un reduccionismo analizar las transformaciones socioculturales sólo a partir del surgimiento de los desarrollos tecnológicos, por el contrario es conveniente vincular la emergencia y la consiguiente expansión de las tecnologías a un cierto número de procesos socioculturales, que contribuyen al arraigo y la transformación de la sociedad (Miege, 2010):

Entre determinaciones técnicas y los procesos de arraigo social de las herramientas y los servicios asociados, se establecen relaciones de dependencia y determinación entrelazadas... (p.23).

Estamos analizando en este punto la relación entre tecnología y transformaciones sociales para desarmar la idea del **impacto tecnológico**, metáfora que según Lévy (2007) ha sido mal utilizada. ¿Vienen las técnicas de otro planeta? ¿Es la tecnología un actor autónomo, separado de la sociedad y la cultura, una entidad pasiva y percutida por un agente exterior?, se pregunta este autor. Nos interesa señalar sobre este aspecto la relación

dialógica entre lo técnico, lo social y lo cultural. Si una tecnología cobra importancia en el seno de una sociedad es porque sus miembros se apropian de ella, a la vez que la transforman y se transforman en un juego bidireccional (Burbules y Callister, 2001). Las prácticas sociales habilitan ciertos usos de tecnologías, a la vez que las tecnologías modifican esas mismas prácticas culturales que le dieron vida.

Sin embargo, este movimiento bidireccional no es neutral, según Lévy (2007) “las técnicas son portadoras de proyectos, de esquemas imaginarios, de implicaciones sociales y culturales muy variadas. Su presencia y su uso en tal lugar y en tal época cristalizan en unas relaciones de fuerza cada vez diferentes entre seres humanos” (p. 7).

Nos interesa resaltar esta cuestión, considerando que en la base del diseño y creación de todo dispositivo tecnológico; por ejemplo, en nuestro caso las analíticas de aprendizaje, hay ideas, proyectos, que cristalizan una relación de fuerzas tanto de quienes los diseñan como de quienes los usan. Según Doueihy (2010) la tecnología se diseña con una intencionalidad, posee una agenda de acciones y los usuarios nos movemos dentro de esos límites, siendo pocos los manipuladores en términos que pueden traspasar la frontera y modificar la propia tecnología.

16

Aparece entonces una suerte de determinismo tecnológico, que nos hace dependientes de lo que la tecnología nos ofrece, sin tener competencias para intervenir. Esto sucede, en parte, por la disociación entre los productores y consumidores/usuarios de la tecnología y de la dificultad asociada a ello para entender el lenguaje de las ciencias de la computación o programación. Según Lévy (2007) la fluidez y la mutación constante del lenguaje digital, explicaría, en parte, la sensación de impacto, de exterioridad y de extrañeza que invade a las personas cuando entran en relación con un artefacto nuevo, el cual modifica sus prácticas sociales y profesionales. Se trata, según Lévy, de un devenir colectivo complejo que se cristaliza alrededor de objetos materiales, de programas informáticos y de dispositivos de comunicación.

A decir verdad, cada uno de nosotros se encuentra poco o mucho en este estado de desposesión. La aceleración es tan fuerte y tan general que incluso los que se consideran estar más ‘a la última’ están, en diversos grados, desbordados por el cambio, pues nadie puede participar activamente en la creación de transformaciones del conjunto de las especificidades técnicas, ni siquiera seguir las de cerca. (Lévy, 2007, p.12)

Según Tobeña (2011), en una sociedad globalizada, profundamente fragmentada y desigual, regida por lógicas mercantilistas, la tecnología asume cada vez más poder sobre la existencia humana. Siguiendo este planteo, Sadin (2013) nos lleva a pensar un poco más allá:

esa “familiaridad carnal” (con la tecnología) viene acompañada por una distancia creciente, por una forma de invisibilidad del proceso en curso. Esto es muy emblemático en lo que atañe a los Data Centers que contribuyen a modelar las formas de nuestro mundo y escapan a toda visibilidad. Es una necesidad técnica. Sin embargo, esa tensión señala lo que se está jugando en nuestro medio ambiente digital contemporáneo: por un lado, una impregnación continua de los sistemas electrónicos, y, por el otro, una forma de opacidad sobre los mecanismos que la componen (párr. 15).

Por tanto, si esto es así, podemos imaginar que la relación de fuerzas entre las tecnologías y los sujetos es desigual, que existe un progresivo control de la tecnología sobre los actos de los usuarios; cuestión, que se irá incrementando con el paso del tiempo. Así lo dice el autor, llevándonos a plantear una delegación progresiva de los actos humanos a los sistemas inteligentes:

Esta dimensión en curso se amplificará en los próximos años. Además, nuestras vidas individuales y colectivas están cada vez más reorientadas por sistemas que nos conocen con mucha precisión, que nos sugieren ofertas hiper individualizadas, que nos aconsejan este u otro comportamiento. Por medio del uso de nuestros protocolos de interconexión se opera una cuantificación continua de los gestos, la cual autoriza un “asistente robotizado” expansivo de las existencias (Sadin, 2013, párr. 7).

Si esto es cierto, parafraseando a Sadin (2013), nos preguntamos entonces ¿qué margen tenemos para transformarnos en manipuladores con la tecnología?, ¿podemos acercarnos a las funcionalidades técnicas, revelar sus intenciones y hacer un uso inteligente de la técnica?

Los dispositivos tecnológicos son -desde esta perspectiva que estamos planteando en nuestro trabajo- coercitivos y productivos: limitan las clases de actividades que pueden llevarse a cabo, pero también instituyen nuevas prácticas. Nos interesa entonces -como punto de partida- en el próximo apartado, definir qué son las analíticas de aprendizaje para empezar a pensar en este dispositivo, el cual nos imaginamos como coercitivo y productivo en las prácticas educativas de los entornos virtuales.

3. Acerca de las analíticas de aprendizaje

Las analíticas de aprendizaje son definidas por Suthers y Verbert (2013) como un campo de investigación, con su consecuente herramienta técnico para la recolección de datos. En el que se pretende, como campo de indagación, recolectar y analizar datos sobre las acciones que realizan los estudiantes en un entorno virtual de aprendizaje, con el fin de mejorar y adaptar las propuestas educativas virtuales. El *Informe Horizon* del The New Media Consortium y la Universitat Oberta de Catalunya plantean su implantación de cuatro a cinco años, y define que:

Las analíticas de aprendizaje consisten en la interpretación de un amplio rango de datos producidos y recogidos acerca de los estudiantes para orientar su progresión académica, predecir actuaciones futuras e identificar elementos problemáticos. El objetivo de la recolección, registro, análisis y presentación de estos datos es posibilitar que los profesores puedan adaptar de manera rápida y eficaz las estrategias educativas al nivel de necesidad y capacidad de cada alumno. Aun, en sus primeras etapas de desarrollo, las analíticas de aprendizaje responden a la necesidad de llevar a cabo el seguimiento y control de la actividad en el campus para la toma de decisiones estratégicas. Por otro lado, pretenden aprovechar la gran cantidad de datos producidos por los estudiantes en actividades académicas (Durall *et al.*, 2012, p.13)

18

Al parecer este pronóstico de implantación se ha cumplido en algunas partes del mundo, siendo los países europeos y anglosajones los que cuentan con mayor experiencia sobre esta temática. En nuestro contexto educativo latinoamericano no es un tema del todo instalado, siendo aún pocas las experiencias que aprovechan la integración de analíticas de aprendizaje como estrategia de seguimiento y mejora.

Tratando de entender qué son las analíticas de aprendizaje recurrimos al *Journal of Learning Analytics*², identificando algunos artículos de referentes teóricos, entre ellos se destacan: Buckingham (2012); Buckingham y Deakin (2016); Buckingham y Ferguson (2012); Siemens (2013); Gómez-Aguilar, García-Peñalvo y Therón (2014); García-Holgado y García-Peñalvo (2017). Estos autores coinciden en señalar lo fértil del campo aún en pleno desarrollo y la necesidad de migrar hacia una mirada más cualitativa de la información/datos recogidos. En especial, la revisión de Simon Buckingham Shum del Knowledge Media Institute, así como de Rebecca Ferguson del Institute of Educational Technology de la Open University y de George Siemens del Technology Enhanced Knowledge Research Institute, Universidad de Athabasca (los tres del ámbito anglosajón), nos permiten reconstruir históricamente el

² Disponible en <http://epress.lib.uts.edu.au/journals/index.php/JLA/issue/archive>

campo y entender cuáles son sus preocupaciones actuales. También García-Peñalvo de la Universidad de Salamanca, como director del grupo de investigación Grial (Grupo de investigación en Interacción y e-learning), se suma a la perspectiva de los tres primeros autores mencionados.

De hecho, según estos autores, un hito clave en la conformación de un campo de investigación y producción, fue la realización de la 1ª Conferencia Internacional sobre Aprendizaje Analytics & Knowledge, llevada a cabo en 2011, la cual logró formalizar a la comunidad académica sobre el tema. En ella se define la analítica de aprendizaje como:

la medición, recopilación, análisis y reporte de datos sobre los alumnos y sus contextos, con el propósito de comprender y optimizar el aprendizaje y los entornos en los que se produce (Buckingham y Ferguson, 2012 p. 4).

O bien como:

uso de estos datos y de cualquier otra observación adicional de la que se pueda obtener información, para tener un impacto directo sobre los estudiantes, los profesores y el proceso de aprendizaje (Long y Siemens, 2011).

Es interesante recuperar el foco puesto en el estudiante como beneficiario directo de la implementación de las analíticas de aprendizaje, esto es algo coincidente en todas las definiciones que encontramos de los autores citados.

Las analíticas de aprendizaje surgen en el ámbito de las organizaciones empresariales con la intención de conocer el comportamiento del consumidor externo. Este origen empresarial es uno de los factores que ha generado mayor resistencia, siendo el ámbito educativo uno de los más rezagados en tomarlo para fines propios. Según Buckingham y Ferguson (2012) las analíticas de aprendizaje tiene sus raíces en dos esfuerzos informáticos claves:

- **La inteligencia de negocios**, centrada en herramientas computacionales para mejorar la toma de decisiones organizativas, mediante la fusión eficaz de datos recopilados a través de diversos sistemas. La primera mención del término «análisis del aprendizaje» que hemos encontrado se relaciona con la inteligencia de negocios sobre productos y servicios de *e-learning* (Mitchell y Costello, 2000).
- **La minería de datos**, también llamada Knowledge Discovery in Databases (KDD), es el campo que se ocupa de emplear grandes cantidades de datos para apoyar el descubrimiento de información nueva y potencialmente útil (Piatetsky-Shapiro,

1995). Este campo reúne muchas corrientes de investigación en computación, incluyendo redes neuronales artificiales, aprendizaje bayesiano, construcción de árboles de decisión, aprendizaje basado en instancias, programación lógica, inducción de reglas y algoritmos estadísticos (Romero y Ventura, 2007, p. 3 y 4)

Otro antecedente importante mencionado por Buckingham y Ferguson (2012) es el proyecto Signals de la Universidad de Purdue realizado durante el año 2010:

un ejemplo estrella del campo de la aplicación exitosa de la analítica académica, reportando niveles significativamente más altos y tasas de retención que las observadas en los grupos control (Arnold, 2010; Pistilli y Arnold, 2012). El proyecto extrae datos de un VLE y combina esto con el modelado predictivo para proporcionar un semáforo rojo / ámbar / verde en tiempo real a los estudiantes y educadores, ayudando al personal a intervenir de manera oportuna donde sea más beneficioso, y dando a los estudiantes un sentido de su progreso (p. 4)

Siguiendo al mismo autor, nos muestra cómo desde la minería de datos se trata de vincular las analíticas de aprendizaje al ámbito educativo. Buckingham y Ferguson (2012) citan a Baker y Yacef (2009), al definir la Minería de Datos Educativos (EDM) como:

20

una disciplina emergente, relacionada con el desarrollo de métodos para explorar los tipos únicos de datos que provienen de los entornos educativos, y el uso de estos métodos para entender mejor a los estudiantes y los entornos en que aprenden. Las primeras publicaciones de EDM se pueden encontrar desde 1995, pero una visión general del campo muestra que los proyectos de investigación se multiplicaron después de la adopción generalizada de entornos virtuales de aprendizaje (VLEs) a principios del siglo XXI. (Romero y Ventura, 2007 citado en Buckingham, 2012).

Según Gómez-Aguilar *et al.* (2014) citando a Siemens (2011-2012) destacan la relación entre las comunidades de las analíticas de aprendizaje y EDM en tanto ambas comunidades:

creen firmemente en la realización de investigaciones y aplicaciones que benefician a los estudiantes, así como la mejora de las ciencias del aprendizaje. El mismo Siemens (2013) aclara que “mientras la LA está más preocupada por la toma de conciencia y la acción, la minería de datos educativos (EDM) se centra más en el desarrollo de métodos para “explorar los tipos únicos de datos que provienen de entornos educativos (Gómez-Aguilar *et al.*, 2014, p. 238)

En base a este avance, Buckingham y Ferguson (2012) dicen:

Evidentemente, esto encapsula las líneas de todos los campos anteriores, reflejando la convergencia interdisciplinaria del tema; pero, en contraste con la investigación más teórica o la experimentación artificial que podría publicarse en algunos de los campos anteriores, se hace hincapié en el impacto del aprendizaje auténtico en el contexto del mundo real, a través del uso de herramientas prácticas (Long y Siemens, 2011). (Citado por Buckingham, 2012, p. 5).

Siemens (2013), por su parte, señala que las analíticas de aprendizaje se han desarrollado lo suficiente, a través de conferencias, revistas, institutos de verano y laboratorios de investigación, para considerarlo como un campo de investigación emergente.

Para avanzar un poco más en la comprensión de qué son y qué aportan las analíticas, la clasificación de Buckingham y Ferguson (2012), propuesta en *Learning Analytics*, informe publicado por UNESCO, permite distinguir capas o niveles de análisis. El autor distingue tres niveles: micro (a nivel del aula), meso (a nivel institucional) también definidas como analíticas académicas (Gómez-Aguilar *et al.*, 2014) y macro (cuando remiten a un Estado, región, provincia). El nivel micro posibilita según el autor identificar a los estudiantes en riesgo y posibilitar intervenciones oportunas y proporcionar a los estudiantes una visión de sus propios hábitos de aprendizaje y recomendaciones para mejorar.

Entendemos que el nivel micro permitiría reconstruir, a manera de una fotografía, las huellas digitales que dejan grabadas los estudiantes en los entornos virtuales de aprendizaje; por ejemplo, identificando con qué recursos interactúan más, su ingreso a los foros, si escriben en ellos o sólo leen, si consultan el calendario, si ven videos, si bajan los materiales de estudio, si ingresan frecuentemente al aula virtual o sólo de forma esporádica, etc.

A través del uso de dispositivos móviles, sistemas de gestión del aprendizaje (LMS) y medios sociales, una mayor parte del proceso de aprendizaje genera senderos digitales. Un estudiante que inicia sesión en un LMS deja miles de puntos de datos, incluyendo patrones de navegación, pausas, hábitos de lectura y hábitos de escritura. Estos datos pueden ser puntos ambiguos y requieren exploración adicional para entender lo que significa una prolongada pausa de lectura (quizás el estudiante esté distraído o comprometido en otras tareas, o tal vez el estudiante está luchando con un concepto desafiante en el texto), pero para los investigadores, las ciencias del aprendizaje y la educación en general, los senderos de datos ofrecen una oportunidad para explorar el aprendizaje desde nuevos y múltiples ángulos” (Siemens 2013, p. 2).

4. Las analíticas de aprendizaje integradas a los sistemas de gestión del aprendizaje y medios sociales

Un sistema de gestión de aprendizaje (LMS) es un software que permite organizar una propuesta educativa a distancia, permitiendo la interacción sincrónica y asincrónica entre profesores y estudiantes, y estudiantes entre sí. Entre sus funciones encontramos: la gestión de usuarios, distribución de recursos, materiales y actividades de aprendizaje, el seguimiento del proceso de aprendizaje, la evaluación y el proponer espacios de comunicación como foros, *chats*, videoconferencias, generar informes, entre otros.

Algunos ejemplos de sistemas de gestión del aprendizaje (o entornos virtuales de aprendizaje) son Moodle, Carolain, Sakai o Blackboard. Estos dispositivos tecnológicos disponen de un conjunto de herramientas que permiten el registro de senderos digitales en términos de lo que plantea Siemens, es decir de registro de datos a nivel micro. Sin embargo, para ampliar la base de registro se suelen agregar componentes extras, entre ellos podemos mencionar algunos módulos:

22

- Google analytics es un sistema de análisis y estadísticas gratuito que sirve para analizar diferentes aspectos del funcionamiento de una página o sitio web.
- Smartklass, es un *plug-in* para plataformas de aprendizaje *online* como Moodle, Sakai o Blackboard, que convierte los complejos datos estadísticos, en completos y a la vez sencillos informes que hacen un análisis del proceso de aprendizaje que se está produciendo en el entorno virtual.
- GISMO es una herramienta de monitorización gráfica interactiva que proporciona al profesorado una visualización útil de las actividades de los estudiantes en los cursos en línea.
- Por último, es posible cruzar datos de base y generar información significativa junto a la que provee la propia plataforma Moodle a través de: https://moodle.org/plugins/local_analytics

En esta línea, los dispositivos tecnológicos posibilitan registrar cada vez con más detalle las actividades realizadas por los estudiantes. De hecho, en la actualidad se acumulan grandes cantidades de datos, que apenas están explorados por los mismos estudiantes, por sus profesores o por los gestores pedagógicos. Es difícil encontrar experiencias educativas que tomen estos registros como parte del seguimiento de alumnos o que los apliquen a procesos de retroalimentación del estudiante.

Ahora bien, hasta aquí estamos planteando recuperar la huella de un estudiante en términos solitarios, en su interacción con el LMS (como sinónimo de aulas virtuales), este entorno más bien cerrado es un espacio que reproduce en parte las características de las aulas físicas de cuatro paredes, se dispone en ellas de información y actividades para favorecer el aprendizaje. Sin embargo, se observa una tendencia creciente a vincular las aulas virtuales con entornos virtuales abiertos, como es el caso de redes sociales o aplicaciones colaborativas tipo google drive, por mencionar un ejemplo. Esta vinculación, entre dispositivos tecnológicos cerrados (aulas virtuales) y abiertos (redes y aplicaciones web), refuerzan la condición indiscutible del carácter social del aprendizaje y nos plantea la necesidad de reconocer las huellas digitales de los estudiantes en ambos contextos, justamente por entender que es en la relación entre ambos contextos donde se produce el aprendizaje.

Se abre un terreno aún más inexplorado, aquel que se vincula a la necesidad de reconstruir las huellas digitales de los senderos colaborativos. Revisamos a partir de ahora las analíticas de aprendizaje social que centran la atención en los elementos de aprendizaje, que entran a ser relevantes cuando se aprende en una cultura participativa en línea.

En particular, el enfoque de SLA se centra en los procesos en los que los alumnos no son solitarios y no necesariamente realizan trabajo para ser identificados, sino que participan en la actividad social, ya sea interactuando directamente con otros (por ejemplo) o utilizando plataformas en las que sus rastros de actividad serán experimentados por otros (por ejemplo, publicación, búsqueda, etiquetado o calificación) (Buckingham y Ferguson, 2012, p. 5)

23

¿Con quién se aprende en los entornos virtuales?, ¿cómo entender la interacción social en ciertas condiciones pedagógicas?, ¿cómo se da la experiencia distribuida, la colaboración de los estudiantes en ámbitos virtuales? Al parecer, las analíticas de aprendizaje social nos permiten registrar las huellas del proceso social y colectivo que supone el aprendizaje. Los sistemas de gestión del aprendizaje (LMS), Moodle por ejemplo, ofrecen entornos de trabajo colaborativo a en foros y *wikis* a partir de los cuales se pueden reconocer conexiones (fuertes o débiles) entre un estudiante y su grupo de compañeros, entre estudiantes y tutores, y entre las comunidades de aprendizaje y los recursos de aprendizaje (Jones y Steeples, 2003 citado por Buckingham y Ferguson, 2012). Además podemos mencionar SNAPP (Social Networks Advancing Pedagogical Practice) que es un programa basado en el aprendizaje universitario, que analiza las redes sociales formadas dentro de los sistemas de gestión de aprendizaje.

Según Buckingham y Ferguson (2012):

Los múltiples usos del análisis de redes sociales aplicables al aprendizaje social, incluyen la detección de comunidades dentro de las redes (Clauset, Newman y Moore, 2004; Fortunato, 2010); identificación de tipos de subconjuntos dentro de una red donde existe un nivel de cohesión y depende de propiedades tales como proximidad, frecuencia y afinidad u otras propiedades (Reffay y Chanier, 2003); investigación de la densidad de las redes sociales (Borgatti, Mehra, Brass y Labianca, 2009); y la exploración de la centralidad de los individuos dentro de una red (Wasserman y Faust, 1994) (Buckingham y Ferguson, 2012).

Si tomamos la interacción de los alumnos en un LMS como parte de una comunidad, puesto que son estudiantes con objetivos e intereses comunes, que construyen vínculos de pertenencia con esa comunidad, sostenida a partir de una red de interacciones virtuales, es de nuestro interés acercarnos a explorar la centralidad de cada estudiante dentro de la red que lo contiene. Buckingham y Ferguson proponen diferentes niveles o escalas: o miramos desde la red o miramos desde el individuo; es decir, dos perspectivas: egocéntrica y toda la red.

24

Las redes egocéntricas se describen desde el punto de vista del individuo, que se sitúa en el centro de una serie de relaciones formalmente e informalmente conectadas con el aprendizaje.

Estudiar las redes de esta manera puede ayudar a identificar a las personas de las cuales un individuo aprende, donde pueden surgir conflictos de comprensión y qué factores contextuales influyen en el aprendizaje. Una visión de toda la red, por otro lado, considera la distribución de la información y el desarrollo del aprendizaje a través de un conjunto de personas. En este caso, el análisis puede caracterizar la red en términos de su carácter, intereses y prácticas. Esta visión de toda la red es capaz de tomar “los resultados de las conexiones de pares para describir lo que mantiene unida a la red (Haythornthwaite y De Laat, 2010, p.189) (citado por Buckingham y Ferguson 2012 p. 5).

Además del análisis de las redes que se van configurando, según los autores que usamos como referencia, se puede combinar el análisis de redes con el análisis de contenido, registrando no sólo quién está hablando con quién, sino de qué están hablando y por qué están hablando de esta manera (De Laat, Lally, Lipponen y Simons, 2006; Hirst, 2011). Buckingham y Ferguson (2012) mencionan dos líneas de indagación a través de analíticas de aprendizaje social, a la primera la definen como de “disposición de aprendizaje” y a una segunda como “análisis de contenido”, cada una con sus dispositivos tecnológicos que permiten producir datos. Al revisar la primera línea de investigación, sobre disposiciones, encontramos una serie de herra-

mientas aplicadas en investigaciones de carácter internacional (ELLment), que intentan dar cuenta de disposiciones contextualizadas, algunas de ellas son: curiosidad crítica, creación de significado, dependencia y fragilidad, creatividad, relaciones / interdependencia y conciencia estratégica (Buckingham y Deakin, 2012). Su carácter personal y situado limita a poder tomar estas disposiciones como generales.

Por otro lado, el análisis de contenidos desde una perspectiva más técnica, pretende examinar, indexar y filtrar activos multimedia en línea, con la intención de guiar a los estudiantes a través del océano de los recursos potenciales disponibles para ellos. Esta línea tiene actualmente un gran desarrollo. Nos interesa revisar con más detenimiento una línea de trabajo que intenta vincular el análisis de contenido con elementos más cualitativos, que permitan reconocer las formas de apropiación del contenido en los contextos sociales de aprendizaje, por ejemplo un foro. Hay antecedentes en esta dirección según Buckingham y Ferguson (2012).

5. Imaginar las analíticas al servicio del aprendizaje

Coll, Engel y Niño (2017) explican que mientras algunos estudios han puesto el foco en el diseño de algoritmos, que automatizan la minería de datos (Romero *et al.*, 2007) y en la elaboración de propuestas visuales para presentar los resultados de los análisis (Mazza y Dimitrova, 2007; De la Fuente-Valentín y Burgos, 2015); otros estudios se han dirigido a analizar, cómo una analítica del aprendizaje puede proporcionar a los profesores una visión profunda del proceso de aprendizaje (Fidalgo-Blanco *et al.*, 2015; Rodríguez-Triana *et al.*, 2015). Centrados en esta última perspectiva, Kruse y Pongsajapan (2016) consideran que las analíticas de aprendizaje tienen actualmente dos grandes dificultades:

Hay, sin embargo, dos problemas potenciales con el matrimonio de los LMS y la analítica de aprendizaje. Primero es la suposición que tales sistemas se utilizan como sitios de aprendizaje significativo. Muchos LMS son ampliamente utilizados por los estudiantes, pero la profundidad de la interacción puede ser bastante superficial-limitada a la verificación de los resultados del examen o descargar el material para el curso. Además, hay una suposición de que los LMS son espacios para el aprendizaje autónomo. El enfoque para el aprendizaje analítico en LMS generalmente ignora la actividad fuera de estos sistemas, con el resultado de que sólo una pequeña porción del aprendizaje del estudiante y el compromiso se está captando. (p. 3)

Dando por cierta esta afirmación, vale la pena reconocer que el escenario virtual de aprendizaje no podrá nuevamente encerrarse en un aula, aunque ahora sea virtual. En tal sentido, las analíticas de aprendizaje tienen el desafío de recoger datos que muestren la articulación entre los espacios cerrados (aula virtual) y abiertos (medios sociales), entendiendo que el aprendizaje se produce a partir del complemento de ambos entornos.

En segundo lugar, tales sistemas tienden a privilegiar al administrador más que al estudiante -o incluso al docente. El enfoque de la analítica de aprendizaje parece fijarse en una escala institucional más que en una escala humana. Queda por ver si los estudiantes y profesores serán vistos como participantes plenos en los mecanismos de análisis de aprendizaje de estos sistemas o como generadores involuntarios de datos para los administradores y las compañías detrás de estos LMS. (p. 4)

Esta preocupación lleva a estos autores a proponer la analítica al servicio del aprendizaje, al transformarla en una práctica caracterizada por un espíritu de cuestionamiento e indagación, lo que supone al estudiante como co-intérprete de sus propios datos y, tal vez, incluso como participante en la identificación y recolección de esos datos. “En este escenario, el estudiante toma conciencia de sus propias acciones en el sistema y utiliza esos datos para reflexionar y potencialmente cambiar su comportamiento” (Kruse y Pongsajapan, 2016, p. 4). Un ejemplo es la investigación de Coll *et al.* (2017) quienes diseñan una analítica de aprendizaje basada en el enfoque de la Influencia Educativa Distribuida, los resultados indican que, en general, la información proporcionada a los participantes sobre su actividad tiene un impacto en el proceso colaborativo. Este ejemplo, de reciente publicación, abre un camino de indagación, dado que muestra cómo la analítica puede ponerse al servicio del aprendizaje.

Hemos mostrado a través de nuestro recorrido un estado de situación donde se cruzan preocupaciones sobre la mejora (personalización) de los procesos de aprendizaje con dispositivos tecnológicos, que permiten su registro y análisis. La investigación de Coll *et al.* (2017) señalada en el último ejemplo, considera que las analíticas de aprendizaje se pueden construir sobre la base de teorías, que los indicadores que se utilicen para evaluar la actividad se definen por quienes participan en la indagación, y que la información obtenida puede ser un insumo para los mismos estudiantes, quienes además pueden participar en todo el proceso de recogida y análisis de datos.

Por tanto, entendemos que este es un camino a profundizar. En principio será necesario diseñar propuestas educativas que den cabida a los procesos de metacognición como estrategias de enseñanza, luego adecuar los dispositivos tecnológicos a esas necesidades educativas, y posteriormente será preciso habilitar al estudiante con los datos que el mismo sistema produce.

De esta manera el peso de la tecnología sobre las propuestas educativas, quedaría sujeta a la intervención crítica de quienes la usamos y consumimos, para transformarnos en productores inteligentes a través de ella.

6. Conclusiones

A través de la revisión bibliográfica se logró identificar algunas contribuciones claves para conocer el aporte que las analíticas de aprendizaje pueden realizar al campo educativo, advirtiendo acerca de la no neutralidad de la técnica.

Al describir los niveles de análisis de las analíticas, se sugiere el nivel micro para identificar las actividades dentro de las aulas virtuales y también la necesidad de incluir el registro de los espacios abiertos; es decir, las acciones que los mismos estudiantes realizan en sus redes sociales. En ese sentido, la potencialidad de las analíticas parece indiscutible: los dispositivos técnicos producen información más que necesaria a la hora de diseñar y evaluar las propuestas educativas. Ahora bien, como se plantea en el último apartado, esos datos deben ser analizados en base a teorías que ayuden a comprender los complejos procesos de aprendizaje. Cerramos este artículo con dos nuevas preguntas: ¿las analíticas al servicio de qué tipo de aprendizaje?, ¿pueden las analíticas contribuir hacia el aprendizaje significativo?

Referencias bibliográficas

- Arnold, K.E. (2010). Signals: Applying academic analytics. *Educause Quarterly*, 33(1), 10.
- Baker, R. S. J. D., & Yacef, K. (2009). The state of educational data mining in 2009: A review and future visions. *Journal of Educational Data Mining*, 1(1), 3-17
- Becerra, M. (2010). Mutaciones en la superficie y cambios estructurales. América Latina en el Parnaso informacional. Denis De Moraes (comp.), *Mutaciones de lo invisible. Comunicación y procesos culturales en la era digital*, Buenos Aires, Paidós, 81-113.
- Borgatti, S. P., Mehra, A., Brass, D. J., & Labianca, G. (2009). Network analysis in the social sciences. *Science*, 323(5916), 892-895.

- Buckingham, S. (2012). *Learning Analytics*. Policy Brief, UNESCO Instituto para las Tecnologías de la Información en Educación. Recuperado de <https://bit.ly/2TXK1rh>.
- Buckingham, S., & Deakin, R. (2016). Learning analytics for 21st century competencies. *Journal of Learning Analytics*, 3(2), 6-21. Recuperado de <https://bit.ly/2W581FB>.
- Buckingham, S., & Deakin, R. (2012). *Learning dispositions and transferable competencies: pedagogy, modelling and learning analytics*. In Proceedings of the 2nd international conference on learning analytics and knowledge (pp. 92-101). ACM. Recuperado de <https://bit.ly/2ZssaaN>.
- Buckingham, S., & Ferguson, R. (2012). Social Learning Analytics. *Educational Technology & Society*, 15(3), 3-26. Recuperado de <https://bit.ly/2UBIweH>.
- Burburles, N.C., y Callister, T. A. (2001). *Educación: riesgos y promesas de las nuevas tecnologías de la información*. Barcelona: Granica.
- Clauset, A., Newman, M. E. J., & Moore, C. (2004). Finding community structure in very large networks. *Physical Review E*, 70(6).
- Coll, C., Engel, A., Niño, S. (2017). La actividad de los participantes como fuente de información para promover la colaboración. Una analítica del aprendizaje basada en el modelo de Influencia Educativa Distribuida. *RED. Revista de Educación a Distancia*, 53. DOI: <http://dx.doi.org/10.6018/red/53/2> Recuperado de http://www.um.es/ead/red/53/coll_et_al.pdf.
- De-la-Fuente-Valentín, L., y Burgos, D. (2015). A4Aprendizaje: Un enfoque metodológico iterativo para apoyar mejor el aprendizaje y la enseñanza. *IEEE Latin America Transactions*, 13(2), 483-489.
- De Laat, M., Lally, V., Lipponen, L., & Simons, R.-J. (2006). Analysing student engagement with learning and tutoring activities in networked learning communities: A multi-method approach. *International Journal of Web Based Communities*, 2(4), 394-412.
- Doueih, M. (2010). *La gran conversión digital*. Buenos Aires: Fondo de Cultura Económica.
- Durall, E., Gros, B., Maina, M., Johnson, L. & Adams, S. (2012). *Perspectivas tecnológicas: educación superior en Iberoamérica 2012-2017*. Austin, Texas: The New Media Consortium. Recuperado de <https://bit.ly/1jfsDrm>
- Fidalgo-Blanco, Á., Sein-Echaluce, M. L., García-Peñalvo, F. J., & Conde, M. Á. (2015). Using Learning Analytics to improve teamwork assessment. *Computers in Human Behavior*, 47, 149-156.
- Fortunato, S. (2010). Community detection in graphs. *Physics Reports*, 486(3-5), 75-174.
- García-Holgado, A., & García-Peñalvo, F. J. (2017). A metamodel proposal for developing learning ecosystems. In P. Zaphiris & A. Ioannou (Eds.), *Learning and Collaboration Technologies. Technology in Education. 4th International conference, LCT 2017. Held as Part of HCI International 2017, Vancouver, BC, Canada, July 9–14, 2017. Proceedings, Part I* (pp. 100-109). Switzerland: Springer International Publishing. doi: 10.1007/978-3-319-58509-3_10
- Gómez-Aguilar, D.A., García-Peñalvo, F.J., y Therón, R. (2014). Analítica visual en e-learning. *El profesional de la información*, 23(3). Recuperado de <https://bit.ly/2Uu9yP>.
- Haythornthwaite, C., & de Laat, M. (2010). *Social networks and learning networks: Using social network perspectives to understand social learning*. Paper presented at the 7th International Conference on Networked Learning, Aalborg, Denmark.

- Hirst, A. J. (2011). *Social networks on delicious*. <https://bit.ly/2EmFpRr>
- Jones, C., & Steeples, C. (2003). *Perspectives and issues in networked learning*. In C. Steeples & C. Jones (Eds.), *Networked Learning: Perspectives and Issues*. Lancaster: Centre for Studies in Advanced Learning Technology
- Kruse, A., y Pongsajapan, R. (2016). *Student-Centered Learning Analytics*. CNaLS. Thought Papers. Recuperado de <https://bit.ly/2GEmFi3>.
- Levine, A. (2006) Educación Superior: Una Revolución Interna y Otra Externa. In Serbin Pittinsky, Matthew. *La Universidad conectada* (pp.25-42). Málaga: El Aljibe.
- Lévy, P. (2007). *Cibercultura. La cultura de la sociedad digital*. Barcelona: Anthropos.
- Long, P, & Siemens, G. (2011). *Penetrating the Fog: Analytics in Learning and Education*, *Educause Review*, 46(5), 31-40. Recuperado de <https://bit.ly/2UvNXuA>.
- Mazza, R., & Dimitrova, V. (2007). CourseVis: A graphical student monitoring tool for supporting instructors in web-based distance courses. *International Journal of Human-Computer Studies*, 65(2), 125-139.
- Mitchell, J., & Costello, S. (2000). *International e-VET market research report: A report on international market research for Australian VET online products and services*. Sydney, Australia: John Mitchell & Associates and Education Image.
- Miege, B. (2010) La cuestión de las TIC: hacia nuevos planteamientos. In D. de Moraes (org.) *Mutaciones de lo visible. Comunicación y procesos culturales en la era digital*, (pp. 15-44). Bs.As: Paidós.
- Piatetsky-Shapiro, G. (1995). Guest editor's introduction: Knowledge discovery in databases – from research to applications. *Journal of Intelligent Information Systems*, 4(1), 5-6
- Pistilli, M., & Arnold, K. (2012). *Course signals at Purdue: Using learning analytics to increase student success*. Paper presented at the 2nd International Conference on Learning Analytics and Knowledge, Vancouver, Canada.
- Reffay, C., & Chanier, T. (2003). How social network analysis can help to measure cohesion in collaborative distance-learning. *International Conference on Computer Supported Collaborative Learning* (pp. 243-352). Bergen: Kluwer Academic Publishers.
- Rodríguez-Triana, M.J., Martínez-Monés, A., Asensio-Pérez, J.I., y Dimitriadis, Y. (2015). Las secuencias de comandos y la supervisión se encuentran entre sí: alineando el análisis de aprendizaje y el diseño de aprendizaje para apoyar a los maestros en la organización de situaciones CSCL. *Revista británica de tecnología educativa*, 46 (2), 330-343.
- Romero, C., & Ventura, S. (2007). Educational data mining: A survey from 1995 to 2005. *Expert Systems with Applications*, 33(1), 135-146.
- Sadin, E. (2013). Las tecnologías digitales debilitan la capacidad de decidir. *Diario Página 12*. Recuperado de <https://bit.ly/2PzQROh>.
- Siemens, G. (2013). Learning Analytics: The Emergence of a Discipline, *American Behavioral Scientist*, 57(10), 1380-1400, SAGE Publications. Recuperado de <https://bit.ly/2Puq7P8>.
- Siemens, G., Gasevic, D., Haythornthwaite, C., Dawson, S., Buckingham, S., Ferguson, R., Duval, E., Verbert, K., Baker, R, S.J.d . (2011). *Open learning analytics: an integrated & modularized platform. Proposal to design, implement and evaluate an open platform*

to integrate heterogeneous learning analytics techniques. Recuperado de <https://bit.ly/2PoQw0H>.

Siemens, G., Baker, R. S.J.d. (2012). "Learning analytics and educational data mining: towards communication and collaboration". En: *Proceedings of the 2nd International Conference on Learning Analytics and Knowledge* (Vancouver, Canada), pp. 252-254.

Suthers, D., & Verbert, K. (2013, April). Learning analytics as a middle space. In *Proceedings of the Third International Conference on Learning Analytics and Knowledge* (pp. 1-4). ACM. Recuperado de <https://bit.ly/2UCEYHY>.



Tobeña, V. (2011). La escuela en el mundo contemporáneo. Notas sobre el cambio cultural. In G. Tiramonti (org.). *Variaciones sobre la forma escolar. Límites y posibilidades de la escuela media*. Bs.As.: Homosapiens.

UNESCO (1998). Conferencia Mundial sobre la Educación Superior. *La educación superior en el siglo XXI: Visión y acción*. 9 de octubre de 1998. Recuperado de <https://bit.ly/1blr26L>.

Wasserman, S., & Faust, K. (1994). *Social network analysis: Methods and applications (Structural analysis in the social sciences)*. Cambridge: Cambridge University Press

Analítica del aprendizaje y las neurociencias educativas: nuevos retos en la integración tecnológica

Arturo Corona Ferreira ¹  

Mijael Altamirano ²  

María de los Ángeles López Ortega ¹  

Oscar Alberto González González ¹  

¹ Universidad Virtual del Estado de Michoacán (UNIVIM), México; ² Instituto Politécnico Nacional (IPN), México.

Resumen. La analítica del aprendizaje (LA) tiene como objetivo comprender y optimizar el aprendizaje y los entornos en los que se produce. Dada la compleja naturaleza de los procesos de aprendizaje, se ha hecho necesario usar herramientas de diversos campos de investigación que permitan obtener, describir, analizar e interpretar datos sobre los alumnos, durante sus procesos de aprendizaje y en sus contextos. Más que tomar métodos o técnicas aisladas para el estudio de este proceso, la analítica del aprendizaje está comenzando a integrar las perspectivas de otros campos para lograr una investigación del aprendizaje con una visión transdisciplinaria. Uno de estos campos es el de la neurociencia, específicamente la relacionada con el aprendizaje o neurociencia educativa. El objetivo de esta investigación es explorar las implicaciones y retos del uso de las tecnologías por medio de los electroencefalogramas (EEG) -tradicionalmente empleados en estudios neurológicos- en conjunto con las analíticas del aprendizaje para el estudio de los procesos de aprendizaje en los estudiantes.

Palabras clave: analíticas del aprendizaje; neurociencias; retos educativos.

Analítica da aprendizagem e a neurociência educacional: novos desafios na integração tecnológica

Resumo. A Analítica da Aprendizagem (LA) tem como objetivo compreender e otimizar a aprendizagem e os ambientes nos quais ela ocorre. Dada a complexa natureza do processo de aprendizagem, tornou-se necessário o uso de ferramentas de diversos campos de pesquisa para a obtenção, descrição, análise e interpretação de dados sobre os alunos durante seus processos de aprendizagem e em seus contextos. Ao invés de usar métodos ou técnicas isoladas para o estudo deste processo, a Analítica da Aprendizagem está começando a integrar as perspectivas de outros campos para alcançar uma pesquisa de aprendizagem com uma visão transdisciplinar. Um destes campos é o da neurociência, especificamente aquela relativa à aprendizagem ou neurociência educacional. O objetivo desta pesquisa é explorar as implicações e os desafios do uso das tecnologias por meio do eletroencefalograma (EEG), tradicionalmente aplicado em estudos neurológicos, em conjunto com as Analíticas de Aprendizagem para o estudo dos processos de aprendizagem nos estudantes.

Palavras-chave: Analítica de aprendizagem; neurociência; desafios educacionais.

Analytics of Learning and Educational Neurosciences: challenges in technological integration

Abstract. The aim of learning analytics (LA) is to understand and optimize learning and the environments in which it occurs. Given the complex nature of learning, it has become necessary to use tools from various fields of research to obtain, describe, analyze and interpret data about students, their learning processes and contexts. Rather than taking isolated methods or techniques for the study of this process, learning analytics is beginning to integrate the perspectives of other fields to achieve a research of learning with a transdisciplinary vision. One of these fields is neurosciences, specifically those related to learning or educational neurosciences. The objective of this research is to explore the implications and challenges of the use of EEG technologies (traditionally used in neurological studies) in conjunction with learning analytics for the study of students learning processes and their context.

Keywords: learning analytics; neuroscience; educational challenges.

1. Introducción

El concepto de analítica del aprendizaje o LA (por sus siglas del inglés, *Learning Analytics*) es relativamente nuevo y, a grandes rasgos, se refiere al conjunto de procesos asociados con el análisis de datos relativos al aprendizaje.

Para comprender los conceptos propios de LA, y utilizarlos para la formulación de propuestas para el mejoramiento docente y aprendizaje, es necesario identificar y comprender de donde surge y como se contrasta con otras áreas de conocimiento como la ciencia de datos y las ciencias educativas (Reimann, 2016).

Según la Society for Learning Analytics Research (SoLAR), la analítica del aprendizaje se define concretamente como “la medición, recopilación, análisis e informe de datos sobre los alumnos y sus contextos, con el fin de comprender y optimizar el aprendizaje y los entornos en los que se produce” (SoLAR, s.f.).

De acuerdo con esta definición, la analítica del aprendizaje puede hacer uso de cualquier herramienta o campo que le permita obtener, describir, analizar e interpretar datos sobre los alumnos y sus procesos de aprendizaje; de esta manera, las analíticas del aprendizaje permiten crear conocimiento que contribuya a mejorar el proceso de aprendizaje y su entorno.

32

Otros autores definen las analíticas del aprendizaje en términos similares; entre ellos, vale la pena destacar a Siemens (2013), quien indica que las analíticas del aprendizaje involucran la recopilación, medida, análisis y reporte de datos sobre los estudiantes y sus contextos.

Adicionalmente, Stewart (2017) señala que, como campo de investigación, el concepto de LA se deriva de las actividades de las ciencias de datos (CD), cuyos campos de acción son: la minería de datos, la inteligencia artificial, la analítica web, así como la inteligencia comercial.

En este sentido, las analíticas del aprendizaje implican la integración de datos -de múltiples fuentes-, para informar la acción del uso de los sistemas de gestión educativa como los Learning Management System (LMS) (Stewart, 2017).

Por su parte, Baker y Siemens, Baker y Yacef, y Greller y Drachsler en Reimann (2016) presentan a LA como un campo de investigación joven impulsado, en especial, por la disponibilidad de datos relacionados con el

aprendizaje en estudiantes; la disponibilidad de grandes conjuntos de datos ha generado interés en su análisis con el fin de mejorar la experiencia del aprendizaje.

Similarmente, Baker y Siemens en Banihashem *et al.* (2018) señalan que la creciente cantidad de datos educativos analizables es uno de los factores que condujeron a la aparición de LA. En efecto, recientemente se han publicado artículos con datos de decenas de miles de estudiantes; el tamaño y la disponibilidad de estos conjuntos de datos es el principal incentivo en favor del desarrollo de los estudios sobre LA.

En este sentido, Ferguson y Clow (2017) indicaron en la primera conferencia de *Learning Analytics and Knowledge* del año 2011, que los artículos recibidos incluían contenido, en los que predominaba la medición, la recopilación, el análisis e informes de datos sobre los estudiantes y sus contextos, y en las exposiciones de los resultados se identificaba que dichos trabajos buscaban demostrar como mediante analíticas lograban comprender y optimizar el aprendizaje.

En ese mismo evento, Banihashem *et al.* (2018) indican que se recibieron aportaciones de analíticas de datos sobre la medición, recopilación, análisis e informes de datos sobre los estudiantes y sus contextos. Contribuciones que fueron presentadas con el fin de comprender y optimizar el aprendizaje.

La recopilación de datos de los alumnos, cuando están en un contexto de aprendizaje, abren la puerta a nuevas interpretaciones acerca de lo que sucede durante la ejecución de los procesos de aprendizaje. Así lo demuestra Stewart (2017), al enfocarse en realizar LA, con el fin de emplear una técnica para modelar y generar perfiles de alumnos, así como la de abrir el medio para formular un aprendizaje personalizado y adaptable.

Banihashem *et al.* (2018) describen que, normalmente para los procesos de LA, los datos provienen de las interacciones con los sistemas, permitiendo arrojar datos durante el tiempo en que el alumno participa e, inclusive, cuando el alumno deja de usar contenidos. En dicha investigación los autores señalan, que el principal argumento de valor de LA es el tamaño de los datos, en referencia no solo a la cantidad de estudiantes analizados, sino a la cantidad y variedad de datos puntuales producidos por los estudiantes al interactuar con sistemas.

Estos grandes conjuntos de datos, conocidos también como huellas digitales, se generan por los alumnos al hacer uso de mediaciones durante su aprendizaje. Esas huellas permiten formular las analíticas de los aprendizajes, proporcionando nuevas perspectivas para la mejora del aprendizaje y de la enseñanza a través de recursos tecnológicos (Tseng *et al.*, 2014).

Banihashem *et al.* (2018), en base al National Research Council (2013), proponen que existen tres razones adicionales por las cuales el tamaño y la variedad de datos son la base de la verdadera analítica del aprendizaje. La primera de ellas es, que cuanto mayor sea el número de estudiantes, se podrá proponer una forma verdadera de generalización de hallazgos. La segunda razón, es referente a la variedad de datos, ya que cuanto más diverso sea el origen de los datos, aumenta exponencialmente el número de variables incluidas en el análisis y esto lleva a un mayor número de posibles relaciones entre ellas. Finalmente, en tercer lugar, los grandes conjuntos de datos dan pie a identificar eventos anómalos, ya que estos se alejan de los comportamientos regulares, los cuales se dan solo de forma esporádica o en pequeñas muestras de estudiantes.

34

Ahora bien, existe la ilusión de que la recopilación de grandes conjuntos de datos llevará finalmente a interpretaciones concluyentes sobre el aprendizaje, siendo en realidad las interpretaciones el desafío que el campo de LA debe abordar. Las grandes cantidades de datos son importantes, pero también requieren de atención los pequeños datos sobre individuos y tareas de aprendizaje particulares, ya que en los modelos de LA toda la información sobre los procesos de aprendizaje puede y debe ser considerada de manera integral (Lodge y Corrin 2017).

De acuerdo con Amo y Santiago (2017) en la analítica del aprendizaje se interpretan datos educativos mediante aproximaciones cuantitativas, sustentadas por los datos extraídos. Por lo tanto, la analítica del aprendizaje sirve para estudiar el pasado, el presente y el futuro del comportamiento de los alumnos.

Es necesario destacar que las analíticas del aprendizaje no tratan de cuantificar el aprendizaje, sino que tratan de entender el contexto en el que convive el alumno, con el propósito de descifrar, explicar y predecir el comportamiento de estos, ante la presencia de los contenidos, actividades y recursos, con el fin de identificar como mejorar todo el proceso de enseñanza y elevarlos en sus posibilidades (Amo y Santiago, 2017).

Todas estas definiciones contemplan la necesidad de estudiar, no solo los datos derivados de los procesos de aprendizaje en el sentido estricto, sino también los datos relacionados a los entornos o contextos de aprendizaje.

A su vez, estas definiciones plantean de manera indirecta la necesidad de contar con herramientas provenientes de diversos campos de estudio para poder comprender los procesos de aprendizaje.

De acuerdo con Lodge y Corrin (2017) la analítica del aprendizaje tiene el potencial para cerrar algunas brechas en el campo de la educación, la psicología e incluso en la neurociencia aplicada a la educación, con el fin de tener un entendimiento más profundo del comportamiento de los estudiantes a medida que ellos aprenden en entornos educativos reales.

Sin embargo, para que los datos resultantes de la analítica del aprendizaje sean útiles y contribuyan a comprender los comportamientos del aprendizaje y los procesos de aprendizajes en los alumnos, es necesario determinar previamente los objetivos de la analítica del aprendizaje ¿qué se desea saber?, ¿qué es lo que ya se sabe? y ¿cómo se relaciona esto con el diseño del aprendizaje?

Solo cuando se determinan estos factores, es posible identificar qué datos se necesitan para lograr un correcto análisis de aprendizaje, con el fin de alcanzar los objetivos deseados, ya sea para diagnosticar desafíos en el aprendizaje, para identificar patrones de comportamiento o para descubrir procesos de aprendizaje (Lodge y Corrin, 2017).

En este sentido, Corrin *et al.* (2018) señalan que:

A medida que el campo de la analítica del aprendizaje madura, estamos empezando a ver un cambio en la forma en que los investigadores y las instituciones están hablando sobre la analítica del aprendizaje en el contexto del aprendizaje y la enseñanza. Desde sus raíces en el uso de datos de estudiantes para abordar la retención, el campo se está expandiendo y se está convirtiendo en verdaderamente transdisciplinario, recurriendo a metodologías y técnicas de análisis de múltiples disciplinas. (p.1)

Todo este proceso se encuentra enmarcado en un contexto educativo de rápida evolución y de cambios, profundamente influenciado por la tecnología. Es necesario aclarar que, para los fines de esta investigación, la tecnología impacta en el aprendizaje de dos maneras; en primer lugar, transformando los medios a través de los cuales se accede a la educación y modificando los contextos de aprendizaje. Por otro lado, hoy es posible emplear nuevos recursos tecnológicos, que nos permiten diseñar distintos acercamientos para hacer el seguimiento de los alumnos.

Aún más, el auge de la tecnología, la simplificación de ésta y su implementación en estudios de analíticas del aprendizaje, permite no solo la integración de otros campos de investigación, sino desarrollar un verdadero enfoque transdisciplinario de las analíticas del aprendizaje, donde la recopilación, el análisis y la interpretación de datos, puede verse desde la perspectiva de otro campo de investigación sin dejar de lado los objetivos de las LA.

De acuerdo con Knight y Buckingham en Logde *et al.* (2018) el objetivo que persiguen las neurociencias y las analíticas del aprendizaje son las de tratar de comprender el aprendizaje a través de una lente específica basada en datos. En el campo de las neurociencias, la perspectiva de la analítica es biológica, mientras que dentro de la perspectiva de la analítica del aprendizaje es conductual.

A pesar de la diferencia entre ambas perspectivas, el problema subyacente en ambos campos es el mismo: la educación es un fenómeno complejo, multidimensional, contextual y social; por lo tanto, intentar comprender cómo se produce únicamente a través de una única perspectiva es insuficiente, e incluso problemático (Lodge *et al.*, 2018).

2. Analíticas del aprendizaje y las neurociencias educativas

Durante la última década ha habido investigaciones importantes enfocadas a comprender y a entender el aprendizaje mediante estudios controlados, que están sentando las bases para una nueva ciencia del aprendizaje. En contraste, los grandes datos, a menudo generados en entornos tecnológicos, presentan a los investigadores datos más confusos de lo que es común. Sin embargo, LA ofrece una visión tentadora de los aspectos sociales, afectivos y metacognitivos del aprendizaje, como sucede en el trabajo auténtico y en los entornos escolares (Siemens, 2016).

Desde la investigación básica en ciencias cognitivas y neurociencia, incluida la investigación sobre el aprendizaje de animales, hasta los estudios experimentales y correlacionales en psicología educativa, y la investigación educativa sobre prácticas y pedagogías en el aula, se identifica al aprendizaje como una expresión que tiene lugar en múltiples niveles al mismo tiempo, los cuales se pueden identificar como eventos de aprendizaje producidos desde un estrato biológico con procesos neurofisiológicos, por medio de un estrato cognitivo que atiende al pensamiento racional y de conocimiento; y, un estrato sociocultural donde las herramientas junto con sus prácticas producen experiencias de aprendizaje (Reimann, 2016).

Por su parte, Lodge *et al.* (2018) señalan que existen claros paralelos entre las analíticas del aprendizaje y la neurociencia educativa:

en ambos casos, se están produciendo grandes volúmenes de datos, los cuales son de utilidad para que los investigadores, estadísticos, maestros y otros que buscan inferir en el aprendizaje de estos conjuntos de datos. Por lo que es necesario la disponibilidad de abundantes datos, sobre cómo se produce el aprendizaje en el cerebro. Si bien, este esfuerzo ha brindado grandes conocimientos sobre el aprendizaje a nivel biológico, la extracción de significado de estos datos para la práctica educativa ha sido una tarea difícil” (p.14).

La disponibilidad de estos conjuntos de datos ha influido, según Logde *et al.* (2018), en el incremento de la investigación de estos temas, siendo el primer objetivo de los investigadores determinar cómo se produce el aprendizaje en el cerebro y cómo se correlaciona el aprendizaje a nivel cerebral y neuronal. Estas investigaciones han generado grandes avances desde la perspectiva biológica, mientras que desde el punto de vista educativo los avances han sido menores.

Uno de los grandes retos que presenta el estudio del aprendizaje, desde una perspectiva neurológica, es que no es posible inferir directamente de un estudio de imágenes cerebrales, lo que sucede en una persona en su totalidad; como tampoco es posible inferir datos puramente conductuales en un contexto sociocultural como el aula (Lodge *et al.*, 2018).

Por si sola, la observación en el aula ya no es la herramienta definitiva para comprender los nuevos procesos de aprendizaje, esto es especialmente cierto en el caso de los entornos virtuales de aprendizaje, donde la observación es casi imposible.

Es así como LA se convierte en un recurso clave actual para analizar, visualizar, entender y mejorar los procesos de aprendizaje. La diferencia entre el seguimiento de un docente y las analíticas del aprendizaje es que estas últimas dotan de capacidad para observar y dar soporte a nivel global en una clase. En cambio, la capacidad observar del profesor solo le permite centrarse en un alumno a la vez (Amo y Santiago, 2017).

En este sentido, Ninaus *et al.* (2014) señalan que la analítica del aprendizaje es un campo muy prometedor para mejorar la educación, la enseñanza y el aprendizaje mediante la recopilación de datos de usuarios, especialmente aquellos datos de origen fisiológico.

Pese a la relevancia que pudieran tener estos datos en el desarrollo de nuevos conocimientos en el área de las analíticas del aprendizaje, existen pocas investigaciones sobre el uso de rastros fisiológicos aplicados a las analíticas del aprendizaje.

De acuerdo con Zadina (2015) la neurociencia juega un papel relevante en la educación. En especial, en la neurociencia educativa, donde cobra una relevancia fundamental para la reforma del currículo y para el desarrollo profesional de los docentes.

3. Aprendizaje y neurociencias: análisis de datos multimodales

Comprender los mecanismos cerebrales necesarios para el procesamiento cognitivo y el aprendizaje, es importante para adaptar las metodologías de aprendizaje, a fin de atender temas específicos de los procesos de aprendizaje o crear intervenciones para estudiantes con necesidades específicas (Blikstein y Worsley, 2016).

38

Además, conocer los estados cerebrales asociados con el aprendizaje, puede contribuir a mejorar nuestra comprensión de los procesos de aprendizaje y, en consecuencia, puede mejorar el aprendizaje en sí mismo. De aquí, que las neurociencias sean de tanta importancia en el estudio de los procesos de aprendizaje.

En este sentido, Ninaus *et al.* (2014) plantean que los resultados de las LA, basados en rastros neurofisiológicos, podrían ser útiles en el aprendizaje para evaluar, y optimizarlo a través del uso de un algoritmo basado en neurometrías de señales neurofisiológicas, que permita identificar si un usuario aún está aprendiendo o terminó de aprender una información dada. El algoritmo, al estar basado en un marco de análisis de señales neurofisiológicas de aprendizaje, podría identificar diferentes procesos cognitivos durante el aprendizaje.

Por otro lado, para estudiar los procesos cognitivos asociados con el aprendizaje, se requiere un estudio más específico dentro de la extensión de las neurociencias, término acuñado como neurociencia cognitiva desde finales de 1970, con el fin de explorar realmente los procesos de aprendizaje desde la perspectiva de la naturaleza humana a través de la neurociencia (Immordino-Yang y Damasio, 2008).

La relación existente entre la ciencia del aprendizaje y el LA, forman un papel relevante de corresponsabilidad, al también informar desde su campo de investigación cómo evoluciona LA a lo largo del tiempo. Los laboratorios, por lo general, sirven para realizar estudios que ayudan a verificar los patrones vistos en entornos de la vida real, exponiéndolos a condiciones controladas, por tal motivo la ciencia del aprendizaje puede informar el desarrollo de la analítica del aprendizaje a través de la provisión de teorías y metodologías, que ayudarán a avanzar en ambos campos. Las LA pueden ayudar a cerrar la brecha entre la neurociencia, la psicología y la educación al proporcionar una forma de observar el comportamiento de los estudiantes mientras aprenden. La combinación de LA y la ciencia del aprendizaje, por lo tanto, tiene el potencial de proporcionar formas más poderosas para monitorear y apoyar a los estudiantes a medida que aprenden (Lodge y Corrin, 2017).

En la actualidad, la analítica del aprendizaje requiere una combinación de datos provenientes de múltiples fuentes para la creación de conocimiento, esto ha provocado un mayor interés en la multimodalidad y, en consecuencia, en el análisis de datos multimodales (Di Mitri *et al.*, 2018).

Etimológicamente, el prefijo “multi” se refiere a “más de uno”, mientras que el término “modal” significa tanto “modalidad” como “modo”. En otras palabras, la multimodalidad hace referencia a múltiples modalidades. Aún más, de acuerdo con Nigay y Coutaz (1993) la modalidad se refiere al tipo de canal de comunicación utilizado por dos agentes para transmitir y adquirir información, lo que define el intercambio de datos. De esta manera, el modo es el estado que determina el contexto en el que se interpreta la información.

La información contextual que caracteriza a los datos multimodales resulta muy útil para las analíticas del aprendizaje. Además, es necesario acotar que recientemente es posible recopilar y procesar estos datos en tiempo real a una escala sin precedentes, haciendo uso de sensores con los cuales es posible capturar eventos observables durante el proceso de aprendizaje, como el comportamiento del alumno y su contexto (Reimann, 2016).

Por su parte, Di Mitri *et al.* (2018) señalan que los recientes desarrollos tecnológicos, como la internet de las cosas (interconexión digital de objetos), los sensores portátiles, el almacenamiento de datos en la nube y el aumento del poder de cómputo para procesar y analizar grandes conjuntos de datos, han facilitado la recopilación y análisis de datos.

En el caso de los sensores, su uso en las analíticas del aprendizaje es fundamental para recopilar mediciones de alta frecuencia y micro-eventos conductuales; como por ejemplo: movimientos, habla, lenguaje corporal o respuestas fisiológicas (Di Mitri *et al.*, 2018).

Se hace necesario considerar que, en el proceso de aprendizaje, los eventos conductuales (medibles) coexisten con atributos latentes (no medibles), como las cogniciones o las emociones del aprendiz. Estos últimos no son observables ni cuantificables para los sensores, sino que deben ser estudiados e interpretados por los investigadores (Reimann 2016).

De acuerdo con Immordino-Yang y Damasio (2008), quienes indican, que al analizar los procesos fisiológicos, producidos por el pensamiento emocional de un alumno dentro de un salón de clase, es posible describir lo que realmente sucede en el sujeto alumno desde el punto de vista emocional, estos resultados proporcionan una nueva base para la innovación en el diseño de entornos de aprendizaje, ya sean presencial o virtual.

Precisamente, este aspecto de los datos multimodales puede ser interpretado por la neurociencia, mediante la conversión de datos biológicos, producidos por la actividad cognitiva de los alumnos durante el aprendizaje en datos digitales almacenables y organizados en conjuntos fáciles de utilizar (Reimann, 2016).

En consecuencia, al examinar todas estas modalidades de detección y evaluación aplicadas en las analíticas del aprendizaje multimodal, es posible identificar tres áreas de conocimiento relacionadas entre sí: (1) la evaluación del conocimiento de los estudiantes; (2) la evaluación de las emociones; y, (3) la medición fisiológica de los estudiantes (Blikstein y Worsley, 2016).

40

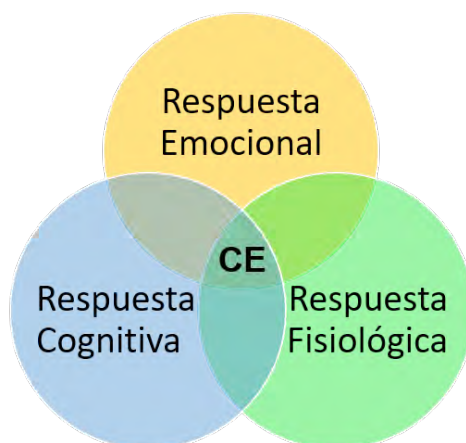


Figura 1. Áreas del conocimiento de las analíticas del aprendizaje multimodal. CE: caracterización del estudiante. Gráfica creada a partir de las interpretaciones de Blikstein y Worsley, 2016. Fuente: Elaboración propia.

Stevens, Galloway y Berka en Blikstein y Worsley (2016) estudiaron estas relaciones con electroencefalogramas (EEG). En concreto, estudiaron las relaciones entre respuesta cognitiva, la distracción y el compromiso (respuesta emocional), descubriendo que a medida que aumentaba el nivel de habilidad de un estudiante, la carga de trabajo seguía siendo la misma.

En el centro de estas formas de evaluación se formula la caracterización de los estudiantes (CE) (ver figura 1), mientras que las relaciones subyacentes permiten generar modelos útiles a partir de grandes conjuntos de datos cuantitativos (Blikstein y Worsley, 2016).

Es necesario destacar que, en las diferentes formas de evaluación de los estudiantes, lo que varía es la fuente de los datos en bruto y cómo esos datos se traducen en datos computables. Una vez que se ha completado la traducción, los datos se pueden procesar utilizando algoritmos de aprendizaje automático (Blikstein y Worsley, 2016).

4. Aplicaciones de datos EEG en la analítica del aprendizaje

Hasta ahora la adopción de técnicas de EEG en educación ha sido marginal. Una de las razones, como señalaron Ansari, Coch y de Smedt (2011), es la brecha entre la investigación básica y la investigación aplicada, que complica la comunicación e intercambio de conocimiento entre educación y neurociencia cognitiva.

Sin embargo, la creciente disponibilidad de dispositivos de bajo costo, como el EEG, ha renovado el interés en la posibilidad de que la neurociencia cognitiva informe sobre la enseñanza y el aprendizaje (Durall, Leinonen, Gros y Rodriguez-Kaarto, 2017).

Antes se empleaban dispositivos EEG de grado médico, que representaban altos costos económicos y requerían de un entrenamiento médico para su uso. En la actualidad, existen en el mercado dispositivos EEG inalámbricos de bajo costo, que abren la posibilidad a toda la comunidad de investigación, para procesar y adquirir datos de la actividad cerebral con recursos accesibles (Das *et al.*, 2014). Por ejemplo, los EEG portátiles con tecnología inalámbrica, se pueden usar para monitorear la lectura de la actividad cerebral en un aula. Su portabilidad hace más fácil la medición del sujeto; y, además, nos permite medir en un entorno real, en el que se procesa el aprendizaje.

De acuerdo con Rogers (2016) en un estudio de validez, se ha demostrado que los datos derivados de un sistema inalámbrico de un solo canal de la marca *NeuroSky ThinkGear*, son comparables al EEG registrado en equipos convencionales de laboratorio. Adicionalmente, en su investigación se evaluó la confiabilidad de este equipo, resultando ser confiable en su sensor para la lectura de las bandas de frecuencia delta, theta, alfa y beta.

El dispositivo de hardware EEG Mindwave de la marca Neurosky está integrado por un solo sensor, que permite crear conjuntos de datos a partir de la lectura de la actividad cerebral. Este dispositivo funciona usando un hardware con un sensor para el lóbulo frontal, con el que se leen los datos de la actividad cerebral en un solo canal. Para el manejo de los datos adquiridos se emplea un software de enlace de datos, que opera por comunicación inalámbrica *bluetooth*, denominado Thinkgear. Para la estructuración de estos datos se emplea el software Neuroexperimenter que los almacena y los grafica (Mellender, 2015).

Una de las ventajas de esta herramienta es que permite representar en tableros los datos de las señales alfa, beta, delta y teta en sus niveles altos y bajos, además de los niveles de atención y meditación de una sesión. Los datos que se adquieren y organizan con el software el Neuroexperimenter provienen de las señales fisiológicas que se producen en el cerebro, y el hardware Neurosky las entrega al software de forma de datos EEG cuantificados, más conocidos como qEEG. Los datos se entregan al software escalados en un rango de 0 a 100 unidades, lo que permite una operatividad más eficiente. La solución del Neurosky junto con el Neuroexperimenter, permite recopilar las mediciones para el análisis e informe, la cual atiende precisamente a los atributos del LA (Mellender, 2015).

42

Los informes provenientes de las señales de la actividad cerebral, dentro del software Neuroexperimenter, se representan por líneas de tendencia, para poder realizar una inspección visual de las señales alfa, beta, teta y delta. Una de las ventajas de la herramienta Neurosky es que incluye algoritmos para construir las representaciones de las ondas cerebrales, que representan los niveles de atención y meditación de cada sujeto. El conjunto de datos representados en el tablero del software, son suficientes para analizar los procesos de aprendizaje de alumnos dentro de un salón de clase (Mellender, 2015).

5. Cerrando la brecha: LA y las neurociencias

Se ha comprobado la importancia de las mediciones fisiológicas y cognitivas para el estudio caracterización del estudiante y de sus procesos de aprendizaje. Sin embargo, poco se menciona la importancia de estudiar las emociones y su relación con el aprendizaje.

Las emociones son procesos innatos que poseen todos los seres humanos desde su nacimiento. De acuerdo con Salas, en Linarez (2016), las emociones son uno de los elementos clave para comprender los procesos de aprendizaje de un individuo.

Todo esto acentúa la relevancia de poder leer las ondas electromagnéticas producidas por los rastros fisiológicos, como fundamento para realizar procesos de adquisición de datos de la actividad cerebral de los alumnos, mientras asisten a un curso tradicional.

Es precisamente en el campo de las neurociencias donde existe un reducido número de trabajos de investigación; por ejemplo, solo unos pocos estudios han examinado la carga cognitiva durante el aprendizaje con tecnología educativa. Esta omisión puede atribuirse hasta ahora por la falta de acceso de recursos, tales como los electroencefalogramas (EEG), debido al costo de estas tecnologías, así como a la naturaleza intrusiva de los electrodos, además del requerimiento de docenas de electrodos húmedos.

Este sustento respalda la posibilidad de incluir a las neurociencias en los procesos de LA, donde se puede buscar crear conjuntos de datos medibles para identificar y cuantificar las señales fisiológicas, producto de las emociones, para que a partir de ahí se construyan LA de fuentes externas a los sistemas empleados tradicionalmente como LMS, CMS o MOOC's.

De esta manera, las LA pueden ayudar a cerrar la brecha existente entre la neurociencia, la psicología y la educación al proporcionar una forma de observar el comportamiento de los estudiantes, mientras aprenden fuera del laboratorio. La combinación de análisis de aprendizaje y la ciencia del aprendizaje, por lo tanto, tiene el potencial de proporcionar formas más poderosas para monitorear y apoyar a los estudiantes a medida que aprenden (Lodge y Corrin, 2017).

Los desarrollos tecnológicos recientes han mejorado el EEG en tres formas clave: el costo se ha reducido; se puede usar un número menor de electrodos; y, los electrodos son secos, siendo hoy en día tan efectivos como los húmedos (Mills *et al.*, 2017).

Estos atributos permiten llevar equipos EEG dentro de un salón de clase real sin alteración alguna. Los avances de portabilidad, que plantean las nuevas tecnologías, permiten que los nuevos dispositivos EEG abran la posibilidad de almacenar información biológica de las lecturas de la actividad cerebral en grandes conjuntos de datos, que pueden ser analizados como estructuras para LA (Mills *et al.*, 2017).

Sería de gran beneficio si estos datos se pudieran poner a disposición de los investigadores y su adquisición fuera planificada en coordinación con los proyectos de investigación basados en LA. En este sentido, Reimann (2016) declara que los métodos para la minería de procesos son particularmente relevantes en el contexto de las neurociencias. Esto no solo ayudaría en la realización de proyectos específicos, que estudien el aprendizaje a largo plazo, sino que también cambiaría la forma en que pensamos acerca de la naturaleza de los proyectos en la investigación del aprendizaje (Mandinach, 2012).

6. Metodología

44

Esta investigación se dividió en tres etapas: (1) selección del grupo de estudio y preparación logística del estudio; (2) instalación, pruebas de calibración y chequeo de los equipos y del software; y, (3) resultados e interpretación de los mismos.

6.1 Selección del grupo de estudio y preparación logística

En la primera fase se seleccionó un grupo de estudio, en este caso fue un curso tradicional de programación de base de datos, integrado por 10 alumnos de la licenciatura en sistemas computacionales. La selección de un grupo presencial se debe a lo planteado por Alberca y Borrucco (2018), quienes sustentan que los procesos de aprendizaje comienzan por la percepción de estímulos ambientales, así como la interacción con el entorno, ya que algunos de estos elementos llamarán la atención de los alumnos y acaparán gran parte de los recursos neuronales disponibles; como señalan, serán los estímulos los que se procesarán, integrados con otras memorias y almacenados a largo plazo para su posterior recuperación en el caso de que fuera necesario.

Cada aula es un escenario en el que interactúan una serie de variables didácticas, que hacen de la enseñanza y el aprendizaje un acto complejo. Los docentes se relacionan con los estudiantes, los objetivos, los métodos,

las actividades, los materiales, la evaluación y el contexto; para comprender mejor el proceso de enseñanza-aprendizaje, es preciso indagar tanto lo que sucede en las clases, como en las fuerzas que operan en profundidad bajo las actuaciones visibles de los docentes (Díaz, Martínez, Roa y Sanhueza, 2010).

En este ejercicio de investigación, las neurociencias permiten, mediante sus técnicas, abrir una ventana hacia el interior de cada alumno, a fin de hacer visible a los docentes y gestores de la educación, detalles sobre los procesos que suceden a nivel fisiológico en los estudiantes, para convertir la actividad cerebral en información relevante, dando un nuevo sustento a estos procesos y una nueva concepción sobre lo que sucede en un aula tradicional.

Continuando con la idea de Alberca y Borrueco (2018) el aprendizaje es, en definitiva, un proceso individual, dependiente de la experiencia y sumamente adaptativo, por tal motivo se realizó la lectura de la actividad cerebral de cada alumno en una sola sesión de clase, con el fin de mantener lo más próximo posible todas las condiciones del entorno, como los estados de ánimo, contenidos y recursos de apoyo para la clase; donde los estados anímicos serán uno de los recursos a considerar más influyentes en los resultados de cada lectura de actividad cerebral.

Gildardo, en Falconi y otros (2017), plantea que, con el apoyo de las neurociencias, se puede llegar a entender el origen del deseo por aprender, en la medida en que se logren determinar las causas que motivan al alumno darle la significancia al aprendizaje; es por esto, que en este estudio, se pretende realizar la medición de la actividad cerebral mediante el uso de técnicas de EEG dentro de un salón de clase, donde los alumnos estarán en condiciones completamente reales sin alteración a las actividades propias de una clase presencial. Siempre, tomando como base, que todos los alumnos que participan en el estudio se encuentran completamente sanos.

Lo más importante para un educador es entender a las neurociencias como una forma de conocer de manera más amplia al cerebro; el cómo es, cómo aprende, cómo procesa, registra, conserva y evoca una información, entre otras cosas, para que a partir de este conocimiento pueda mejorar las propuestas y experiencias de aprendizaje que se dan en el aula (Gildardo en Falconi y otros, 2017).

Para lograr la adquisición de los datos, se procedió a solicitar la autorización de los alumnos para leerles su actividad cerebral, reseñar que todos accedieron voluntariamente a participar en el estudio. De la totalidad de los estudiantes del curso, se seleccionaron 6 estudiantes al azar como muestra para realizar las pruebas (3 hombres y 3 mujeres).

6.2 instalación, pruebas de calibración y chequeo de los equipos y del software

La segunda etapa consistió en instalar dentro del salón de clase un equipo de cómputo con el software Neuroexperimenter, el cual permite la recepción de datos provenientes de un dispositivo Brain Computer Interface (BCI) con aspecto de diadema, modelo MindWave de la marca Neurosky. Se realizaron las pruebas de comunicación para validar que funcionaba correctamente la comunicación vía *bluetooth*, y que los datos eran registrados tanto por el equipo como por el software. Es importante remarcar que la diadema de lectura de las señales fisiológicas producidas de la actividad cerebral es un EEG seco, el cual se ubica en la frente por encima de las cejas, a esta zona se le conoce como ubicación FP1 del sistema internacional 10-20 de colocación de electrodos extracraneales, que representa la posición 1 del lóbulo frontal.

Alberca y Borrueco (2018) plantean que el lóbulo frontal es la región cerebral que nos distingue como humanos y se relaciona con la organización y orquestación de los distintos procesos cognitivos; e implica, entre otras funciones ejecutivas, la capacidad de planificación de la conducta, controlar la atención, inhibir conductas inapropiadas, mantener información, manipularla y comportarse en función de ésta. Por otro lado, las mismas autoras proponen, que en el lóbulo frontal se ubica el sistema de alerta, encargado de mantener un estado óptimo de vigilia, para recibir los estímulos del entorno, los cuales principalmente vendrán de las didácticas que aplique el docente durante su sesión; los estímulos propuestos por el profesor deberán generar respuestas adecuadas, De acuerdo con Henríquez (2014) las ondas gamma y beta están asociadas con la representación de la atención, la percepción y la cognición; dichas señales en su conjunto son reacciones fisiológicas en niveles de atención, este tipo de actividad cerebral se asocia a actividades humanas como escuchar, leer y hablar, que son las más comunes realizadas por un alumno dentro de un salón de clase.

46

El primer autor que definió a la atención fue Williams James, quien la describió como la capacidad del ser humano para orientar su estado de conciencia hacia un determinado estímulo. En la actualidad, se propone que la atención es una función neuropsicológica básica para llevar a cabo toda actividad de tipo comportamental o cognitiva, que actúa como un filtro que permite seleccionar, priorizar, procesar y supervisar la información que recibe un humano (Ramos-Galarza y otros, 2017).

De acuerdo con Ramos-Galarza y otros (2017). La atención ha sido estudiada en diversos contextos, como en el déficit de atención en el campo educativo infantil, en el daño cerebral adquirido en adultos, en estudios longitudinales de su proceso evolutivo y mecanismos cerebrales, en intervenciones de entrenamiento en niños con trastorno por déficit de atención con

hiperactividad, en el papel de la atención sostenida en el rendimiento de deportistas, etc. Pero, el estudio de los niveles de atención en estudiantes universitarios, mediante el empleo de técnicas EEG, dentro de un salón de clase, es un contexto que todavía se encuentra en desarrollo teórico y en estado de construcción como evidencia empírica; por tal motivo, las propuestas del estudio de los procesos de atención en estudiantes universitarios aportan un grado de relevancia. Las evidencias reflejadas -encontradas por este autor- denotan hasta ahora, que en este entorno se ha dado mayor importancia al estudio de la atención en la población infantil escolar.

Esta área de oportunidad de trabajar estudios de investigación con alumnos sanos en sus actividades de clase, permite crear una propuesta para cerrar las brechas entre LA y las neurociencias, ya planteado con anterioridad por Salas en Linarez (2016), las emociones son uno de los elementos clave para comprender los procesos de aprendizaje de un individuo, ya que son el reflejo de la fisiología del cerebro, y mediante el empleo de técnicas de neurociencias se pueden construir modelos de LA para un entendimiento más claro de lo que sucede en el aula tradicional.

En LA es indispensable contar con datos cuantitativos para poder proceder. Por tanto, para lograr almacenar los datos de las señales fisiológicas se emplea el software Neuroexperimenter, que almacena 11 datos relevantes, alfa1, alfa2 beta1, beta2, gamma1, gamma2, delta, teta, meditación y atención, todos leídos con el BCI Mindwave.

Los datos obtenidos se almacenan en formato CSV (Comma-Separated Values), por medio del software Neuroexperimenter. Se recopilaban los datos correspondientes a los 6 alumnos seleccionados como muestra. Los datos que se almacenan de cada alumno representan 5 minutos de su asistencia y participación en clase, los cuales conjuntan 300 datos de cada uno de los 11 tipos planteados, lo cual representan 3300 datos generados por cada alumno, representando el total de la sesión 19800 datos. Adicional a la toma de datos de las señales fisiológicas de cada alumno, se hicieron anotaciones complementarias para presentar las observaciones con los resultados de la señal fisiológica. Dichas anotaciones se sincronizaron en tiempo, junto con los 11 grupos de datos, dando un total de 12 grupos de datos que conformaron el *dataset* completo.

La interpretación y las analíticas de este reporte se enfoca principalmente a realizar bajo las métricas de atención y meditación proporcionadas por la misma tecnología de Neurosky, que son almacenadas y graficadas por el mismo software Neuroexperimenter, estos datos provenientes de las métricas se entregan en una base cuantificada en escala de 0 a 100, que brinda la posibilidad de facilitar su interpretación.

7. Resultados

En el estudio se generaron conjuntos de 300 datos de las señales de atención y meditación, que representaron cantidades de 0 a 100; bajo esta estructura, de manera general, se obtuvieron los niveles de atención y meditación.

Con el fin de enfocarnos en los valores de las lecturas de atención y meditación, para que realmente reflejaran impacto, se consideraron los valores superiores a 50 unidades como criterio destacado o como valor sobresaliente, descartándose los valores menores a 50 unidades, al considerarse valores débiles en su significado para la relevancia del estudio. Como resultado, se identificó que las mujeres tuvieron un balance representativo entre los niveles de atención y meditación con un valor superior a 50, como se muestra en la tabla 1:

Tabla 1. Valores promedio de forma individual y grupal entre hombre y mujeres evaluados en un curso tradicional

Estudiante	Hombres		Mujeres	
	Atención	Meditación	Atención	Meditación
1	45	49	38	54
2	21	65	28	54
3	36	23	65	53
Valor promedio	34	46	44	54

Fuente: Elaboración propia.

Luego se realizó la construcción de series de tiempo, haciendo un seguimiento a los niveles de atención y meditación, en correlación con los eventos representativos que realizaba el profesor de forma directa o indirecta a cada alumno. Los datos mostrados en las series de tiempo representan una duración de 5 minutos de lectura de señales cerebrales, dentro del salón de clase, sin interferir entre las relaciones del profesor con sus alumnos.

En cada lectura se identifica y se marca en la serie de tiempo las actividades del profesor como se muestran en las figuras 2 y 3, las cuales fueron organizadas con base a las observaciones y se sincronizó en tiempo por el inicio y término de cada actividad del profesor o actividad relevante del alumno, elegida en base a la acción que representase un refuerzo de conexión de interacción profesor-alumno, o bien la actividad que representase una desconexión de relación profesor-alumno.

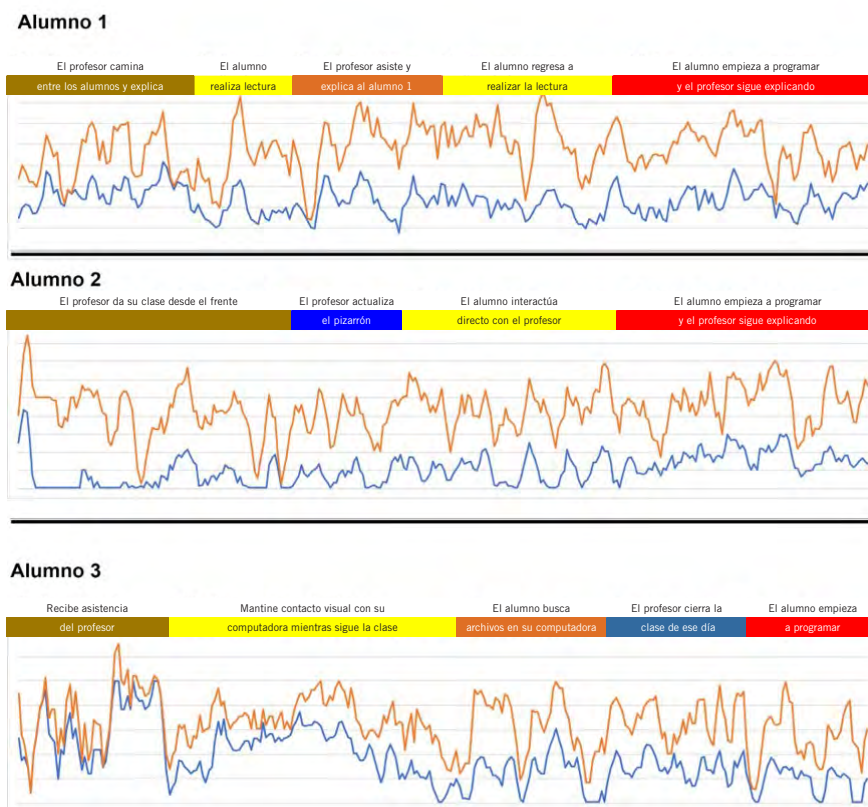


Figura 2. Lectura de señales cerebrales de la muestra de hombres durante la clase.
Fuente: Elaboración propia.

Las actividades que más conllevaron a los alumnos perder intensidad de atención, fueron las lecturas de los documentos PDF, así como las actividades discursivas por parte del profesor frente al grupo. Sin embargo, cuando la actividad discursiva se realizaba entre los alumnos, era menor la pérdida de niveles de atención.

En la figura 2, se agrupa las series de tiempo de los alumnos de sexo masculino, se identifica al alumno 2, el cual presenta ausencia de atención cuando el profesor habla al frente. Mientras que cuando el profesor camina entre los alumnos, el alumno 1 demuestra nivel balanceado de atención y meditación.

Alumna 1



Alumna 2



Alumna 3



Figura 3. Lectura de señales cerebrales de la muestra de mujeres durante la clase.

Fuente: Elaboración propia.

8. Discusión

Romero y otros (2018) declaran que la atención no constituye un proceso cerebral único, sino que existen diferentes redes atencionales donde intervienen diferentes regiones cerebrales; adicional a ello, en cada sujeto existen mecanismos inconscientes que ayudan a mantener la atención, que puede visualizarse mediante este tipo de ejercicios, ya que se puede identificar qué alumnos realmente tienen buenos hábitos de atención durante la clase

y cuáles no. Esto puede llegar a ser un buen referente para que los docentes adecuen sus actividades dentro del salón de clase tanto en lo particular de cada alumno como en lo general de todo el grupo, ya que podremos entender a las nuevas generaciones de manera más precisa.

Los eventos identificados en ambos sexos que causaron un deterioro de la atención, se produjeron cuando el profesor tuvo una lejanía física, esto es, cuando se ubicaba al frente para llevar a cabo su práctica discursiva de los contenidos del curso, así como al comentar sobre ciertos casos específicos. Cuando el profesor atendía dudas de alumnos, los niveles de atención se vieron afectados a pesar de no ser el alumno el que hizo la pregunta. Esto puede ser debido al contacto físico que lograba el docente en una zona específica del grupo.

En general, los alumnos estuvieron realizando actividades en paralelo a lo que proponía el profesor, algunas en atención, a indicaciones del propio docente y otras ajenas a lo que solicitaba el profesor, como el caso de los alumnos 1 y 3, tanto del sexo masculino como del sexo femenino, como se demostró durante la toma de datos. Cabe recalcar que las actividades de lecturas de documentos PDF dentro del salón de clase fueron detonantes para que los alumnos perdieran atención e iniciaran procesos de letargo, reflejando altos niveles de meditación y llevando a un decremento sostenido en los valores de atención.

De igual manera se identificó, que los alumnos que estuvieron en mejores condiciones en los procesos de aprendizaje, presentaban una cercanía en los valores de meditación y atención; en especial, cuando realizaban tareas específicas como preguntar, responder, programar, así como atender a información nueva en el pizarrón.

Ahora bien, las interrupciones de compañeros se reflejaron con cambios de ritmo en las lecturas de atención y un incremento en los niveles de meditación.

9. Conclusiones

La analítica del aprendizaje tiene como objetivo principal comprender y mejorar el aprendizaje y los entornos en los que se produce. Sin embargo, el aprendizaje es un proceso complejo en el cual intervienen múltiples factores; por tal motivo, se hace necesario usar herramientas, técnicas y métodos de diversos campos de investigación para estudiarla.

Así, las analíticas del aprendizaje vienen a nutrirse de múltiples campos, haciendo uso de los conceptos y métodos que permiten obtener, describir, analizar e interpretar datos sobre los alumnos, sus procesos de aprendizaje y sus contextos.

Para las analíticas del aprendizaje el contexto es de suma importancia. En este sentido los datos que se obtienen del estudio del aprendizaje tienen un carácter multimodal caracterizado por poseer información contextual.

En la actualidad, estos datos se recopilan y procesan en tiempo real a una escala sin precedentes, haciendo uso de nuevas tecnologías como sensores y el internet de las cosas, con los que es posible extraer datos de eventos observables durante el proceso de aprendizaje (como las respuestas fisiológicas del alumno y su contexto).

Al analizar las respuestas fisiológicas en un alumno, en especial con EEG; es posible describir, desde el punto de vista emocional, lo que realmente sucede en el sujeto alumno. Estos resultados proporcionan una nueva base para la innovación en el diseño de entornos de aprendizaje, ya sean presenciales o virtuales.

52

En esta investigación se utilizó un dispositivo portátil EEG para el estudio de estudiantes en el aula. Con base a los resultados de estos datos, identificamos que los alumnos estuvieron en mejores condiciones para los procesos de aprendizaje, cuando se realizaron tareas específicas como preguntar, responder, programar, así como atender a información nueva en el pizarrón.

Es necesario comprender los mecanismos cerebrales usados por los estudiantes durante estas actividades para el procesamiento cognitivo y el aprendizaje, de manera que se puedan adaptar las metodologías de aprendizaje.

El avance tecnológico actual ha permitido que los costos de los equipos y recursos se estén reduciendo de manera sustancial, a medida que los métodos de LA encuentran su lugar en las escuelas y en las universidades.

Con todas estas herramientas a la mano, las LA pueden ayudar a cerrar la brecha existente entre la neurociencia, la psicología y la educación, al proporcionar una forma de observar el comportamiento de los estudiantes, mientras aprenden fuera del laboratorio.

Referencias bibliográficas

- Alberca, E. y Borrueco, M. (2018). *Aprendizaje: el cerebro en el aula. Ciencia e innovación docente en el aprendizaje de lenguas extranjeras*. Ediciones Egrius.
- Amo, D. y Santiago, R. (2017) *Learning Analytics. La narración del aprendizaje a través de los datos*. Barcelona: Editorial UOC.
- Ansari, D. , Coch, D. y De Smedt, B. (2011). Conexión entre la educación y la neurociencia cognitiva: ¿hacia dónde nos llevará el viaje? *Filosofía y teoría educativa* 43(1), 37-42. <https://doi.org/10.1111/j.1469-5812.2010.00705.x>
- Banihashem S. K., Aliabadi, K., Pourroostae, S., Delaver A, Nili Ahmadabadi, M. (2018). Learning Analytics: A Systematic Literature Review, *Interdisciplinary Journal of Virtual Learning in Medical Science*. 9(2). <https://doi.org/10.5812/ijvlms.63024>.
- Blikstein, P. y Worsley, M. (2016). Multimodal Learning Analytics and Education Data Mining: Using Computational Technologies to Measure Complex Learning Tasks. *Journal of Learning Analytics*, 3(2), 220-238. <https://doi.org/10.18608/jla.2016.32.11>
- Corrin, L., Alhadad, S., Jones, H. y Colvin, C. (2018). Where is the field of learning analytics heading? *Reflections from the Learning Analytics & Knowledge Conference*. Recuperado de: <https://bit.ly/2V3pkKR>.
- Das, R., Chatterjee, D., Sinharay, A. y Sinha, A. (2014). Cognitive Load Measurement - A Methodology to Compare Low Cost Commercial EEG Devices. *Advances in Computing, Communications and Informatics, ICACCI International Conference. IEEE* pp.1188-1194.
- Di Mitri, D., Schneider, J., Specht, M., y Drachsler, H. (2018). From signals to knowledge: A conceptual model for multimodal learning analytics. *Journal of Computer Assisted Learning*, 34(4), 338-349. <https://doi.org/10.1111/jcal.12288>
- Díaz, C., Martínez, P., Roa, I y Sanhueza, M.G. (2010). Los docentes en la sociedad actual: sus creencias y cogniciones pedagógicas respecto al proceso didáctico, *Polis. Revista Latinoamericana*, 25.
- Durall, E., Leinonen, T., Gros, B., y Rodriguez-Kaarto, T. (2017). Reflection in Learning through a Self-monitoring Device: Design Research on EEG Self-Monitoring during a Study Session. *Designs for Learning*, 9(1), 10-20. <https://doi.org/10.16993/dfl.75>
- Falconi, A., Alajo, A., Cueva, M., Mendoza, R. Ramírez, S. y Palma, E. (2017). Las neurociencias. Una visión de su aplicación en la educación. *Revista Órbita Pedagógica* 4(1), 61-74
- Ferguson, R. y Clow, D. (2017). Where is the evidence? A call to action for learning analytics. In: LAK '17 Proceedings of the Seventh International Learning Analytics & Knowledge Conference, ACM International Conference Proceeding Series, pp. 56-65. New York, USA.
- Henríquez, C (2014). Memoria de Trabajo de Fin de Máster Estudio de Técnicas de análisis y clasificación de señales EEG en el contexto de Sistemas BCI (Brain Computer Interface). Master Universitario en Investigación e Innovación en TIC. Universidad Autónoma de Madrid. Escuela Politécnica Superior. Departamento de Ingeniería Informática, pp 17-19.
- Immordino-Yang, M. H. y Damasio, A. (2008). We Feel, Therefore We Learn: The Relevance of Affective and Social Neuroscience to Education. *Mind, Brain, and Education*, 1(1), 3-10. <https://doi.org/10.1111/j.1751-228x.2007.00004.x>

- Linarez, G. (2016). Aprendizaje significativo y neurociencia: la conexión del siglo XXI. *Revista Iberoamericana de Producción Académica y Gestión Educativa*, 4, 116-141
- Lodge, J. M., y Corrin, L. (2017). What data and analytics can and do say about effective learning. *Npj Science of Learning*, 2(1). <https://doi.org/10.1038/s41539-017-0006-5>
- Lodge, J., Hoover, J. y Corrin, L. (ed.) (2018) *Learning Analytics in the Classroom: Translating Learning Analytics Research for Teachers*. (1st Edition). London: Taylor and Francis. <https://doi.org/10.4324/9781351113038>
- Mandinach, E.B. (2012). Un momento perfecto para el uso de datos: usar la toma de decisiones basada en datos para informar la práctica . *Psicólogo de la educación* , 47(2), 71 - 85
- Mellender, F. (2015). NeuroExperimenter. Fred Mellender's Home Page. Recuperado de <https://bit.ly/2CuC9li>
- Mills, C., Fridman, I., Soussou, W., Waghay, D., Olney, A., y D'Mello, S.K. (2017). Put your thinking cap on: detecting cognitive load using EEG during learning. *LAK*. 80-89
- Nigay, L., y Coutaz, J. (1993). A design space for multimodal systems: Concurrent processing and data fusion. *Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems—CHI 93*, (January 1993), 172–178. <http://doi.org/10.1145/169059.169143>
- Ninaus, M., Kober, S. E., Friedrich, E. V., Neuper, C. y Wood, G. (2014). The Potential Use of Neurophysiological Signals for Learning Analytics. *2014 6th International Conference on Games and Virtual Worlds for Serious Applications (VS-GAMES)*. Valleta: Malta. <https://doi.org/10.1109/vs-games.2014.7012169>
- Ramos-Galarza, C., Paredes, L., Andrade, S., Santillán, W. y González, L. (2017). Sistemas de Atención Focalizada, Sostenida y Selectiva en Universitarios de Quito-Ecuador. *Revista Ecuatoriana de Neurología* 25(1-3):34-38
- Reimann, P. (2016). Connecting learning analytics with learning research: the role of design-based research. *Learning: Research and Practice*, 2:2, 130-142. <https://doi.org/10.1080/23735082.2016.1210198>
- Rogers, J. M., Johnstone, S. J., Aminov, A., Donnelly, J. y Wilson, P. H. (2016). Test-retest reliability of a single-channel, wireless EEG system. *International Journal of Psychophysiology*, 106, 87-96.
- Romero, C., Luna, J.M., Bogarín, A., Luque, M., y Gonzalez, P. (2018) Análisis del nivel de atención de los alumnos en clase utilizando Neurosky's mindwave mobile. *Revista de Innovación y Buenas Prácticas Docentes*. 5, 57-62 Recuperado de: <https://bit.ly/2Wck3r>
- Siemens, G. (2013). Learning analytics: The emergences of a discipline. *American Behavior Scientist*. 57(10) 1380-140.
- Siemens, G. (04, marzo, 2016) Neuroscience and Learning Analytics: a historic leap in understanding learning. [audio en Podcast]. Recuperado de: <https://bit.ly/2IQAHiY>
- Society for Learning Analytics Research (SoLAR). (s.f.) Recuperado de <https://bit.ly/2DDFtMc>
- Stewart, C. (2017). Learning Analytics: Shifting from theory to practice. *Journal on Empowering Teaching Excellence*, 1(1), 95-105. <https://doi.org/10.15142/T3G63W>
- Tseng, S., Yu, L. y Wu, H. (2014). Measuring Engagement: Student Profiling and the Effects of Remedial Learning Counseling. International Workshop on Learning Analytics and Educational Data Mining (LAEDM 2016) In conjunction with CRIWG/CollabTech, 14-17.
- Zadina, J. (2015) The emerging role of educational neuroscience in education reform. *Psicología Educativa*, 21, 71-77. Recuperado de <https://bit.ly/2PC9DUY>

Learning Analytics para una visión tipificada del aprendizaje de los estudiantes. Un estudio de caso

M^a Covadonga de la Iglesia Villasol  

Universidad Complutense de Madrid (UCM), España.

Resumen. Los nuevos métodos de enseñanza-aprendizaje, con apoyo de los entornos virtuales, como extensión asincrónica de las aulas, han determinado que el docente asuma nuevos roles, algunos de los cuales pasan por aumentar su capacidad de observación y convertirse en analista del proceso de aprendizaje de los estudiantes, del uso que hacen de las plataformas digitales, su interrelación con ellas y entre sí, y de cómo adquieren conocimientos y desarrollan algunas competencias. Desde ésta óptica, el trabajo aborda una primera explotación de los usos y registros estadísticos, que a modo de huella digital, dejan los estudiantes en cursos presenciales en los espacios virtuales, y que definen tipologías y patrones diferenciados de aprendizaje según ritmos, aspecto éste que puede conllevar a una reflexión y reorientación del proceso de enseñanza-aprendizaje futuro. En concreto, el estudio de caso recoge resultados descriptivos de la interacción del uso que los estudiantes realizan de los recursos digitales con la evaluación continua y las calificaciones en la asignatura de Análisis Microeconómico Avanzado, del grado en Economía (GECO), UCM en el curso 2018-19, aportando un perfil de uso aún muy tradicional y polarizado, vinculada con mínimos desfases al cronograma de las actividades propuestas por el profesor.

Palabras clave: registros de usos; estudiantes; aprendizaje; gamificación; competencias; learning analytics.

Learning Analytics para uma visão tipificada da aprendizagem dos estudantes. Um estudo de caso

Resumo. Os novos métodos de ensino-aprendizagem, com o apoio dos ambientes virtuais como extensão assíncrona da sala de aula, determinaram que o professor assumia novos papéis, alguns dos quais vão desde aumentar a sua capacidade de observação até o de atuar como um analista do processo de aprendizagem dos estudantes, do uso de plataformas digitais e sua inter-relação com elas e entre elas, e de como adquirem conhecimento e desenvolvem algumas competências. A partir desta perspectiva, o trabalho aborda uma primeira exploração de usos e registros estatísticos, que, no tocante à marca digital, deixam os estudantes de cursos presenciais nos espaços virtuais e que definem tipologias e padrões diferenciados de aprendizagem de acordo com os ritmos, um aspecto que pode levar a uma reflexão e reorientação do futuro processo de ensino-aprendizagem. Especificamente, o estudo de caso inclui resultados descritivos da interação do uso de recursos digitais por estudantes com a avaliação continua e o resultado obtidos na disciplina de Análise Microeconómica Avançada do curso de graduação em Economia (GECO), de 2018-19 da UCM, contribuindo com um perfil de uso ainda muito tradicional e polarizado, vinculado a defasagens mínimas no cronograma de atividades proposto pelo professor.

Keywords: registros de usos; estudantes; aprendizagem; gamificação; competências; learning analytics.

Learning Analytics for a typified vision of student learning. A case study

Abstract. The new methods of teaching and learning, based on virtual environments, which are an asynchronous extension of the classrooms, has determined that the teacher has had to assume new roles, some of which go through to increase their observation capacity and become an analyst of the learning process that the students follow, about the uses they make of digital platforms, how they interrelate with them and with others students, and how they acquire knowledge and develop skills and competences. From this point of view, the work deals with the description of statistical uses and registers, which, as a fingerprint, leave students in face-to-face courses in the virtual platforms, and which can define typologies and patterns differentiated learning, aspect that can lead to a reflection and reorientation of the future teaching-learning process. Specifi-

cally, the case study includes descriptive results of the interaction of students' use of digital resources with continuous assessment and grades in the course of Advanced Microeconomic Analysis, of the degree in Economics (GECO), at the UCM in the 2018-19 academic year, providing a profile of use that is still very traditional and polarized, linked to minimum lags in the timetable of the proposed activities by the teacher.

Keywords: records of uses, students, learning, gamifying, skills, learning analytics.

1. Introducción y justificación

El Espacio Europeo de Educación Superior (EEES) reorientó el foco de atención del sistema educativo español hacia la implantación del aprendizaje centrado en el estudiante, facilitando que sea activo, autónomo, crítico y reflexivo (Herrero, 2014), para lo cual han sido múltiples los entornos de aprendizaje instaurados y que coexisten con total naturalidad, con el objetivo final de que los estudiantes adquieran necesariamente los conocimientos específicos de su titulación, y desarrollen un corpus competencial requerido en el entorno profesional.

Este trabajo recoge el análisis cualitativo de la explotación de las huellas, registros o rastros que los estudiantes dejan, sin que pueda ser de otra forma, tanto en el uso del aula virtual como de otras plataformas digitales en abierto¹, disponibles como un complemento indispensable e integrado de forma armónica con la enseñanza presencial, a los que los estudiantes acceden con ritmos distintos y picos en fechas puntuales (previas a pruebas de evaluación, o de forma continuada y secuencial con el progreso del curso). Como a los estudiantes universitarios se les presupone un desarrollo de competencias digitales², deben ser en cierto grado autónomos para seleccionar y gestionar la información más útil para su progreso en el aprendizaje, así como para fijar sus ritmos de trabajo fuera del aula, con independencia de las recomendaciones y el calendario prefijado por el profesor.

El docente que complementa el aula presencial con entornos virtuales y busca fomentar ese aprendizaje activo, según la naturaleza de la materia a impartir, las actividades y las dinámicas de aprendizaje realizadas, puede segmentar al grupo en subgrupos formados por estudiantes con personali-

¹ Algunos materiales han sido elaborados para diversos proyectos de innovación y mejora de la calidad docente, la UCM.

² El Real Decreto 1105/2014, de 26 de diciembre, vigente en el curso 20018-19, establece el currículo básico de la Educación Secundaria Obligatoria y del Bachillerato (BOE Núm. 3, 3 de enero de 2015 Sec. I. Pág. 169 y ss), e indica como competencias del currículo la Comunicación lingüística (lengua materna y extranjeras); la Competencia matemática y competencias básicas en ciencia y tecnología; la Competencia digital; Aprender a aprender; Competencias sociales y cívicas; Sentido de iniciativa y espíritu emprendedor; y la Conciencia y expresiones culturales.

dades, tipos de inteligencias, formas y ritmos de aprendizaje diversos, a los que suele observar durante el curso y preevaluar. Pero sería diferenciador disponer de prediseños anticipados, ex ante, hoy por hoy casi impensable³, sobre cómo aprenden los estudiantes que sirvieran de guía al profesor en el diseño de un desarrollo con tintes autónomos, y que suelen ser sustituidos por el uso de ciertos marcadores secuenciales del mismo (Cano, 2009). Así, el docente *observa con continuidad el progreso* (ritmos) de los estudiantes en la adquisición de conocimientos, el avance en los usos de los recursos tecnológicos, así como las huellas que dejan en su interrelación con los entornos digitales al transitar por las tareas individuales y/o colectivas, y ésta es la información de la que se alimenta el estudio de caso.

El rastro que queda al acceder a las herramientas, carpetas, actividades, *links*, *wikis*, foros, etc. de las plataformas digitales, es un banco de datos que está siendo objeto de explotación en la mayor parte de los Centros Educativos y Universidades y que en menos de dos décadas ha generado una creciente y fructífera literatura empírica, *Learning Analytics*⁴ (*LA, analítica del aprendizaje*), con numerosos usos y aplicaciones, entre los que destacan la posibilidad de que el docente conozca cómo asincrónicamente trabajan los estudiantes, ritmos, frecuencias, franjas horarias, repetición de accesos, tiempos de usos, opciones fallidas, etc. (Vela-Pérez, Hernández-Estrada, Tirado y otros, 2017) y en su caso, si pudiera conocerlos a tiempo, tener la opción de reorientarles para una mayor eficiencia o reelaborar una estrategia de aprendizaje diferenciada o personalizada. Más limitados son los trabajos en los que la analítica de los registros de datos persigue la observación y estudio particularizado al desarrollo de ciertas competencias, como pueda ser el trabajo en grupo (Guitert, Romeu y Pérez, 2007), o el estudio colaborativo (Martínez, Arteaga y Pérez, 2017) o la gestión eficaz del tiempo o el desarrollo de técnicas de negociación, por ejemplo, siendo compleja su evaluación y análisis descriptivo, al requerir de marcadores o indicadores óptimos y validados en diversas dimensiones, no siempre disponibles, definidos parcialmente o con deficiencias.

³ La información, en general, se analiza a posteriori y no en tiempo real, lo cual requeriría algoritmos de aplicación secuencial.

⁴ La definición oficial de *Learning Analytics* se realiza en la *First international Conference on Learning Analytics and Knowledge* (LAK 2011), adoptada por la Society for Learning Analytics Research (SoLAR), como la medición, recopilación, análisis e informe de datos sobre los alumnos y sus contextos, con el fin de comprender y optimizar el aprendizaje y los entornos en los que se produce.

2. Algunos elementos del estado de la cuestión

Dos aspectos del marco teórico concentran el interés que contextualiza el trabajo, como son los nuevos roles que el docente tiene que adquirir en la era digital y cómo gestionar la masiva información registrada a partir de los usos que los estudiantes realizan en las plataformas de aprendizaje digitales, así como definir instrumentos cuantitativos para dicho fin. Obviamente la revisión de la literatura planeará sobre ambos elementos, que si bien pueden ser apasionantes en sí mismos, no va a ser exhaustiva, por cuanto hacerlo excede los objetivos de este trabajo empírico.

El docente en la era digital ha asumido como roles (Iglesia, 2006 y 2018), ser un diseñador de nuevos entornos de aprendizaje, que combina diversos recursos y técnicas educativas, convertido en un generador y evaluador de recursos útiles para el autoaprendizaje, con el doble objetivo de transmitir conocimiento técnico, especializado y favorecer en ese aprendizaje el desarrollo de competencias requeridas en el entorno profesional, sin dejar de ser orientador, tutor, motivador, a la vez que un *co-aprendiz de su profesión*, y por tanto, un *acompañante en el proceso formativo*. Así, si la figura del docente adopta nuevos roles y adquiere una nueva perspectiva, el alumno ha dejado de ser un mero receptor pasivo de contenidos, convirtiéndose en el actor principal de su aprendizaje (Díaz-Barriga, 2011).

58

Con esta visión radial, Harrison y Killion (2007), indican que será un facilitador del éxito en el aprendizaje de los estudiantes, especialista curricular, un proveedor de recursos, instructor, facilitador de apoyo en el aula y del aprendizaje, mentor de sus estudiantes, analista de datos, catalizador del cambio, líder de equipos y aprendiz. Prensky (2013) señala el rol de competente digital⁵, y su incidencia en tres grandes rúbricas como son el de *entrenador* (por la observación individual y motivación al estudiante), *guía* (ayuda a conseguir los objetivos) y de *experto en la instrucción* (a través del conocimiento y la creatividad), con el objetivo de conseguir un efectivo, motivador y atractivo aprendizaje, para lo cual utiliza la tecnología disponible para mejorar la metodología del proceso de enseñanza-aprendizaje (Bates, 2015). Para Viñals y Cuenca (2016), los nuevos roles pasan por convertirse en un organizador, guía, generador, acompañante, *coacher*, gestor de aprendizaje,

⁵ El informe *A Framework for Developing and Understanding Digital Competence in Europe* (Ferrari, 2013), indica que se es competente digital si se cubren las dimensiones referidas a la búsqueda y gestión de la información digital; comunicar e interactuar; crear contenido multiformato y multimedia; identificar y resolver problemas, y gestionar la protección y seguridad digital de la información. <https://bit.ly/23osQ17>

orientador, facilitador, tutor, dinamizador o asesor, y señalan que cambian la transmisión unidireccional del conocimiento por el intercambio horizontal de información.

Consecuentemente, el espacio físico en el que se desarrolla el proceso de enseñanza aprendizaje adquiere relevancia, por cuanto que el aula física deja de ser el único escenario de aprendizaje, complementado por espacios reales y virtuales, escogidos o diseñados para una multiplicidad asincrónica. Este multiespacio de aprendizaje se vincula a un trabajo activo y colaborativo entre los alumnos y de éstos con el profesor, aprovechando las herramientas tecnológicas y las metodologías innovadoras (Gutiérrez, Palacios y Torrego, 2010).

Con ésta descripción de roles, el profesor como observador directo del aprendizaje de sus estudiantes, empieza a adoptar entre sus tareas la gestión y el análisis de la información, que genera su actividad y la de sus estudiantes (convertido en el *analista de datos* a que se refiere Harrison y Killion (2007), que le permite conocer mejor su propia acción docente, la tipología de sus estudiantes y los resultados, así como las actitudes y compromiso que adquieren con el programa formativo.

Penetrando, por tanto, en la niebla instalada, a la que con gran acierto se refieren Long y Siemens (2011), al afirmar sin fisuras que el análisis de los datos extraídos de la acción docente (LA) va a tener un papel significativo en el futuro de la Educación Superior, cabe señalar la incidencia tanto para: i) los profesores/educadores, que puedan conocer a tiempo real el comportamiento y rendimiento de los estudiantes e identificar a quienes muestren ritmos de aprendizaje más lentos, quienes estén en riesgo de abandonar el curso y/o necesiten ayuda para avanzar en el aprendizaje; ii) los estudiantes, por cuanto pueden recibir información particularizada de su progreso, siendo un elemento que les motive e incentive a seguir mejorando; y, iii) para los gestores o responsables, a quienes permite conocer la eficiencia de los recursos empleados, la existencia de nichos de ventajas competitivas, mejoras en la calidad y rendimientos de la experiencia de aprendizaje. Buckingham y Ferguson (2012) fijan como raíces del LA en dos hitos como son el desarrollo de la inteligencia de negocios sobre productos y servicios de e-learning y la minería de datos (también llamada Knowledge Discovery in Databases, KDD) y que se extiende a áreas de investigación en computación, aprendizaje bayesiano, redes neuronales artificiales, árboles de decisión, programación lógica, inducción de reglas, algoritmos estadísticos, etc. (Romero y Ventura, 2007).

La extraordinaria proliferación de investigación de la última década, agrupada en comunidades de aprendizaje distintas, Minería de datos educativos (EDM) y Learning Analytics (LA) and Knowledge (LAK), ha llevado a Siemens y Baker (2012) a abogar por una mayor y formal comunicación y colaboración entre ellas, que si bien muestran diferencias en los descubrimientos, la adaptación y personalización, son perfectamente salvables y llevan a compartir investigaciones, técnicas, métodos y herramientas en la extracción y análisis de los datos, habiendo de facto entre ellas más intersección que espacios diferenciados. Stewart (2017) apunta que las investigaciones de LA abordan actividades en campos concretos de acción como la minería de datos, la inteligencia artificial, la analítica de registros web, así como la analítica de la inteligencia comercial, e implican la integración de datos de múltiples fuentes para informar sobre el uso de sistemas de gestión educativa como el Learning Management System (LMS), al que se refieren acertadamente Leah y Dawson (2010).

Adentrados en éste área de investigación, Romero y Ventura (2007) constituyen una guía y referencia imprescindible⁶ para afrontar la aplicación de la minería de datos en sistemas de e-learning en su ciclo iterativo, por cuanto ingresa al sistema educativo y guía, facilita y mejora el aprendizaje, tanto de forma genérica, generando conocimiento para los docentes y los propios estudiantes, como de forma particular para la toma de decisiones. Ferguson (2012) incide en los factores que explican el crecimiento exponencial del learning analytics en la última década, poniendo el foco en tres retos: la generación automática de grandes matrices de datos (*big data*), cuyo desafío técnico ya está superado por las metodologías de tratamiento de datos para extraer valor sobre el proceso del aprendizaje; el reto de optimizar las oportunidades del aprendizaje masivo en línea (*online learning*), y los intereses o inquietudes políticos (*political concerns*) y económicos por ofrecer mejores indicadores y resultados de aprendizaje, a nivel nacional e internacional. Dichos retos apuntan a tres colectivos cuyos intereses se superponen en diferentes escalas y con distintos grados de profundidad, profesores, instituciones educativas y

⁶ A partir de numerosas referencias que aportan, sistematizan y clasifican en un catálogo estandarizado por tipo de datos, técnicas utilizadas y aspectos educativos que abordan, como son: Educación tradicional; Educación basada en la web y e-learning; Sistemas de gestión de aprendizaje; Sistemas Inteligentes de Tutoría; Sistemas Educativos Adaptativos; Pruebas y Cuestionarios; Textos y Contenido, y otros, y establecen una clasificación de los usos de la minería de datos en la analítica educativa: Análisis y visualización de datos; Predicción del rendimiento del alumno; Proporcionar retroalimentación para los instructores; Agrupación de estudiantes; Detectar conductas estudiantiles atípicas; Recomendaciones para estudiantes; Análisis de redes sociales; Modelado de estudiantes; Planificación y programación; Desarrollo de mapas conceptuales; Construcción de cursos.

gobiernos, aspecto que se traduce en la importancia de elegir los problemas que los investigadores abordan e investigan y su traslación al público objetivo y sus intereses más directos.

Recogiendo la estela de autores previos, sin dejar de ser una referencia relevante, Sampson (2017) particulariza y clasifica los usos de los registros en líneas de investigación para i) definir *perfiles, a partir de datos estáticos* (aspectos demográficos, sociales, familiares, académicos) y/o *datos dinámicos* (referidas al proceso de aprendizaje como son el compromiso con el proceso, comportamiento, y rendimiento); y, ii) aplicar *analítica del aprendizaje* (LA), según un catálogo de métodos y herramientas base de los análisis descriptivos, predictivos y/o prescriptivos de recomendaciones.

Autores como Ferguson y Clow (2017) o Banihashem y otros (2018) se refieren a que desde la primera conferencia de LAK de 2011, la investigación parece centrarse principalmente en la medición, recopilación, análisis e informe de datos sobre los estudiantes, sus contextos e interacciones con los sistemas o herramientas, para justificar la mejor comprensión y la optimización del aprendizaje, modelar y generar perfiles de alumnos, así como formular un aprendizaje personalizado y adaptable (Stewart, 2017).

Son numerosos los autores que visualizan un futuro aprendizaje personalizado, sustentado en los beneficios de disponer evidencia empírica y parametrizar la información/datos de los estudiantes, referidos a su comportamiento, rendimiento y compromiso. Así, algunos autores evalúan la validez de herramientas o algoritmos de clasificación en la minería de datos⁷ para identificar a los estudiantes que tienen, por ejemplo, un ritmo más lento de aprendizaje, lo que proporciona una base adicional para diseñar programas específicos de ayuda temprana (Kaura, Singhb y Josanc, 2015).

Percibir el alcance de la fructífera investigación en Learning Analytics lleva a revisar las múltiples implementaciones que ya son una realidad en diversos Centros Educativos y Universidades, tanto a través de registros de planes formativos formales (reglados) o informales, como muestran Ferguson, Brasher, Clow y otros (2016), quienes relacionan un catálogo exhaustivo de investigaciones analíticas a partir de casos de adaptación de tecnologías y juegos digitales de aprendizaje, así como buenas prácticas a imitar. Estas aplicaciones y posteriores analíticas tienen enfoques multidisciplinares, y se diseñan desde disciplinas con áreas de intersección como la estadística, la inteligencia artificial, la ciencia computacional, o desde el diseño de perfiles psicológicos y de aprendizaje, según apuntan Siemens, Dawson y Linch (2013).

⁷ Como el *Multi Layer Perception* (MLP).

3. Metodología del estudio de caso

Es frecuente encontrar estudios de caso de LA o empíricos con datos que provienen de las interacciones de los estudiantes con los sistemas o herramientas digitales, generados durante el tiempo de participación o uso, incidiendo en la importancia del tamaño y variedad de los datos para extraer información sobre el proceso de aprendizaje, con tintes de generalización y extrapolación, descripción de constructos explicativos más complejos e identificación de eventos o comportamientos anómalos (Banhashem y otros, 2018). Siguiendo algunos de los elementos previamente expuestos, en este apartado se describe el estudio de caso que corresponde al primer cuatrimestre del curso 2018-19⁸ (de septiembre a enero) en la asignatura de Análisis Microeconómico Avanzado (AMA), de 4º curso del Grado en Economía (GECO), en el itinerario de Análisis Económico (AE), y se dispone de un total de 25588 registros de uso digital, para 69 estudiantes inscritos. La investigación empírica se realiza a partir de diversas fuentes primarias de información recopilada, como son la información institucional del curso, los registros de usos en las plataformas digitales, controles de asistencia y calificaciones de evaluación continua y final. Se conjuga por tanto bases de datos de gran tamaño de actuaciones y tareas de aprendizaje, con datos que caracterizan a los individuos, ya que toda la información sobre los procesos de aprendizaje puede y debe ser considerada de manera integral (Lodge y Corrin, 2017).

62

3.1 Registros de datos

En la línea de lo expuesto por Sampson (2017), se han recuperado diversos instrumentos de información primaria, que aportan información complementaria:

- *Los registros de los usos* de las herramientas del campus virtual Moodle y del blog⁹ de la asignatura (en abierto y gestionado por el profesor), para lo cual se ha seguido el trabajo empírico de Vela-Pérez y otros (2017) como guía para la extracción, la descripción y el análisis de los datos, al estar referido a la misma plataforma Moodle.
- *Las calificaciones según la reseña* de evaluación explicitada en la guía docente, a partir de tres elementos diferenciados: 1) la

⁸ En el curso 2017-18 se realizó un análisis parcial de los registros, a modo de prueba, con el único objetivo de aprender sobre los mismos, y planificar con antelación los elementos a trabajar para que la actual investigación, referida al curso 2018-19, no fuera fallida por falta de previsión.

⁹ Blog o campus virtual en abierto.

evaluación continua (EV) con un peso del 10% de la calificación final, correspondientes a seminarios grupales en el aula y su continuación como práctica, individual o grupal, y que se despliega en una estructura gamificada con asignación de tres insignias según ranking de desempeños en los seminarios grupales; 2) las pruebas de evaluación parcial (PEP) con un peso del 40% en conjunto, consistente en dos pruebas correspondientes a los bloques temáticos del curso, y 3) la prueba de evaluación final (PEF) del curso, que completa el 50% restante de la calificación del estudiante.

Así, el cuadro 1 muestra en detalle el cronograma de actividades, pruebas y gamificación, en las 15 semanas efectivas (con carga docente presencial) del curso, que se corresponden con el patrón de uso de los estudiantes del aula virtual.

Cuadro 1. Cronograma según actividades de evaluación

Semana	Seminarios (SEM)		Gamificación: Insignias, privilegios	Pruebas parciales (PEP)	Prueba final (PEF)
	Grupales Evaluación continua (EVC)				
1					
2	SEM 1+ PRÁCTICA				
3					
4	SEM 2 + PRÁCTICA				
5					
6	SEM 3 + PRACTICA				
7					
8	SEM 4 + PRÁCTICA		INSIGNIA AMARILLA		
9	REPASO				
10				PEP 1	
11					
12	SEM 5 + PRÁCTICA		INSIGNIA ROJA		
13					
14				PEP 2	
15	SEM 6 + PRÁCTICA		INSIGNIA VERDE		PREPARACIÓN

Es necesario explicitar que i) los estudiantes han sido informados y tienen la oportunidad de solicitar que sus registros no sean incluidos en el análisis, son conocedores de la naturaleza de los datos que la plataforma registra, y por tanto consienten o no el seguimiento de su huella o rastro en el aprendizaje, así como el cruce con informaciones de otras fuentes, como son los datos institucionales de identificados y convocatoria, ii) se garantiza que a los estudiantes al consentir la observación de sus registros no les suponga ningún compromiso, obligación, disponibilidad y dedicación adicional, y iii)

la extracción y cruce de la información se realiza bajo un algoritmo estadístico que, tras la recodificación de los ítems de identificación personal, automáticamente hace anónima la información del estudiante¹⁰, cumpliendo con la normativa vigente de protección de datos de los usuarios o estudiantes.

Cabe reconocer que la existencia de poderosas herramientas de gestión de datos, con un alcance cada vez mayor, está planteado entre los diversos colectivos (usuarios y responsables) la preocupación sobre aspectos muy pertinentes referidos a cuestiones éticas, de privacidad y protección, abordados por ejemplo en Campbell (2007¹¹), aspectos que se respetan en ésta investigación dado que toda la información ha sido anonimizada previamente.

Respecto a las herramientas, si bien en la literatura empírica de última década se referencian una gran cantidad de herramientas, tanto generales como específicas de minería de datos, que van desde programas comerciales estandarizados (*DBMiner*, *SPSS DB2 Intelligent Miner*), a numerosas aplicaciones de uso público desarrolladas por colectivos de investigadores (algunas disponibles en abierto y de uso libre (por ejemplo *GISMO*, *Google analytics*, *Smartklass*), en ésta primera explotación la gestión de los datos se realiza con herramientas básicas del paquete estadístico SPSS, siendo una referencia el trabajo de Romero, Ventura y García (2008).

3.2 Población de análisis y ficha técnica

Describir brevemente las características de la población objeto del estudio contextualiza el análisis posterior, para lo cual a modo de ficha técnica en la tabla 1 se aportan varios indicadores como la nacionalidad y el género del estudiante, junto con la convocatoria en curso y el porcentaje registrado de asistencia en la asignatura de referencia.

Así, según la identificación oficial, el 65,22% del total de estudiantes tienen DNI de nacionalidad española, y el resto, 34,78%, extranjera, por cuanto que su documentación es NIE, entre los que cabe distinguir dos tipologías: aquellos identificados con doble nacionalidad (por segunda generación, o con tarjeta de residencia), y los que tienen nacionalidad China, que representan el 24,63% del total de estudiantes y el 78,83% de los identificados con NIE de extranjero.

¹⁰ Conciliar la investigación y las normas europeas de protección de datos (Europe's General Data Protection Regulation, GDPR, de 2016) es necesario y está generando cambios en el uso futuro del Learning Analytics, por cuanto las instituciones tienen responsabilidad y obligaciones en dicha protección.

¹¹ Examina más de 70.000 registros para determinar los indicadores más sólidos (factores robustos) del éxito de los estudiantes, a partir de modelos de regresión estadística.

Tabla 1. Distribución de estudiantes AMA según información institucional.

Identificador	Nacionalidad	Género Varones (%)	1ª Convocatoria	Asistencia (%)
DNI español	N ₁ =45 (65,22% N)	31 (44,93% de N) [75,61% de N ₁]	35 (50,72% N) (77,77% de N ₁)	71,5%
NIE extranjero *	N ₂ =24 (34,78% N)	10 (14,493% de N) [41,67% de N ₂]	20 (28,99% N) (83,33% de N ₂)	64,9% (83,84 % no chino)
NIE origen China	N ₂₁ =17 (24,63% N) [70,83% sobre N ₂]	5 (7,55% N) [29,41% de N ₂₁]	13 (18,84% N) (76,40% N ₂₁)	57,1%
Total	N=69	41 (59,42% N) 28 mujeres	55 (79,71% N)	69,2%

* Según letra del identificador, DNI, de los estudiantes que no son de nacionalidad china, 3 se corresponden con estudiantes Erasmus in, y el resto son estudiantes con doble nacionalidad o residentes.

El 59,42% de los estudiantes del curso AMA son varones, lo cual muestra una ligera diferencia en la selección de la especialidad de Análisis, respecto del 64,0% de varones de la titulación. Segmentando, el 44,93% del total de estudiantes tienen DNI de nacionalidad española y son varones (el 75,61% de los que presentan DNI nacional son varones), mientras que los que tienen NIE y varones son el 14,61% (el 41,67% de los que tienen NIE son varones, mientras que entre los estudiantes de nacionalidad china solo el 29,41% son varones). Por lo que respecta a la convocatoria que cursan, el 79,71% están inscritos en la primera, y por segmentaciones, el 50,72% tienen DNI y están en la primera convocatoria, mientras que el 28,99% tienen NIE y están en la primera convocatoria. El 77,77% de los que tienen DNI están en la primera convocatoria, y el 83,33% de los que tienen NIE, y por género se distribuyen de forma que el 61,81% de los que están en primera convocatoria son varones frente al 38,18% que son mujeres, y complementariamente, el 82,93% de los varones están en la primera convocatoria y el 75% de las mujeres.

En cuanto al porcentaje de asistencia a las clases presenciales, la asistencia media en más de 14 registros semanales aporta una media de 69,2%, con diferencial según nacionalidad, por cuanto quienes tienen DNI asisten en media el 71,5%, y los que tienen NIE asisten el 64,9%, si bien con comportamientos polarizados, con un 83,8% los que no tienen nacionalidad China (incluyéndose a los estudiantes Erasmus) y 57,1% los que sí lo tienen, siendo estos estudiantes los más absentistas¹². Estos resultados no están completamente alineados con los datos institucionales (Facultad de CCEE, UCM), según los cuales identifican con el 65,2% de participación media en 4º grado de ECO, y un 55,5% en el área de estudio.

¹² El problema del absentismo entre la comunidad de estudiantes chinos se hace crónica con las limitaciones del uso del idioma, que siguen programas de estudio no reglados con preparadores de origen chino.

Según el cronograma semanal, en la semana 10 del curso (transcurrido el 66,6% del mismo), el 8,7% de los estudiantes (6) había cuasi-abandonado la evaluación continua en el aula, uno de ellos la segunda semana del curso. En el desarrollo metodológico del curso, los estudiantes participan en seminarios grupales de trabajo (3 o 4 estudiantes), que en general se autoseleccionan, por conocimiento y empatía, sólo en algunas ocasiones lo son por la observación previa de su complementariedad competencial, siendo relevante la supervisión que el docente hace del proceso de adscripción en grupos, por cuanto puede hacer que el aprendizaje sea o no más motivador y cognitivamente enriquecedor (Calzadilla, 2002), evitando que existan polarizaciones grupales que estrangulen el rendimiento medio, así como favorecer una mayor integración entre los colectivos por nacionalidad.

Cabe señalar dos aspectos adicionales: 1) No se dispone información directa sobre la edad de los estudiantes, pero la convocatoria en la que están es una aproximación de los años que llevan en la Universidad, dado que al ser una asignatura de 4º curso, los estudiantes en primera convocatoria (casi sin error) están en el cuarto año de permanencia; 2) No es significativo¹³ realizar un análisis de diferencias entre los diversos subgrupos por edad, nacionalidad, experiencia y género, dada la reducida adscripción de estudiantes a los mismos, si bien la percepción subjetiva revela un grado de madurez personal, experiencial y laboral diverso.

4. Resultados del seguimiento y registro de usos

Se presentan algunos de los resultados de la asignatura AMA en el curso 2018-19, tanto desde la descripción del rastro o huella que los estudiantes dejan en su uso activo del campus virtual y el blog, como la interacción con las calificaciones de los diversos elementos evaluables.

4.1 Registro de usos en las plataformas virtuales por estudiante.

El total de estudiantes, tabla 2, contabiliza 25588 registros válidos (recuperados a posteriori, finalizado el periodo lectivo del curso, el 22 de diciembre de 2018) de las plataformas digitales activas en el curso. Como indica Siemens (2013), el uso de dispositivos móviles, herramientas virtuales y medios sociales en el proceso de aprendizaje genera huellas en *senderos*

¹³ El test de diferencias no es significativo dada la limitación de las submuestras.

digitales, incluyendo patrones de navegación, pausas, hábitos de lectura y hábitos de escritura, que para el docente/investigador ofrecen una oportunidad para observar el aprendizaje desde múltiples ángulos.

Una visión sintética del porcentaje de registros por estudiantes en media semanal respecto del total acumulado, muestra la elevada dispersión, en los usos de las plataformas digitales (véase gráfico 1 y 2). Los 10 estudiantes más activos registran en media porcentajes entre el 4,19 y el 2,61% del total, con accesos semanales respectivos de 71,53 a 44,60, mientras que los 10 menos activos están entre el 0,51 y el 0,00% del total, con accesos semanales de 8,67 a 0, siendo la media del total de estudiantes de 24,37 accesos semanales a las distintas páginas, representando el 1,43% del total de registros, con una desviación en promedio de 180,73.

Tabla 2. Estadísticos total registros y brecha de uso semanal

10 más activos	N registros	% del total	I Media semanal	II Diferencial respecto media %	III Brecha respecto de la media %	IV Brecha respecto el A12
A12	1073	4,19	71,53	47,16	193,50	0,00
A51	1018	3,98	67,87	43,5	178,46	5,13
A69	976	3,81	65,07	40,7	166,97	9,04
A8	755	2,95	50,33	25,96	106,52	29,64
A2	714	2,79	47,60	23,23	95,30	33,46
A17	713	2,79	47,53	23,16	95,03	33,55
A20	694	2,71	46,27	21,9	89,83	35,32
A55	681	2,66	45,40	21,03	86,28	36,53
A16	679	2,65	45,27	20,90	85,73	36,72
A29	669	2,61	44,60	20,23	82,99	37,65
10 menos activos	registros	% del total	Media semanal	Diferencial respecto media %	Brecha respecto de la media %	Brecha uso semanal
A33	130	0,51	8,67	-15,7	-64,44	87,88
A59	76	0,30	5,07	-19,3	-79,21	92,92
A44	76	0,30	5,07	-19,3	-79,21	92,92
A41	68	0,27	4,53	-19,84	-81,40	93,66
A62	51	0,20	3,40	-20,97	-86,05	95,25
A7	36	0,14	2,40	-21,97	-90,15	96,64
A24	34	0,13	2,27	-22,1	-90,70	96,83
A61	9	0,04	0,60	-23,77	-97,54	99,16
A0	4	0,02	0,27	-24,1	-98,91	99,63
A54	0	0,00	0,00	-24,37	-100,00	100,00
Todos, Media	25588	1,43	24,37	-	-	65,63

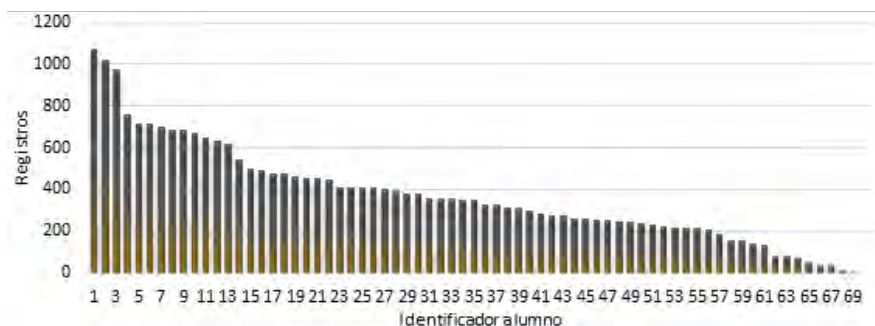


Gráfico 1. Registros ordenados de mayor a menor, total de estudiantes

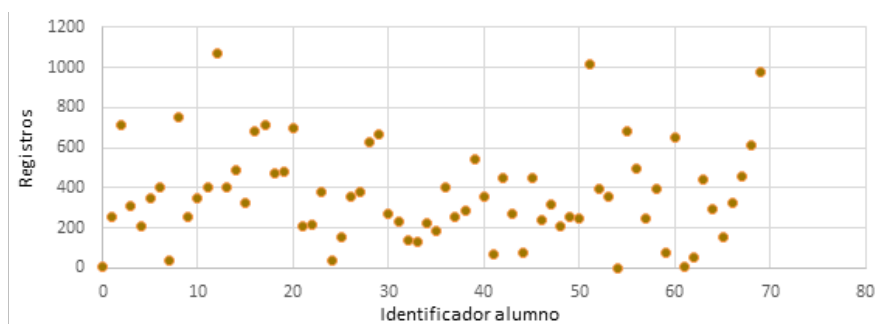


Gráfico 2. Dispersión de registros por alumno

Como puede observarse, los alumnos exhiben muy diversa frecuencia, presencia y actividad en las diversas herramientas electrónicas que se disponen, cuyo ritmo difiere por semanas e incluso por días, según la actividad docente programada. Estos diferenciales de uso determinan el cálculo del indicador de “brecha de uso digital”, que facilita una visión más completa del patrón de uso el curso (total de registros en el Anexo) a partir de una clasificación y tipología básica de los estudiantes en varias categorías y que se muestra en los gráficos 3 y 4 adjuntos. Así, si el indicador se calcula referenciado al *estudiante más activo*, el A12, (columna V tabla 1), lógicamente hace que el peso de la mayoría de los estudiantes caiga hacia el extremo de poca o escasa actividad registrada dando una visión con fuerte asimetría:

- a) *proactivos*: si registran una brecha <20%, en la que sólo entran 3 alumnos: A12, A51 y A69, y con media de 4,721.
- b) *sobreactivos*: brecha entre 20 y 40%, que incluye a 8 alumnos, y con media de 35,31.
- c) *medio activos*: una brecha entre 40 y el 60%, a la que se adscriben sólo 11 alumnos con media de 53,30.
- d) *subactivos*: con brecha entre 60 y 80%, que incluye a 30 alumnos con una media de 70,45.
- e) *inactivos o descolgados*: si la brecha está entre el 80 y 100%, que agrupa a 18 alumnos cuya media es 89,91.

Por el contrario, si el cálculo del indicador de la brecha digital se realiza sobre *el valor medio* de la distribución (columna IV tabla 1), el alumno más centrado sería el A27 (brecha de 2,58), y la clasificación obtenida aporta una visión más dulce de los usos registrados:

- a) *proactivos*: si registran una brecha positiva de $>75\%$, en la que se incluyen 11 alumnos, con media de 118,06.
- b) *sobreactivos*, con una brecha positiva entre 75 a 25%, en la que se incluyen 7 alumnos, con media de 49,24.
- c) *medio activos*, con una brecha entre $+25$ y -25% , en la que se incluyen 23 alumnos, que registran media de 1.91
- d) *subactivos*, con brechas negativas entre el 25 y 75%, que aglutina a 2° estudiantes.
- e) *inactivos o descolgados*, con brechas negativas superiores al 75%, con 9 estudiantes.

Dado este perfil de usos, sea cual sea el cálculo del indicador hecho para identificar la brecha digital, como criterio de mejora para cursos posteriores se deben supervisar los registros de forma casi automática en períodos diversos, que permita un seguimiento continuado para recuperar a ritmos óptimos a aquellos estudiantes que evidencian signos de subactividad o descolgamiento del curso, especialmente tras la primera prueba de evaluación como medida preventiva.

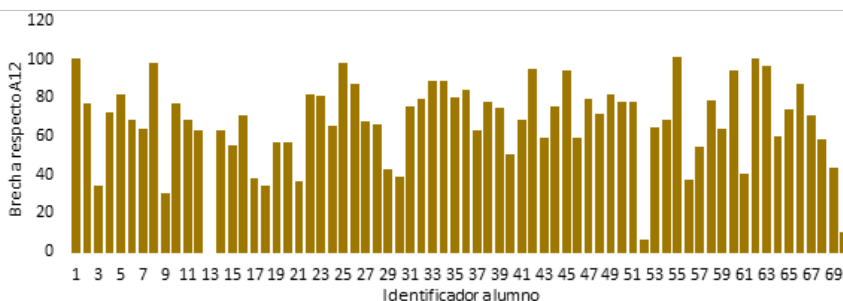


Gráfico 3. Brecha porcentual registros respecto del alumno más activo A12 (en positivo)

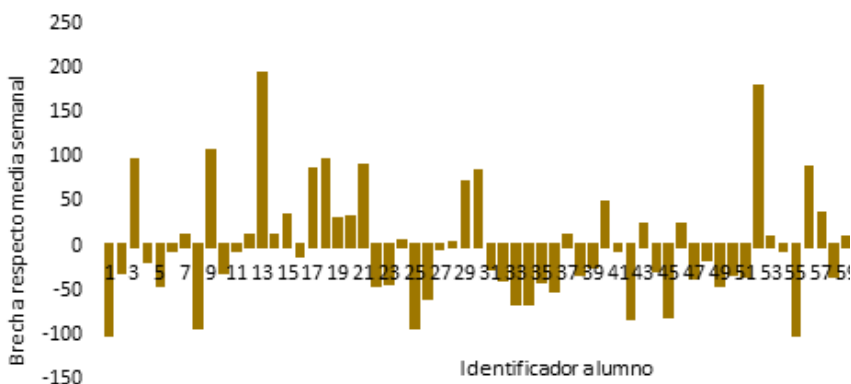


Gráfico 4. Brecha porcentual registros respecto de la media semanal

4.2 Temporalidad de la distribución de registros

En cuanto a la temporalidad de los accesos, según se observa en la tabla 3, existen diferencias notables en la distribución semanal, con una media ajustada de 1265 registros semanal por alumno, con picos de actividad del 17,16% del total en la semana 10 y del 12,75% en la semana 14, que se corresponden con las pruebas parciales de evaluación (si bien los accesos se concentran en un 65% los días antes y el resto los días posteriores, para la comprobación de soluciones y calificaciones). En el arco opuesto, es muy reducida la actividad en torno al 1,40% en las semanas 9 y 18, registrándose la mínima actividad, con el 0,77% del total en la semana 17, de tránsito, exhibiendo una desviación respecto del promedio muy alta, de 14,60, y superior al promedio de registros por estudiante y semana, en las semanas 1, 2, 5, 9 y 18. De forma acumulativa, las cuatro primeras semanas (de 1 a 4) computan el 20,31% del total de registros, las siguientes 4 (de 5 a 8) el 12,79% y las semanas 9 a 12 agrupan el 27,19% de los registros.

Tabla 3. Total registros por semanas y tipología, en porcentaje

	R_1	R_2	R_3	R_4	R_5	R_6	R_7	Media registros semanal	Desviación respecto media
Sem 1	54,18	0,00	0,56	2,23	42,48	0,00	0,00	10,30	11,79
Sem 2	47,12	0,76	4,34	0,53	47,07	0,00	0,18	24,34	25,21
Sem 3	50,35	2,19	0,35	0,15	45,92	0,50	0,55	28,74	23,24
Sem 4	52,23	4,45	0,00	0,00	42,28	0,00	1,05	10,91	8,57
Sem 5	53,32	0,77	0,00	1,15	44,64	0,00	0,13	5,46	7,00
Sem 6	50,13	1,64	1,04	0,09	46,42	0,00	0,69	16,56	13,83
Sem 7	53,94	1,27	0,00	0,00	43,77	0,00	0,76	5,6	4,57
Sem 8	56,75	0,32	0,00	0,32	40,69	0,86	1,07	13,34	11,20
Sem 9	51,79	3,58	0,28	2,75	41,60	0,00	0,00	5,19	9,58
Sem 10	52,81	1,94	0,61	0,39	43,73	0,00	0,52	62,73	41,93
Sem 11	48,35	6,58	0,62	0,62	43,72	0,00	0,10	13,89	12,41
Sem 12	51,67	2,12	0,16	0,98	44,18	0,73	0,16	17,56	12,91
Sem 13	53,34	1,81	0,57	0,79	42,58	0,79	0,11	12,61	9,88
Sem 14	51,16	1,72	0,37	1,96	44,14	0,21	0,43	46,60	35,99
Sem 15	51,50	2,81	0,19	1,44	43,94	0,00	0,13	22,80	16,34
Sem 16	46,51	1,72	1,15	4,02	44,40	2,11	0,10	14,93	13,83
Sem 17	51,53	0,51	0,00	0,00	44,39	0,00	3,57	2,80	2,69
Sem 18	43,73	0,28	0,00	0,28	55,43	0,00	0,28	5,13	6,85
Media por registro	51,13	1,92	0,57	0,98	44,52	0,29	0,55	17,75	14,88

Más aún, mientras que los días con docencia han sido lunes y martes, los días de la semana que registran un porcentaje mayor de accesos es el jueves y el domingo, con el 26,85% y 20,81% respectivamente, mientras que los días más inactivos son el sábado y el miércoles, con el 5,58% y el 6,28%, temporalidad condicionado a la entrega de prácticas o ejercicios.

Es decir, los estudiantes conectados o no, realizan accesos a las plataformas virtuales a un ritmo condicionado, con ciertos desfases dentro de la misma semana, al cronograma de actividades planificadas durante el curso, y cuyo diferencial se observa en el gráfico 5 adjunto, con dispersiones muy altas entre sí, según tanto su tipología de uso como el avance temporal del curso. Reducir ésta dispersión puede ser un objetivo plausible para cursos venideros, acondicionando mejor los ritmos de los usos y sus registros a la dinámica de aprendizaje diseñada en el curso.



Gráfico 5. Perfil diferencial semanal respecto media

Los gráficos siguientes, abordan la distribución semanal de los registros, aspecto que refuerza la visión ya señalada de patrones diferenciados, por estudiante, semana y tipología de registro. Así, el gráfico 6 muestra el acumulado en los registros semanales de los estudiantes, cuyo perfil se corresponde, necesariamente con el del gráfico 2.

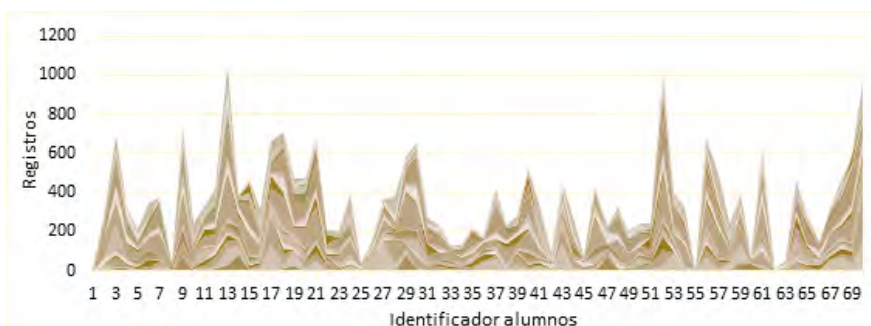


Gráfico 6. Perfil semanal acumulado por estudiantes

Mirada aparte requiere la distribución de los estudiantes por semanas, y así el gráfico 7 muestra paralelamente las 4 primeras y últimas semanas del curso, por alumnos, con indicadores de dispersión. No son los mismos estudiantes y en las mismas semanas las que aportan valores extremos, como puede verse en la selección de semanas, quizás condicionado al tipo de trabajo grupal que se proyecta y que asigna ciertas responsabilidades de gestión intergrupal.

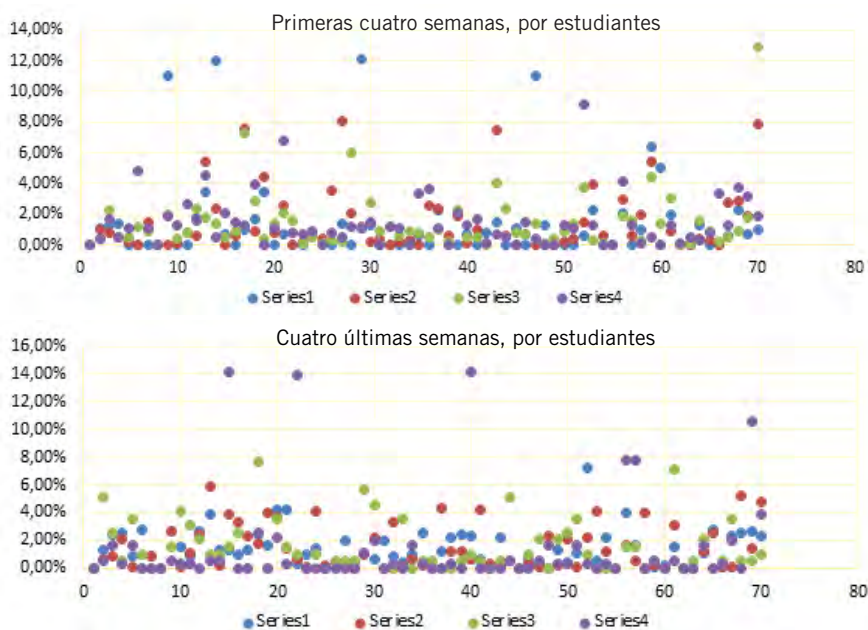


Gráfico 7. Dispersión registros semanal porcentual, por estudiantes.

Por lo que respecta a la naturaleza de los recursos, para su tabulación se han recodificado determinando la tipología que muestra la tabla 4. Así, para los estudiantes y en media, en torno a la mitad de los accesos que se realizan (51,13%) son de carácter ordinario, a correos, información, noticias, nuevos temas o revisión, en torno al 44,5% de los accesos que registran los hacen tanto a los epígrafes de tareas evaluables como de recursos disponibles para su estudio y preparación, de forma que el resto del 4,37% de sus registros se concentran en las tareas evaluables (1,92%), y el resto se reparte en porcentajes mínimos, siendo la participación más minoritaria en el foro interno del campus virtual, con sólo el 0,29%. Esta información se muestra complementariamente en los gráficos 8, 10 y 11, y permite afirmar que el estudiante conectado sigue siendo tradicional en los usos que hace de las plataformas, polarizado en su actividad continuada, al estar básicamente pendiente tanto de consultar puntualmente la información y novedades que

aporta el profesor en las plataformas virtuales y en el correo interno, como del acceso y la visualización de los materiales complementarios que le permiten estudiar y preparar las actividades evaluables en el curso.

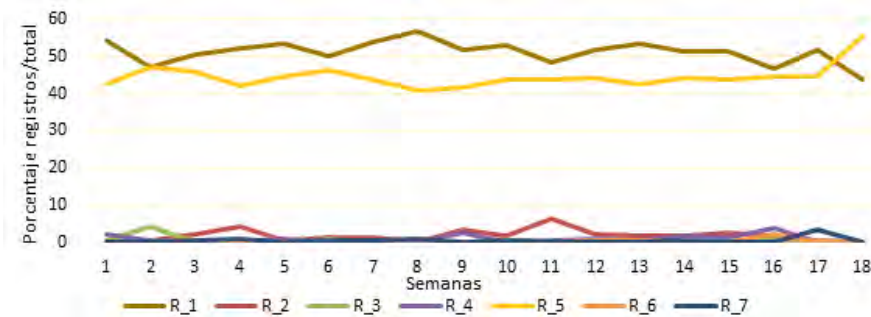


Gráfico 8. Distribución porcentual de registros

Esa visión estrangulada del uso polarizado del estudiante contrasta parcialmente si se compara con la distribución de la actividad registrada del profesor del curso, observándose un diferencial significativo en los usos no siempre acompasados por el alumno, que dibujan un perfil del profesor y estudiante muy diverso (gráfico 9 y tabla 4), lo que muestra que el profesor realiza un uso más diverso y radial de las diversas herramientas virtuales disponibles, tratando en muchos casos de dinamizar al grupo de estudiantes, si bien ellos no siempre siguen la estela.

73

Por tanto, el perfil de usos por alumno y profesor difiere tanto en el cómputo de registros como en la distribución de los mismos, lo cual se explica parcialmente por los roles internos que adquieren los estudiantes en las actividades grupales y el menor interés por determinadas actividades no evaluables.

Esta polaridad es causa, de la recodificación en la tipología de recursos extraídos, según naturaleza, que sin duda podría haberse hecho de otra forma, si bien su visión aportaría igualmente un uso tradicional de las herramientas, principalmente del campus virtual.

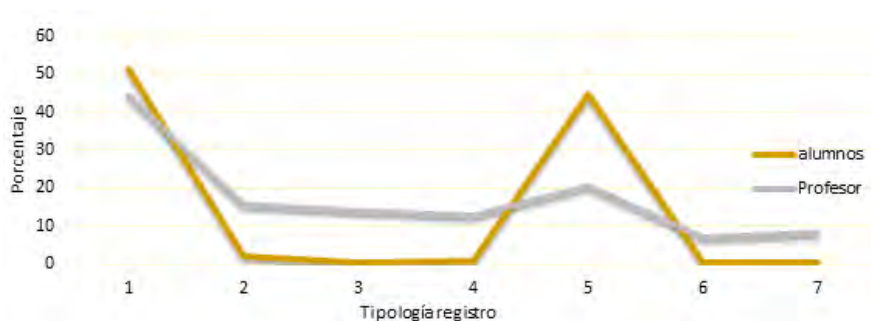


Gráfico 9. Distribución porcentual registros según tipología, por profesor y alumno.

Tabla 4. Tipología y total de registros curso.

Tipología Registro internet	Alumnos (A)		Profesor (P)		Diferencial % Alumnos y profesor
	Media estudiante /semana	%	Media / semana	%	
General y sistema=1: R_1	9,55	51,13	29,75	44,40	6,73
Tareas evaluables=2: R_2	0,37	1,92	10,35	15,45	-13,93
Filiación e identificación=3: R_3	0,14	0,57	9,3	13,88	-13,31
Informes agrupados=4: R_4	0,17	0,98	8,6	12,84	-11,89
Recursos disponibles=5: R_5	8,19	44,52	13,75	20,52	24,01
Foros y chats=6: R_6	0,05	0,29	4,65	6,94	-6,65
Archivos compartidos e Informes evaluadores =7: R_7	0,08	0,55	5,6	8,36	-7,81
Total	18,54	100	67	100	-

74

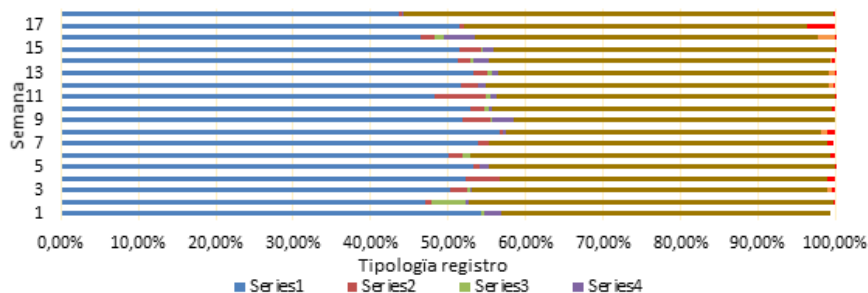


Gráfico 10. Distribución porcentual según tipología, por semana.

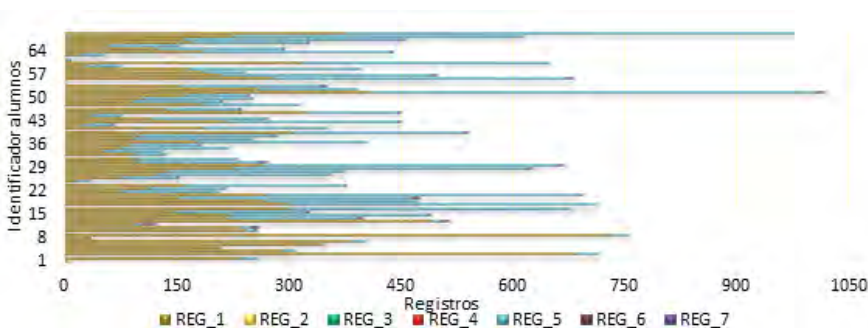


Gráfico 11. Distribución acumulada de registros por tipología y alumno.

4.3 Análisis de la evaluación continua y la calificación del curso AMA

Como se ha indicado, los elementos que entran dentro de la calificación final de los estudiantes son: EVC; PEP y PEF, con pesos relativos del 10%, 40% y 50% respectivamente. En cuanto a la asistencia a las actividades de EVC, la media se sitúa entre el 74% y el 85,3% cuando son grupales en el aula, y entre el 78% y el 87% para aquellas a realizar fuera del aula, mientras que en los controles de asistencia no programados la variabilidad es muy amplia, entre el 91,2% hasta una cota inferior¹⁴ de 52%.

Desde la semana 7 del curso, la evaluación continua se gamifica¹⁵ (o ludofica), tal como se muestra en el cronograma, con insignias al alto desempeño, asociadas a las actividades grupales de evaluación y que se materializan en puntuación adicional o excepciones. Así, el 43,3% de los estudiantes del curso que realizan la actividad gamificada alcanzan la insignia amarilla, que responde a las calificaciones de 8,5 o más, y que responden a una prueba de dificultad baja. Sin embargo, la insignia roja, con un grado de dificultad ligeramente mayor, es obtenida por el 28,8% de los estudiantes que realizaron la tarea y obtienen una calificación superior a 7, siendo la insignia verde alcanzada por el 37% de los estudiantes. Véase Imagen 1 del Anexo.

La fluctuación en notas entre los diversos componentes (prácticas fuera del aula, seminarios en el aula, pruebas de evaluación) para el total de estudiantes tal como se observa en la tabla 5 y el gráfico 12 y en detalle en el gráfico 13, es reducida.

Indicar que el 22,1% de los estudiantes liberan la materia sin necesidad de realizar examen final (condicionado a obtener calificaciones en ambas pruebas parciales PEP de 6 o más y tener una evaluación continua de 7 o más), y que se han materializado en medias de 7,613 y 8,15 respectivamente, si bien la primera prueba la liberan el 39,7% de los estudiantes y la segunda el 30,8%. Así, en media, los estudiantes objeto del estudio registran una calificación de 6,89 en la Evaluación continua, 5,62 y 5,07 en los pruebas parciales de evaluación (PEP1 Y PEP2 respectivamente) y aquellos que deben realizar prueba final, en media obtienen una calificación de 5,43, siendo de 5,92 la media de la calificación del curso para el total de estudiantes. Al respecto del diferencial en las calificaciones individuales y medias entre pruebas parciales, cabe aportar una reflexión sobre el efecto que aspectos como pueden ser el diseño del sistema de evaluación y tempo-

¹⁴ A pesar de la coordinación en el cronograma de actividades evaluables para todas las materias, disponible desde principio de curso, la cota inferior de asistencia se registrada el día que existe examen parcial liberatorio de otra materia.

¹⁵ Las insignias son comodines para las pruebas de evaluación parciales o finales, que permiten responder un test sin que penalice en caso de error.

realización del mismo, o la propia organización académica, especialmente la concentración y el orden de las pruebas de evaluación o exámenes, pueden tener en el rendimiento académico de los estudiantes, tal como evidencian Martín y otros (2003¹⁶), quienes en opinión de los estudiantes encuentran como causas del fracaso escolar el excesivo número de asignaturas simultáneas y la concentración de exámenes. En esta línea argumental, Florido, Jiménez y Navarro (2019)¹⁷, con un panel de estudiantes universitarios, contrastan que el orden del examen dentro de la convocatoria afecta negativamente al porcentaje de presentados, si bien disponer de al menos un día libre antes del examen no aumenta el porcentaje de alumnos que se presentan.

Al segmentar la población analizada, cabe hacer varias anotaciones: i) los estudiantes varones respectivamente obtienen 6,84 en la EVC, 5,62 en PEP1, 5,43 en PEP2 y 5,79 como calificación final, mientras que las mujeres muestran mejores calificaciones excepto en la EP2, siendo respectivamente 6,96, 5,63, 4,56 y 6,11, si bien los dos rendimientos del curso se corresponden con varones; ii) en cuanto a la nacionalidad, los inscritos con DNI presentan 7,06 en la EVC, 5,74 en PEP1, 5,18 en PEP2 y 5,99 de calificación final, mientras que los que se inscriben con NIE obtienen respectivamente 6,60, 5,40, 4,89 y 6,00, que muestra un diferencial especialmente en la menor evaluación continua (EVC) y en las pruebas parciales de evaluación (PEP), a pesar de las muchas deficiencias en la comprensión idiomática que muestra el grupo compacto de nacionalidad china.

76

Tabla 5. Medias elementos de las calificaciones y correlaciones.

	EVC	PEP1	PEP2	Calificación final
MEDIA	6,89	5,62	5,07	5,92
VARONES (MUJERES)	6,84 (6,96)	5,62 (5,63)	5,43 (4,56)	5,79 (6,11)
DNI (NIE)	7,06 (6,60)	5,74 (5,40)	5,18 (4,89)	5,99 (6,00)
Coef.	EVC	0,4980	0,4979	0,4804
Correlación	PEP1		0,596	0,648
Pearson	PEP2			0,649

La composición de las calificaciones se refleja en las correlaciones entre los componentes de la calificación final, dado que si bien los seminarios y prácticas son grupales y de ellas se retroalimentan las pruebas parciales de evaluación realizadas individualmente, complementadas con la prueba

¹⁶ Citado en Florido, Jiménez, y Navarro (2019).

¹⁷ Resultados académicos de todas las asignaturas en las titulaciones de la Facultad de Economía, Empresa y Turismo de la ULPGC, durante nueve cursos académicos (de 2007–08 a 2015–16), con objeto de controlar los efectos de los cambios normativos y la planificación académica de los exámenes sobre el rendimiento.

final para aquellos que quieren mejorar su calificación, no liberan materia, por tener menos de 6 en una o las dos pruebas, o las han suspendido. Así, dada las ponderaciones definidas en la calificación final, la correlación (Cf. Pearson) entre la EVC y la calificación final y (10% del total) es de 0,480, y necesariamente mayor entre de las PEP (20% de cada prueba) y la nota final es de 0,648-9 y menor entre los contenidos de la EVC y las pruebas parciales, PEP1 y PEP2, con una correlación uniforme de 0,498.

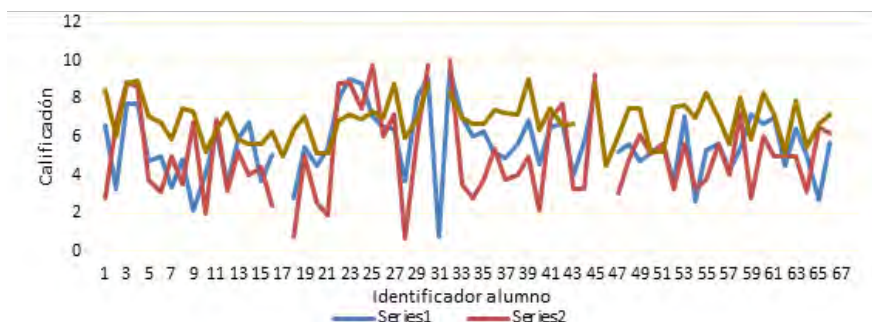


Gráfico 12. Componentes de la calificación final, por alumnos.

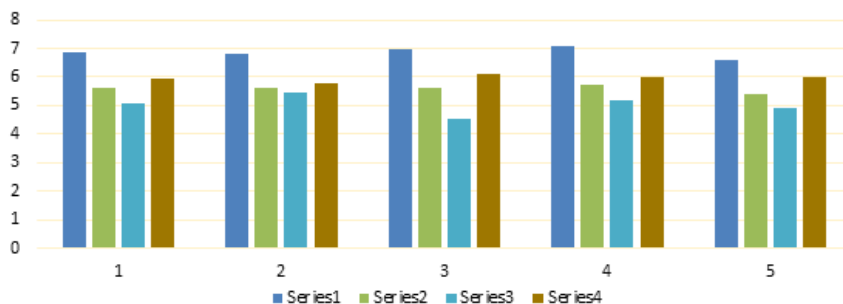


Gráfico 13. Componentes de la calificación final, por segmentaciones.

4.4 Relación entre calificaciones en AMA con las notas medias del expediente ex ante

La información personal de la nota media del expediente con la que inician el curso, ex-ante, es de 6,435 para el grupo (información solo disponible para el 73,91%), si bien hay claras diferencias por género, siendo de 6,585 para los estudiantes varones y de 6,267 para las mujeres, y que representan un diferencial de 4,823% más en media favor de los primeros, si bien segmentando el grupo por nacionalidad, las diferencias son mayores, dado que en media la nota media del expediente es 6,691 para los que se inscriben con DNI y 6,005 para quienes se matriculan con NIE, con un diferencial del 11,424% a favor de los primeros. Sin embargo, observando

el diferencial y la correlación entre la nota media del expediente al inicio del curso y la calificación de la asignatura objeto del estudio de caso, AMA, las mujeres en la asignatura AMA se han mostrado más uniformes con su expediente que los varones, con 11 puntos porcentuales de diferencia entre sus medias, y de igual forma los estudiantes extranjeros que reproducen casi al 100% en la asignatura la media de su expediente. Esta información se muestra en la tabla 6 y en los gráficos 14 y 15.

Tabla 6. Comparativa nota del expediente y la calificación en el curso AMA.

		Nota expediente	Calificación curso AMA	Diferencial Expediente respecto curso AMA %	Correlación
SEXO	VARONES	6,585	5,79	13,73	0,6419
	MUJERES	6,267	6,11	2,57	0,2289
Nacionalidad	DNI	6,691	5,99	11,70	0,4999
	NIE	6,005	6,00	0,08	0,5300
TOTAL		6,435	5,92	8,70	0,5028

78

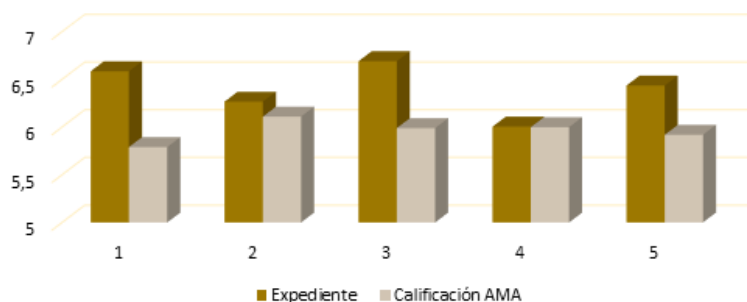


Gráfico 14. Comparativa media nota del expediente y la calificación en el curso AMA, totales.

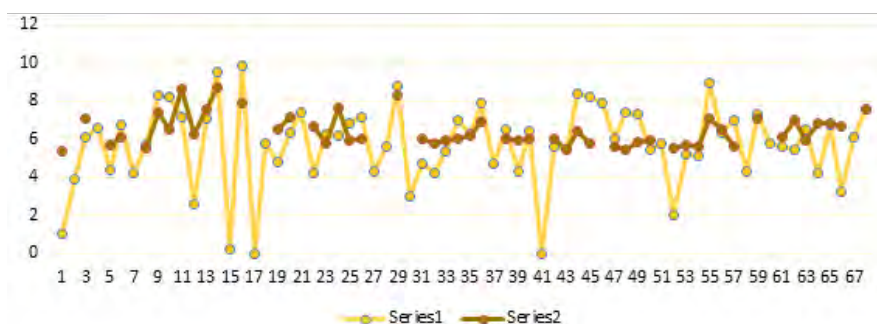


Gráfico 15. Comparativa media nota del expediente y la calificación en el curso AMA, por alumnos

La relación entre la actividad registrada de los usos de las herramientas y la nota de expediente y la nota del curso AMA y aporta una última visión del comportamiento del grupo objeto del estudio de caso, que parece no ser dependiente, dado que el coeficiente de correlación entre la brecha digital y la nota del curso es baja, 0,331, y con la nota del expediente únicamente de 0,093. Parece, por tanto, que la intensidad en el uso de las herramientas digitales disponibles para seguir el curso no es intrínseca al rendimiento del estudiante, ni en su expediente ni en el curso de referencia.

Si bien el objetivo de éste estudio de caso es otro, y no permite llevar a cabo un contrastación empírica, sí es oportuno recoger la reflexión final sobre la dependencia de las calificaciones actuales de la nota de expediente, o del rendimiento en materias previas, así como variables inherentes a la organización académica del curso, como ya se ha señalado. Así, la literatura sobre determinantes del rendimiento académico es muy prolija y se ha fijado en indicadores tanto de carácter socio-económico, familiares y afectivas (Tejedor y García-Varcárcel, 2007); de género, estudios previos y sus calificaciones, tipo de acceso a la Universidad, así como las asignaturas aprobadas en el primer curso universitario (por ejemplo en Ibarra y Michalus, 2010), así como la tipología de las pruebas, el estilo y estrategias para afrontar el estrés, (Ávila-Toscano y otros, 2011); ó en variables específicas de la organización académica (Garbanzo, 2007; Lundberg, 2003; entre otros).

Disponer de información significativa en una muestra más amplia y con un seguimiento continuado de los mismos estudiantes ofrecería una radiografía más clara sobre cómo aspectos socio-personales, de capacidad, de desempeño, de ritmos de trabajo o de estilo, etc. inciden en el rendimiento de los estudiantes.

5. Discusión de algunos resultados y conclusiones.

Disponer de la información de los registros de usos, enlazada con las calificaciones de los estudiantes, su comportamiento y su rendimiento previo, así como su valoración sobre la adaptación a los diversos métodos de aprendizaje, permitiría en cursos o intervalos tempranos, definir estrategias de aprendizaje ajustadas a la tipología, que podrían mejorar su rendimiento y compromiso con el programa educativo. Este hecho, si bien hoy parece impensable, será posible muy a corto plazo, en un paso más para ajustar el conocimiento del proceso de enseñanza-aprendizaje a la era digital, dado que las investigaciones de LA interpretan datos educativos mediante aproximaciones cuantitativas sustentadas del comportamiento de los alumnos, pasado, presente o futuro (Amo y Santiago, 2017).

Lodge y Corrin (2017) inciden en que la analítica del aprendizaje puede aportar información para acometer acciones para reducir ciertas brechas en los rendimientos de la educación, e incluso aplicaciones de la psicología y neurociencia a la educación, con el fin de tener un conocimiento más profundo del comportamiento de los estudiantes en su aprendizaje en entornos educativos reales vs virtuales. Es obvio que no todos los estudiantes interactúan igual con los recursos docentes, ni tienen el mismo patrón y ritmo de usos digitales, como tampoco tienen el mismo estilo de aprendizaje, inteligencia, ni han desarrollado de igual forma el corpus competencial (dependiente tanto de la formación recibida, como del entorno social, familiar y vivencial, así como de las experiencias previas), por lo que afrontar investigaciones que incorporan la explotación de datos de sus registros es ineludible para diseñar (y aplicar) estrategias de aprendizaje adaptables a sus perfiles.

Como conclusiones más directas del estudio de caso, se observa que el perfil de usos de los estudiantes, que dibuja una fuerte brecha digital entre los estudiantes proactivos y los inactivos, debe ser analizado periódicamente y acompasado con el avance del curso, a modo de intervención periódica para recuperar a aquellos estudiantes que evidencian signos de subactividad o descolgamiento del curso, especialmente tras las primeras pruebas de evaluación como medida preventiva.

80

La dinámica lectiva, reflejada en el cronograma de actividades planificadas durante el curso sigue condicionando el ritmo de accesos y usos virtuales que los estudiantes hacen de las herramientas didácticas, con ciertos desfases dentro de la misma semana, con dispersiones muy altas según tipología, exhibiendo un comportamiento aún tradicional y polarizado su actividad continuada, en contraste con el uso más diversificado del profesor.

Justificar tales divergencias en los roles internos que adquieren los estudiantes en las actividades grupales y el menor interés por determinadas actividades no evaluables, es sólo una visión parcial.

Para la asignatura de referencia, los diferenciales en las calificaciones entre las pruebas parciales y las calificaciones finales, pueden ser explicadas tanto por el grado de dificultad entre las mismas, como por aspectos de desmotivación, o la temporalización del sistema de evaluación continua condicionada a la organización académica, especialmente por la concentración y el orden de las pruebas de evaluación con respecto a otras materias. Más ambicioso sería poder relacionar la información personal de la nota media del expediente, vinculado a la tipología de estudiante según el perfil de uso en registros, así como la segmentación por sexo, o nacionalidad,

como determinantes del rendimiento del estudiante en el curso, investigación que exigiría disponer de información significativa, que excede los objetivos del trabajo actual.

Estas conclusiones orientan hacia futuras áreas de investigación, y que responden a la líneas que detallan Ferguson, Brasher, Clow y otros (2016), concernientes a los hábitos de los estudiantes durante el proceso de aprendizaje, los desequilibrios en el desarrollo de competencias y habilidades, la interacción en el trabajo en equipo y colaborativo, entre otros.

No cabe duda de que, recuperando el trabajo de Long y Siemens (2011), el análisis del aprendizaje está permitiendo ver, entre la niebla de la incertidumbre, a las instituciones no sólo cómo asignar eficientemente los recursos y desarrollar ventajas competitivas, sino también disponer de herramientas para mejorar la calidad y el valor de la experiencia de aprendizaje, tanto para el docente como los estudiantes, que abre nuevas oportunidades formativas y áreas de investigación.

Referencias bibliográficas

- Amo, D. y Santiago, R. (2017) *Learning Analytics. La narración del aprendizaje a través de los datos*. Barcelona: Editorial UOC.
- Avila-Toscano, J. H., Hoyos, S. L., González, D. P., y Cabrales, A. (2011). Relación entre ansiedad ante los exámenes, tipos de pruebas y rendimiento académico en estudiantes universitarios. *Psicogente*, 14, 255–268.
- Banihashem S. K., Aliabadi, K., Pourroostae, S., Delaver A, Nili Ahmadabadi, M. (2018). Learning Analytics: A Systematic Literature Review, *Interdisciplinary Journal of Virtual Learning in Medical Science*, 9(2). <https://doi.org/10.5812/ijvlms.63024>.
- Bates, A.W. (T) (2015). *Teaching in a Digital Age: Guidelines for designing teaching and learning for a digital age*. University of British Columbia. Recuperado de <https://bit.ly/2roovdc>
- Buckingham S., Ferguson, R. (2012). Social Learning Analytics. *Educational Technology & Society*, 15(3), 3–26. Recuperado de <https://bit.ly/2Vja1NB>.
- Calzadilla, M. E. (2002). Aprendizaje colaborativo y tecnologías de la información y la comunicación. *Revista Iberoamericana de Educación*, 29(1), 1-10. Recuperado de <https://bit.ly/2OmLjW1>
- Campbell, J. P. (2007). *Utilizing Student Data within the Course Management System to Determine Undergraduate Student Academic Success: An Exploratory Study*, PhD, Purdue University.
- Cano, R. (2009). Tutoría universitaria y aprendizaje por competencias ¿Cómo lograrlo? *Revista Electrónica Interuniversitaria de Formación del Profesorado*, 12(1), 181-204. Recuperado de <https://bit.ly/2YfvTHy>

- Díaz-Barriga, Á. (2011). Competencias en educación. Corrientes de pensamiento e implicaciones para el currículo y el trabajo en el aula. *Revista Iberoamericana de Educación Superior*, 11(5), 3-24.
- Ferrari, A. (2013) *A Framework for Developing and Understanding Digital Competence in Europe*. Institute for Prospective Technological Studies. Recuperado de <https://bit.ly/23osQI7>
- Ferguson, R. (2012). Learning analytics: drivers, developments and challenges. *International Journal of Technology Enhanced Learning*, 4(5/6), 304–317.
- Ferguson, R., Brasher A., Clow, D. y otros (2016). *Research Evidence on the Use of Learning Analytics - Implications for Education Policy*. R. Vuorikari, J. Castaño Muñoz (Eds.). Joint Research Centre Science for Policy Report; EUR 28294 EN; <https://doi.org/10.2791/955210>.
- Ferguson, R. y Clow, D. (2017). Where is the evidence? A call to action for learning analytics. In: LAK '17. Proceedings of the Seventh International Learning Analytics & Knowledge Conference, *ACM International Conference Proceeding Series*, pp. 56-65. New York, USA.
- Florido, C., Jiménez, J. L., y Navarro, Y. (2019). Normas de permanencia y calendario de exámenes: ¿afectan al rendimiento académico universitario?, *Cultura y Educación*. <https://doi.org/10.1080/11356405.2018.1564571>
- Garbanzo, G. M. (2007). Factores asociados al rendimiento académico en estudiantes universitarios, una reflexión desde la calidad de la educación superior pública. *Revista Educación*, 31(1), 43-63.
- Guitert, M., Romeu, T. y Pérez, M. (2007). Competencias TIC y trabajo en equipo en entornos virtuales. *RUSC. Universities and Knowledge Society Journal*, 4(1). Recuperado de <https://bit.ly/2H9OQFJ>
- Gutiérrez, A., Palacios, A. y Torrego, L. (2010). Tribus digitales en las aulas universitarias. *Comunicar*, 17(34), 173-181.
- Harrison, C. y Killion, J. (2007). Ten roles for teachers leaders. *Educational Leadership*, 65(1), 74-77. Recuperado de <https://bit.ly/2CbujQD>
- Herrero, R. (2014). El papel de las TIC en el aula universitaria para la formación en competencias del alumnado. *Pixel-Bit. Revista de Medios y Educación*, 45, 173-188. Recuperado de <https://bit.ly/2vLp1oV>
- Ibarra, M. C., y Michalus, J. C. (2010). Análisis del rendimiento académico mediante un modelo logit. *Ingeniería Industrial*, 9(2), 47–56.
- Iglesia, M. C. (2018). Aprendizaje Basado en un Proyecto Docente: Aprendizaje, creatividad, innovación y nuevos roles en la formación de profesorado en la era digital. *Revista Complutense de Educación*, 29(4), 1253-1278.
- Iglesia, M. C. (2006). Varios retos y un único destino en la adaptación de los contenidos de la Teoría Económica al nuevo contexto de enseñanza aprendizaje. *El campus virtual como herramienta de apoyo docente. Aplicaciones prácticas de la convergencia europea*. Actas Jornadas nacionales de intercambio de experiencias piloto de implantación de metodologías ECTS.
- Kaura, P., Singhb, M. y Josanc, G.S. (2015). Classification and prediction based data mining algorithms to predict slow learners in education sector. *3rd International Conference on Recent Trends in Computing (ICRTC-2015)*.
- Leah P. M. y Dawson S., (2010). Mining LMS Data to Develop an 'Early Warning System' for Educators: A Proof of Concept, *Computers & Education*, 54(2), 588–599.

- Lodge, J. M., y Corrin, L. (2017). What data and analytics can and do say about effective learning. *Npj Science of Learning*, 2(1). <https://doi.org/10.1038/s41539-017-0006-5>
- Long, Ph. y Siemens, G. (2011). "Penetrating the Fog: Analytics in Learning and Education". *EDUCAUSE Review*, 46(5), 30-40.
- Lundberg, C. (2003). The influence of time-limitations, faculty and peer relationships on adult student learning: A causal model. *The Journal of Higher Education*, 74, 665-688.
- Martínez M. E., Arteaga B. y Pérez M. (2017). Description of an experience in university classroom teaching-learning: can the learning of statistics be improved through virtual forums? *Conference: ICERI2017, 10th annual International Conference of Education, Research and Innovation*. Recuperado de <https://bit.ly/2VkuP36>
- Martín, M. A., Arranz, G., González, M. A., Páramo, R., Alarcia, E., Fernandez, M. L., y González, M. L. (2003). Análisis del fracaso escolar y desarrollo de acciones de mejora. *XI Congreso Universitario de Innovación Educativa en las Enseñanzas Técnicas*, Barcelona.
- Prensky, M. (2013). *Enseñar a nativos digitales* (1a. ed). México: SM Ediciones.
- Romero, C., y Ventura, S. (2007). Educational data mining: A survey from 1995 to 2005. *Expert Systems with Applications*, 33(1), 135-146.
- Romero, C., Ventura S., y García, E. (2008). Data mining in course management systems: Moodle case study and tutorial. *Computers and Education*, 51(1), 368-384.
- Sampson, D. (2017). Teaching and learning analytics to support teacher inquiry. In *2017 IEEE Global Engineering Education Conference (EDUCON 2017)*, Apr 25, 2017, Athens, Greece.
- Stewart, C. (2017). Learning Analytics: Shifting from theory to practice. *Journal on Empowering Teaching Excellence*, 1(1), 95-105. <https://doi.org/10.15142/T3G63W>.
- Siemens G. (2013). Learning Analytics: The Emergence of a Discipline, *American Behavioral Scientist*. Vol 57(10), p.1380-1400, SAGE Publications. Recuperado de <https://bit.ly/2Puq7P8>
- Siemens, G. y Baker, R. S. J. (2012). Learning analytics and educational data mining: towards communication and collaboration. In *Proceedings of the 2nd International Conference on Learning Analytics and Knowledge (LAK '12)*, Buckingham, Gasevic, and Ferguson (Eds.). ACM, New York, NY, USA, 252-254. <https://doi.org/10.1145/2330601.2330661>
- Siemens, G., Dawson S., y Lynch G. (2013). *Improving the Quality of Productivity of the Higher Education Sector: Policy and Strategy for Systems-Level Deployment of Learning Analytics*, SoLAR. Recuperado de <http://bit.ly/1KNZ9HH>
- Tejedor, F., y García-Valcárcel, A. (2007). Causas del bajo rendimiento del estudiante universitario (en opinión de los profesores y alumnos). Propuestas de mejora en el marco de EEES. *Revista de Educación*, 342, 443-473.
- Vela-Pérez, M., Hernández-Estrada, A., Tirado-Domínguez, G. y otros (2017). Learning Analytics to classify students according to their activity in moodle. *EDULEARN17 Proceedings*, pp. 1166-1172. Barcelona.
- Viñals, A. y Cuenca, J. (2016). El rol del docente en la era digital. *Revista Interuniversitaria de Formación del Profesorado*, 86(30.2), 103-114. Recuperado de <https://bit.ly/2rq7wKK>

Anexos

Imagen 1. Evaluación continua y entrega de insignia Amarilla: Reto 1: baja dificultad.








IDENTIFICADOR	SEMI 3	PRAC 2	SEMI 4	ASISTENCIA 25 septbre	ASISTENCIA 5 DEL 11	INSIGNIA AMARILLA
56854J						
32765J	6	5		X	X	
54448T	7	8	7,5			
L2083S	7,5	10	9,5	X	X	
31694X	6		6	X	X	
23561Q	4	10	8,5	X	X	
34542X	7,5	10	9,5	X	X	
38819B						
37834H	8	10	8,75	X	X	
31997B	6	10		X		
46713Z	8	5	7	X	X	
40460S	3,5		10	X		
39066L	8	10	8,75	X	X	
24292Y	7	10	7,5	X		
50222Z	8,5	8,5	7,5	X	X	
4916W	6	5		X		
37552N	3,5	7	10	X		

Tabla A1. Total registros alumnos AMA 2018_19, y brecha digital.

84

Identificador alumno	Total Registros	Porcentaje / Total	Brecha respecto A12	Brecha respecto media
A12	1073	4,19	0,00	193,50
A51	1018	3,98	5,13	178,46
A69	976	3,81	9,04	166,97
A8	755	2,95	29,64	106,52
2A	714	2,79	33,46	95,30
A17	713	2,79	33,55	95,03
A20	694	2,71	35,32	89,83
A55	681	2,66	36,53	86,28
A16	679	2,65	36,72	85,73
A29	669	2,61	37,65	82,99
A60	648	2,53	39,61	77,25
A28	627	2,45	41,57	71,51
A68	613	2,40	42,87	67,68
A39	541	2,11	49,58	47,98
A56	498	1,95	53,59	36,22
A14	490	1,91	54,33	34,03
A19	476	1,86	55,64	30,20
A18	472	1,84	56,01	29,11
A67	455	1,78	57,60	24,46
A42	450	1,76	58,06	23,09
A45	449	1,75	58,15	22,82
A63	441	1,72	58,90	20,63
A11	405	1,58	62,26	10,78
A36	405	1,58	62,26	10,78

Identificador alumno	Total Registros	Porcentaje / Total	Brecha respecto A12	Brecha respecto media
A13	404	1,58	62,35	10,51
A6	403	1,57	62,44	10,23
A58	396	1,55	63,09	8,32
A52	393	1,54	63,37	7,50
A23	380	1,48	64,59	3,94
A27	375	1,47	65,05	2,58
A26	355	1,39	66,92	-2,90
A40	352	1,38	67,19	-3,72
A53	352	1,38	67,19	-3,72
A10	350	1,37	67,38	-4,26
A5	348	1,36	67,57	-4,81
A15	328	1,28	69,43	-10,28
A66	328	1,28	69,43	-10,28
A47	313	1,22	70,83	-14,38
A3	309	1,21	71,20	-15,48
A64	295	1,15	72,51	-19,31
A38	283	1,11	73,63	-22,59
A30	272	1,06	74,65	-25,60
A43	271	1,06	74,74	-25,87
A1	258	1,01	75,96	-29,43
A9	257	1,00	76,05	-29,70
A37	252	0,98	76,51	-31,07
A49	251	0,98	76,61	-31,34
A50	246	0,96	77,07	-32,71
A57	244	0,95	77,26	-33,26
A46	236	0,92	78,01	-35,45
A31	231	0,90	78,47	-36,81
A34	220	0,86	79,50	-39,82
A22	214	0,84	80,06	-41,46
A4	210	0,82	80,43	-42,56
A48	210	0,82	80,43	-42,56
A21	208	0,81	80,62	-43,10
A35	182	0,71	83,04	-50,22
A25	152	0,59	85,83	-58,42
A65	152	0,59	85,83	-58,42
A32	135	0,53	87,42	-63,07
A33	130	0,51	87,88	-64,44
A44	76	0,30	92,92	-79,21
A59	76	0,30	92,92	-79,21
A41	68	0,27	93,66	-81,40
A62	51	0,20	95,25	-86,05
A7	36	0,14	96,64	-90,15
A24	34	0,13	96,83	-90,70
A61	9	0,04	99,16	-97,54
A0	4	0,02	99,63	-98,91
A54	0	0,00	100,00	-100,00

Tabla A2. Porcentaje de registros por alumnos y semanas, AMA 2018_19.
Selección 4 semanas iniciales de curso y 4 finales.

Identificador	Sem 1	Sem 2	Sem 3	Sem 4	Sem 15	Sem 16	Sem 17	Sem 18
0	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,06
1	1,11	1,00	0,45	0,39	5,10	0,56	1,08	0,49
2	1,25	0,82	2,29	1,70	2,55	1,67	1,80	4,93
3	1,39	0,47	0,55	0,52	0,51	0,28	3,77	1,29
4	0,00	0,18	0,55	1,05	3,57	1,67	6,46	1,23
5	0,00	0,00	1,19	4,84	1,02	0,00	0,00	4,80
6	0,00	1,53	0,94	1,05	0,00	0,00	0,54	0,80
7	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,18
8	11,00	0,00	1,99	1,83	1,53	0,56	1,80	2,65
9	0,00	0,12	0,40	1,31	4,08	0,28	1,26	5,23
10	0,00	0,76	0,84	2,62	3,06	0,28	1,26	2,03
11	1,81	0,65	2,34	1,57	2,04	0,00	0,54	3,08
12	3,48	5,40	1,74	4,58	1,02	0,56	9,87	7,94
13	11,98	2,41	1,34	0,52	1,02	0,56	0,00	0,43
14	0,70	0,06	0,50	2,09	1,53	14,21	1,80	0,68
15	0,00	0,65	0,94	1,44	2,55	0,00	1,44	4,13
16	0,97	7,57	7,31	1,31	0,00	0,00	1,80	4,56
17	1,67	0,88	2,88	3,93	7,65	2,51	0,54	1,60
18	3,48	4,40	0,40	0,00	0,00	0,00	2,33	1,72
19	0,00	0,82	1,39	1,05	3,57	2,23	2,15	0,43
20	0,70	2,58	2,04	6,81	1,53	0,28	0,36	1,11
21	0,00	0,06	1,54	0,79	1,02	13,93	0,00	1,48
22	0,00	0,23	0,15	0,65	0,00	0,00	0,18	1,79
23	0,84	0,65	0,50	0,92	1,02	0,00	0,18	7,08
24	0,14	0,41	0,15	0,00	0,00	0,00	0,18	0,00
25	0,00	3,58	0,30	0,79	0,51	0,00	0,36	0,99
26	1,39	8,04	0,20	0,52	0,51	0,00	3,05	0,99
27	0,00	2,05	6,01	1,18	0,51	0,00	5,75	5,67
28	12,12	1,17	1,09	1,05	5,61	1,11	3,05	0,80
29	1,25	0,23	2,73	1,44	4,59	1,95	1,26	1,72
30	0,00	0,41	0,94	0,00	0,00	0,00	1,80	2,28
31	0,00	0,06	1,14	1,18	0,00	0,28	0,90	0,62
32	0,00	0,18	0,60	1,05	3,57	0,00	1,26	0,18
33	0,00	0,29	0,89	0,00	0,00	1,67	0,00	0,74
34	0,56	0,00	0,84	3,40	0,51	0,28	0,00	0,49
35	0,00	2,58	0,50	3,66	0,51	0,00	1,62	0,18
36	2,23	2,41	0,99	1,05	0,00	0,00	0,36	1,91
37	0,00	0,59	0,20	0,00	0,00	0,28	0,18	0,18
38	0,00	1,88	2,24	2,09	0,51	0,00	0,00	2,03
39	0,70	0,12	0,55	1,31	1,02	14,21	0,18	1,35
40	0,00	1,00	0,50	1,70	0,51	0,00	0,36	7,20
41	0,84	0,12	0,05	0,13	0,00	0,00	1,08	1,42

Identificador	Sem 1	Sem 2	Sem 3	Sem 4	Sem 15	Sem 16	Sem 17	Sem 18
42	1,53	7,45	4,03	0,65	0,51	0,00	4,49	1,23
43	0,00	0,65	2,34	0,52	5,10	0,56	4,85	4,68
44	1,11	0,00	0,80	0,00	0,00	0,00	0,00	0,49
45	0,00	0,70	0,70	1,44	1,02	0,00	0,18	1,23
46	11,00	0,00	1,39	0,39	2,04	0,56	1,80	0,25
47	1,25	0,00	0,15	0,00	0,00	1,67	0,00	0,37
48	0,00	0,06	0,40	0,00	2,04	0,28	1,97	1,17
49	0,00	0,18	0,89	1,31	2,55	0,28	1,62	0,49
50	0,00	0,41	1,34	1,05	3,57	1,67	0,18	2,16
51	0,56	1,53	3,78	9,16	1,02	0,28	2,69	3,76
52	2,23	3,99	0,35	1,31	0,00	0,00	0,00	1,48
53	0,00	0,59	0,15	0,00	0,00	0,28	0,72	3,76
54	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
55	2,09	2,99	1,89	4,19	1,53	7,80	5,21	2,83
56	0,00	0,59	1,54	1,31	1,53	7,80	3,95	7,57
57	0,97	2,00	0,30	0,13	0,00	0,00	0,72	3,20
58	6,41	5,46	4,42	0,52	0,51	0,56	0,00	0,37
59	5,01	0,00	1,34	0,00	0,00	0,00	0,54	0,12
60	1,95	0,88	3,08	1,31	7,14	0,56	3,59	2,22
61	0,00	0,00	0,00	0,13	0,00	0,00	0,00	0,00
62	0,00	0,00	0,10	0,52	0,51	0,00	0,00	0,06
63	1,25	0,41	1,54	0,26	2,04	1,67	0,18	2,59
64	0,00	0,35	0,89	0,79	0,00	0,00	1,26	0,92
65	0,00	0,06	0,25	3,40	0,51	0,28	1,08	0,49
66	0,56	2,76	0,55	1,31	3,57	1,95	2,15	0,18
67	2,23	2,88	0,89	3,80	0,51	0,00	0,54	1,72
68	0,70	1,88	1,79	3,14	0,51	10,58	0,00	0,43
69	0,97	7,86	12,92	1,83	1,02	3,90	1,80	7,14
Total	100	100	100	100	100	100	100	100

Learning Analytics como cultura digital de las universidades: Diagnóstico de su aplicación en el sistema de educación a distancia de la UNAM basado en una escala compleja

Ismene Ithai Bras Ruiz ¹  

¹ Universidad Nacional Autónoma de México

Resumen. El texto examina los resultados del estudio sobre la implementación de *Learning Analytics* dentro de ocho divisiones del Sistema Universidad Abierta y Educación a Distancia de la UNAM, como forma de analizar la cultura digital y praxis digital. Para ello, se diseñó un instrumento con un enfoque en sistemas complejos (interacciones, conexiones e integración de agentes) que permitiera valorar el estado de la analítica a partir de una escala de cinco niveles, basada en los campos de conocimiento propuestos por Chatti, Dyckhoff, Schroeder y Thüs (2012). Las universidades tradicionalmente cubren básicamente el manejo de datos con fines informativos internos a la gestión; sin embargo, dentro de los agentes educativos, los tomadores de decisiones han comenzado a asignar un sentido más amplio e integral al uso de los datos con el fin de conocer a su población y resolver problemas más complejos. La conclusión del texto se centra en mostrar que las divisiones analizadas, tienen la posibilidad de mejorar las metodologías de extracción de datos dada su experiencia e, incluso, en algunos casos podría darse ensayos para generar sistemas de recomendación con base a perfiles y patrones detectados.

Palabras clave: Learning Analytics; sistemas complejos; cultura digital; educación superior; gestión de datos académicos.

Learning Analytics como cultura digital das universidades: Diagnóstico de sua aplicação no sistema de educação a distância da UNAM a partir de uma escala complexa

Resumo. O texto examina os resultados do estudo sobre a implementação do Learning Analytics em oito divisões do Sistema de Universidade Aberta e Educação a Distância da UNAM, como forma de analisar a cultura digital e a praxis digital. Para tanto, foi elaborado um instrumento com foco em sistemas complexos (interações, conexões e integração de agentes) que permitisse avaliar o estado da análise a partir de uma escala de cinco níveis, com base nos campos de conhecimento propostos por Chatti, Dyckhoff, Schroeder e Thüs (2012). As universidades, de forma tradicional, realizam basicamente o tratamento de dados para fins informativos internos de gestão; no entanto, dentro dos agentes educacionais, os tomadores de decisão começaram a atribuir um sentido mais amplo e abrangente ao uso dos dados, a fim de conhecer a sua população e resolver problemas mais complexos. A conclusão do texto concentra-se em mostrar que as divisões que foram analisadas são capazes de melhorar as metodologias de extração de dados, dada a sua experiência e, até mesmo em alguns casos, poderiam dar origem a estudos para gerar sistemas de recomendação baseados em perfis e padrões detectados.

Palavras-chave: Learning Analytics; sistemas complexos; cultura digital; educação superior; gestão de dados acadêmicos.

Learning Analytics as digital culture of universities: Diagnosis of its application in the education system distance from the UNAM based on a complex scale

Abstract. The article examines the results of the study about the implementation of Learning Analytics within eight divisions of the Open University and Distance Education System of the UNAM, as a way to analyze digital culture as digital praxis. For this purpose, an instrument was designed with a focus on complex systems (interactions, connections and, agents integration) that would allow the assessment of the state of the analytics from a scale of five levels based on the fields of knowledge proposed by Chatti, Dyckhoff, Schroeder and Thüs, H. (2012). It is proposed initially that universities have traditionally covered the basic level that is the management of data for internal informational purposes; However, educational stakeholders have begun to assign a broader and more comprehensive sense to the use of data in order to know their

population and solve more complex problems. The conclusion of the text focuses on showing that the divisions that were analyzed are in the possibility of improving data extraction methodologies given their experience and that in some cases there could be trials to generate recommendation systems based on profiles and patterns detected.

Key words: Learning Analytics; complex systems; digital culture; higher education; academic data management.

1. Introducción

El uso de *Learning Analytics* (analítica para el aprendizaje) en los últimos años se ha destacado en la educación superior por permitir generar referentes para la toma de decisiones en distintos niveles, que van desde la administración escolar y la planeación hasta la promoción de nuevos modelos educativos más personalizados. Las posibilidades de su aplicación se relaciona con la importancia de la información educativa en relación con la profundidad de su uso. Chatti *et al.* (2012) han elaborado una propuesta que establece campos específicos que se ha desarrollado en *Learning Analytics* que se vinculan tanto con los objetivos de los departamentos educativos como con su áreas de aplicación. Es decir, existen niveles en el uso de esta analítica que son meramente informativos del contexto y situación interna de un programa educativo, hasta llegar a otros en los que se busca encontrar patrones de aprendizaje que permitan a los directivos implementar nuevos modelos, incluyendo los ambientes personalizados de aprendizaje. Justamente estos últimos no serían posibles de diseñar y construir, sino se tiene un conocimiento y manejo de datos que permitan comprender los caminos administrativos y pedagógicos por donde se pueden ejecutar.

90

No obstante, aunque las posibilidades son muy amplias, y pese a que los trabajos en la aplicación de esta analítica en la educación superior, *Learning Analytics* se ha convertido una tendencia, por lo que resulta importante valorar qué tanto han avanzado las instituciones educativas en su adopción, ya sea en un nivel básico o si existe la intención de llevarlo a un nivel superior. Esta praxis se asienta sobre la cultura digital de las universidades y de cualquier otra institución educativa en la que se manejen datos

Cuando se sugiere que el *Learning Analytics* posibilita entender las prácticas digitales de las entidades educativas como una cultura digital, es porque, como señala Bustamante (2011), permite que exista una relación de tipo dialéctico entre innovación tecnológica y transformación social, que es lo que se podría determinar como asimilación de un saber hacer, es decir, una técnica. Dado que las universidades y otras entidades de educación superior se encuentran en el marco de la sociedad digital, las prácticas digitales, ya sean procesos establecidos o se busque innovar, se relacionan con la transformación de los sistemas, praxis, entornos y medios culturales digitales en

términos de Lévy (2007). Por tanto, el análisis de la implementación de *Learning Analytics* dentro de las interrelaciones de los agentes educativos de un sistema de este tipo nos exige analizar lo que sucede en la organización como un agente central de los intercambios interactivos, entre humanos y los sistemas digitales y entre ellos mismos, como señala Snyder (2008).

Además, la apropiación de una cultura digital para las universidades no solo se da dentro de los márgenes de la tecnología educativa que está de “moda”, sino de la transformación y la mejora de las trayectorias formativas para cada uno de los estudiantes. De ahí, que la implementación de esta analítica también nos permite dar cuenta de una mayor cantidad de elementos, agentes e interconexiones, de la complejidad del fenómeno educativo para cada entidad académica: la forma en cómo se emplean los datos nos puede dar luz sobre cómo se gesta la cultura digital de las universidades. En otras palabras, los datos digitales están permitiendo que se facilite el trabajo de gobernanza de las instituciones de educación (Williamson, 2016).

Sobre este aspecto, Ferguson (2012) establece unos retos para las entidades educativas en materia de analítica para los próximos años, que no se limiten solo al tema de extracción de datos. Por ejemplo, en la minería de datos la reflexión debería situarse sobre qué tipos de datos de la huella digital que dejan los alumnos o de los registros escolares son útiles para las organizaciones educativas para un micro uso o para comprender nuevas realidades; la ética organizacional para manejar tales datos (Prinsloo y Slade, 2018); los procesos y las metodologías. La analítica del aprendizaje debería poder mejorar los modelos educativos y, no sólo en el corto plazo, la intervención sobre los procesos de enseñanza-aprendizaje. Incluso, la investigación educativa, debería permitir mejorar la gobernanza de las universidades, así como un mejor conocimiento de los estudiantes desde aspectos sociales y emocionales, hasta políticos y culturales.

En consecuencia, el texto que se presenta examina como caso de estudio la implementación de *Learning Analytics* dentro de las divisiones del Sistema Universidad Abierta y Educación a Distancia de la UNAM, como una forma de analizar la cultura digital como praxis digital. Para ello, se diseñó un instrumento con un enfoque en sistemas complejos (interacciones, conexiones e integración de agentes) que permitiera valorar la operación de la analítica para el aprendizaje, a partir de una escala de cinco niveles basada en los campos de conocimiento propuestos por Chatti *et al.* (2012). Se propone inicialmente que las universidades tradicionalmente ya han cubierto el nivel básico, que es el manejo de datos con fines informativos y de gestión; sin embargo, dentro de los agentes educativos, los tomadores de decisiones han comenzado a valorar la importancia de dar un sentido más amplio e integral al uso de los datos, con el fin de conocer a la población educativa y resolver

problemas de la complejidad educativa. La conclusión del texto se centra en mostrar que las divisiones analizadas tienen la posibilidad de mejorar las metodologías de extracción de datos, dada su experiencia; y, en algunos casos, podrían darse ensayos para generar sistemas de recomendación con base a los perfiles y patrones detectados.

2. *Learning Analytics* como nueva área de investigación educativa

Dentro de los procesos digitales que las instituciones educativas han comenzado a adoptar, se destaca el uso y manejo de herramientas informáticas con el fin de apoyar los procesos de enseñanza y aprendizaje; esta nueva visión, en buena medida, obedece a tendencias así como a necesidades de encauzar la cultura digital en el campo educativo, que permita la mejora operativa y de experiencia de todos los agentes educativos. Dentro de la diversidad de desarrollos destaca la analítica para el aprendizaje como parte del *ethos* digital, que permite obtener y tratar datos con la finalidad de que las universidades tengan información confiable sobre sus propios procesos, pero también para construir modelos explicativos que permitan generar análisis y toma de decisiones sobre la praxis educativa. Hablamos de un *ethos* y una praxis digital educativa cuando una tecnología informática es adoptada en las operaciones del día a día de una organización educativa, esto tiene implicaciones profundas en virtud de que la frecuencia y estandarización de su uso se normalicen, o mejor dicho, se dé un proceso de “rutinización” (Zubieta, Bautista y Quijano, 2012); así pues, la cultura digital de las universidades tiene que ver más con una apropiación, uso, creación de metodologías y generación de modelos sobre herramientas tecnológico-informáticas que con el plano declarativo de los planes de desarrollo institucionales.

92

En última instancia, como advierte Ferguson (2012), el uso de los diversos instrumentos que proporciona *Learning Analytics* se relacionan con la claridad que tienen las instituciones educativas sobre sus procesos y su gobernanza, porque se trata de un tema que en el fondo es de tipo técnico. La idea que subyace al uso de datos y empleo de sistemas de información se relaciona con la búsqueda de calidad del sistema educativo (Bogarín y Morales, 2015).

Si bien *Learning Analytics* tiene varias aplicaciones en otros entornos de la existencia humana, en el caso de la educación no es posible pensarla si no es en términos de la investigación educativa, pero con un fuerte énfasis en los sistemas complejos, dado que se vale de técnicas y herramientas que comparten distintas disciplinas; así como de un enfoque que busca dar res-

puesta en diferentes niveles de interrelación de los agentes educativos. La complejidad de la dinámica educativa asociada a herramientas más refinadas como recuperación de información, inteligencia artificial, *machine learning*, modelado de agentes, construcción de redes, dinámica de sistemas, etc.; y a la integración de disciplinas como pedagogía, psicología educativa, sociología de la educación, filosofía, entre otros (Johnson, Smith, Willis, Levine y Haywood, 2011), nos debe permitir en los próximos años bases sólidas para generar flujos de información, intervención e innovación.

En cuanto a la definición de *Learning Analytics*, aplicadas a la educación, los trabajos de Chatti *et al.* (2012) nos permiten entender que las definiciones van desde aquellas que se centran en las herramientas, métodos y técnicas informáticas, computacionales y estadísticas, hasta aquellas que se asocian con los objetivos educativos de manera más profunda. Elias (2011), por ejemplo, la caracteriza como un campo emergente en el que se usan herramientas sofisticadas para mejorar el aprendizaje y la educación. Sin embargo, en la *Conference on Learning Analytic and Knowledge* se la definió como “la medición, recolección, análisis y reporte de datos sobre los alumnos y sus contextos con el propósito de entender y optimizar el aprendizaje y los ambientes en los que ocurre”. Frente a ello, Johnson *et al.* (2011) amplían la función de la analítica para la educación, en tanto que lo sustancial debe ser la “interpretación” de los datos de los agentes educativos, especialmente los estudiantes, que permitan establecer parámetros de su progreso y detectar otros posibles problemas. En esta misma línea Siemens (2014) resalta la necesidad de que los estudios establecidos sobre la base de *Learning Analytics* se sitúen en el descubrimiento de información asociada a conexiones sociales para apoyar problemáticas sociales y predecir posibles comportamientos. Romero y Ventura (2013) incluso ven la necesidad de integrar otras disciplinas a la minería de datos, como la pedagogía. Ello implica, en conexión con los estudios de la complejidad, que la analítica para el aprendizaje tiene niveles de mayor interconexión, considerando los objetivos del uso de este enfoque. De ahí que los campos de estudio de esta área del conocimiento nos permita ubicar la rutinización y la adopción de la analítica con fines que van desde lo meramente informativo hasta los que buscan modelar nuevas experiencias educativas. Una analítica más innovadora debería permitir a los agentes educativos tomar mejores decisiones en pos de mejores experiencias de aprendizaje (Chatti, Muslim y Schroeder, 2017). Pero, incluso, la invitación desde un enfoque más complejo e integral es la de no limitar el análisis analítico a la toma de decisiones, sino a desentrañar diversos problemas sociales que pueden derivar más allá del algoritmo (Perrota y Williamson, 2018).

3. Los campos de estudio de *Learning Analytics* y su niveles de complejidad

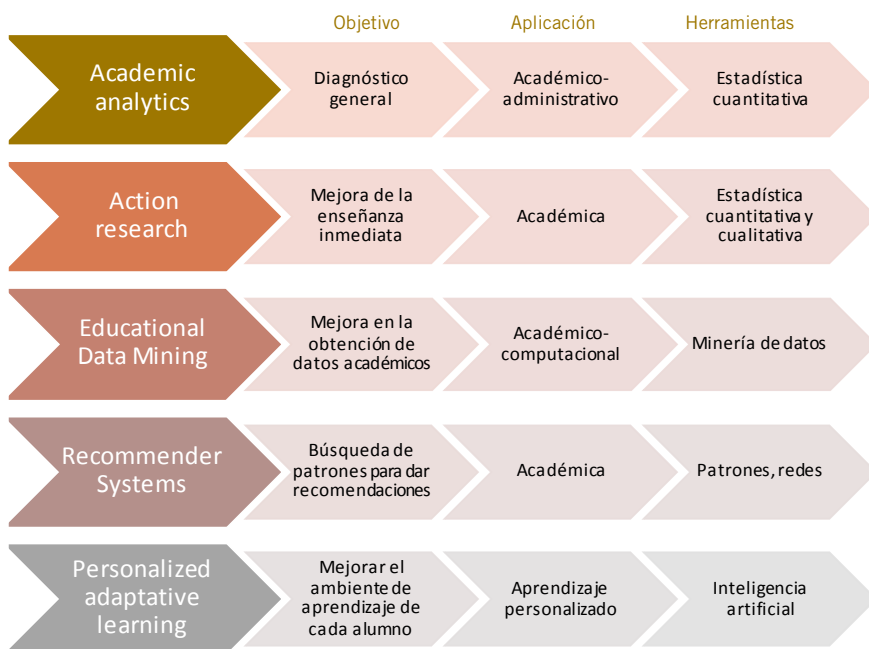
Los diversos usos que se han hecho tanto de las herramientas, técnicas, datos y objetivos de *Learning Analytics* han permitido establecer tendencias que, con el paso de tiempo y de los estudios de diversos autores, se han establecido como campos de estudio. La clasificación que se presenta, se elaboró en base a los trabajos que analizaron Chatti *et al.* (2012). Se divide en cinco campos, a los que para este estudio -dado que se hace desde sistemas complejos- se añadieron: las temáticas que aborda, los niveles de integración de los agentes educativos, los tipos de productos que se generan y los principales autores (Tabla 1).

Tabla 1. Campos de estudio de Learning Analytics

Campo	Área de trabajo	Nivel de integración de agentes	Productos	Autores
1. Academic Analytics	Se centra en la recolección de datos de los alumnos y su tratamiento estadístico con el fin de generar reportes. No se consideran aspectos cognitivos o de trayectoria; se centra la información institucional útil para tomar decisiones principalmente administrativas.	Bajo Coordinadores de los programas académicos	Reportes	Golstein y Katz, 2005; Elias, 2011; Norris <i>et al.</i> , 2008; Campbell y Oblinger (2007); Campbell <i>et al.</i> 2007.
2. Action research	Se recolectan datos académicos, pero con un fin principalmente de análisis de los procesos de enseñanza en una institución. Los datos no son sólo de alumnos sino también de profesores. Existe un panorama más holístico y con diferentes periodicidades. El objetivo es dotar a los profesores de información para mejorar su actividad docente.	Bajo intermedio Profesores	Estudios e informes dirigidos a profesores	Altrichter <i>et al.</i> , 1996; McNiff y Whitehead, 2006; Hinchey, 2008.

3. Educational Data Mining	Explora metodologías de recolección de datos para analizar diversos fenómenos académicos específicos. La selección y extracción de datos permite contar con información cuantitativa sustancial pero no necesariamente tiene un apoyo pedagógico.	Intermedio Coordinadores de programas Profesores	Análisis cuantitativos con metodologías de minería de datos, sin interpretación pedagógica.	Romero y Ventura, 2007, 2010; Baker y Yacef, 2009; Barnes <i>et al.</i> , 2009; Romero, Ventura, Pechenizkiy y Baker (2010).
4. Recommender Systems	Además de la recolección y manejo de datos tradicionales de los alumnos, se recupera información sobre comportamientos y preferencias de los usuarios para generar patrones y clasificaciones. Con base en ello, grupos interdisciplinarios pueden generar recomendaciones de aprendizaje para los estudiantes.	Alto Coordinadores de programas Profesores Grupos educativos interdisciplinarios	Estudios cuantitativos avanzados y cualitativos para tomar acciones institucionales encaminadas a mejorar los procesos de enseñanza.	Adomavicius y Tuzhilin, 2005.
5. Personalized adaptive learning	Se recolecta información principalmente a nivel individual del estudiante con contextos específicos, con el fin de generar trayectorias, ambientes y materiales personalizados. Se integra la adaptabilidad y lo adaptativo según los propios patrones, objetivos, gustos y necesidades del alumno.	Muy alto Se integran todos los agentes con el mismo fin: alumnos, profesores, grupos educativos interdisciplinarios, programadores, coordinadores.	Programas y algoritmos para personalizar los ambientes de aprendizaje y no sólo de enseñanza. En este nivel se puede integrar modelos educativos personalizados a través de Inteligencia Artificial.	Burgos, 2007; Chiatti, 2010;

La figura 1 muestra de manera sintetizada el objetivo de cada nivel, su aplicación a partir de los datos extraídos y las herramientas empleadas.



96

Figura 1. Objetivo, aplicación y herramientas de los cinco campos de conocimiento Learning Analytics

4. Contexto del estudio

En base a este marco se presentan los resultados de un estudio realizado en la Universidad Nacional Autónoma de México (UNAM), la más grande de este país y una de las más reconocidas en el contexto iberoamericano, sobre la situación del uso de *Learning Analytics* en el sistema de universidad a distancia. Este sistema fue concebido en 1972 primero en una versión de educación abierta como una alternativa a los cursos presenciales regulares y tradicionales, pero posteriormente también se adoptaron los cursos a distancia para los diferentes programas que ofrece la UNAM en educación superior. Actualmente el Sistema Universidad Abierta y Educación a Distancia (SUAYED) tiene 32,315 alumnos que estudian en 31 programas académicos en doce facultades, de estos 19,079 estudian en modalidad abierta y 13,353 a distancia (UNAM, 2018). La peculiaridad del caso de estudio, a diferencia de otras universidades, es que cada facultad tiene una división de estudios profesionales presenciales (universidad tradicional) y otra a distancia. Estas divisiones de educación abierta y a distancia tienen un jefe, al que se le asigna

las funciones de coordinar los diversos programas académicos, con el apoyo de un secretario administrativo. Por lo que las políticas, objetivos, metas y planeación de tales divisiones quedan a cargo de los jefes del SUAYED y el secretario académico. Además, otra de las áreas de apoyo son los administradores de las plataformas LMS, que en el caso de la educación a distancia en la UNAM tiene implantado el uso de Moodle, por lo que la mayor parte de los datos están administrados por estos.

El estudio se centró la construcción de tres instrumentos que se aplicaron a cada uno de estos perfiles, con el fin de medir y conocer el nivel de manejo de *Learning Analytics* y establecer su nivel, en relación a la planeación que establecieron las divisiones para sí mismas. Se obtuvieron 30 respuestas de 9 facultades, aunque hay que señalar que la UNAM sólo oferta programas en educación superior en ciencias sociales y humanidades, se integró a la Facultad de Medicina, porque ha comenzado a ofertar algunas asignaturas a distancia.

5. Preguntas de la investigación

Cómo hilo conductor para este estudio se formuló la siguiente pregunta: ¿Las instituciones de educación superior están preparadas en la práctica para implementar procesos de aplicación de *Learning Analytics*?

97

De manera específica respecto al caso:

1. ¿Los líderes de las divisiones SUAYED tienen claridad sobre la relación entre sus objetivos y metas académicas apoyados en la analítica para el aprendizaje?
2. ¿El uso de un nivel informativo de datos escolares puede ser considerado un nivel básico de uso de *Learning Analytics*?
3. ¿Qué factores afectan el uso de técnicas y campos de estudio de *Learning Analytics* por parte de los jefes de división en la UNAM?

Los resultados reportados se enfocan directamente sobre el manejo de datos, para encontrar diversos escenarios de intervención por parte de los jefes de división sobre aspectos académicos, que repercuten en la administraciones de los programas académicos.

6. Instrumentos y propuesta de escala

Para realizar el estudio se diseñó un instrumento que integró los cinco campos que ya se han referido, a manera de niveles que van de menor a mayor complejidad en la implementación de adopción de la analítica para el aprendizaje. Como se muestra en la figura 2, se consideró que nivel inicial implica un uso básico de estrategias de manejo de datos, menor interacción de los agentes educativos así como un objetivo dentro del contexto educativo limitado; por el contrario, el último nivel implica la interconexión de varios agentes, objetivos más amplios y profundos, así como técnicas de procesamiento de datos más refinadas. De lo anterior se desprende que a partir del segundo nivel hasta llegar al quinto, cada nivel implica al anterior dado que aumenta la complejidad.

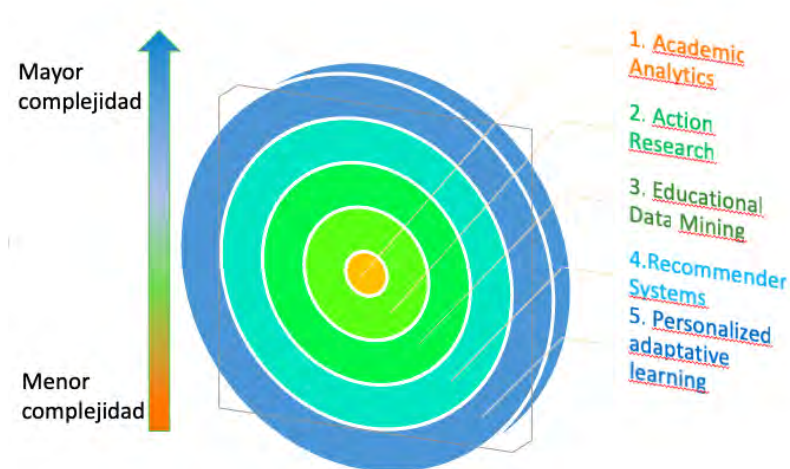


Figura 2. Escala de niveles por grado de complejidad de implementación de Learning Analytics

El instrumento tuvo como objetivo el ser aplicado directamente sobre los encargados de los programas académicos; así como por, al menos, un miembro del personal que administra la plataforma Moodle, en la que trabajan los alumnos a distancia. En este sentido el diseño se centró en integrar preguntas progresivas con los aspectos mínimos que deben cubrir los cinco niveles adaptados para los perfiles objetivo. El cuestionario se integró de la siguiente manera (ver tabla 2):

Tabla 2. Integración del instrumento para diagnóstico de implementación de *Learning Analytics*

Nivel	Número de reactivos	Temáticas/ problemáticas asociadas
Academic Analytics	5	Reportes elaborados por las diferentes áreas de las divisiones.
	1	Las áreas comparten información
	2	Desarrollo de metodología propia para la elaboración de reportes
	4	El manejo de los datos permite tomar decisiones a los encargados del programa
	2	Tratamiento de los datos
Total de reactivos del nivel: 14		
Action Research	2	Detectar problemáticas en los procesos de enseñanza-aprendizaje individuales y colectivos propios de la división.
	3	Acceso por parte de los profesores a los reportes sobre la trayectoria de sus grupos con escalas, interpretación y recomendaciones.
	3	Creación de estrategias a partir de detección de problemáticas y/o perfiles de estudiantes.
Total de reactivos del nivel: 8		
Educational Data Mining	3	Políticas propias de la división para la recolección de datos y su empleo. 3
	5	Programas o plugins para recabar información y su uso en el manejo de datos.
	1	Reporte de comportamiento de los programas y su aplicación.
Total de reactivos del nivel: 9		
Recommender Systems	2	Detección de patrones de comportamiento individuales y/o colectivos.
	1	Creación de un sistema de recomendaciones personalizado para el proceso de enseñanza-aprendizaje.
	3	Sistemas de recomendación de materiales, estrategias y recursos personalizados.
	1	Posibilidad de crear en el futuro un sistema de recomendación personalizado con base en datos obtenidos de cada alumno.
Total de reactivos del nivel: 7		

Nivel	Número de reactivos	Temáticas/ problemáticas asociadas
Personalized Adaptive Learning	2	Se cuenta con recursos educativos para cada perfil de los estudiantes de la división.
	1	Sugerencia estrategias a cada alumno con base en su perfil
	1	Los alumnos pueden adaptar y personalizar sus cursos de acuerdo con su perfil
	2	Se proporcionan a los alumnos reportes de su perfil, debilidades y áreas de oportunidad para apoyarlo decidiendo su trayectoria.
	Total de reactivos del nivel: 6	
Extra: Técnicas usadas para la recolección de datos	2	Técnicas de manejo de datos que se usan actualmente en la división.
	1	Interés por trabajar en el futuro con nuevas herramientas de extracción y tratamiento de datos.
Total de reactivos del manejo de datos: 3		

Es importante señalar para el tercer nivel que es el de minería de datos académicos, así como para las “Técnicas usadas para la recolección de datos”, dentro de los reactivos se usaron las principales herramientas y técnicas que Li, Lam y Lam (2015) detectaron en su estudio sobre los artículos más citados, en los que se usa *Learning Analytics* así como los espacios digitales de donde se extraen. Esto confirma aún más la necesidad de pensar la analítica para el aprendizaje desde la cultura-praxis digital. La tabla 3 sintetiza las tendencias encontradas.

Tabla 3. Tendencias entre los principales artículos citados de estudios de Learning Analytics según Li, Lam y Lam (2015).

Objetivo de los estudios	Origen de los datos	Principales datos por agentes
Reflexión (29.4%), resultados de monitoreo y análisis de alumnos (19.6%) y Casos adaptación (17.6%).	Redes sociales, computo para el aprendizaje colaborativo, sistemas basado en la web (wikis, LMS, foros, portales académicos, repositorios) y cursos masivos (MOOC) 54.9%	Profesores (29.2%) y alumnos (23.6%)
Principales técnicas y software que apoyan a los estudios de Learning Analytics		
1. No estadístico 28.6%	6. Estadístico 4.8%	11. Etnografía 1.6%
2. Encuestas/ Cuestionarios 14.3%	7. Machine learning 4.8%	
3. Visualización de datos 14.3%	8. Análisis de contenido 4.8%	
4. Minería de datos 12.7%	9. Procesamiento de lenguaje natural 1.6%	
5. Análisis de redes sociales 9.5%	10. Patrones de información 1.6%	

Como ya se mencionó, el supuesto del estudio consideró que los tomadores de decisión de los programas académicos implementan técnicas muy básicas de *Learning Analytics*, y que los últimos niveles, salvo el intermedio -Educational Data Mining-, son más bien escenarios futuros de desarrollo. Con base en esto los reactivos que se diseñaron se centraron en los dos primeros niveles para establecer acciones específicas en las que se usa el manejo de datos. Mientras que para los sistemas de recomendación y aprendizaje adaptativo se manejaron como posibles escenarios.

7. Método y datos

Se recopilaron 30 respuestas de las divisiones de educación abierta y a distancia de nueve facultades, que tienen puestos para la toma de decisiones académicas y administrativas (nueve jefes de división, nueve secretarios académicos y doce administradores de Moodle). En este marco los jefes de división son los encargados de todos los programas académicos, cuyos objetivos y políticas las establecen ellos mismos, mientras que los secretarios académicos son quienes ejecutan y coordinan tales políticas. Finalmente, los administradores de Moodle son quienes tienen a su cargo, no sólo el mantenimiento de la plataforma, sino que además recopilan los datos de los alumnos a distancia, así que en sus manos se encuentran las metodologías para la recopilación de datos, así como el uso de nuevos *plugins* encaminados a conocer la situación de alumnos y profesores.

A partir del instrumento diseñado se crearon tres cuestionarios diagnósticos. Para formar cada cuestionario se tomaron las preguntas que se consideraron, que cada perfil estaba en posición de contestar. Es importante destacar que en el caso de los administradores Moodle, los reactivos se centraron en las metodologías y en el procesamiento de datos, en la generación de informes, en la posibilidad de integrar *plugins* específicos, tanto para los niveles básicos como para la posibilidad de avanzar a fases más profundas, y se agregaron preguntas específicas sobre las herramientas que se manejan, así como las deseables en otros posibles escenarios.

La base de datos final permitió medir las áreas de mayor o menor conocimiento en relación a la siguiente escala de integración de agentes y uso complejo de datos (figura 3), que mide la integración y complejidad de los campos de estudio de *Learning Analytics*, en relación a objetivos y políticas establecidas desde los tomadores de decisiones de los programas académicos. De este modo, se pudo observar qué divisiones tenían un manejo de datos únicamente con fines educativos o cuáles buscaban incidir en otras problemáticas como la mejora de materiales o el reconocimiento de

patrones de estudio. A mayor complejidad, mayor integración de los agentes del sistema educativo y empleo de los datos con fines más amplios; que en un nivel básico, en el que se manejan con fines informativos.



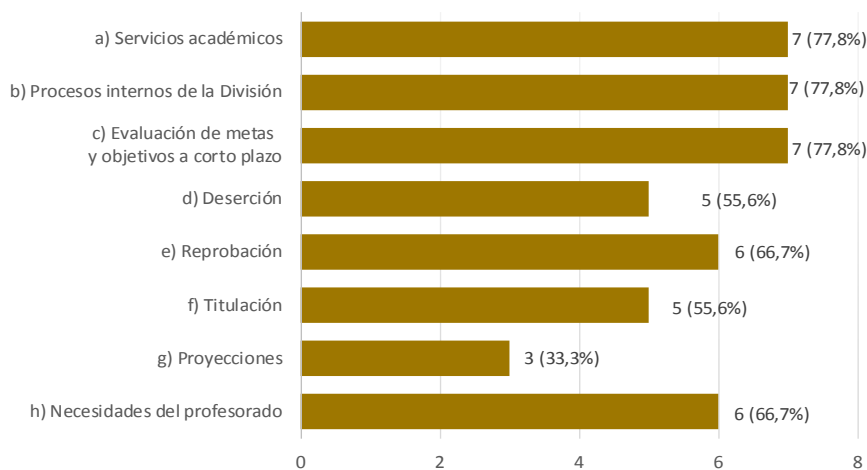
102

Figura 3. Escala de integración de agentes y uso complejo de datos académicos

8. Resultados

Los resultados del estudio, para ser congruentes con el enfoque de los sistemas complejos y de la cultura digital, se establecieron de una manera integral acorde a las preguntas de investigación. En cada aspecto que se estudió, se analizaron las ocho respuestas de los dos perfiles administrativos y doce de los técnicos. A continuación se presentan en el orden establecido. Los resultados que se presentan no fueron considerados a partir de los perfiles de los participantes, sino como una unidad de respuestas por división, puesto que se consideró un sólo instrumento.

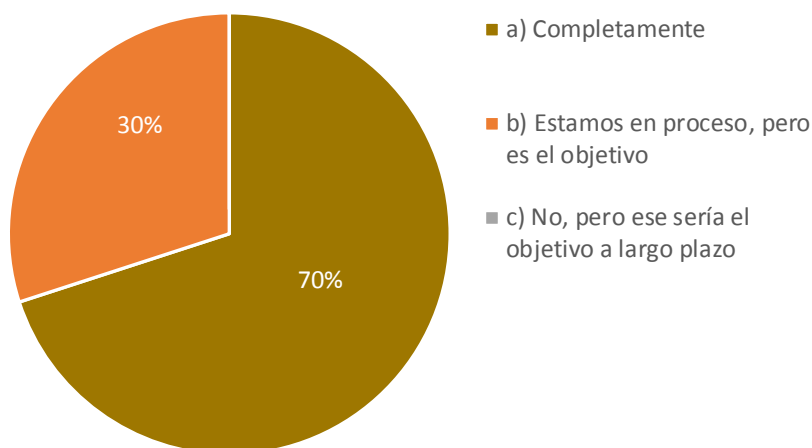
De manera inicial, se puede establecer que la mayoría de los encargados de los programas educativos del sistema SUAYED de la UNAM, tienen una clara visión de la importancia del uso de los datos usados con fines informativos; y, en segundo lugar para detectar de manera cuantitativa problemáticas internas (ver gráfica 1). Es decir, que la información vertida en reportes se maneja de manera interna para la toma de decisiones para el mejoramiento de las divisiones.



Gráfica 1. Tipos de problemáticas a partir de las cuales se recolectan datos.

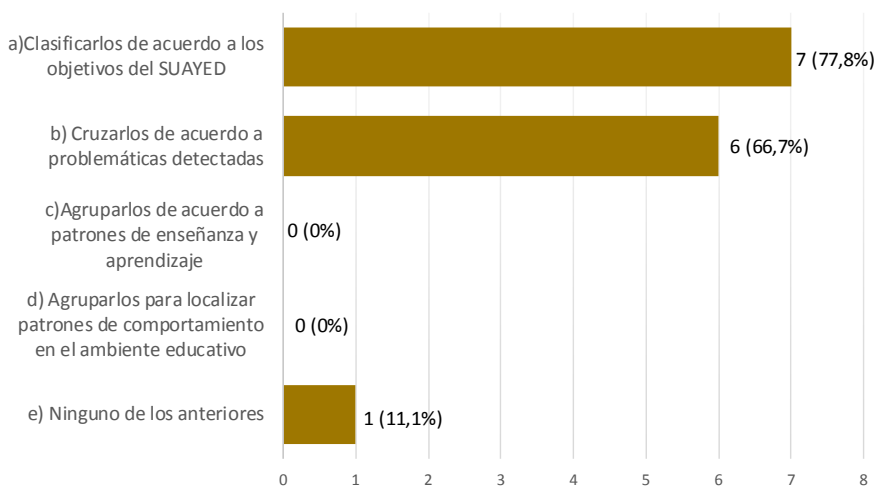
Se encontró que la transmisión de la información es significativa para el funcionamiento de cada división, y en este sentido se han podido establecer, que el manejo de datos en las nueve divisiones tiene un uso a corto plazo (100%), con lo cual se constata que las metodologías que se han desarrollado en el manejo de datos estarían en el primer nivel de la escala que se construyó (*Academic Analytics*); el análisis de la información digital es principalmente para la gestión académica. Lo que sí es importante mencionar, es que si existe una intencionalidad de hacer uso de los datos con el fin de validar las metas y los objetivos de las divisiones (gráfica 2).

103



Gráfica 2. Relación entre objetivos y metas de la división y el uso de datos para validarlos.

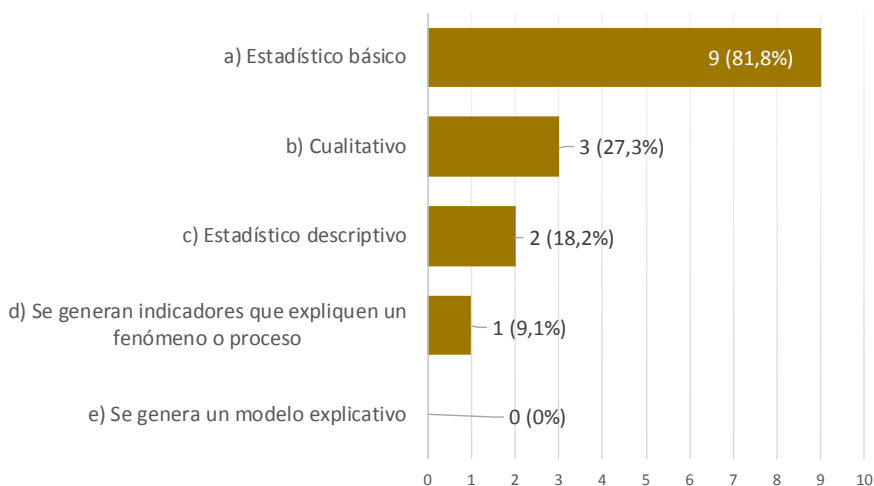
No obstante esto, las divisiones del estudio ya han establecido una serie de procesos claros sobre los datos recabados de los alumnos a partir de su interacción en la plataforma Moodle; las principales acciones se encaminan a clasificar los datos de acuerdo a los objetivos del programa y a cruzarlos con problemáticas detectadas (gráfica 3).



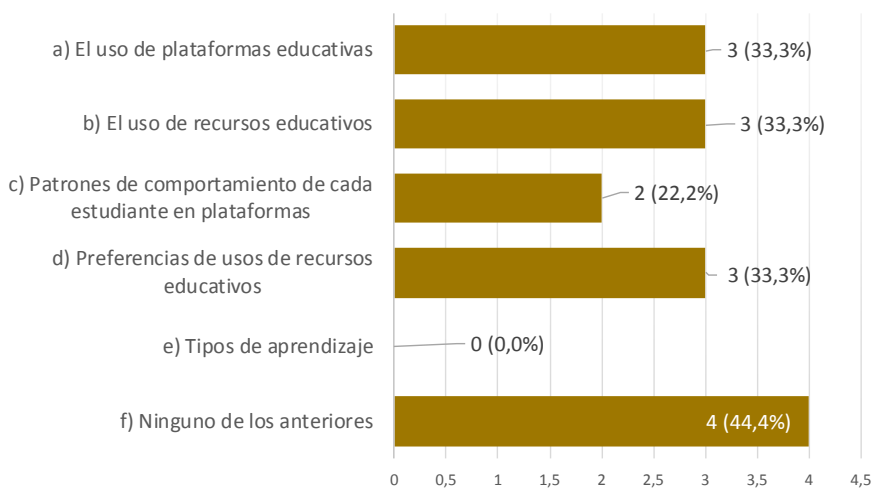
104

Gráfica 3. Procesos que se realizan con los datos académicos una vez extraídos (uso).

Esto le ha permitido a la mayoría de las divisiones de los programas académicos presentar reportes semestrales con elementos estadísticos básicos (gráfica 4), basados sobre las prácticas digitales de los alumnos, es decir el uso de *Moodle*, recursos educativos o patrones de comportamiento digital (gráfica 5); sin embargo, esto es justamente lo que le ha permitido generar, a la mayor parte de las divisiones, un esquema de relación entre la información netamente académica, que sirve con propósitos informativos y el siguiente nivel que es comprender qué es lo que pasa en los procesos de enseñanza-aprendizaje para establecer medidas de intervención (*Action Research*, nivel 2).

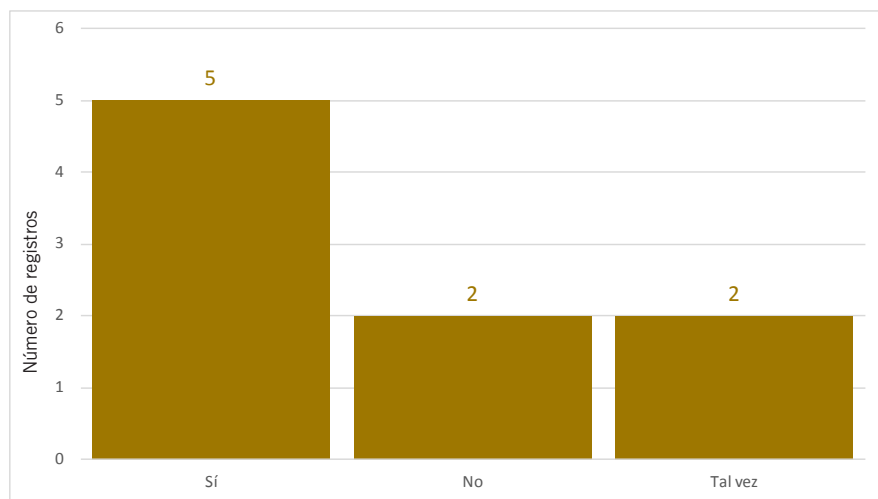


Gráfica 4. Tipos de reportes que se generan.



Gráfica 5. Tipos de patrones que se han encontrado a partir de datos extraídos.

Gracias a un constante trabajo que correlaciona los objetivos institucionales de las divisiones con el mejoramiento de las trayectorias de sus estudiantes, le ha permitido a más del 50% de las divisiones del estudio, establecer instrumentos y/o estrategias para mejorar el aprendizaje de acuerdo con su perfil (gráfica 6).

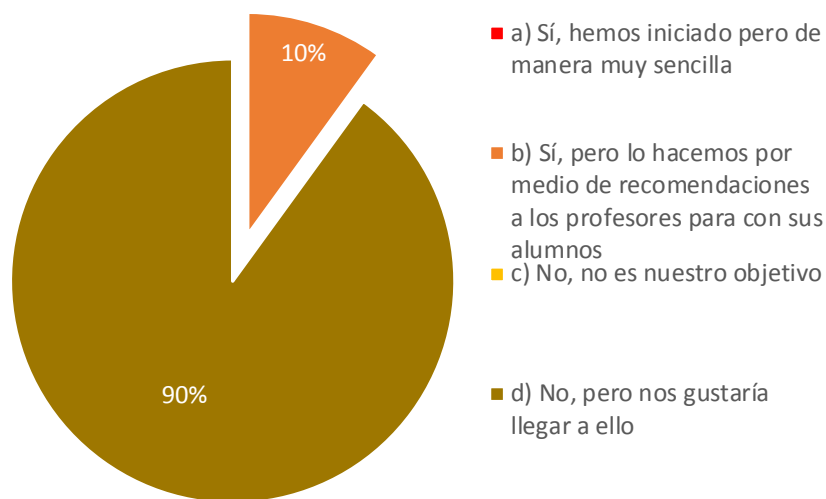


106

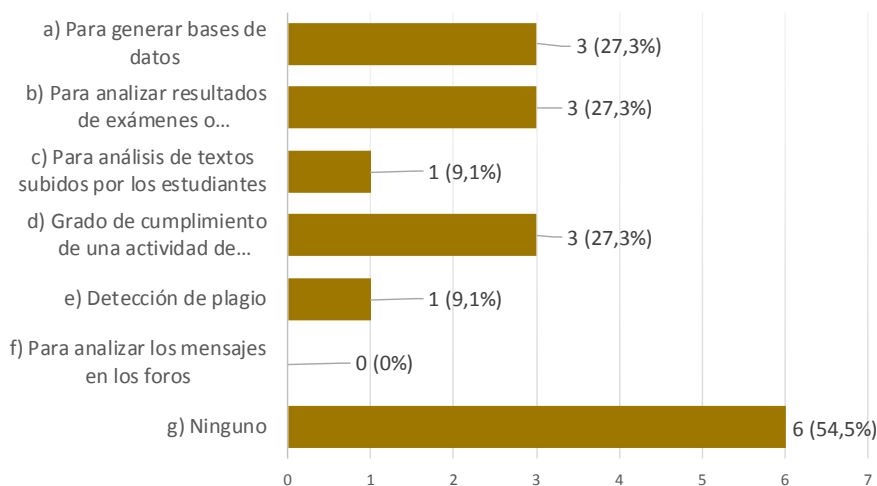
Gráfica 6. ¿Se han podido establecer instrumentos o estrategias para mejorar el aprendizaje de los alumnos acorde a su perfil?

No obstante, cuando se cuestionó si existe la posibilidad de que las divisiones estén en condiciones de generar sistemas de recomendación para alumnos (nivel 4) con base en perfiles, considerando que ya han establecido acciones de monitoreo sobre comportamientos, patrones y preferencias, se encontró que las entidades educativas aún no se ven así mismas en esta dinámica (gráfica 7), pese a que ya cuentan con elementos para lograrlo.

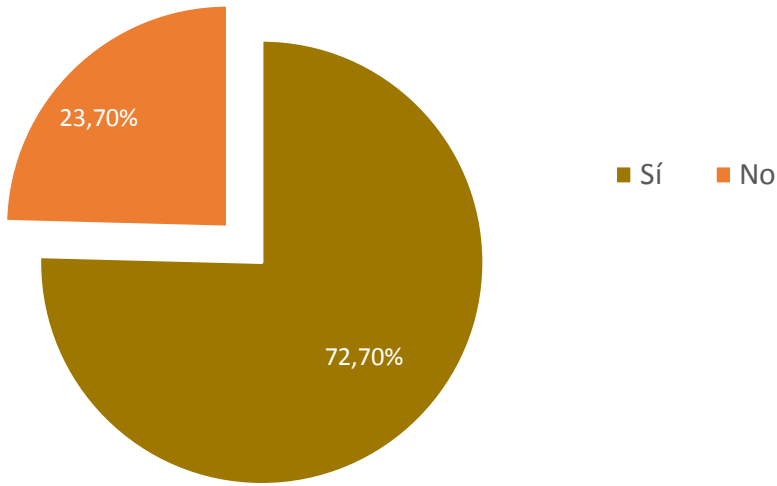
Aunado a ello, se encontró que las divisiones aún no cuentan de manera específica, con metodologías más refinadas para la recolección de datos y su posterior tratamiento (nivel 3). Respecto al uso de software especializado para extracción de datos o la acción sistemática de cruzar información de Moodle de un semestre a otro (menos del 30%), aún se encuentra en una fase muy temprana (gráficas 8 y 9).



Gráfica 7. Consideración sobre la posibilidad de crear un sistema de recomendaciones personalizado para cada estudiante.



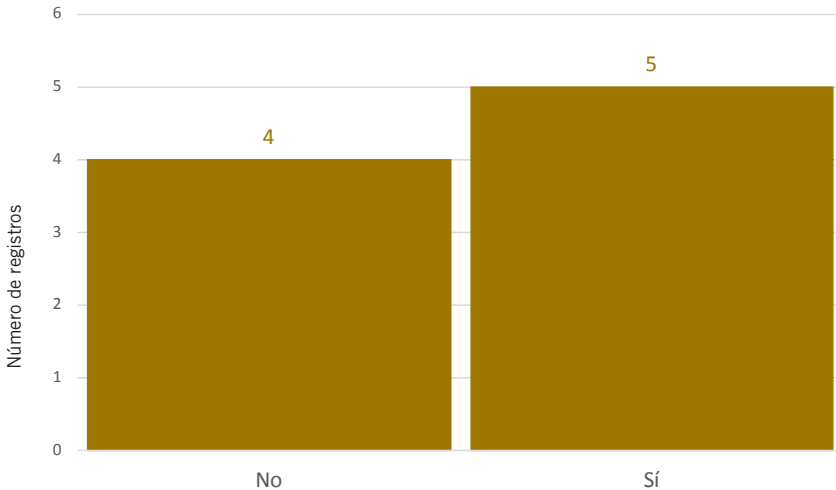
Gráfica 8. Tipos de plugins que se han integrado en Moodle en los tres últimos años.



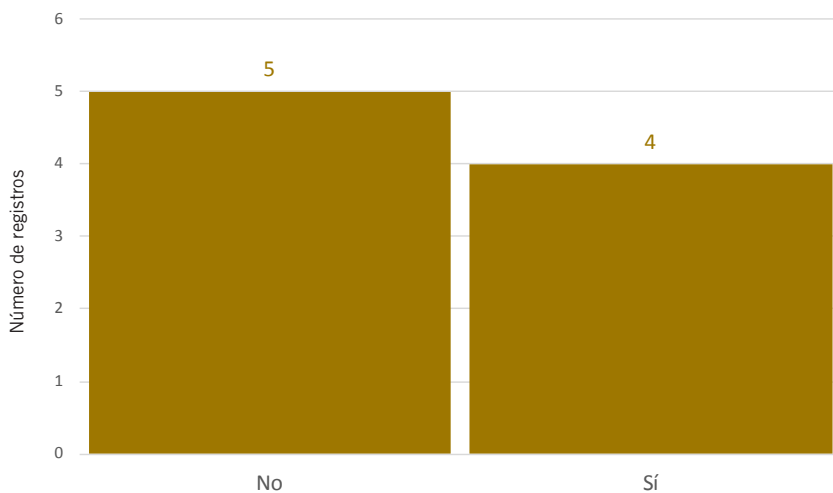
Gráfica 9. ¿Se ha cruzado información de Moodle de un semestre respecto a uno previo?

108

Por otra parte, el manejo de datos académicos desde una visión compleja e integral de la cultura digital de las instituciones educativas, implica integrar a la mayor cantidad de agentes, tanto para informar como para tomar decisiones. En el estudio se observó que, aunque en el primer nivel los agentes que atienden a las divisiones si llegan a compartir información mediante reportes conjuntos, los profesores no se encuentran plenamente integrados al trabajo analítico (gráficas 10 y 11).



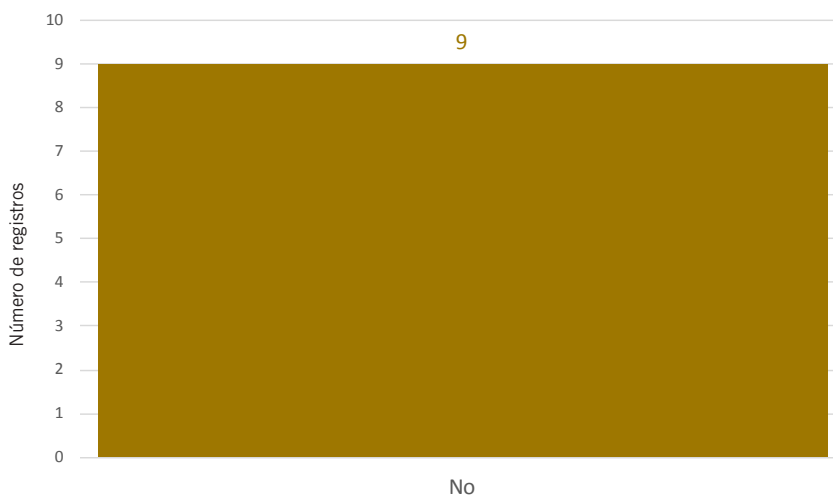
Gráfica 10. Acceso de los profesores a reportes sobre el comportamiento de sus grupos durante y al final del curso.



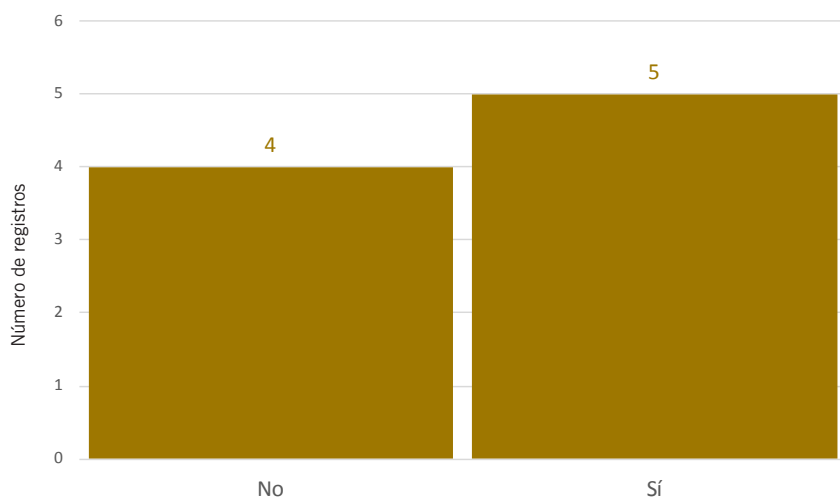
Gráfica 11. Acceso de los profesores que muestren áreas de oportunidad y habilidades de sus alumnos.

Justo en este punto, sobre el tema de integrar a varios agentes en la toma de decisiones, se observó que aún no se tiene considerada la posibilidad no sólo de personalizar los ambientes y trayectorias de aprendizaje de cada alumno, sino que aún no se ha avanzado en la posibilidad de generar contenidos y materiales de estudio con base en preferencias según perfiles, que puedan ser sistematizados en ambientes digitales (gráficas 12 y 13).

109



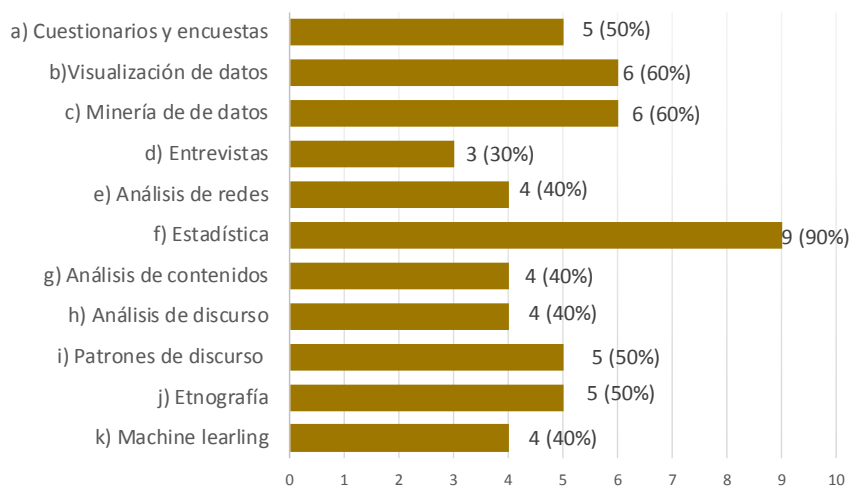
Gráfica 12. Posibilidad de que el alumno adapte su curso a sus preferencias y necesidades.



Gráfica 13. Creación de contenidos y materiales para los alumnos acorde a preferencias.

Finalmente, pensando en escenarios futuros, el estudio reveló que las divisiones del SUAYED de la UNAM son más abiertas a la posibilidad de integrar diversas técnicas y herramientas en el análisis de datos. Si bien, la gráfica 14 muestra que la mayor parte de las divisiones se verían en el futuro procesando datos con estadísticas, entre la mitad y más de la mitad mostraron interés por integrar nuevas opciones como *machine learning*, *data visualization*, minería de datos o etnografía.

110



Gráfica 14. Tipos de herramientas y técnicas con las que las divisiones quisieran trabajar en un futuro.

En base a los resultados expuestos, se determinó que de manera general el SUAYED se encuentra en un segundo nivel de la escala establecida más que encontrarse en el nivel inicial. A continuación se discuten las razones.

9. Discusión

Siguiendo el orden de las preguntas que guiaron la investigación, así como el los resultados, se pueden determinar los siguientes aspectos:

9.1 Claridad sobre la relación entre objetivos y metas académicas apoyados en la analítica para el aprendizaje.

El estudio dejó en claro que los líderes de las divisiones del Sistema SUAYED consideran el manejo de la información como sustancial para la gestión de los distintos programas académicos; en este sentido se encontró que existe un compromiso para extraer datos y dar tratamiento con el fin de conocer la situación de las divisiones, mediante técnicas estadísticas básicas. Si bien, los reportes que se generan tienen una periodicidad constante, aún no hay una visión a largo plazo de tratamiento de datos mediante distintas técnicas de *Learning Analytics* para proveer información que permita generar rutas para el futuro.

Las divisiones del Sistema SUAYED que formaron parte del estudio han desarrollado metodologías propias para establecer los datos que requieren para la toma de decisiones; aunque la mayor parte de éstas son para el manejo de los programas académicos, se trata de datos de manejo regular asociados a índices de reprobación, servicios académicos, deserción, etc. En este sentido, se encontró que las nueve divisiones cubren el nivel inicial de la escala que se construyó para este estudio. La información recabada les permite tener una visión para establecer una conexión entre los objetivos y metas, respecto a los fenómenos que se dan en cada división. No obstante, en este nivel no se pudo encontrar que los datos de tipo informativo para la gestión hayan sido usados para encontrar fenómenos nuevos respecto a la gestión. En buena medida, esto se entiende porque en la práctica las instituciones educativas tienen problemas para compartir información no sólo en términos políticos sino técnicos: las bases de datos no siempre tienen los mismos componentes o referentes. En el caso de las divisiones de SUAYED dependen de una tercera entidad que es la administración central, que gestiona los datos escolares de toda la universidad (Dirección General de Administración Escolar, DGAE), en las diversas modalidades y los distintos niveles. Por lo tanto, las divisiones muchas veces se ven en la

necesidad de: 1) esperar a que la DGAE le transfiera los datos, pero no con la prontitud deseada, o 2) que establezca sus propios estudios para obtener datos sin necesidad de solicitarlos a un tercero. Esta situación es regular en varias instituciones de educación superior, por lo que hasta cierto punto se entiende el por qué las divisiones que entraron al estudio no tienen mucho margen de maniobra respecto a los otros niveles de la escala.

9.2 El uso básico de información académica asociado a Learning Analytics

Como se pudo observar en los resultados, algunas de las divisiones, pese a que estarían colocadas en el primer nivel, han establecido acciones que las colocan en el segundo, que es el uso de técnicas de *Learning Analytics* enfocada a comprender procesos de enseñanza-aprendizaje (*Action Research*). Poco más de la mitad han establecido líneas de análisis sobre los procesos propios a cada división, que implica entender de manera más profunda y, por lo tanto más compleja, qué es lo que pasa con aquellos datos que en el primer nivel sólo brindan información.

A diferencia de lo que pasa en el nivel de *Academic Analytics*, *Action Research* involucra analizar los datos con fines de intervención, de modo que la toma de decisiones tiene implicaciones que son más directas sobre el estudiante, que la gestión de los programas educativos. El estudio mostró que el interés por encontrar patrones de comportamiento o preferencias, tiene una relación con las trayectorias, pero también con la definición de perfiles y por lo tanto de encontrar materiales, recursos o actividades acordes a las necesidades propias de cada división.

112

Respecto de lo que sucede con el acceso a la información de la que hacen uso, en especial, las divisiones que dependen de una tercera entidad, en el segundo nivel, dado que son elementos de análisis relacionados con el proceso de enseñanza-aprendizaje, se trata de una extracción de datos de diferente corte. Considerando que los estudiantes a distancia probablemente sean quienes dejan una mayor huella digital, los registros que dejan en *Moodle*, permiten entender otros tipos de comportamientos. Sobre estos datos las diferentes divisiones SUAYED tienen mayor control: ingresos a la plataforma, tiempo de permanencia, horarios de acceso, contenido de trabajos, contenidos de retroalimentaciones, etc., en otras palabras: patrones de comportamiento, y a su vez mayores márgenes de análisis de datos, y, por tanto, de generar proyectos de intervenciones.

Probablemente de manera muy incipiente, los resultados del estudio muestran que algunas divisiones han comenzado a generar algunos sistemas de recomendación muy tempranos y sencillos, en términos de proponer recursos digitales, por ejemplo, con base en perfiles de alumnos.

9.3 Factores que afectan el uso de técnicas y campos de estudio de Learning Analytics

Sería muy limitado decir que la visión sobre la aplicación de *Learning Analytics* pasa solo por la perspectiva de los tomadores de decisión, que en este caso serían los jefes SUAYED. En realidad, su aplicación pasa por distintos aspectos que van desde poder contar con registros, acceso a bases de datos, contar con personal especializado, tener conocimiento de en qué casos se puede aplicar, y evidentemente el sentido de mejorar a los programas académicos.

La aplicación de técnicas y herramientas de *Learning Analytics* también tiene un carácter transdisciplinario. No se limita sólo a la ciencia de datos sino a la integración de la pedagogía, la didáctica, la psicología educativa, la filosofía, etc. Se ha señalado que la pertinencia de la escala que se construyó para este estudio tiene que ver con la necesidad de ampliar en términos reales la adopción y visión de *Learning Analytics*, ello implica que se integren no sólo un mayor y más refinada extracción de datos académicos, sino la posibilidad de también incorporar a más agentes educativos. Como se vio en los resultados del estudio, las divisiones SUAYED en términos generales comparten información a nivel de varias áreas de gestión, en algunos casos pueden proveer de reportes a los profesores, pero no se les considera para establecer rutas de trabajo con los alumnos. Y ni qué decir de la posibilidad de que los estudiantes tengan conocimiento de sus trayectorias y puedan ser apoyados para tomar decisiones.

Finalmente, y aunque ya se hizo alusión al problema de la forma en cómo las divisiones obtienen datos por terceras partes, habría que retomar el problema que tienen varias instituciones sobre la centralización de la información, pero también respecto a los indicadores, tipos de archivos, software con los que se les da tratamiento, protocolos de extracción y manejo, incluso la regulación institucional, protección de datos y la ética de su uso, por poner algunos ejemplos, que dan cuenta que también existe en la práctica problemas de tipo técnico y de gobernanza respecto a los datos académicos.

10. Conclusión

La mayor parte de las divisiones analizadas se encuentran en un punto intermedio entre los niveles 2 y 3, evidentemente todas han rebasado el primer nivel, por lo que algunas se encuentran ya en posibilidad de avanzar sobre el tratamiento de los datos, generar metodologías propias, mejorar el modo en cómo se obtienen datos, analizar incluso micro-fenómenos de manera más profunda, mejorar el uso de software para tratamiento de datos, con el fin de mejorar los procesos de enseñanza-aprendizaje. Sin embargo, llama la atención particularmente los casos, aproximadamente seis, en los que ya ha habido un avance significativo y que si bien no han madurado sus procesos de minería de datos educativos (nivel 3), los tomadores de decisión son conscientes de la importancia de crear materiales o recomendar materiales o estrategias, acordes a diferentes perfiles identificados en cada división; aunque no se trata de un sistema de recomendación avanzada (nivel 4) basado primordialmente en sistemas computacionales, se puede considerar que es importante que haya un esfuerzo inicial por generar opciones más cercanas a los distintos perfiles de estudiantes.

114

Respecto al nivel de integración de los agentes, se puede concluir que las divisiones estudiadas no presentan variaciones sustanciales más allá de las que encontramos en otras instituciones educativas. En el fondo se podría decir que el reto de integrar a una mayor cantidad de agentes, tiene que ver con los propios modelos educativos que por sí mismos no integran una mayor actividad de docentes y alumnos, y no los ven como tomadores de decisiones directas. Son pocas las instituciones que presentan a los alumnos la oportunidad de generar sus propias rutas de aprendizaje con base en sus perfiles, retos personales o preferencias. Evidentemente, aún faltan muchas condiciones, no sólo voluntad, para establecer sistemas personalizados de aprendizaje; es un camino que aún se está explorando que requiere la incorporación de una perspectiva transdisciplinaria más amplia y con modelos innovadores, que puedan integrar *Learning Analytics* a su trabajo cotidiano y no sólo en casos extraordinarios o sólo informativos.

Todo lo anterior es lo que se encuentra a la base de una analítica educativa compleja que pueda responder a las nuevas problemáticas educativas, más comprometida con mejorar las trayectorias formativas de sus estudiantes y apoyar a los profesores para enriquecer y desarrollar nuevas estrategias. En este sentido, recuperar las “prácticas” digitales de gestiones educativas, no sólo nos presenta un panorama sobre cómo se operan y se da la gobernanza educativa, sino que en términos de la cultura digital de las instituciones educativas, nos permite entender cómo responden a la realidad compleja y cómo lo harán respecto a las tendencias. Es decir, la praxis digital (en tanto que cultura) evidencia cuáles son las condiciones efectivas para que las instituciones se modernicen.

Referencias bibliográficas

- Bogarin, A., Morales, C. R., y Menéndez, R. C. (2015). Aplicando minería de datos para descubrir rutas de aprendizaje frecuentes en Moodle. *EDMETIC*, 5(1), 73-92. Recuperado de <https://bit.ly/2ZeMZ9C>
- Bustamante, E. (2011). Cultura digital: la “nueva cultura clásica”. *Telos. Cuadernos de Comunicación e Innovación*, 88, 59-64. Recuperado de <https://bit.ly/2GhNwip>
- Chatti, M. A., Dyckhoff, A. L., Schroeder, U. y Thüs, H. (2012). A reference model for learning analytics. *International Journal of Technology Enhanced Learning*, 4(5-6), 318-331. Recuperado de <https://bit.ly/2UnEDsF>
- Chatti M.A., Muslim A., y Schroeder U. (2017). Toward an Open Learning Analytics Ecosystem. En Big Data and Learning Analytics in Higher Education, Kei Daniel B. (editor). Springer. Recuperado de <https://bit.ly/2vhsKup>
- Elias, T. (2011). Learning analytics: Definitions, processes and potencial, Universidad de Athabasca. Recuperado de <https://bit.ly/2ZdpCxi>
- Ferguson, R. (2012). Learning analytics: drivers, developments and challenges. In *International Journal of Technology Enhanced Learning*, 4(5-6), 304-317. Recuperado de <https://bit.ly/2ZjPJTo>
- Johnson, L., R. Smith, R., Willis, H., Levine, A., y Haywood, K. (2011) *The Horizon Report: 2011*. Austin, Texas: The New Media Consortium.
- Lévy, P. (2007). *Cibercultura: Informe al Consejo de Europa* (No. 16). Anthropos Editorial.
- Li, K. C., Lam, H. K., y Lam, S. S. (2015, July). A Review of Learning Analytics in Educational Research, en *International Conference on Technology in Education* (pp. 173-184). Springer, Berlin, Heidelberg. Recuperado de <https://bit.ly/2ZeOzIA>
- Perrotta, C. y Williamson, B. (2018). The social life of Learning Analytics: cluster analysis and the ‘performance’ of algorithmic education. *Learning, Media and Technology*, 43(1), 3-16, Recuperado de <https://bit.ly/2VLESzm>
- Prinsloo, P., & Slade, S. (2018). Mapping responsible learning analytics: a critical proposal. *Responsible Analytics & Data Mining in Education: Global Perspectives on Quality, Support, and Decision-Making* (Khan, Badrul H.; Corbeil, Joseph Rene and Corbeil, Maria Elena eds.). Routledge. Recuperado de <https://bit.ly/2Imre2o>
- Romero, C., y Ventura, S. (2013). Data mining in education. *Wiley Interdisciplinary Reviews: Data Mining and Knowledge Discovery*, 3(1), 12-27. Recuperado de <https://bit.ly/2KNb0kU>
- Siemens, G. (2014). The “Journal of Learning Analytics”: Supporting and Promoting Learning Analytics Research. In *Journal of Learning Analytics*, 1(3-5). Recuperado de <https://bit.ly/2DkdEII>
- Snyder, K. (2008). “The digital culture and communication: More than just classroom learning”. *13th International Conference on Thinking Norrköping; Sweden June 17-21; 2007* (No. 021) Universidad de Linköping Prensa Electrónica. Recuperado de <https://bit.ly/2Gs0ZFK>
- UNAM (2018). Dirección General de Planeación, *Agenda estadística*, Recuperado de <https://bit.ly/2SXsnyp>

Williamson, B. (2016). Digital education governance: data visualization, predictive analytics, and 'real-time' policy instruments. In *Journal of Education Policy*, 31(2), 123-141. Recuperado de <https://bit.ly/2UEpybb>

Zubieta, J., Bautista, T., y Quijano, Á. (2012). *Aceptación de las TIC en la docencia*. México: UNAM. Recuperado de <https://bit.ly/2v7Y3Yn>

Ações docentes nos Ambientes Virtuais de Aprendizagem proporcionadas pelas ferramentas de Learning Analytics

Maurício Vieira Dias Júnior¹  

Luís Paulo Leopoldo Mercado¹  

¹Universidade Federal de Alagoas (UFAL), Brasil

Resumo. Percebe-se que há uma relevante adoção dos ambientes virtuais de aprendizagem (AVA) na educação superior, em especial na modalidade a distância. Estes ambientes, com o apoio do Big Data, podem proporcionar ações para a prática avaliativa docente a partir de ferramentas que contemplem os objetivos da learning analytics (LA), segundo modelos e ciclos de vida já definidos na literatura. Neste estudo foi desenvolvida a consolidação de dez possíveis ações docentes a partir destas ferramentas, modelos e ciclos de vida, tendo como objetivo a confrontação destas ações com docentes envolvidos oriundos de instituições de ensino superior (IES) que atuam na educação a distância (EaD), evidenciando-as através de um experimento onde utilizaram seis destas ferramentas de perfil docente em suas respectivas disciplinas no AVA Moodle. Para coleta, foram utilizados dois questionários semi-estruturados (pré e pós-experimento). Ficou caracterizado como resultados deste estudo que as ferramentas que tiveram maior destaque para ações de LA foram: Completion Progress (18,5%), Course Dedication (18,1%) e Level Up! (17,8%), já as ações de LA com maiores graus de destaque foram: “monitoramento” (17,4%), seguido por “avaliação/feedback” (13,0%) e “intervenção” (12,0%), havendo assim, compatibilidade com o propósito de atingir a prática avaliativa dentro dos AVA a partir destas ferramentas.

Palavras-chave: learning analytics, ambientes virtuais de aprendizagem, educação a distância, educação superior, big data.

Acciones docentes en los entornos virtuales de aprendizaje proporcionados por las herramientas de Learning Analytics

Resumen. Empieza a percibirse una relevante adopción de los entornos virtuales de aprendizaje (EVA) en la educación superior, en especial en la modalidad a distancia. Estos ambientes, con el apoyo del big data, pueden proporcionar acciones para la práctica de evaluación del docente a partir de herramientas contempladas en los objetivos del Learning Analytics (LA), según modelos y ciclos de vida definidos en la literatura. En este estudio se desarrolló la consolidación de diez posibles acciones docentes a partir de estas herramientas, modelos y ciclos de vida. El objetivo fue la confrontación de estas acciones con un grupo de docentes involucrados, adscritos a instituciones de enseñanza superior (IES), que ejercen en la educación a distancia (EaD), evidenciándolas a través de un experimento, en el que se utilizaron seis de estas herramientas de perfil docente en sus respectivas disciplinas en el EVA Moodle. Para la recolección, se utilizaron dos cuestionarios semiestructurados (pre y post-experimento). Se evidenció en los resultados de este estudio que las herramientas que tuvieron más relevancia para acciones de LA fueron: Completion Progress (18,5%), Course Dedication (18,1%) y Level Up! (17,8%); las acciones de LA con mayor grado de destaque fueron: “monitoreo” (17,4%), seguido por “evaluación / feedback” (13,0%) e “intervención” (12,0%), comprobándose así, que existe compatibilidad en el propósito de alcanzar la práctica de evaluación dentro de los EVA a partir de estas herramientas.

Palabras clave: learning analytics, entornos virtuales de aprendizaje, educación a distancia, educación universitaria, big data.

Teacher actions in Virtual Learning Environments provided by Learning Analytics tools

Abstract. It is noticed that there is a relevant adoption of virtual learning environments (VLE) in higher education, especially in the distance modality. These environments, with the support of Big Data, can provide actions for teaching evaluation practice based on tools that meet the objectives of learning analytics (LA), according to models and life cycles already defined in the literature. The purpose of this study was to consolidate ten possible teaching actions based on these tools, models and life cycles, with the objective of confronting these actions with teachers involved from higher education

institutions that work in distance education evidencing them through an experiment where they used six of these tools of teaching profile in their respective disciplines in VLE Moodle. For collection, two semi-structured questionnaires (pre and post-experiment) were used. It was characterized as results of this study that the tools that had the most highlight for LA actions were: Completion Progress (18.5%), Course Dedication (18.1%) and Level Up! (17.8%), followed by "evaluation / feedback" (13.0%) and "intervention" (12.0%) %, thus being compatible with the purpose of reaching the evaluative practice within VLE from these tools.

Keywords: learning analytics, virtual learning environments, distance learning, college education, big data.

1. Introdução

Surgidos na década de 90, concomitantemente com os primeiros navegadores da web, a partir de distintas mídias e linguagens de programação, os AVA representam uma grande contribuição para a história da educação (Silva, 2013), sendo instrumentos para proporcionar, por exemplo, atividades mais ricas de cunho colaborativo e interativo, baseado na web e considerado uma plataforma que se constrói e entrega módulo e cursos.

É percebido que há uma forte adoção desses AVA no mundo. Estes são utilizados extensivamente pelas IES (Ekuase-Anwansedo *et al.*, 2018) a exemplo do Moodle que além de ser fácil de usar, de gerar conteúdo, engajar discente e sem necessidade de adquirir licenças, tem sido constantemente melhorado por especialistas técnicos (Dodun *et al.*, 2015), sendo o mais adequado pelos quesitos de modularidade, popularidade, disponibilidade de *plugins* e por contar com uma forte comunidade de desenvolvedores (Medio *et al.*, 2017).

Nota-se esta expansão no Brasil, não só pelo fator econômico, já que as IES podem adquiri-lo de forma gratuita, através da versão com software livre, mas também porque os conteúdos dos cursos a distância são melhores gerenciados e a maioria é customizada pela própria instituição segundo a sua demanda, sem a necessidade de ônus (ABED, 2017).

Porém o que se vê, conforme Silva *et al.* (2009) é que, no geral, os cursos oferecidos na modalidade de EaD que utilizam esses AVA, adotam abordagens tradicionais de avaliação, tendo maior peso nas provas finais presenciais, influenciadas pelo tecnicismo. Mesmo sendo autodenominados construtivistas, ficando assim com dificuldades em promover uma avaliação reflexiva, crítica e emancipatória. Em um processo de ensino passivo e repetitivo, essas atitudes são incompatíveis com a navegação nos AVA, sendo formal ou não.

Também é notório que os métodos avaliativos em EaD sejam sempre revistos e aperfeiçoados, sendo uma preocupação constante em inúmeros estudos sobre esta temática (Polak, 2009). De acordo com Bitencourt *et al.* (2013) é preciso pensar formas mais concernentes de avaliação para este contexto online, pois se trata de uma forma peculiar de educação, a se comparar com as avaliações presenciais.

O *Learning Analytics* (LA), tendo *big data* como apoio fundamental, segundo Daniel (2015), representa novas oportunidades para a educação superior, podendo influenciar positivamente nas tomadas de decisões baseadas em evidências mais eficazes, possibilitando a realização de análises e avaliações em tempo real sobre as atividades educacionais.

O LA tem alcançado uma robusta posição entre outras tecnologias educacionais, sendo colocada como uma área com ganhos substanciais para potencializar o processo de ensino-aprendizagem (Khalil & Ebner, 2015). Observa-se por parte dos atores da educação o interesse pela relevância que a LA tem para o apoio educacional, compartilhando análises para a ação e o efetivo aprendizado, sendo uma área interdisciplinar (Chatti *et al.*, 2012).

A proposta deste estudo foi evidenciar as ações, apresentadas e definidas nos modelos (Chatti *et al.*, 2012; Gasevic *et al.*, 2017) e ciclos de vida (Clow, 2012; Khalil & Ebner, 2015) da literatura, provenientes de ferramentas de LA do tipo *plugin*, que não são nativas, disponibilizadas, especificamente, para o AVA-Moodle, sendo estas utilizadas perante alguns docentes de IES que atuam na EaD.

2. Learning Analytics

A LA vem sendo discutida desde 2009, porém apenas em 2011 quando da ocasião da primeira¹ *International Conference on Learning Analytics and Knowledge* (LAK), ocorrida no Canadá, foi definido o seu conceito sendo “medição, coleta, análise e relatórios de dados sobre aprendizes e seus contextos, para fins de compreensão e otimização da aprendizagem e dos ambientes em que ocorre” (Siemens, 2013, p. 1382), tendo como principal objetivo de melhorar a qualidade do aprendizado e do ensino.

George Siemens, um dos precursores da LA, e um dos organizadores do LAK, anunciou que LA não se trata apenas de análise de dados, mas incorpora também a ação de prever, através de ferramentas, a adaptação,

¹ <https://tekri.athabascau.ca/analytics/>

a personalização e/ou intervenção, para antecipar as possíveis dificuldades posteriores a fim de melhorar o desempenho, durante o percurso do curso (Siemens, 2010).

Conforme a figura 1, a LA através da sua principal conferência internacional LAK² promovida pela Society for Learning Analytics Research (SoLAR) , vem ampliando sua representação no quesito de submissões de artigos científicos ano a ano. Consta-se que no período de oito anos houve uma triplicação de artigos submetidos, de 38 em 2011 para 115 artigos submetidos no ano de 2018.

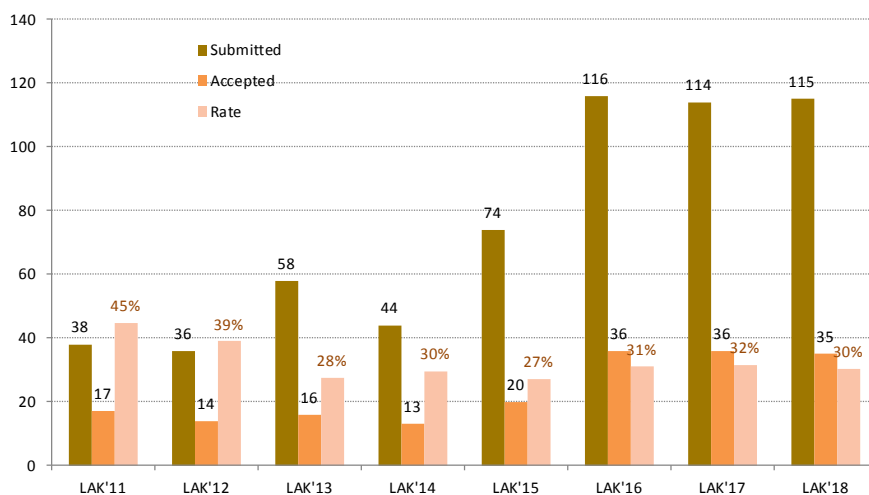


Figura 1. Crescimento das Conferências Internacionais LAK

Fonte: <https://dl.acm.org/citation.cfm?id=3027385>, acesso em 24 mar. 2019.

Desde o ano de 2014 a SoLAR também oferece uma publicação periódica oficial denominada *Journal of Learning Analytics*³. A LA foi mencionada pela primeira vez no relatório *Horizon da New Media Consortium* (NMC)⁴ em 2012, que trata-se de uma comunidade internacional composta por centenas de relevantes universidades, faculdades, museus e centros de pesquisa, estimulando e promovendo a exploração e uso de novas mídias e tecnologias para aprendizagem e expressões criativas (Peña-Ayala, 2017).

² <https://solaresearch.org/events/lak/>

³ <https://learning-analytics.info>

⁴ <https://www.nmc.org/nmc-horizon>

Na figura 2 é apresentado, inicialmente, um ciclo de vida fundamentado, que contempla holisticamente todos os aspectos de uma LA (Khalil & Ebner, 2015).

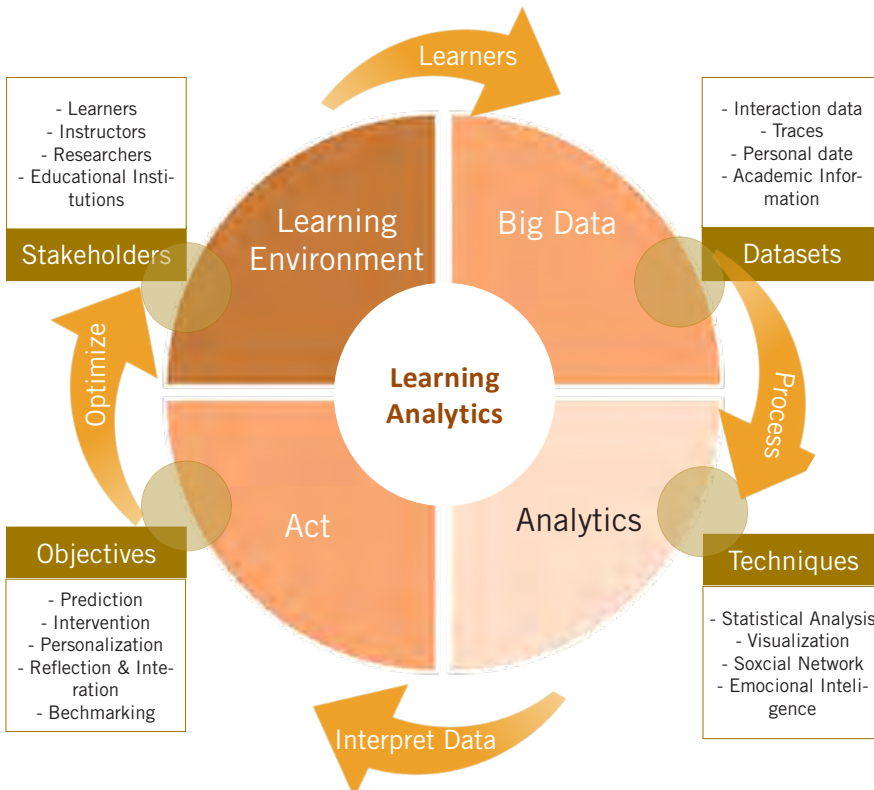


Figura 2. Proposta de ciclo de vida da LA.
Fonte: Khalil & Ebner (2015)

No ciclo mostrado na figura 2 consolidado por Khalil e Ebner (2015), constam quatro tópicos principais que são: 1) os atores (*stakeholders*), que através de suas interações e produções nos AVA, geram os dados; 2) os conjuntos de dados que representam os Big Data contidos nos AVA, que armazenam os dados; 3) as diversas técnicas que fazem a análise dos dados; e 4) os objetivos que representam a ação que será aplicada para a otimização do desempenho da aprendizagem.

No domínio da educação, a LA torna-se um relevante instrumento nas mãos dos envolvidos nesta área, pois um vasto número de dados é gerado a partir da interação dos atores, dos conteúdos e da própria tecnologia nos AVA, sendo sistematicamente armazenados, os quais, conseqüentemente, poderão ser recuperados para descobrir conhecimento, possibilitando a melhoria na resolução de problemas educacionais.

3. Possíveis Ações com Learning Analytics nos Ambientes Virtuais de Aprendizagem

Para além dos objetivos de organizar cursos e disciplinas, administrar conteúdos e monitorar os discentes, os AVA contém uma infraestrutura tecnológica com recursos suficientes para desempenhar uma abordagem pedagógica em um determinado curso (Machado *et al.*, 2013).

Cientes da importância do real crescimento de LA, na qual os conjuntos de dados gerados a partir dos processos de aprendizagem dentro dos AVA são aproveitados para o aprimoramento educacional, foram construídos formalizações acerca de um modelo que descrevessem LA, tendo em vista as diversas conexões que LA tem com outras áreas.

A partir de uma investigação multidisciplinar, Chatti *et al.* (2012) desenharam um modelo de referência baseado em quatro dimensões: (1) dados e ambientes – quê tipo de dado será analisado?; (2) os atores – quem será o alvo da análise?; (3) os objetivos – porquê o sistema irá analisar os dados coletados? e; (4) os métodos – como serão analisados os dados coletados?, a fim de contemplar áreas que abrangem a LA, conforme mostrados na figura 3.

122

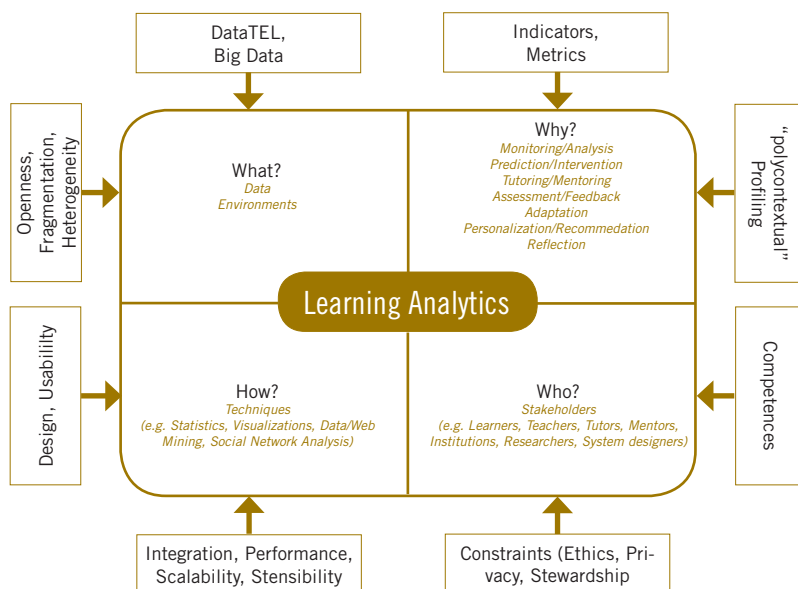


Figura 3. Modelo de referência para LA, baseado em quatro dimensões.

Fonte: Chatti *et al.* (2012, p. 7).

Especificamente, quanto a terceira dimensão porquê?, que se refere aos objetivos do sistema em analisar os dados coletados, há diversos no qual pode-se citar (Chatti *et al.*, 2012):

- a) monitoramento e análise: que lida com acompanhamento das atividades desenvolvidas pelos discentes agregadas a relatórios e possibilitando alterações do design instrucional;
- b) predição e intervenção: traçar um possível modelo para tentar prever a situação de desempenho discente no futuro, a fim de vislumbrar auxílios adicionais personalizados e eficazes para a melhoria do rendimento discente;
- c) tutoria/mentoria: com a finalidade de controlar os discentes em algum processo de ensino ou durante todo o processo, supervisionando-os para o alcance das metas;
- d) avaliação e *feedback*: para o apoio na auto-avaliação, obtendo-se também *feedback* inteligentes para os discentes e docentes;
- e) adaptação: informar aos discentes os próximos passos, organizando os recursos e forma adaptativa;
- f) personalização e recomendação: ajudando os discentes a decidirem como alcançar seus objetivos, sendo recomendado mudanças de comportamento e conteúdos, para uma aprendizagem auto-dirigida e, por fim, a;
- g) reflexão: recurso importante que ajuda os atores a se auto-refletirem sobre o seu andamento a partir de comparação de dados anteriores.

Retomando-se aqui e fazendo um elo com o ciclo de vida de LA definido por Khalil e Ebner (2015), quanto ao tópico 4, que se refere aos objetivos, correspondentes as ações que o docente pode ter provenientes das ferramentas de LA, tem-se também: a) predição, b) intervenção, c) recomendação, d) personalização, e) reflexão e iteração, f) benchmarking.

Conforme afirma Khalil e Ebner (2015), o maior valor de LA advém da otimização dos objetivos: oriundos da dimensão “Por quê?” de Chatti *et al.* (2012), na “intervenção” de Clow (2012) e no “*learning design*” de Gasevic *et al.* (2017) que proporcionam a geração de *insights* capazes de influenciar a prática avaliativa docente.

Enquadrando-se na dimensão “Quem?”, referindo aqui apenas ao docente e na dimensão “Para que?” referindo-se aos objetivos que este ator pode querer almejar, ambos delineados nos modelos de (Chatti *et al.*, 2012; Gasevic *et al.*, 2017) e ciclos de vida (Clow, 2012; Khalil & Ebner, 2015) são consolidadas as seguintes ações:

- *Adaptação* (organizar/moldar de forma adaptativa os recursos de aprendizagem e as atividades);
- *Avaliação/Feedback* (fornecer informações interessantes geradas com base em dados sobre os interesses do discente e o contexto de aprendizado);
- *Benchmarking* (identificar as melhores práticas que produzem resultados superiores);
- *Intervenção* (impedir a evasão, determinar quais discentes podem estar em risco, aconselhar os discentes que podem precisar de assistência adicional e melhorar o sucesso dos discentes);
- *Monitoramento* (acompanhar as atividades dos alunos e gerar relatórios);
- *Personalização* (apoiar a aprendizagem para todos os alunos, de forma individualizada);
- *Predição* (explorar um valor desconhecido, como: desempenho, conhecimento, pontuação ou nota)
- *Recomendação* (fazer recomendações de novas atividades);
- *Reflexão/Iteração* (autoavaliar o trabalho passado para melhorar a experiência futura);
- *Tutoria* (apoiar os discentes na sua orientação e introdução em novos módulos de aprendizagem).

Portanto, fica aqui a consolidação de dez ações provenientes de ferramentas de LA que poderão ser evidenciadas pelo docente em sua prática avaliativa.

4. Experimento com ferramentas de Learning Analytics para docentes

A partir da consolidação das possíveis dez ações docentes perante as ferramentas de LA, foi realizado o experimento com nove docentes de IES em EaD que utilizaram estas ferramentas em suas disciplinas no AVA Moodle, que em seguida foram questionados, sobre qual(is) é(são) o(s) objetivo(s) (ações) evidenciados por cada ferramenta em prol da prática avaliativa docente.

Os dados coletados deste experimento ocorreu durante um curso de capacitação para docentes de IES que atuam na EaD no AVA Moodle realizado entre o período de outubro a março de 2019.

Os nove docentes envolvidos tiveram o seguinte perfil por sexo feminino (60%) e masculino (40%); por idade de 31 a 40 anos (60%), 41 a 50 anos (10%) e 51 a 60 anos (30%); e por nível de formação especialista (20%), mestre (60%) e doutor (20%). Ambos têm experiência com cursos superiores (sendo licenciatura, bacharelado e/ou tecnólogo) a distância e o tempo médio de atuação em EAD nas IES foi de 5,7 anos entre todos estes envolvidos. Também, entre estes, havia os que já utilizaram os seguintes AVA: Moodle, Teleduc, Aulanet e E-Proinfo.

O AVA Moodle contempla recursos em LA, que já vem sendo trabalhado em vários aspectos desde as versões mais antigas. Além de incorporar ferramentas nativas em seu ambiente, permite também o adição de ferramentas não nativas (*plugins*) e/ou integração de outros sistemas externos.

Optou-se por ferramentas presentes no site oficial do AVA Moodle (MOODLE, 2017), pois se atribui credibilidade/confiabilidade perante seus desenvolvedores, considerando-se também a possível adesão destas ferramentas por parte de qualquer IES em seus respectivos AVA.

Diante da descrição de ferramentas para LA, foram identificadas as ferramentas que atendeu, inicialmente, ao único critério: “podem ser utilizadas pelo perfil docente”, sendo apresentado o resultado na Tabela 1:

Tabela 1. Ferramentas com recursos de LA para o perfil de docente no AVA Moodle

Ferramenta	Formato de apresentação	Tipo* Nativa/Não Nativa	Descrição geral
<i>Feedback</i>	Atividade	Nativa	Ferramenta de pesquisa configurável para coleta de <i>feedback</i>
<i>Survey</i>	Atividade	Nativa	Conjunto de pesquisas educacionais padronizadas
<i>Inspire</i>	Ferramenta Administrativa	Nativa	LA descritiva e preditiva nativa do Moodle, a partir da versão 3.3
<i>Logs</i>	Relatório	Nativa	Log filtrável de eventos
<i>Activity</i>	Relatório	Nativa	Ver contagem de atividades em curso
<i>Activity completion</i>	Relatório	Nativa	Matriz de conclusão de estudantes e atividades
<i>Live logs</i>	Relatório	Nativa	Atualizando automaticamente log de eventos
<i>(Quiz) Statistics</i>	Relatório	Nativa	Relatório de desempenho do quiz do discente
<i>(Course) Participation</i>	Relatório	Nativa	Participação de discente único em curso
<i>Events list</i>	Relatório	Nativa	Eventos que podem ser monitorados / pesquisados em logs
<i>(Gradebook) Overview</i>	Relatório	Nativa	Visualização das notas dos discentes em todas as atividades
<i>Event monitor</i>	Relatório	Nativa	Ferramenta de monitoração proativa e focada
<i>Questionnaire</i>	Atividade	Não Nativa	Ferramenta de pesquisa configurável
<i>Engagement Analytics</i>	Atividade, bloco e relatório	Não Nativa	Relatório de medição de engajamento configurável
<i>Progress Bar (Completion Progress)</i>	Bloco	Não Nativa	Ferramenta de gerenciamento de tempo para discentes com visão geral para professores
<i>Configurable Reports</i>	Bloco	Não Nativa	Geração e visualização de relatórios
<i>Course Dedication</i>	Bloco	Não Nativa	Tempo estimado online para estudantes
<i>Graph Stats</i>	Bloco	Não Nativa	Visitas diárias ao site ou curso
<i>GISMO</i>	Bloco	Não Nativa	Numerosos gráficos de participação na atividade estudantil
<i>Level Up!</i>	Bloco	Não Nativa	Medidor de participação de acionamento de incentivo
<i>Analytics Graphs</i>	Bloco	Não Nativa	Visualização da participação dos discentes
<i>Heatmap</i>	Bloco	Não Nativa	Indicação codificada por cores das visualizações de atividades na página do curso
<i>Ad-hoc database queries</i>	Relatório	Não Nativa	Geração e visualização de relatórios baseados em SQL
<i>Forum Graph</i>	Relatório	Não Nativa	Gráfico de interações do fórum
<i>Grade distribution</i>	Relatório	Não Nativa	Visualiza as notas dos alunos em um curso

* Nativa: que já vem instalada por padrão no AVA Moodle.

Fonte: Adaptado de Moodle (2017).

Observa-se portanto, que das 31 ferramentas existentes, 25 ferramentas (tabela 1) dispõem do perfil para servir de apoio ao docente. Destas, 12 são “nativas” e 13 são “não nativas”.

Importante destacar também, que no site oficial existem outras ferramentas com recurso de LA, porém exigindo-se integração externa ao Moodle, como pode-se citar o *Moodle Activity Viewer*⁵, *IntelliBoard*⁶, *Analytika*⁷, *Learning Locker*⁸, *SmartKlass*⁹ e o *Moodle Analytics Dashboard* (Einhardt *et al.*, 2016) que não se encontra ainda no site, contendo algumas destas versões pagas. Basicamente, são extensões que precisam ser instaladas nos navegadores, a exemplo do Chrome¹⁰, das máquinas locais.

Para empregar o uso de algumas destas ferramentas, a fim de focar a prática avaliativa diagnóstica docente, foram selecionadas algumas destas ferramentas contidas na tabela 1. Como critérios iniciais para exclusão desta listagem, temos:

- não exigir a integração externa ao AVA, por entender que estas iriam de alguma forma sofrer alguma resistência pelos docentes;
- ser “não nativa”, pois trata-se de ferramentas não existentes por padrão, que potencialmente os docentes ainda não tinham utilizado;
- que tenha relação direta com os objetivos de LA;
- que não tenha similaridade com outras do tipo nativa.

Como resultado destes critérios de exclusão, foram descartadas todas as ferramentas que exigem a integração externa ao AVA, as ferramentas “nativas” segundo a tabela 1 e as ferramentas *Questionnaire*, pois entendeu-se que não havia relação direta com os objetivos de LA e *Ad-hoc database queries* pela sua similaridade com outras nativas.

Seguindo estes critérios preliminares, chegaram-se então as 13 ferramentas, visualizadas na tabela 2:

⁵ <https://damos.world/2013/08/30/the-moodle-activity-viewer-mav-heatmaps-of-student-activity/>

⁶ <https://www.intelliboard.net/>

⁷ <https://www.zoola.io/>

⁸ <https://www.ht2labs.com/learning-locker-community/overview/>

⁹ https://moodle.org/plugins/local_smart_klass

¹⁰ <https://developer.chrome.com/extensions>

Tabela 2. Ferramentas com recursos de LA para o perfil de docente selecionadas

Ferramenta	Número de sites utilizando (em agosto/2018)
Configurable Reports	6439 ⁱ
Progress Bar (Completion Progress)	3626 ⁱⁱ
Level Up!	3142 ⁱⁱⁱ
Course Dedication	1629 ^{iv}
Graph Stats	885 ^v
Analytics Graphs	880 ^{vi}
Heatmap	343 ^{vii}
GISMO	342 ^{viii}
Grade Distribution	250 ^{ix}
Forum Graph	173 ^x
Engagement Analytics	166 ^{xi}

i https://moodle.org/plugins/stats.php?plugin=block_configurable_reports

ii https://moodle.org/plugins/stats.php?plugin=block_completion_progress

iii https://moodle.org/plugins/stats.php?plugin=block_xp

iv https://moodle.org/plugins/stats.php?plugin=block_dedication

v https://moodle.org/plugins/stats.php?plugin=block_graph_stats

vi https://moodle.org/plugins/stats.php?plugin=block_analytics_graphs

vii https://moodle.org/plugins/stats.php?plugin=block_heatmap

viii https://moodle.org/plugins/stats.php?plugin=block_gismo

ix https://moodle.org/plugins/stats.php?plugin=gradereport_gradedist

x https://moodle.org/plugins/stats.php?plugin=report_forumgraph

xi https://moodle.org/plugins/stats.php?plugin=block_engagement

Fonte: Elaboração própria.

Como critérios finais de exclusão teve a quantidade de sites com o AVA Moodle que utiliza a ferramenta (tabela 2), descartando as 4 ferramentas GISMO, *Grade Distribution*, *Forum Graph* e *Engagement Analytics* e por fim, a exclusão da ferramenta *Configurable Reports*, que embora tenha alcançado o topo de número de sites que a utiliza, demanda um certo manejo técnico por parte dos docentes para a construção de relatórios personalizados (mesmo sendo destacado que não é exigido conhecimento sobre SQL), sendo entendido que desta forma seria mais direcionado aos gestores.

Portanto, as ferramentas selecionadas foram *Analytics Graphs*, *Course Dedication*, *Graph Stats*, *HeatMap*, *Level Up!* e *Completion Progress*, conforme observado na figura 4.



Figura 4. Ferramentas (plugins) utilizados pelos docentes.

Fonte: Elaboração própria.

Após selecionar as ferramentas (*plugins*) (figura 4) atendendo aos critérios estabelecidos, estas foram instaladas em um servidor habilitado contendo o AVA Moodle na versão 3.0.4¹¹ (figura 5), onde estavam inseridas as disciplinas ministradas¹² de cada um dos docentes envolvidos.

Inicialmente, ainda sem as ferramentas de LA habilitadas, os docentes responderam um questionário semi-estruturado denominado pré-experimento¹³. O objetivo deste questionário foi verificar o seu conhecimento prévio perante o conceito abordado de LA.

A partir das respostas obtidas deste questionário, observa-se no gráfico 1 que 70% dos docentes informaram que conseguiram, diante de uma definição básica colocada no questionário, identificar com clareza os recursos de LA presentes no AVA Moodle.

¹¹ Optou-se por esta versão, por conta da compatibilidade com as versões dos AVA-Moodle das IES que os docentes envolvidos atuam.

¹² Foi solicitado o arquivo da última disciplina que o docente atuou na IES, assegurando todos os critérios de privacidade e éticos, conforme comitê de ética, com consentimento de ambas as partes envolvidas.

¹³ <https://forms.gle/xT4zgRtUsPaP9kme8>

LabExperimento

Página inicial > Cursos

Buscar cursos:

🔍	Projetos Integradores I - Palmeira dos Índios/AL (Docente: ██████████)
🔍	Metodologia Científica - Penedo/AL (Docente: ██████████)
🔍	Geometria Plana (Docente ██████████)
🔍	Cálculo 1 (Docente ██████████)
🔍	Docência na Educação Básica (Docente ██████████)
🔍	Política e Organização da Educação Básica no Brasil - Penedo/AL (Docente ██████████)
🔍	Microbiologia e Imunologia - Arapiraca/AL (Docente ██████████)
🔍	Projetos Integradores no Ensino da Língua Portuguesa I - Maceió/AL (Docente ██████████)
🔍	Metodologia Científica - Cajueiro/AL (Docente ██████████)
🔍	Filosofia - Arapiraca/AL (Docente ██████████)

Figura 5. Disciplinas no servidor do AVA-Moodle dos docentes envolvidos.
Fonte: Elaboração própria.

130

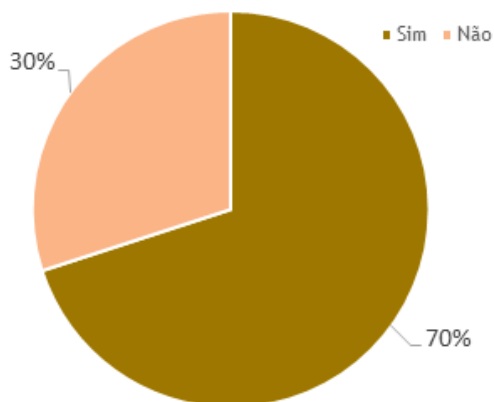


Gráfico 1. Identificação de recursos de LA no AVA-Moodle pelos docentes.
Fonte: Elaboração própria.

Daqueles que informaram que conseguiram identificar os recursos de LA, foram instigados a citar exemplos destes recursos no AVA Moodle que eles atuam. As respostas foram categorizadas sendo evidenciadas na figura 6.



Figura 6. Nuvem de palavras evidenciando os recursos de LA identificados pelos docentes nos AVA que atuam.

Fonte: Elaboração própria.

Observa-se na figura 6 que os recursos identificados foram divergentes quanto ao foco principal da definição básica apresentada: “aprender sobre o andamento da aprendizagem de seus discentes”, onde se destacam as métricas, no entanto apareceram as interfaces (“fórum”, “tarefa”, “chat”, “wiki” e “atividade”) e o “acesso”, excetuando-se de forma coerente as palavras “relatório”, “notas” e “participação”.

Após este diagnóstico inicial, os docentes foram submetidos a uma capacitação/treinamento, sendo mostrado o potencial dos seis *plugins* selecionados com recursos de LA e habilitaram o uso desses recursos em suas respectivas disciplinas.

Posteriormente, foram motivados a utilizar todos os conhecimentos abordados sobre esses recursos de LA em suas respectivas disciplinas. Após o experimento os docentes responderam outro questionário semi-estruturado denominado pós-experimento¹⁴.

¹⁴ <https://forms.gle/h3uGZ8HxUVJFrPWVA>

Neste questionário os docentes foram perguntados inicialmente, se já haviam utilizado antes algumas destas ferramentas (*Course Dedication, Analytics Graphs, HeatMap, LevelUp!, Completion Progress e Graph Stats*), todos que responderam informaram que não. Todos também responderam que acreditam que perante as ferramentas de LA utilizadas é possível se fazer a avaliação diagnóstica.

5. Resultados do experimento e discussões

Com base nas possíveis dez ações aqui já expostas, originadas a partir da LA, os docentes informaram diante das seis ferramentas utilizadas, qual ou quais ações, a partir dos objetivos de LA cada uma proporciona, conforme apresentado no gráfico 2.

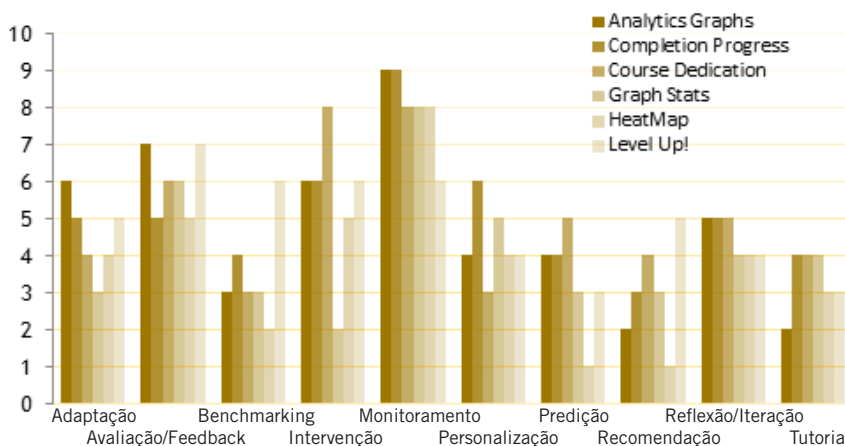


Gráfico 2. Ações a partir dos objetivos de LA proporcionados pelas seis ferramentas utilizadas pelos docentes envolvidos.

Fonte: Elaboração própria.

Nota-se no gráfico 2, que todos os nove docentes envolvidos, sem exceção, identificaram as ferramentas “*Analytics Graphs*” e “*Completion Progress*” como ação docente para “monitoramento”.

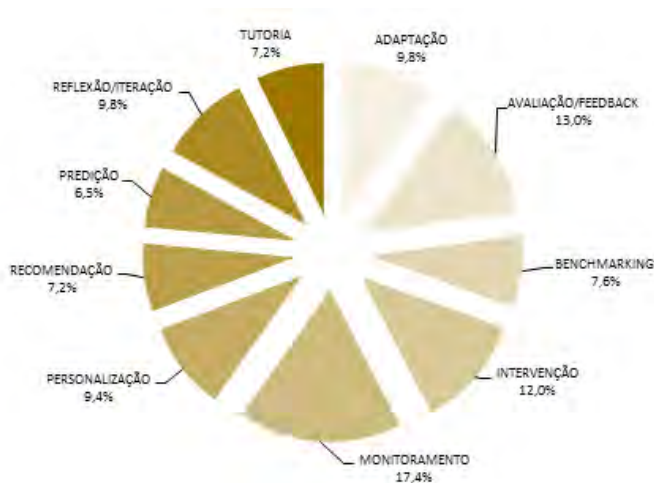


Gráfico 3. Porcentagem de ações da LA perante as ferramentas.

Fonte: Elaboração própria.

No gráfico 3, de forma mais sintetizada no tocante as ações, segundo os docentes envolvidos, diante da sua utilização perante as ferramentas disponibilizadas de LA, oferecem ações com maior grau de “monitoramento” (17,4%), seguido por “avaliação/feedback” (13,0%) e “intervenção” (12,0%).

133

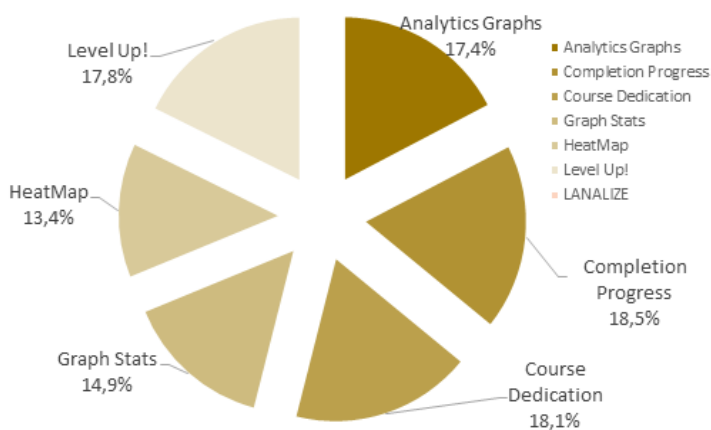


Gráfico 4. Porcentagem correspondente das ferramentas perante as ações de LA.

Fonte: Elaboração própria.

Já no gráfico 4, no qual o foco são as ferramentas que oferecera mais ações, as ferramentas que tiveram maiores destaques foram *Completion Progress* (18,5%), *Course Dedication* (18,1%) e *Level Up!* (17,8%) com mais ações de LA disponibilizadas, segundo os docentes envolvidos.

Embora Chatti *et al.* (2012) advertem que esses objetivos de LA não são facilmente mensurados, necessitando de mais componentes de indicadores e métricas de desempenho, sendo sugerido, por estes autores, uma definição tripla de objetivo/indicador/métrica, constata-se aqui que segundo a interpretação holística por parte dos docentes envolvidos as ferramentas disponibilizadas e utilizadas dão subsídios para as suas prática avaliativas diagnósticas.

Essa constatação é corroborada pelo resultado obtido pela seguinte pergunta aos docentes envolvidos: “diante de tudo que você já visualizou no curso de capacitação, você acredita que LA pode potencializar a sua prática avaliativa no AVA?”, tendo como resultado 88,9% como sim.

Portanto, de acordo com a consolidação dos objetivos de LA baseando-se nos modelos (Chatti *et al.*, 2012) (Gasevic *et al.*, 2017) e ciclos de vida (Clow, 2012; Khalil & Ebner, 2015) apresentados, a LA representa, diante das evidências identificadas e apresentadas pelos docentes envolvidos, um relevante potencial para otimizar as ações pretendidas a fim de melhorar a eficiência perante o andamento de um determinado processo de ensino-aprendizagem.

134

6. Considerações finais

As IES precisam lidar com as tecnologias que incorporam rápidas mudanças, atingindo principalmente os docentes, que segundo Martínez *et al.* (2018) necessitam incorporar em sua prática, inovações nas metodologias educacionais existentes, em prol da qualidade educacional.

Porém, o uso de uma nova tecnologia não se tem garantia de uma inovação educacional, fazendo-se necessária à vinculação das tecnologias para além de metodologias, com práticas e processos de mediação pedagógica (Saccol *et al.*, 2011). Conforme afirmam Vosgerau *et al.* (2016, p. 114) “adotar, adaptar e apropriar as tecnologias na educação, em qualquer modalidade, é uma urgência, que deverá ser planejada por equipes interdisciplinares”.

Silva (2015) destaca que é vantajoso o domínio dos docentes na interação com as tecnologias atuais, periciando a prática na educação online a partir dos AVA, embora a falta de capacitação mais robusta, incluindo a acompanhamento científico de todos os temas relacionados a pedagogia em prol da educação, elimina o contexto geral proposto por um planejamento técnico-pedagógico.

O AVA Moodle possibilita a integração de algumas ferramentas, como *plugins* e sistemas externos, capazes de promover a integração entre a LA, que tem sido categorizadas com diferentes níveis de aprofundamento em suas referidas integrações com os AVA.

Diante da tecnologia, tendo incorporado recursos de LA, o AVA representa um aliado para o apoio as ações docente. Porém, é preciso analisar a partir das duras críticas que a área da tecnologia na educação enfrenta quanto à carência de fundamentação teórica.

A LA nas IES proporciona além dos benefícios de refletir a aprendizagem do discente, fornecendo importantes subsídios para os docentes, também pode trazer cooperação interinstitucional (Leitner *et al.*, 2017). Fica evidenciado que a LA é vista como um grande aliado para a melhoria da qualidade da educação. Porém, conforme é percebido por Trigt (2016) é que o tempo dirá se a customização da educação em LA a partir dos dados dará certo ou não, embora se tenha razões suficientes para acreditar neste incremento para a educação, em especial a de nível superior.

Referências bibliográficas

- ABED (2017). *Censo EAD.BR: relatório analítico da aprendizagem a distância no Brasil 2016*. ABED. Curitiba: InterSaberes.
- Bitencourt, B. M., Severo, M. B., & Gallon, S. (2013). Avaliação da aprendizagem no ensino superior: desafios e potencialidades na educação a distância. *Revista Eletrônica de Educação*, 7(2), 211-226.
- Chatti, M. A., Dyckhoff, A. L., Schroeder, U., & Thüs, H. (2012). A reference model for learning analytics. *International Journal of technology enhanced learning (IJTEL)* - Special Issue on "State-of-the-art in TEL", 1-22.
- Clow, D. (2012). The learning analytics cycle: closing the loop effectively. *Proceedings...LAK '12 Proceedings of the 2nd International Conference on Learning Analytics and Knowledge*, 134-138.
- Daniel, B. (2015). Big Data and analytics in higher education: Opportunities and challenges. *British Journal of Educational Technology*, 46(5), 904-920.


- Dodun, O., Panaite, E., Seghedin, N., Nagft, G., Dusa, P., Nestian, G. Slatineanu (2015). Analysis of an e-learning platform use by means of the axiomatic design. In: 9. International conference on axiomatic design (ICAD 2015). *Proceedings...* Florence, Italy, v. 34, p. 244-249.
- Einhardt, L., Tavares, T.A., & Cechinel, C. (2016, October). Moodle analytics dashboard: a learning analytics tool to visualize users interactions in moodle. In *XI Latin American Conference on Learning Objects and Technology (LACLO)* (pp. 1-6). IEEE.
- Ekuase-Anwansedo, A., Craig, S. F., & Noguera, J. (2018). How to survive a learning management system (LMS) implementation? A stakeholder analysis approach. *Proceedings...* 18th SIGUCCS, p. 165-168.
- Gasevic, D., Kovanovic, V., & Joksimovic, S. (2017). Piecing the learning analytics puzzle: a consolidated model of a field of research and practice. *Journal Learning: Research and Practice*, 3, 63-78.
- Khalil, M., & Ebner, M. (2015). Learning analytics: principles and constraints. *Proceedings of world conference on educational multimedia, hypermedia and telecommunications*, 1326-1336.
- Leitner, P., Khalil, M., & Ebner, M. (2017). Learning analytics in higher education: a literature review. In: A. Peña-Ayala (ed.) *Learning analytics: fundaments, applications, and trends*. Springer international publishing, 1-23.
- Machado, L. R., Longhi, M. T., & Behar, P. A. (2013). Domínio tecnológico: saberes e fazeres na educação a distância. In: P. A. Behar, *Competências em educação a distância* (pp. 56-80). Porto Alegre: Penso.
- Iglesias, M.J., Lozano, I., & Roldán, I. (2018). La calidad e innovación educativa en la formación continua docente: un estudio cualitativo en dos centros educativos. *Revista Iberoamericana de Educación*, 77(1), 13-34. Disponível em: <https://bit.ly/2UXeBRd>
- Medio, C. de, Gasparetti, F., Limongelli, C., Sciarrone, F., & Temperini, M. (2017). Course-Driven Teacher Modeling for Learning Objects Recommendation in the Moodle LMS. In: UMAP'17 Adjunct, Bratislava, Slovakia. *Proceedings...* Bratislava, p. 141-145.
- MOODLE. Learning Analytics. 2017. Disponível em: <https://bit.ly/2KxaqHX>.
- Peña-Ayala, A. (2017). *Learning analytics: fundaments, applications, and trends: a view of the current state of the art to enhance e-learning*. Cham: Springer.
- Polak, Y.N. (2009). A avaliação do aprendiz em EAD. In: F. M. Litto, & M. Formiga, (orgs.). *Educação a distância: o estado da arte* (pp. 153-160). São Paulo: Pearson Education do Brasil, .
- Saccol, A., Schlemmer, E., & Barbosa, J. (2011). *M-learning e u-learning: novas perspectivas das aprendizagens móvel e ubíqua*. São Paulo: Pearson Prentice Hall.
- Siemens, G. (2010). What are learning analytics? In: *Elearnspace: learning, networks, knowledge, technology, community*. Disponível em: <https://bit.ly/2PcZKQE>.
- Siemens, G. (2013). Learning analytics: the emergence of a discipline. *Journal American Behavioral Scientist*, 57(10), 1380-1400.
- Silva, A.C., Leite, L.S., & Silva, C.M. (2009). Avaliação da aprendizagem em ambientes virtuais: é possível inovar? *Revista Meta: Avaliação*, Rio de Janeiro, 1(2), 237-248.
- Silva, R.S. (2013). *Gestão de EaD: educação a distância na era digital*. São Paulo: Novatec.

- Silva, R. S. (2015). *Ambientes virtuais e multiplataformas online na ead*. São Paulo: Novatec.
- Trigt, M. V. (2016). *How data can improve the quality of higher education*. SURFnet.. Disponível em: <https://bit.ly/2GhZ2vn>.
- Vosgerau, D., Brito, G. S., & Camas, N. (2016). PNE 2014-2024: Tecnologias educacionais e formação de professores. *Revista Formação Docente*, 8(14),103-118.

Una propuesta piloto de herramienta analítica del aprendizaje para la mejora de procesos colaborativos en la plataforma Blackboard

Shamaly Alhelí Niño Carrasco  

Juan Carlos Castellanos Ramírez  

Esperanza Viloria Hernández  

¹ Universidad Autónoma de Baja California (UABC), México

Resumen. Se presenta un estudio centrado en un conjunto de indicadores relacionados con el modelo de influencia educativa distribuida, susceptibles de desarrollar una herramienta analítica del aprendizaje, que ayude a proporcionar *feedbacks* formativos. Para ello, se explora el efecto que la entrega de información relacionada con este modelo tiene sobre la mejora de los procesos colaborativos de los participantes en la plataforma digital Blackboard. Se realizó un estudio cualitativo de casos con 24 estudiantes de licenciatura, que participaron en cinco foros de discusión en línea. Los resultados muestran que la entrega de información, potencia la mejora de los procesos colaborativos en las etapas iniciales de la tarea. Se concluye, que la información asociada al modelo teórico tiene un efecto mayor sobre los procesos colaborativos de los grupos que contaron con esta información; esto refuerza el interés por analizar, en profundidad, las dinámicas particulares de cada grupo para comprender el efecto de la información en las mismas.

Palabras clave: aprendizaje colaborativo; aprendizaje virtual; construcción del conocimiento; educación superior; tecnología digital.

Uma proposta piloto de ferramenta analítica de aprendizagem para a melhoria de processos colaborativos na plataforma Blackboard

Resumo. Apresenta-se um estudo centrado em um conjunto de indicadores relativos ao modelo de influência educacional distribuída e que são capazes de desenvolver uma ferramenta analítica de aprendizagem, facilitando o fornecimento de *feedbacks* para a formação. Portanto, é analisado o efeito que a entrega das informações relacionadas com este modelo tem sobre a melhoria dos processos colaborativos dos participantes da plataforma digital Blackboard. Um estudo de caso qualitativo foi realizado com 24 estudantes de graduação, que participaram de cinco fóruns de discussão on-line. Os resultados mostram que a entrega de informação potencializa a melhoria dos processos colaborativos nos estágios iniciais da tarefa. Conclui-se que as informações associadas ao modelo teórico têm um efeito maior sobre os processos colaborativos dos grupos que obtiveram estas informações. Isso reforça o interesse em analisar mais detalhadamente a dinâmica particular de cada grupo, a fim de compreender o efeito da informação em cada um deles.

Palavras-chave: aprendizagem colaborativa; aprendizagem virtual; construção do conhecimento; educação superior; tecnologia digital.

Developing a pilot Learning Analytic tool for the improvement of collaborative processes in Blackboard platform.

Abstract. This work presents a study focused on a set of indicators related to the model of distributed educational influence that helps the design of a Learning Analytic to provide formative feedback. It explores the effect of providing information related to such model on the collaborative processes of the participants in Blackboard digital environment. A qualitative case study was conducted with 24 undergraduate students who participated in five online discussion forums. The results suggest that providing information has an effect on the improvement of collaborative processes just at the initial phases. It is concluded that the information related to the theoretical model has a greater effect on the collaborative processes of the groups that handled this information; the above idea reinforces the interest to analyze, in depth, the particular dynamics of each group to understand the effect of the information on the configuration of such dynamics.

Keywords: collaborative learning; digital technology; higher education; knowledge construction; virtual learning.

1. Introducción

El uso de las tecnologías digitales para apoyar y guiar los procesos colaborativos de los estudiantes es en la actualidad uno de los focos que más interés despierta en la investigación psicoeducativa (Dillenbourg, Järvelä, y Fischer, 2009; Kirschner y Erkens, 2013; Jeong y Hmelo-Silver, 2016). En este ámbito ocupa un lugar destacado el campo de investigación y diseño conocido como analíticas del aprendizaje (LA, por sus siglas en inglés), definido como *“the measurement, collection, analysis and reporting of data about learners and their contexts, for purposes of understanding and optimizing learning and the environments in which it occurs”* (Siemens y Long, 2011, p. 34).

Otras propuestas cercanas como las herramientas del análisis de la interacción (Dimitracopoulou, 2008), de conciencia de grupo (Dehler, Bodemer, Buder y Hesse, 2011) o la minería de datos educativos (García, Romero, Ventura, y de Castro, 2011) comparten con las herramientas analíticas el interés en diseñar herramientas para proporcionar información a los participantes en tiempo real sobre la actividad que desarrollan, con el fin de ayudarlos a mejorar los procesos de colaboración. Estas líneas de investigación, más allá de las diferencias de estas propuestas, comparten el desarrollo de métodos para explotar el enorme caudal de datos sobre la actividad de los usuarios, que quedan registradas automáticamente en las plataformas educativas, con el fin de optimizar los procesos de enseñanza y aprendizaje.

140

La finalidad última, es que la información brindada a los profesores y estudiantes guíe y oriente sus actuaciones, ayudándoles a mejorar sus experiencias de enseñanza y aprendizaje en línea. No obstante, algunos autores (Brown, 2012; Ferguson, 2012) destacan que el desarrollo de una herramienta analítica que contribuya a mejorar el aprendizaje colaborativo en línea, requiere fundamentar teóricamente los datos que deben recopilarse, su procesamiento e, incluso, los formatos de presentación y visualización. En la misma línea, Durall y Gros (2014) y Gros (2016) señalan la importancia de que las herramientas analíticas de aprendizaje constituyan una fuente de apoyo para generar *feedbacks* formativos, que sean útiles para profesores y estudiantes.

En este marco, el trabajo que ahora se presenta es una propuesta piloto de herramienta analítica del aprendizaje, sustentada en un conjunto de indicadores basados en el modelo de influencia educativa distribuida (IED), que han sido desarrollados desde el ámbito de la psicología educativa (Coll, Bustos, y Engel, 2015; Coll, Engel, y Niño 2017). Por lo tanto, el objetivo de este trabajo es analizar el efecto que tiene proporcionar información basada en los indicadores de IED sobre los procesos colaborativos de los participantes en una plataforma digital Blackboard.

Para ello se describe el modelo de IED y las dimensiones e indicadores que se han retomado desde este modelo para ser aplicados en la plataforma digital Blackboard. Después, se presenta el marco metodológico empleado para recopilar, analizar y entregar a los participantes la información de su propia actividad. Posteriormente, se presentan los resultados vinculados con el objetivo de la investigación y, finalmente, se valoran los resultados y las implicaciones para la mejora de la propuesta.

2. El modelo de influencia educativa distribuida

El concepto de ayuda o influencia educativa (IE) nace de una serie de trabajos sobre el análisis de las prácticas educativas en contextos presenciales, fundamentados en una aproximación constructivista y sociocultural de los procesos de enseñanza y aprendizaje (ver, por ejemplo, Coll, Colomina, Onrubia, y Rochera, 1992; Coll, Onrubia, y Mauri, 2008; Colomina, Onrubia, y Rochera, 2001). La IE hace referencia a los procesos interpsicológicos mediante los cuales los profesores, u otros agentes educativos, ayudan a los estudiantes a construir significados progresivamente más ricos, complejos y válidos sobre los contenidos de enseñanza y aprendizaje.

Sin embargo, no toda ayuda constituye necesariamente una ayuda eficaz. La condición básica que deben cumplir los procesos de ayuda o IE para ser eficaces, es la de estar estrechamente vinculados y ajustados al desarrollo y evolución de los procesos de construcción de significados y de atribución de sentido que llevan a cabo los estudiantes. Por lo tanto, esta ayuda tiene necesariamente que ser contingente y variada, en cantidad e intensidad, para ajustarse a los avances y retrocesos que presenten los estudiantes a lo largo del proceso de aprendizaje (Coll, 2010).

Como se aprecia, en las situaciones de construcción guiada del conocimiento, la fuente principal de ayudas y apoyos al aprendizaje es el profesor. Sin embargo, en los procesos de construcción colaborativa del conocimiento, todos los participantes son fuentes potenciales de ayuda educativa para el resto (Bustos, 2011; Bustos, Coll, y Engel, 2009; Coll, Bustos, Engel, de Gispert, y Rochera, 2013). Partiendo de lo anterior, el concepto de influencia educativa distribuida (IED) subraya la idea de que el ejercicio de la IE en las situaciones colaborativas se distribuye entre todos los participantes, ya que todos son fuentes potenciales de ayuda y pueden, en mayor o menor medida, contribuir al desarrollo de procesos de aprendizaje más complejos.

En concreto, en los procesos de aprendizaje colaborativo mediados por ordenador, la posibilidad de que los participantes sean capaces de ofrecer y recibir ayudas de manera efectiva depende del cumplimiento de ciertas exigencias (Coll, Bustos, y Engel, 2011; 2015; Coll, Engel, y Bustos, 2009; Engel, Coll, y Bustos, 2013). El primer tipo de exigencias, que los autores refieren, está relacionado con el acceso periódico que los participantes deben realizar al entorno digital, con realizar contribuciones y leer las publicaciones del resto de los participantes y, además, con el hecho de establecer relaciones recíprocas y responsivas a través de lo que se escriben y se responden.

El segundo tipo de exigencias remite mucho más al contenido y a la calidad de las contribuciones de los participantes, por lo que se espera que entre todos gestionen las tres dimensiones esenciales que, desde el marco teórico de IED, son esenciales para el desarrollo de los procesos de enseñanza y aprendizaje: la gestión de la participación social, de la tarea académica y de los significados. Como Coll, Engel y Niño (2017) comentan, la gestión de la participación social remite a quién puede hacer o decir qué, cuándo, cómo, dirigiéndose a quién y con qué medios; la gestión de la tarea académica versa sobre el qué hay que hacer, cómo y mediante qué procedimientos, qué tarea académica se debe generar y qué características debe tener; y la gestión de los significados está relacionada con los contenidos de enseñanza y aprendizaje, como son la presentación de información, las peticiones de aclaraciones, las manifestaciones de acuerdo, las valoraciones críticas sobre lo que se está construyendo, entre otras.

142

El modelo de IED (Coll, Engel, y Niño, 2017) contempla dos tipos de indicadores que, por un lado, informan sobre los aspectos y dimensiones de la actividad colaborativa e individual de los participantes y, por otro lado, constituyen una buena base para diseñar una herramienta analítica con las características que ya se han mencionado. De acuerdo con la tabla 1, en el primer tipo de indicadores (celdas sombreadas) se encuentran los índices de carácter estructural relacionados con el primer grupo de exigencias que se mencionaron (acceso al entorno, escritura y lectura de contribuciones, establecimiento de relaciones); el segundo grupo de indicadores (celdas sin sombrear) está basado en el contenido de las contribuciones relacionados con las tres dimensiones de la gestión de la IED.

Tabla 1. Indicadores de carácter estructural y de contenido asociados al modelo de IED

Indicadores	Descripción
Índice individual de acceso (IIA)	Número de días que un participante accede al entorno en línea en el que se desarrolla la actividad sobre el número total de días de duración de la actividad
Patrón individual de acceso (PIA)	Continuidad del acceso al entorno en línea
Índice individual de lecturas (IIL)	Proporción de contribuciones leídas por un participante con respecto al total de contribuciones hechas por el resto de los participantes
Índice individual de contribuciones (IIC)	Proporción de contribuciones escritas por un participante en relación con las requeridas para la realización de la tarea
Patrón individual de contribuciones (PIC)	Distribución de las contribuciones escritas por un participante a lo largo del desarrollo de la tarea
índice individual de reciprocidad (IIR)	Proporción de relaciones comunicativas recíprocas que establece un participante con otros participantes sobre el total de relaciones recíprocas posibles que podría llegar a establecer
Índice grupal de acceso (IGA)	Sumatorio de los días que los diferentes participantes acceden al entorno en línea sobre los días de duración de la actividad por el número de participantes
Índice grupal de lecturas (IGL)	Total de contribuciones leídas por todos los participantes sobre el número de lecturas posibles de las contribuciones realizadas por todos los participantes
Índice grupal de contribuciones (IGC)	Total de contribuciones escritas por todos los participantes sobre el número esperado de contribuciones según las directrices de desarrollo de la actividad
Índice de densidad de la red (IDR)	Proporción de relaciones comunicativas reales que establecen los participantes con otros participantes sobre el total de relaciones posibles que podrían llegar a establecer $[n(n-1)]$
Índice grupal de reciprocidad (IGR)	Proporción de pares de participantes que tienen conexión recíproca entre sí
índice individual de gestión de la participación social (IIP)	Contribuciones o fragmentos de contribuciones que el participante dedica a gestionar la participación social sobre el total de contribuciones o fragmentos de contribuciones del mismo participante
Índice individual de gestión de la tarea académica (IIT)	Contribuciones o fragmentos de contribuciones que el participante dedica a gestionar la tarea académica sobre el total de contribuciones o fragmentos de contribuciones del mismo participante
Índice individual de gestión de los significados (IIS)	Contribuciones o fragmentos de contribuciones que el participante dedica a gestionar los significados sobre el total de contribuciones o fragmentos de contribuciones del mismo participante
índice grupal de gestión de la participación social (IGP)	Contribuciones o fragmentos de contribuciones que el grupo dedica a gestionar la participación social sobre el total de contribuciones o fragmentos de contribuciones del conjunto de miembros del grupo
índice grupal de gestión de la tarea académica (IGT)	Contribuciones o fragmentos de contribuciones que el grupo dedica a gestionar la tarea académica sobre el total de contribuciones o fragmentos de contribuciones del conjunto de miembros del grupo
índice grupal de gestión de los significados (IGS)	Contribuciones o fragmentos de contribuciones que el grupo dedica a gestionar los significados sobre el total de contribuciones o fragmentos de contribuciones del conjunto de miembros del grupo

Nota. Adaptada de Coll, Engel y Niño, 2017, p. 6-8.

Para fines del estudio, del conjunto de índices presentados en la tabla anterior se han seleccionado únicamente aquellos que permiten un rápido análisis de la actividad de los participantes y, sobre todo, aquellos cuyos registros de actividad permitieron un acceso directo a los investigadores. Así, de los indicadores de tipo estructural se han seleccionado el IIA, el PIA, el IIC, el PIC y el IIR; de los indicadores derivados del contenido de las contribuciones, únicamente se han considerado los índices individuales que son el IIP, el IIT y el IIS.

Como se muestra, más adelante, el conjunto de valores obtenidos en estos índices e indicadores permite confeccionar el perfil de cada participante y clasificarlo en función de su proximidad o lejanía a un perfil teóricamente idóneo según el modelo de IED.

3. Metodología

El trabajo realizado puede caracterizarse como un estudio de caso en situación natural (Yin, 2006), aproximación metodológica utilizada habitualmente para analizar y comprender en profundidad procesos de aprendizaje colaborativo en línea (Stahl, Koschmann, y Suthers, 2006).

144

3.1 Contexto y participantes

Participaron 24 estudiantes (20 mujeres y cuatro hombres) que cursaban una asignatura de carácter obligatorio de una licenciatura en la Universidad Autónoma de Baja California; los contenidos de enseñanza y aprendizaje se abordaron a lo largo de dieciséis sesiones presenciales.

De dichos contenidos temáticos, el estudio comprende aquellas actividades que los estudiantes desarrollaron, paralelamente, en línea. En concreto, las situaciones de observación del estudio corresponden a los contenidos temáticos desarrollados en cinco semanas: en el periodo comprendido entre una sesión presencial y la siguiente, los 24 estudiantes del grupo clase organizados en cuatro grupos, formados al azar por 6 estudiantes cada uno, debían trabajar de manera colaborativa y asíncrona en la elaboración de un informe escrito que contemplara los rasgos distintivos del contenido temático abordado en la sesión presencial. Los estudiantes contaban para elaborar dicho informe con un foro de comunicación de la plataforma Blackboard.

3.2 Diseño

Para valorar el efecto que la información de la actividad de los participantes tiene sobre sus propios procesos, al inicio de cada foro de elaboración del informe, se les entregó información individual sobre la actividad del foro que acababan de finalizar; para ello se utilizó el correo electrónico institucional de los participantes. Por lo tanto, de los cinco foros programados, los estudiantes recibieron la información correspondiente a la actividad desarrollada en cuatro foros: la primera entrega de información se realizó toda vez que concluyó el foro 1 con fines de mejora de la actividad del foro 2, las tres entregas restantes también se realizaron al término de cada foro y previo al inicio del siguiente.

Cabe señalar que se establecieron cuatro condiciones distintas. Así, a un grupo de estudiantes –GA– se le proporcionó la información derivada del análisis estructural de su actividad. El conjunto de indicadores de este primer tipo de información se calculó con los datos recogidos directamente de la plataforma Blackboard, ya que al ser una plataforma que opera de manera institucional, no fue posible acceder a los registros de actividad del curso. La tabla 2 presenta los indicadores que se retomaron de la propuesta de Coll, Engel y Niño (2017) y para los que se señaló el valor por encima del cual se consideraba que el nivel de actividad del participante era teóricamente adecuado para ejercer la IE en el aspecto o dimensión al que remite el índice en esta actividad en particular (ver tabla 2).

Tabla 2. Información de naturaleza estructural entregada a los participantes del GA

Indicadores individuales	Valor idóneo
Índice individual de acceso (IIA)	$\geq 0,50$; el participante accede, al menos, cuatro días a la plataforma
Patrón individual de acceso (PIA)	<i>Continuo</i> , cuando el participante no presenta ningún período de más de dos días sin acceso al foro en línea
Índice individual de contribuciones (IIC)	$\geq 1,50$; el participante contribuye más de lo requerido en la actividad
Índice individual de reciprocidad (IIR)	$\geq 0,60$; el participante se relaciona recíprocamente con la mayoría de los participantes

A otro grupo de estudiantes –GB– se le entregó información derivada del análisis de contenido de las contribuciones aportadas en el foro anterior. En este caso, la elaboración de la información se realizó mediante la codificación de las contribuciones de los participantes en términos de las tres dimensiones implicadas en el ejercicio de la IED. A diferencia de los

indicadores anteriores, para los indicadores derivados del análisis de contenido de las contribuciones no se señalaba un nivel de actividad más adecuado que otro para ejercer la IE (ver la tabla 3).

Tabla 3. Información sobre el contenido de las contribuciones entregada a los participantes del GB

Dimensiones	Indicadores
índice individual de gestión de la participación social (IIP)	% individual de las categorías de participación social identificadas en las contribuciones e interpretación sobre cómo se realizó la gestión de esta dimensión.
índice individual de gestión de la tarea académica (IIT)	% individual de las categorías de tarea académica identificadas en las contribuciones e interpretación sobre cómo se realizó la gestión de esta dimensión.
índice individual de gestión de los significados (IIS)	% individual de las categorías de significados identificadas en las contribuciones e interpretación sobre cómo se realizó la gestión de esta dimensión.

A un tercer grupo de estudiantes –GC– se entregó los dos tipos de informaciones anteriores. Finalmente, un cuarto grupo de participantes –GD– recibió únicamente valoraciones generales sobre el cumplimiento de la tarea.

3.3 Análisis de los datos

Como ya se adelantaba, para el análisis de la actividad de los participantes se han utilizado los datos registrados directamente de la plataforma Blackboard. El procedimiento seguido ha consistido en seleccionar el conjunto de indicadores de tipo estructural mencionados en la Tabla 2. El análisis realizado a través de dichos indicadores ha permitido identificar perfiles individuales de actividad que pueden ser valorados en función de su mayor o menor proximidad a un perfil teóricamente idóneo.

En la tabla 4 se presenta el número total de datos recogidos en cada foro para realizar el cálculo de los indicadores mencionados y la identificación de los perfiles de actividad.

De manera adicional, para analizar la utilidad que los participantes otorgan a la información entregada para mejorar su actividad en los foros, se les administró un cuestionario después de cada entrega. En total, se administraron cuatro cuestionarios en los que los participantes tuvieron que valorar el grado de utilidad de las informaciones recibidas, mediante una escala tipo Likert de cuatro puntos. A efectos de visualizar la evolución de las valoraciones sobre la información entregada se han sumado las puntuaciones obtenidas por cada ítem en cada foro.

Tabla 4. Número total de datos recogidos en cada foro

Grupo		F1	F2	F3	F4	F5
GA	Días diferentes de acceso	4	6	5	5	4
	Contribuciones	50	48	54	51	49
	Relaciones recíprocas	13	19	14	22	14
GB	Días diferentes de acceso	3	4	4	5	4
	Contribuciones	59	80	72	61	63
	Relaciones recíprocas	14	19	17	19	20
GC	Días diferentes de acceso	3	7	6	5	5
	Contribuciones	47	60	64	62	52
	Relaciones recíprocas	9	18	19	18	15
GD	Días diferentes de acceso	3	4	4	4	4
	Contribuciones	40	51	58	41	41
	Relaciones recíprocas	10	13	15	10	11

4. Resultados

147

En este apartado se presentan, primero, los resultados correspondientes a la evolución de los indicadores relacionados con el ejercicio de la IE alcanzados por los grupos a lo largo del desarrollo de los distintos foros y, después, los resultados relativos a las valoraciones que los participantes hacen sobre la utilidad de la información recibida.

4.1 Evolución de los índices

Como se aprecia en la tabla 5, hay sendas diferencias entre el número de participantes que alcanzan el valor idóneo de los cuatro indicadores en el F1 y el resto de los foros; sin embargo, el cumplimiento de cada indicador varía entre cada grupo. En detalle, en los cuatro grupos se observa que el IIA, PIA y el IIC son los tres indicadores cuyo valor idóneo alcanza el mayor número de participantes y, además, este buen número parece sostenerse con el transcurso de los foros, excepto en GD donde el número de participantes que alcanzan el valor idóneo del PIA disminuye en el F3 y se sostiene hasta el F5.

Con respecto al último indicador, el IIR, llama la atención que únicamente el GB es el grupo en el que al menos cuatro o más participantes alcanzan siempre el valor idóneo, mientras que en el resto de los grupos este número fluctúa en cada foro.

Tabla 5. Número de participantes que alcanzan el valor idóneo de los indicadores en cada foro

Grupo	Indicadores	F1	F2	F3	F4	F5
GA (N=6)	IIA	5	6	6	6	6
	PIA	4	6	6	6	5
	IIC	6	5	6	6	6
	IIR	2	6	3	6	3
GB (N=6)	IIA	6	6	6	6	6
	PIA	5	6	6	6	6
	IIC	6	6	6	5	4
	IIR	2	6	4	4	5
GC (N=6)	IIA	3	6	6	6	6
	PIA	1	5	6	6	6
	IIC	6	6	6	6	4
	IIR	0	4	5	4	2
GD (N=6)	IIA	3	5	6	6	6
	PIA	1	5	4	4	4
	IIC	5	6	6	6	6
	IIR	0	2	3	1	2

En la tabla 6 se presenta el número de indicadores de IED que los participantes (P1, P2, P3, P4, P5 y P6 en cada grupo) cumplen en cada uno de los cinco foros (F1, F2, F3, F4 y F5), así como el número de veces que obtienen el perfil idóneo de actividad al cumplir con los cuatro indicadores de naturaleza estructural analizados. Las celdas sombreadas con gris corresponden a los foros en los que el participante alcanza el perfil idóneo para el ejercicio de la IE.

Tabla 6. Número de indicadores de IE que los participantes cumplen en cada foro

Grupo	Foro Participantes	F1	F2	F3	F4	F5	Nº foros (F2-F5) con todos los indicadores
GA (N=6)	P1	1	4	3	4	2	2
	P2	4	3	4	4	4	3
	P3	4	4	4	4	3	3
	P4	3	4	4	4	4	4
	P5	2	4	3	4	3	2
	P6	3	4	3	4	4	3
Nº de participantes con todos los indicadores		2	5	3	6	3	
GB (N=6)	P1	2	4	4	3	3	2
	P2	3	4	4	4	3	3
	P3	3	4	3	3	4	2
	P4	3	4	4	4	4	4
	P5	4	4	3	3	3	1
	P6	4	4	4	4	4	4
Nº de participantes con todos los indicadores		2	6	4	3	3	
GC (N=6)	P1	0	2	3	3	4	1
	P2	1	3	4	4	3	2
	P3	2	4	4	4	2	3
	P4	1	4	4	4	2	3
	P5	2	4	4	3	4	3
	P6	3	4	4	4	3	3
Nº de participantes con todos los indicadores		0	4	5	4	2	
GD (N=6)	P1	3	4	2	3	3	1
	P2	1	4	3	2	3	1
	P3	0	1	2	2	2	0
	P4	1	3	4	3	4	2
	P5	2	3	4	3	2	1
	P6	2	3	4	3	4	2
Nº de participantes con todos los indicadores		0	2	3	0	2	

Como se aprecia en la tabla 6, en términos generales, las mayores diferencias entre el número de indicadores que cumplen los participantes de los distintos grupos se sitúan principalmente entre el primer foro, en el que no reciben ningún tipo de información, y el resto de los foros, donde sí la reciben. En concreto, en el F1 aparecen dos participantes en los grupos GA y GB que cumplen con el perfil idóneo de actividad, es decir, que alcanzan el valor idóneo de los cuatro indicadores de naturaleza estructural; en cambio, en GC y GD no se observan participantes que cumplan con esta característica. Después, tras la primera entrega de información, en el F2 la gran mayoría de los participantes alcanza dicho perfil, excepto en GD en donde solamente aparecen dos participantes que cumplen con el valor idóneo de los cuatro indicadores. De manera similar, el número de participantes con perfil idóneo en el resto de los foros es siempre mayor que en el F1, menos en GD que presenta un foro (F4) en el que nuevamente ningún participante alcanza el valor idóneo de los cuatro indicadores.

Al contrastar los grupos, haciendo una lectura horizontal de la tabla 6, se aprecia que en los foros en los que reciben información (F2-F5) el número de participantes que alcanza el perfil idóneo en tres o más foros es mayor en GA (cuatro participantes, P2, P3, P4 y P6), en GB (tres participantes, P2, P4 y P6) y en GC (cuatro participantes, P3, P4, P5 y P6), a diferencia de GD en el que no se observan participantes que cumplan con esta característica. Al hacer una lectura por foros, de manera vertical, también se observa que globalmente el GD presenta menos participantes con perfil idóneo, ya que ningún foro presenta más de tres participantes que alcancen el valor idóneo de los cuatro indicadores; por el contrario, GA, GB y GC se distinguen porque en cada foro en el que reciben información hay tres o más participantes con perfil idóneo, exceptuando el F5 del GC en donde únicamente aparecen dos participantes con esta característica.

150

4.2 Evolución de las valoraciones sobre la utilidad de la información

Los cuestionarios que cumplimentaron los estudiantes al finalizar los foros F2 a F5 exploraban dos aspectos concretos: el grado de utilidad de las informaciones recibidas para mejorar el proceso de colaboración y para mejorar la propia actividad individual. En la tabla 7 se muestra el total de puntuaciones de los miembros del grupo otorgadas a cada uno de estos aspectos en una escala Likert, donde 1 punto correspondía a muy poco útil y 4 a muy útil. Las celdas sombreadas corresponden a las valoraciones sobre la utilidad de la información para mejorar el proceso colaborativo; las celdas sin sombrear corresponden a las valoraciones sobre la utilidad de la información para mejorar la actividad individual.

Tabla 7. Valoraciones sobre la utilidad de las informaciones para mejorar la participación en los foros siguientes

	F2	F3	F4	F5
GA	27	26	24	22
	26	24	24	21
GB	28	26	26	25
	25	24	24	25
GC	27	27	26	26
	27	26	26	27

En términos generales, en los tres grupos que recibieron información se observa una disminución progresiva de las puntuaciones dadas por los participantes a cada uno de los ítems. Como se observa, las puntuaciones que los participantes conceden a la utilidad de la información son más altas cuando la reciben por primera vez (al inicio de F2) y en los foros siguientes estas puntuaciones suelen ser más bajas; este patrón se observa tanto en las puntuaciones de la utilidad de la información para mejorar el proceso de colaboración como la propia actividad de los participantes.

En el caso de los grupos GB y GC llama la atención el patrón que presentan las puntuaciones otorgadas a la utilidad de la información para mejorar la actividad individual (celdas sin sombrear), ya que a pesar de que estas puntuaciones bajan mínimamente en dos foros subsecuentes a la primera valoración, en los foros restantes estas puntuaciones son iguales a la que presenta el primer foro.

5. Discusión y conclusiones

Con el propósito de avanzar en el diseño de herramientas analíticas más ricas, que consideren la complejidad de los procesos de enseñanza y aprendizaje (Dawson y Siemens, 2014), en este artículo se ha recogido la propuesta de métrica de Coll y colaboradores (Coll, Bustos, y Engel, 2015; Coll, Engel, y Niño 2017) para adaptarla a la plataforma digital Blackboard. Lo anterior obedece ante el llamado de atención que Brown (2012) y Ferguson (2012) hacen con respecto a la urgencia de diseñar herramientas analíticas con un sustento teórico sobre el aprendizaje. Es así, como el modelo de IED y la métrica propuesta desde dicho modelo teórico, permiten identificar perfiles diferenciados de la actividad de los participantes en función de su mayor o menor proximidad a un perfil teóricamente idóneo para el ejercicio de la IE. Además, cabe mencionar que este estudio se ha realizado en una situación educativa real y natural desarrollada en el marco de una asignatura

que complementa las actividades presenciales con un trabajo sostenido en línea, superando las limitaciones que presentan muchos de los trabajos en este ámbito que se realizan en situaciones artificiales.

Los resultados presentados permiten realizar una serie de conclusiones. En primer término, tal parece que la entrega de información asociada al modelo teórico de IED tiene como efecto que un mayor número de participantes de los grupos (GA, GB y GC) que reciben algún tipo de información alcancen el perfil idóneo de IE frente al grupo (GD) que no recibe información asociada al modelo de IED.

En segundo término, aunque el efecto es más notable en los tres grupos tras la primera entrega de información, este efecto va disminuyendo paulatinamente con el transcurso de los foros. Además, tal parece que el hecho de contar con un solo tipo de información, como en el caso de los grupos GA y GB, contribuye a que la mayoría de los participantes alcance el valor idóneo de los indicadores asociados el ejercicio de la influencia educativa, ya que en cada foro se observa que la mitad o más de la mitad de los participantes cumple con dicha característica. Cabe hacer notar que, según los resultados, tal parece que cuando los participantes cuentan con algún tipo de información asociada al modelo teórico de IED se favorece el establecimiento de relaciones recíprocas, especialmente cuando esta información se deriva del propio contenido de sus contribuciones.

152

En tercer término, las valoraciones que realizan los estudiantes sobre la utilidad de la información recibida son la primera vez más altas y, a medida que se suceden los foros, disminuyen progresivamente. No obstante, conviene hacer notar que las puntuaciones que permanecen ligeramente más estables son aquellas que los participantes de los grupos (GB y GC) que recibieron información derivada del análisis de contenido de sus contribuciones, lo que podría indicar que la información de naturaleza cualitativa es mejor valorada por los participantes que la información de naturaleza cuantitativa. De hecho, según las valoraciones realizadas por los participantes de los mismos grupos puede decirse que la información resulta mucho más útil para mejorar la actividad individual que la actividad grupal. En este sentido, también es posible que el haber entregado únicamente información individual haya influido en las buenas valoraciones que recibió este aspecto.

Hasta aquí, los resultados obtenidos en este trabajo de carácter exploratorio, avalan el interés de la propuesta; pero, también ponen de manifiesto la necesidad de ampliar y enriquecer la aproximación utilizada en este trabajo. Por una parte, se considera especialmente pertinente analizar más detalladamente las dinámicas particulares que establecen los participantes en el seno del grupo como posible vía para comprender el efecto de la infor-

mación en las mismas. Para ello, puede ser particularmente útil incorporar un análisis del contenido de las contribuciones de los participantes, que permita complementar las informaciones obtenidas a partir del análisis estructural y definir perfiles más complejos o modalidades distintas de ejercicio de la IE, que den cuenta de las dinámicas particulares que se instauran en los grupos.

Por otra parte, también se considera necesario profundizar en las razones por las cuales la información no parece tener un efecto continuado en la actividad de los participantes. En este sentido, una posible vía de desarrollo de futuras investigaciones sería estudiar el efecto que tiene proporcionar información tanto individual como grupal, cuando los miembros de los grupos llevan un tiempo colaborando y han establecido unas dinámicas propias de trabajo conjunto. El retomar la consideración anterior permitiría explorar, en futuros estudios, la incidencia de la información en la actividad individual y de grupo y su incidencia en el aprendizaje colaborativo más sistemáticamente.

Referencias bibliográficas

- Brown, M. (2012). *Learning Analytics: Moving from concept to practice*. Louisville, CO: *EDUCAUSE Learning Initiative*, 7. Recuperado de <https://bit.ly/2n6vJ2W>
- Bustos, A. (2011). *Presencia docente distribuida, influencia educativa y construcción del conocimiento en entornos de enseñanza y aprendizaje basados en la comunicación asíncrona escrita*. Tesis doctoral. Universidad de Barcelona. Recuperado de <https://bit.ly/2IR7mF2>
- Bustos, A., Coll, C., y Engel, A. (2009). Presencia docente distribuida en redes asíncronas de aprendizaje. Definición teórica y perspectiva multimétodo para su estudio. En F. Díaz Barriga, G. Hernández, y M. Rigo (Eds.), *Aprender y enseñar con TIC en educación superior: contribuciones del socioconstructivismo* (pp. 97-128). México: Publicaciones Universidad Nacional Autónoma de México.
- Coll, C. (2010). Enseñar y aprender, construir y compartir: procesos de aprendizaje y ayuda educativa. En C. Coll (Coord.), *Desarrollo, aprendizaje y enseñanza en la Educación Secundaria* (pp. 31-62). Barcelona: Graó
- Coll, C., Bustos, A., y Engel, A. (2011). Perfiles de participación y presencia docente distribuida en redes asíncronas de aprendizaje: la articulación del análisis estructural y de contenido. *Revista de Educación*, 354, 657-688. Recuperado de <https://bit.ly/2US9mOK>
- Coll, C., Bustos, A. y Engel, A. (2015). La información sobre el ejercicio de la influencia educativa como medio para favorecer la participación y el aprendizaje en un foro en línea. *Infancia y Aprendizaje*, 38, 368-401. <https://doi.org/10.1080/02103702.2015.1016745>
- Coll, C., Bustos, A., Engel, A., de Gispert, I., y Rochera, M. J. (2013). Distributed Educational Influence and Computer-Supported Collaborative Learning. *Digital Education Review*, 24, 23-42. Recuperado de <https://bit.ly/2J4ME3B>

- Coll, C., Colomina, R., Onrubia, J., y Rochera, M. J. (1992). Actividad conjunta y habla: una aproximación a los mecanismos de influencia educativa. *Infancia y Aprendizaje*, 59-60, 189-132. Recuperado de <https://bit.ly/2GTAQQo>
- Coll, C., Engel, A., y Bustos, A. (2009). Distributed Teaching Presence and Participants' Activity Profiles: a theoretical approach to the structural analysis of Asynchronous Learning Networks. *European Journal of Education*, 44(4), 521-538. <https://doi.org/10.1111/j.1465-3435.2009.01406.x>
- Coll, C., Engel, A., y Niño, S. (2017). La actividad de los participantes como fuente de información para promover la colaboración. Una analítica del aprendizaje basada en el modelo de Influencia Educativa Distribuida. *RED Revista de Educación a Distancia*, 53. <https://doi.org/10.6018/red/53/2>
- Coll, C., Onrubia, J., y Mauri, T. (2008). Ayudar a aprender en contextos educativos: el ejercicio de la influencia educativa y el análisis de la enseñanza. *Revista de Educación*, 346, 33-70. Recuperado de <https://bit.ly/2vqUGe>
- Colomina, R., Onrubia, J., y Rochera, M. J. (2001). Interactividad, mecanismos de influencia educativa y construcción del conocimiento en el aula. En C. Coll, J. Palacios, y A. Marchesi (Comps.). *Desarrollo Psicológico y educación. Vol. II. Psicología de la Educación* (pp. 415-435). Madrid: Alianza.
- Dawson, S., y Siemens, G. (2014). Analytics to Literacies: The development of a learning analytics framework for multiliteracies assessment. *The International Review of Research in Open and Distance Learning*, 15(4), 284-305. Recuperado de <https://bit.ly/21QX2gi>
- Dehler, J., Bodemer, D., Buder, J., y Hesse, F. W. (2011). Guiding knowledge communication in CSCL via group knowledge awareness. *Computers in Human Behavior*, 27(3), 1068-1078. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2010.05.018>
- Dillenbourg, P., Järvelä, S., y Fischer, F. (2009). The evolution of research on computer-supported collaborative learning: from design to orchestration. En N. Balacheff, S. Ludvigsen, T. de Jong, T. A. Lazonder y S. Barnes (Eds.), *Technology-Enhanced Learning. Principles and products* (pp. 3-19). Springer, Dordrecht.
- Dimitracopoulou, A. (2008). Computer based Interaction Analysis Supporting Self-regulation: Achievements and Prospects of an Emerging Research Direction. *Technology, Instruction, Cognition and Learning*, 6(4), 291-314. Recuperado de <https://bit.ly/2DE547K>
- Durall, E., y Gros, B. (2014). Learning analytics as a metacognitive tool. In *Proceedings of 6th International Conference on Computer Supported Education (CSEDU)* (pp. 380-384). Recuperado de <https://bit.ly/2XPw5ge>
- Engel, A., Coll, C., y Bustos, A. (2013). Distributed Teaching Presence and communicative patterns in asynchronous learning: Name versus reply networks. *Computers y Education*, 60, 184-196. [doi:10.1016/j.compedu.2012.06.011](https://doi.org/10.1016/j.compedu.2012.06.011)
- Ferguson, R. (2012). The State Of Learning Analytics in 2012: A Review and Future Challenges. *Technical Report KMI-12-01*, Knowledge Media Institute, The Open University, UK. Recuperado de <https://bit.ly/2WaE8ns>
- García, E., Romero, C., Ventura, S., y de Castro, C. (2011). A collaborative educational association rule mining tool. *The Internet and Higher Education*, 14(2), 77-88. <https://doi.org/10.1016/j.iheduc.2010.07.006>

- Gros, B. (2016). The design of smart educational environments. *Smart Learning Environments*, 3(15), 1-11. <https://doi.org/10.1186/s40561-016-0039-x>
- Jeong, H., y Hmelo-Silver, C. E. (2016). Seven affordances of computer-supported collaborative learning: How to support collaborative learning? How can technologies help? *Educational Psychologist*, 51, 247-265. <https://doi.org/10.1080/00461520.2016.1158654>
- Kirschner, P. A., y Erkens, G. (2013). Toward a Framework for CSCL Research. *Educational Psychologist*, 48, 1-8. <https://doi.org/10.1080/00461520.2012.750227>
- Siemens, G. y Long, P. (2011). Penetrating the Fog: Analytics in learning and Education. *EDUCAUSE Review* 46(5), 30-40. Recuperado de <https://bit.ly/1xIMCED>
- Stahl, G., Koschmann, T., y Suthers, D. (2006). Computer-supported collaborative learning: An historical perspective. En R. K. Sawyer (Ed.), *Cambridge handbook of the learning sciences* (pp. 409-426). Cambridge, UK: Cambridge University Press. Recuperado de <https://bit.ly/2vvtzQ>
- Yin, R. K. (2006). Case Study methods. En J. L. Green, G. Camilli, y P. B. Elmore (Eds.), *Handbook of Complementary Methods in Education Research* (pp. 111-122). Mahwah, NJ: L. Erlbaum.

Indicadores necesarios para diseñar un *dashboard* desde la perspectiva de los profesores: un estudio cualitativo

Iñigo Arriaran Olalde ¹  

Nagore Ipiña Larrañaga ¹  

¹ Mondragon Unibertsitatea, España.

Resumen. El número de estudiantes matriculados en cursos *online* de educación superior está aumentando, y como resultado, se generan más datos sobre su proceso de aprendizaje. Los datos generados pueden ser mostrados en un *dashboard* y ayudar a los estudiantes en su proceso de aprendizaje. Sin embargo, la perspectiva de los profesores debe ser tomada en cuenta a la hora de definir los indicadores del *dashboard*, ya que el diseño de los cursos podría tener un impacto en los elementos incluidos en el mismo. Y ese es precisamente el objetivo de este trabajo: definir los indicadores necesarios para diseñar un *dashboard* para los estudiantes en los cursos *online* teniendo en cuenta la perspectiva de los profesores. Este estudio se realizó con 10 profesores de la Facultad de Humanidades y Educación de Mondragon Unibertsitatea. Se utilizaron cuestionarios *online* cualitativos para recoger las percepciones de los participantes. Los resultados muestran que la mayoría de los profesores que participaron en el estudio de investigación identificaron cuatro indicadores para diseñar un *dashboard* para los estudiantes: número de veces que los estudiantes acceden al foro del curso, cantidad de contribuciones en el foro, número de veces que los estudiantes consultan la guía de estudiante del curso, y el número de veces que cada estudiante ha accedido al curso en una semana. Las conclusiones extraídas de este estudio destacan la importancia de formar a profesores y estudiantes en el uso pedagógico de la visualización de datos.

Palabras clave: learning analytics; dashboard; diseño del curso; profesor; proceso de aprendizaje del estudiante; autorregulación.

Indicadores necessários para criar um dashboard na perspectiva dos professores: um estudo qualitativo

Resumo. O número de alunos matriculados em cursos de ensino superior on-line está aumentando e, como resultado, mais dados são gerados sobre seu processo de aprendizagem. Os dados gerados podem ser exibidos em um dashboard e ajudar os alunos em seu processo de aprendizagem. No entanto, a perspectiva dos professores deve ser levada em conta no momento da definição dos indicadores do dashboard, uma vez que o planejamento dos cursos poderia ter um impacto sobre os elementos nele incluídos. E este é precisamente o objetivo deste trabalho: definir os indicadores necessários para criar um dashboard para os estudantes de cursos on-line, considerando a perspectiva dos professores. Este estudo foi realizado com 10 professores da Faculdade de Humanidades e Educação de Mondragon Unibertsitatea. Foram utilizados questionários on-line qualitativos para coletar as percepções dos participantes. Os resultados mostram que a maioria dos professores que participaram da pesquisa identificou quatro indicadores para criar um dashboard para os alunos: número de vezes que os alunos acessam o fórum do curso, número de contribuições no fórum, número de vezes que os alunos consultam o guia do aluno do curso e o número de vezes que cada aluno acessou o curso em uma semana. As conclusões deste estudo destacam a importância da formação de professores e alunos no uso pedagógico da visualização de dados.

Palavras-chave: learning analytics; dashboard; planejamento do curso; professor; processo de aprendizagem do aluno; autorregulação

Indicators needed to design a student dashboard from teachers' perspectives: a qualitative study

Abstract. The number of students' enrolled in Higher Education online courses is increasing, and as a result, more data about their learning process is generated. The data produced can be displayed on a dashboard and help students in their learning process. However, teachers' perspective should be taken into account to define the

indicators of the dashboard as the design of the courses could impact on the elements included on it. And that is precisely the aim of this paper: to define the indicators needed to design a student dashboard in online courses taking into account teachers' perspectives. This study was carried out with 10 teachers from the Faculty of Humanities and Education from Mondragon Unibertsitatea. Online qualitative questionnaires were used to gather participants' perceptions. Results show that most of the teachers participating in the research study identified four indicators to design a student dashboard: number of times students access the course forum, amount of contributions in the forum, number of times students consult the information booklet, and number of times each student has accessed the course in a week time. Conclusions drawn from this study highlight the importance of training teachers and students on the pedagogical use of data visualization.

Keywords: learning analytics; dashboard; course design; teacher; student learning process; self-regulation

1. Introducción

El número de estudiantes en cursos *online* ha aumentado en la última década (Ipiña, Basagoiti, Jiménez & Arriaran, 2016). Por lo tanto, los datos generados en su proceso de aprendizaje dentro de esos espacios de aprendizaje *online* también están creciendo (Means, 2014). Learning Analytics (LA en adelante) surge con el objetivo de utilizar los datos de la actividad de los estudiantes en los Sistemas de Gestión del Aprendizaje (SGA) - en inglés Learning Management Systems - para aumentar la comprensión de la experiencia de aprendizaje y apoyar mejor a los estudiantes (Dawson, Gasevic, Siemens, & Joksimovic, 2014). De hecho, LA utiliza técnicas de modelado predictivo basadas en el uso de diferentes algoritmos para analizar la actividad digital de los estudiantes con el fin de comprender mejor y optimizar más los procesos de aprendizaje (Pardo, Jovanovic, Dawson, Gasevic, & Mirriahi, 2017).

La investigación en LA representa una amplia gama de métodos que se utilizan para derivar acciones de apoyo a los estudiantes (Ferguson, 2012). Las posibles aplicaciones incluyen: mejorar el éxito de los estudiantes (Arnold, Hall, Street, Lafayette y Pistilli, 2012), comprender mejor la naturaleza del aprendizaje social entre los estudiantes universitarios (Buckingham Shum y Ferguson, 2012), mejorar los enfoques de diseño del aprendizaje (Mor, Ferguson y Wasson, 2015) y guiar la estrategia de educación universitaria (Rientes, Boroowa, Cross, Kubiak, Mayles y Murphy, 2016). La información derivada de estas aplicaciones, se presenta a los profesores o se muestra directamente a los estudiantes en forma de diferentes cuadros de mando o *dashboard* (Verbert, Govaerts, Duval, Santos, Assche, Parra, *et al.*, 2014), pero la mayoría de las veces con el propósito de apoyar la reflexión de los estudiantes sobre su proceso de aprendizaje (Krumm, Waddington, Teasley & Lonn, 2014; Tanes, Arnold, King & Remnet, 2011).

Sin embargo, investigaciones más recientes en el área de LA, intentan entender las reacciones de los estudiantes al visualizar los datos y presentarlos en el *dashboard*. Por ejemplo, Corrin y de Barba (2015) consideran que los estudiantes no son capaces de interpretar la información proporcionada por los *dashboard* más comunes y, por lo tanto, los efectos sobre su aprendizaje son inexistentes y a veces incluso negativos. Por ello, como señalan algunos investigadores (Gasevic, Dawson, & Siemens, 2015; Wise, 2014), es necesario centrarse más en cómo comprender el significado de los datos proporcionados por los *dashboard*, de modo que haya una influencia positiva en el escenario de aprendizaje del propio estudiante. No obstante, las investigaciones realizadas sobre el uso pedagógico de la visualización de datos y su impacto en el proceso de aprendizaje de los estudiantes son escasas. Y ese es precisamente el objetivo del presente trabajo: analizar la perspectiva de los profesores sobre los indicadores necesarios para ofrecer a los estudiantes un *dashboard* que pueda tener un impacto positivo en su proceso de aprendizaje.

2. El *dashboard* en las plataformas LMS

Actualmente se utilizan varios términos como sinónimos de “*dashboard* de aprendizaje”; por ejemplo, “*dashboard* educativo”, “*dashboard* para analizar el aprendizaje”, “*dashboard* de datos” y “web *dashboard*” (Schwendimann, Rodríguez-Triana, Vozniuk, Prieto, Shirvani Boroujeni, Holzer, Gillet & Dillenbourg, 2016). Yoo, Lee, Jo y Park (2015) definen los *dashboard* de aprendizaje como “una pantalla que visualiza los resultados de los datos educativos filtrados de una manera útil” (p. 145), mientras que Steiner, Kickmeier-Rust y Albert (2014) se refirieron a ellos como “visualización de las huellas del aprendizaje” (p. 9). Schwendimann *et al.* (2016) afirman que un *dashboard* de aprendizaje “es una única pantalla que agrega diferentes indicadores sobre el alumno(s), el proceso(s) de aprendizaje y/o el contexto(s) de aprendizaje en una o varias visualizaciones” (p. 8). El uso de diferentes términos y definiciones sugiere que todavía no hay consenso sobre lo que constituye un *dashboard* de aprendizaje y, por lo tanto, se necesitan más estudios para acercarse a dicha definición. Sin embargo, el gran desafío actual es hacer que los datos de las LMS sean procesables, y que se puedan analizar y presentar de manera que sean significativos para los diferentes agentes participantes en el proceso de aprendizaje (Sutherland, Eagle & Joubert, 2012).

Si bien en los últimos años la popularidad de los *dashboard* de aprendizaje ha ido en aumento, la cuestión de qué información “correcta” se muestra y cómo debe presentarse dicha información, sigue en gran medida sin

resolverse. Few (2007) señala que, aunque visualmente atractivos, muchos *dashboard* carecen de la capacidad de proporcionar información realmente útil. Así, para que los *dashboard* se conviertan en herramientas útiles en el proceso de aprendizaje de los estudiantes, la información debe mostrarse de manera oportuna y precisa; es decir, debe ser coherente con el diseño del aprendizaje (Baker, 2007).

3. Diseño del aprendizaje

El diseño del aprendizaje describe la secuencia de tareas de aprendizaje, recursos y apoyos que un profesor construye para los estudiantes durante parte o todo el semestre académico (Goodyear, 2015). Por ello, los diseños del aprendizaje proporcionan un modelo de intenciones en un contexto de aprendizaje particular, que puede ser utilizado como marco para el diseño de analíticas, las cuales pueden ayudar a los estudiantes universitarios en su aprendizaje y a los profesores universitarios en sus decisiones sobre el proceso de enseñanza (Lockyer, Heathcote & Dawson, 2013). Aunque esto supera las dificultades de la exactitud de los datos, el desafío de LA es interpretar los datos resultantes de acuerdo con la intención pedagógica y el contexto local para evaluar el éxito o fracaso de una actividad de aprendizaje (Dawson, Bakharia, Lockyer & Heathcote, 2010).

160

La interpretación de las visualizaciones también depende en gran medida de la comprensión del contexto en el que se recogieron los datos y de los objetivos del profesor con respecto a la clase de interacción (Leony, Pardo, de la Fuente Valentín, De Castro & Kloos, 2012). Por lo tanto, la interpretación de la analítica requiere una alineación con el contexto original de enseñanza para ser útil como retroalimentación para constatar que el diseño del aprendizaje ha logrado su propósito. La interpretación necesita una comprensión de la relación entre la funcionalidad de la tecnología, los comportamientos de interacción observados y la teoría educativa (Heathcote, 2006). Es el puente conceptual y la comprensión entre el contexto técnico y educativo lo que sigue siendo problemático para LA (Dawson, Heathcote & Poole, 2010).

4. Investigación

4.1 Objetivo

El objetivo de este trabajo es definir los indicadores necesarios para diseñar un *dashboard* para los estudiantes de cursos *online* teniendo en cuenta la perspectiva de los profesores.

4.2 Contexto y muestra

El presente estudio se realizó en Mondragón Unibertsitatea (en adelante MU). El estudio se llevó a cabo en la Facultad de Humanidades y Educación, donde se imparten el Grado de Educación Primaria y el Grado de Educación Infantil tanto en modalidad *online* como presencial. Sin embargo, y dado que los *dashboards* pueden ser de gran ayuda en los procesos de enseñanza y aprendizaje en modalidad *online*, esta investigación se desarrolló con 10 profesores de dicha modalidad. El criterio de selección de los participantes se basó en el hecho de que los 10 profesores imparten su docencia en ambos grados, Grado en Educación Primaria y Grado en Educación Infantil, de manera coordinada.

4.3 Instrumentos y procedimiento seguido

En este estudio se utilizaron cuestionarios *online* para la recogida de datos cualitativos. El cuestionario de preguntas abiertas fue diseñado siguiendo el marco propuesto por Pardo *et al.* (2017) y tiene como objetivo entender las percepciones de los profesores sobre los indicadores más adecuados para ser incluidos en el *dashboard* para los estudiantes. El cuestionario consta de 6 preguntas. El cuestionario se envió *online* a cada uno de los participantes incluyendo una nota explicativa sobre los objetivos de la investigación y el tratamiento anónimo de los datos. Los participantes tuvieron 5 días hábiles para realizar el cuestionario cualitativo. Todos los participantes enviaron los cuestionarios en el tiempo requerido. Los datos obtenidos fueron analizados en pares-ciegos; es decir, dos investigadores realizaron un análisis de contenido. Primeramente, el 15% del contenido fue analizado con una tasa de acuerdo del 85%. Una vez acordados los criterios de análisis, los dos investigadores analizaron el resto de los datos con una tasa de acuerdo del 93%. Los resultados obtenidos se describen en la siguiente sección.

5. Resultados

Todos los participantes del estudio consideraron que el uso de un *dashboard* para visualizar el progreso y los datos de los estudiantes podría ser importante para el proceso de aprendizaje de los mismos. De hecho, el 75% de los profesores reconocieron que la visualización de datos es un aspecto clave para promover la autorregulación y la reflexión sobre el proceso de aprendizaje de los estudiantes. Por ejemplo, un participante mencionaba que “el *dashboard* puede ser un elemento de gran ayuda para el estudiante dado que por medio de los datos ofrecidos podrá recibir automáticamente input de ayuda para conseguir los resultados de aprendizaje de mi curso y no dependerá sólo de mis comentarios y del *feedback* de sus compañeros/as” (Participante03).

Además, los participantes del estudio de investigación afirmaron que los datos deben ser visualizados al principio del proceso de aprendizaje, así como durante y después del curso. Uno de los participantes enfatizaba el hecho de que “los datos serán interesantes si juegan un rol de evaluadores formativos desde el principio del proceso de aprendizaje hasta el final” (Participante09).

162

En esta línea, todos los profesores manifestaron que estarían muy interesados en saber cómo utilizan los estudiantes los recursos educativos ofrecidos en sus cursos. Por ejemplo, el Participante02 mencionaba que “conocer el “consumo” de los recursos educativos me dará pistas para adaptar lo diseñado”. Asimismo, los resultados indican también que los datos proporcionados en el *dashboard* del estudiante pueden guiar el rediseño de los cursos *online* incluidos los recursos ofrecidos en la plataforma. No obstante, el 90% de los profesores que participaron en el estudio afirman que se necesita formación sobre el uso pedagógico de la visualización de datos antes de utilizar el *dashboard* de los estudiantes, como puede observarse en la siguiente cita: “necesitaría aprender a interpretar lo que hay detrás de cada dato del *dashboard*” (Participante04).

Los participantes también identificaron los indicadores clave en los *dashboard*. En la tabla 1 se presenta un resumen de los indicadores encontrados. No obstante, cabe destacar que los participantes identificaron 7 indicadores. Entre ellos, cuatro fueron los más frecuentes: número de veces que los estudiantes acceden al foro del curso, cantidad de contribuciones en el foro, número de veces que los estudiantes consultan la guía de estudiante del curso y número de veces que cada estudiante ha accedido al curso en una semana.

Tabla 1. Indicadores identificados por los participantes para diseñar un *dashboard* para los estudiantes de cursos *online*

Indicador	% de profesores
Nº de veces que los estudiantes acceden al foro del curso	100%
Cantidad de contribuciones en el foro	100%
Nº de veces que los estudiantes consultan la guía de estudiante del curso	80%
Nº de veces que cada estudiante ha accedido al curso en una semana	60%
Nº de actividades que se han entregado fuera de fecha (con retraso)	40%
Se ha rellenado la encuesta de satisfacción	20%
Información acerca del itinerario seguido por los estudiantes en el uso de la plataforma (tracking)	20%

Fuente: Elaboración propia (2019).

Los dos primeros indicadores (número de veces que los estudiantes acceden al foro del curso y la cantidad de contribuciones en el foro), fueron considerados indicadores clave por toda la muestra que participó en la investigación otorgando mucha importancia al foro del curso *online*. La guía del curso puede servir de apoyo para los estudiantes *online* y es por ello que el número de veces que los estudiantes consultan dicha guía también es un indicador de gran importancia como puede observarse en la tabla 1. El acceso al curso por semana es importante para el 60% de los participantes para “poder saber que están siguiendo el proceso en los tiempos previstos al diseñar el curso” (Participante09). El resto de los indicadores mencionados por los participantes fueron: número de actividades que se han entregado fuera de fecha; rellenar la encuesta de satisfacción e información acerca del itinerario seguido por los estudiantes en el uso de la plataforma, con los porcentajes mostrados en la tabla 1. Cabe destacar que la muestra del estudio indicó que le gustaría “conocer más profundamente que tipo de indicadores se pueden obtener” (Participante04).

6. Conclusiones y futuras investigaciones

Los resultados han mostrado que los participantes del estudio valoraron muy positivamente la importancia de visualizar los datos educativos para fomentar el proceso de aprendizaje de los estudiantes de una manera significativa. De la misma manera, como lo afirmaron Leony *et al.* (2012) y Pardo *et al.* (2017), la visualización de datos se percibe como muy útil para la autorregulación y la reflexión de los estudiantes dentro de su contexto de aprendizaje. Además, nuestros hallazgos están alineados con los resultados encontrados por Krum *et al.* (2014) y Tanes *et al.* (2011) en los que los profesores indicaron que estarían muy interesados en saber cómo usan los recursos de sus cursos los estudiantes. Es por ello que los participantes consideraron que estos datos podrían ayudar en el rediseño de sus cursos (Lockyer

et al., 2013). Y en la misma línea, el 90% la mayoría de los profesores que participaron en el estudio afirman que se necesita formación sobre el uso pedagógico de la visualización de datos antes de utilizar un *dashboard* para los estudiantes, tal y como afirman Schwendimann y otros (2016).

Los profesores consideraron que cuatro indicadores son los más interesantes a la hora de diseñar un *dashboard* para los estudiantes: el número de veces que los estudiantes acceden al foro del curso, la cantidad de contribuciones en el foro, el número de veces que los estudiantes consultan la guía de estudiante del curso y el número de veces que cada estudiante ha accedido al curso en una semana. Los resultados de esta investigación nos ayudarán a diseñar un *dashboard*; sin embargo, el foco de la investigación futura deberá analizar el impacto del uso del *dashboard* en el proceso de aprendizaje de los estudiantes. Y para ello se plantea además de recoger una muestra más grande de profesores, también recoger datos cualitativos de los estudiantes para luego compararlos entre los dos roles. No obstante, la percepción de los estudiantes sobre el uso de los *dashboard* con fines educativos requiere estudios adicionales. Además, se requiere más investigación para obtener una visión más profunda del impacto que el diseño de los cursos *online* puede tener en la definición de los indicadores para diseñar un *dashboard* para los estudiantes.

Referencias bibliográficas

- Arnold, K. E., Hall, Y., Street, S. G., Lafayette, W., & Pistilli, M.D. (2012). Course signals at Purdue: Using learning analytics to increase student success. In S. Buckingham Shum, D. Gasevic, & R. Ferguson (Eds.), *International Conference on Learning Analytics and Knowledge* (pp. 267-270). New York, NY: ACM Press.
- Baker, B. M. (2007). A conceptual framework for making knowledge actionable through capital formation. *University of Maryland University College*.
- Buckingham Shum, S., & Ferguson, R. (2012). Social learning analytics. *Educational Technology & Society*, 15(3), 3-26.
- Corrin, L., & de Barba, P. (2015). *How do students interpret feedback delivered via dashboard?* Paper presented at the International Conference on Learning Analytics and Knowledge, Poughkeepsie, NY.
- Dawson, S., Gasevic, D., Siemens, G., & Joksimovic, S. (2014). *Current state and future trends: a citation network analysis of the learning analytics field*. Paper presented at the International Conference on Learning Analytics and Knowledge, Indianapolis, IN.
- Dawson, S., Bakharia, A., & Heathcote, E. (2010). SNAPP: Realising the affordances of real-time SNA within networked learning environments. *Networked Learning-Seventh International Conference*.

- Dawson, S., Heathcote, E., & Poole, G. (2010). Harnessing ICT potential: The adoption and analysis of ICT systems for enhancing the student learning experience. *International Journal of Educational Management*, 24(2), 116-128.
- Ferguson, R. (2012). *The state of learning analytics in 2012: a review and future challenges (KMI-12-01)*. The Open University, UK.
- Few, S. (2007). Dashboard confusion revisited. *Perceptual Edge*.
- Gasevic, D., Dawson, S., & Siemens, G. (2015). Let's not forget: learning analytics are about learning. *TechTrends*, 59, 64-75.
- Goodyear, P. (2015). Teaching as design. *HERDSA Review of Higher Education* Vol. 2, (pp. 27-50).
- Heathcote, E. (2006). Learning design templates-A pedagogical just-in-time support tool. In G. Minshull & J. Mole (Eds.), *Designing for learning: The proceedings of Theme 1 of the JISC Online Conference: Innovating e-Learning* (pp. 19-26).
- Ipiña, N., Basagoiti, R., Jimenez, O., & Arriaran, I. (2016). Recommendations as a key aspect for online learning personalization: perceptions of teachers and students. *International Scholarly and Scientific Research & Innovation* 10(10) 3391-3395. <https://doi.org/10.5281/zenodo.1127511>
- Krumm, A. E., Waddington, R. J., Teasley, S. D., & Lonn, S. (2014). A learning management system-based early warning system for academic advising in undergraduate engineering. In J. A. Larusson & B. White (Eds.), *Learning analytics: from research to practice* (pp. 103-119). New York: Springer Science+Business Media.
- Leony, D., Pardo, A., de la Fuente Valentín, L., De Castro, D. S., & Kloos, C. D. (2012). GLASS: A learning analytics visualization tool. *2nd International Conference on Learning Analytics and Knowledge*.
- Lockyer, L., Heathcote, E., & Dawson, S. (2013). Informing pedagogical action: Aligning learning analytics with learning design. *American Behavioral Scientist* 57 (10) 1439-1459.
- Means, B. (2014). *Learning Online. What research tells us about whether, when and how*. New York: Routledge.
- Mor, Y., Ferguson, R., & Wasson, B. (2015). Editorial: Learning design, teacher inquiry into student learning and learning analytics: A Call for action. *British Journal of Educational Technology*, 46(2), 221-229.
- Pardo, A., Jovanovic, J., Dawson, S., Gasevic, D., & Mirriahi, N. (2017). Using learning analytics to scale the provision of personalised feedback. *British Journal of Educational Technology*. <https://doi.org/10.1111/bjet.12592>.
- Rientes, B., Boroowa, A., Cross, S., Kubiak, C., Mayles, K., & Murphy, S. (2016). Analytics4Action evaluation framework: A review of evidence-based learning analytics interventions at the Open University UK. *Journal of Interactive Media in Education*, 1(2), 1-11. <https://doi.org/10.5334/jime.394>
- Schwendimann, A., Rodriguez-Triana, M. J., Vozniuk, A., Prieto, L. P., Shirvani Boroujeni, M., Holzer, A., Gillet, D., Dillenbourg, P. (2016). Perceiving learning at a glance: A systematic literature review of learning dashboard research. *IEEE Transactions on Learning Technologies* 10(1), 1-1. <https://doi.org/10.1109/TLT.2016.2599522>
- Steiner, C. M., Kickmeier-Rust, M. D., & Albert, D. (2014). Learning analytics and educational data mining: An overview of recent techniques. *Learning analytics for and in serious games*, pp. 6-15.

- Sutherland, R., Eagle, S., & Jobert, M. (2012). A vision and strategy for Technology Enhanced Learning. *STELLAR Network of Excellence*.
- Tanes, Z., Arnold, K. E., King, A. S., & Remnet, M. A. (2011). Using signals for appropriate feedback: perceptions and practices. *Computers & Education*, 57, 2414-2422. <https://doi.org/10.1016/j.compedu.2011.05.016>
- Verbert, K., Govaerts, S., Duval, E., Santos, J.L., Assche, F., Parra, G., *et al.* (2014). Learning dashboards: an overview and future research opportunities. *Personal and Ubiquitous Computing*, 18 1499-1514. <https://doi.org/10.1007/s00779-013-0751-2>
- Wise, A. F. (2014). *Designing pedagogical interventions to support student use of learning analytics*. Paper presented at the International Conference on Learning Analytics and Knowledge, New York, NY.
- Yoo, Y., Lee, H., Jo, I. H., & Park, Y. (2015). Educational dashboards for smart learning: Review of case studies. *Emerging Issues in Smart Learning*. Springer, (pp. 145-155).

Ação dos tutores e sua relação com o desempenho dos estudantes em curso de Licenciatura em Química sob a perspectiva da analítica da aprendizagem

Gláucia Mirian de Oliveira Souza Barbosa ¹  

João Batista Carvalho Nunes ²  

João Bosco Chaves ²  

¹ Secretaria de Educação de Maracanaú, Brasil; ² Universidade Estadual do Ceará (UECE), Brasil

Resumo. Este artigo responde aos seguintes objetivos: elaborar um modelo estatístico das ações dos tutores no AVA que interferem no desempenho dos estudantes do curso de Licenciatura em Química, na modalidade de educação a distância, da Universidade Aberta do Brasil / Universidade Estadual do Ceará (UAB/UECE), com fundamento na analítica da aprendizagem; e conhecer as ações que interferem no desempenho dos estudantes sob a perspectiva de tutores e estudantes, comparando o resultado com o modelo estatístico obtido na pesquisa. Para tanto, a metodologia está assentada no paradigma pragmático e na abordagem mista. Adotou o método estatístico, com uso da técnica de análise de regressão logística binária, suplementado pelo emprego de questionários com itens abertos e fechados, aplicados a tutores e estudantes. Ao final, foi obtido um modelo preditivo contendo 11 ações desenvolvidas pelos tutores, sendo sete que aumentam a probabilidade de aprovação dos estudantes e quatro que devem ser evitadas pelos tutores ou cuja frequência deve ser diminuída, pois reduzem a probabilidade de aprovação.

Palavras-chave: educação a distância; formação de professores; analítica da aprendizagem; tutoria.

Acción de los tutores y su relación con el desempeño de los estudiantes en curso de Licenciatura en Química desde la perspectiva de la analítica del aprendizaje

Resumen. Este artículo responde a los siguientes objetivos: elaborar un modelo estadístico de las acciones de los tutores en el EVA que interfieren en el desempeño de los estudiantes del curso de Licenciatura en Química, en la modalidad de educación a distancia, de la Universidad Abierta de Brasil / Universidad Estatal de Ceará (UAB / UECE), con base en la analítica del aprendizaje; y conocer las acciones que interfieren en el desempeño de los estudiantes desde la perspectiva de tutores y estudiantes, comparando el resultado con el modelo estadístico obtenido en la investigación. Para ello, la metodología está asentada en el paradigma pragmático y en el enfoque mixto. Se adoptó el método estadístico, con el uso de la técnica de análisis de regresión logística binaria, suplementado por el empleo de cuestionarios con ítems abiertos y cerrados, aplicados a tutores y estudiantes. Al final, se obtuvo un modelo predictivo conteniendo 11 acciones desarrolladas por los tutores, siendo siete las que aumentan la probabilidad de aprobación de los estudiantes y cuatro las que deben ser evitadas por los tutores o cuya frecuencia debe ser disminuida, pues reducen la probabilidad de aprobación.

Palabras clave: educación a distancia; formación de profesores; analítica del aprendizaje; tutoría.

Tutors' action and their relation to the performance of undergraduate students in Chemistry from learning analytics perspective

Abstract. This article answers the following objectives: to elaborate a statistical model of tutors' actions in LMS that interfere in students' performance of the Chemistry Degree course, in distance education modality, at the Open University of Brazil / Ceará State University (UAB/UECE), based on learning analytics; and to know actions that interfere in students' performance from tutors' and students' perspective, comparing the result with statistical model obtained in the research. For this, the methodology is based on pragmatic paradigm and mixed approach. It adopted the statistical method, using binary logistic regression analysis, supplemented by the use of questionnaires with open and closed items, applied to tutors and students. At the end, a predictive model was

obtained containing 11 actions developed by tutors, seven of which increase student approval probability and four that should be avoided by tutors or whose frequency should be decreased because they reduce approval probability.

Keywords: distance education; teacher education; learning analytics; tutoring.

1. Introdução

No Brasil, a educação a distância (EaD) é um tema bastante discutido nos últimos anos, sobretudo pelo aumento expressivo de seu percentual de matrícula. Os dados consolidados, em Sinopses Estatísticas e Resumos Técnicos, pelo Instituto Nacional de Estudos e Pesquisas Educacionais Anísio Teixeira (INEP) no Censo da Educação Superior¹, denotam uma evolução no número de matrícula de 369.766 em 2007 para 1.756.982 em 2017 (INEP, 2018a; INEP, 2018b), representando um aumento de 375,2%.

O maior atendimento encontra-se nos cursos de licenciatura², expressando também, um crescimento significativo: 78.402 em 2005 para 745.611 em 2017 (INEP, 2016; INEP, 2018a). Isto sinaliza, entre outros fatores, a relevância da EaD na formação de professores da educação básica e a preocupação dos fomentadores de políticas públicas educacionais em priorizar esse grau acadêmico.

O Ministério da Educação (MEC) implantou o Sistema Universidade Aberta do Brasil (UAB), por meio do Decreto nº 5.800, de 8 de junho de 2006, no âmbito do Fórum das Estatais pela Educação, tendo como prioridade a formação de professores da educação básica. A intenção não foi criar outra instituição de ensino, mas, de acordo com os documentos oficiais, o objetivo do MEC foi articular as instituições em curso, criando possibilidades de levar o ensino superior público de qualidade aos municípios brasileiros que não possuíam cursos de formação superior ou àqueles em que os cursos ofertados não eram suficientes para atender toda a demanda.

¹ O Censo da Educação Superior é realizado anualmente pelo INEP, sendo considerado o retrato mais completo do Brasil sobre as instituições de ensino superior, seus cursos de graduação presencial ou a distância, cursos sequenciais, vagas oferecidas, inscrições, matrículas, “ingressantes” e concluintes e informações sobre docentes nas distintas modalidades de organização acadêmica e categoria administrativa. Os dados são coletados com base no preenchimento dos questionários, por parte das instituições e por importação de dados do Sistema e-MEC. Após preenchimento (pelas IES), conferência e validação dos dados, o Censo é finalizado, os dados são divulgados e a Sinopse Estatística é publicada. A última sinopse publicada da Educação Superior foi a do ano de 2017, atualizada em 20 de setembro de 2018.

² Os cursos de licenciatura, no Brasil, são destinados à formação de professores.

Por meio da colaboração entre União (via universidades públicas) e entes federativos (governos estaduais e municipais), criaram-se centros de formação permanente denominados polos de apoio presenciais, em localidades consideradas estratégicas (Brasil, 2018a). De acordo com a Nota Técnica nº 2/2018/CGPC/DED (Brasil, 2018b), da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES), nos 26 estados brasileiros, mais o Distrito Federal, há mais de 130 instituições públicas federais e estaduais ofertando cursos de graduação e pós-graduação na modalidade EaD em cerca de 800 polos UAB em diversos municípios.

Se há um crescimento considerável na busca pelos cursos a distância, a Academia precisa se preocupar com a qualidade desses e o consequente desempenho de seus estudantes, pois, paralelamente a esse fenômeno, é expressa a necessidade de profissionais capacitados não somente para elaborar e formatar os cursos, mas também para acompanhar e avaliá-los. Grande parte desses profissionais, contudo, tem como referência as experiências presenciais, as quais não podem ser transferidas integralmente para a modalidade a distância.

A equipe pedagógica que atua no planejamento e execução do curso em EaD é denominada de “polidocente”. Esse termo foi cunhado por Oliveira, Mill, & Ribeiro (2014, p. 67), “composto de poli, no sentido de multiplicidade, e docência, aquele que exerce a atividade de ensinar, responsável pela decisão pedagógica no ensino-aprendizagem, com o objetivo de melhorar esta última”. Para os autores, a “polidocência virtual é, portanto, a docência realizada por um coletivo de trabalho na EaD, mediada pelas TDIC”. Implica uma docência exercida por várias pessoas, um “coletivo de trabalhadores que, mesmo com formação e funções diversas, é responsável pelo processo de ensino-aprendizagem na EaD” (Mill, Ribeiro, & Oliveira, p. 24). Essa equipe é composta pelos seguintes professores: o conteudista, o coordenador de disciplina, o formador (ou aplicador), o tutor (presencial e virtual); e, ainda, uma equipe multidisciplinar, com especialistas em mídia impressa, audiovisual, virtual, vídeo e webconferência, além de outros profissionais eventuais, projetista educacional e uma equipe coordenadora (Mill *et al.*, 2014).

O profissional que atua diretamente com os cursistas é o tutor. Ele tem um papel fundamental no processo educacional desenvolvido no curso, pois se responsabiliza pelo acompanhamento e aprendizagem do estudante. A interação e a motivação fazem parte de suas atribuições, com vistas a evitar o desestímulo e a evasão. Assim, torna-se urgente e de suma importância, ante a responsabilidade desse profissional no fazer educativo da EaD, analisar as suas ações no ambiente virtual de aprendizagem (AVA), com o objetivo de propor melhorias na mediação pedagógica. É necessário identificar, para

tanto, quais ações potencializam resultados positivos e quais minimizam a possibilidade de um desempenho satisfatório do estudante, podendo ocasionar seu desestímulo e evasão. Essas ações são disponibilizadas no AVA e podem ser quantificadas.

Nessa perspectiva, existe uma solução baseada em tecnologia (Nunes, 2015) denominada analítica da aprendizagem (*learning analytics* – LA), que, além de interpretar uma grande gama de dados, exprime a possibilidade de avaliar o progresso acadêmico, prever o desempenho futuro e identificar potenciais problemas (Johnson, Adams, & Cummins, 2012, p. 22).

As pesquisas no campo da analítica da aprendizagem são recentes no Brasil, e o volume de trabalhos nessa área ainda é limitado, pois contorna um tema embrionário de investigação, sobretudo no País e na América Latina (Nunes, 2015; Santos, Cechinel, Nunes, & Ochoa, 2017). O interesse crescente pela análise automática de dados educacionais, contudo, tem feito a procura pelo tema registrar ascensão. É possível confirmar essa informação com o resultado da busca realizada por Sales (2017), Gonçalves (2018) e Barbosa (2019) em suas pesquisas de doutorado.

170

O objetivo da analítica da aprendizagem, de acordo com Johnson *et al.* (2012, p. 22), é permitir que os professores e as escolas adaptem as oportunidades educacionais ao nível da necessidade e habilidade de cada aluno em tempo próximo do real, sendo possível intervir de maneira individual e eficaz nas necessidades dos estudantes.

Pesquisas confirmam a importância da utilização da LA nos processos educativos, com vistas a auxiliar na tomada de decisão de instituições, gestores, conteudistas, tutores e estudantes. Busca realizada de 2014 ao primeiro semestre de 2018 no Catálogo de Teses e Dissertações do Brasil³ e no Journal of Learning Analytics (JLA)⁴, contudo, indica que a maioria das pesquisas sobre o tema enfoca o desenvolvimento de modelos preditivos para reduzir índices de evasão (Cambruzi, 2014; Portal, 2016), identificar alunos em risco (Ferreira, 2016; Gray, McGuinness, Owende, & Hofmann, 2016; Jayaprakash, Moody, Lauría, Regan, & Baron, 2014; Sales, 2017; Waddington, Nam, Lonn, & Teasley, 2016), ou ainda relacionar alguns fatores como tempo de permanência no ambiente (Andergassen, Mödritscher, & Neumann, 2014), dados psicométricos (Gray *et al.*, 2014), reações emocionais dos alunos (Pardos, Baker, San Pedro, Gowda, & Gowda, 2014), métricas de discussões

³ Disponível em <https://catalogodeteses.capes.gov.br>.

⁴ Periódico especializado em LA e com início em 2014, disponível em <https://learning-analytics.info/journals/index.php/JLA>.

estudantis (Schneider & Pea, 2015), comportamentos *online* (Lowes, Lin, & Kinghorn, 2015) e o engajamento em termos de hábitos de trabalho *online* (Dvorak & Jia, 2016) com o desempenho acadêmico.

Chaves (2015), Aguiar (2016), Sales (2017) e Gonçalves (2018) realizaram suas pesquisas no mesmo contexto desta investigação (cursos da UAB/UECE). Embora sejam cursos diferentes, os dados se mostram na mesma estrutura e organização. Enquanto os autores estabeleceram relação entre os dados de interação dos estudantes e seus desempenhos, nesta pesquisa, os sujeitos são os tutores. Essa relação é comprovada, na pesquisa de Chaves (2015), por meio da técnica de correlação de postos de Spearman. Aguiar (2016) e Sales (2017) fizeram uso da regressão logística binária, enquanto Gonçalves (2018) empregou a análise de regressão logística multinomial.

Na busca de articular o tema da LA com a ação dos tutores, Oliveira (2016) e Zapparoli (2016) preocuparam-se em elaborar e utilizar ferramentas capazes de emitir relatórios mais completos da ação dos tutores e acompanhamento de seus alunos, que levem em conta suas reais necessidades e auxiliem no processo de ensino e aprendizagem. Esses resultados podem auxiliar gestores de cursos em EaD a melhorarem o tempo nas tomadas de decisões, aos tutores a alcançarem melhores resultados com seus alunos, e evitarem futuras evasões, pois as informações obtidas podem também subsidiar um acompanhamento individual e efetivo pelo tutor.

Ferramenta de avaliação das ações comportamentais desses sujeitos é apresentada por Souza (2016). O autor avaliou os comportamentos de tutores e turmas e identificou quais comportamentos dos tutores podem ser associados tanto de maneira positiva ou negativa com os comportamentos da turma.

Os estudos de Knight, Brozina, & Novoselich (2016), Leeuwen (2015) e McCoy & Shih (2016) voltaram sua atenção para os tutores como produtores de dados analíticos, e não somente consumidores. Os resultados dessas pesquisas sugerem que as ferramentas de LA podem ensejar informações agregadas a um nível administrável, possibilitando ao tutor monitorar as atividades dos estudantes e, ainda, melhorar a sua prática.

Modelo de referência para a analítica da aprendizagem é desenhado por Chatti, Dyckhoff, Schroeder, & Thüs (2012) privilegiando quatro dimensões. Dentre estas temos o “por quê”, incluindo como possíveis objetivos da LA o monitoramento, análise, predição, intervenção, tutoria/tutoria, avaliação, *feedback*, adaptação, personalização, recomendação e reflexão (Chatti *et al.*, 2012, p. 9).

Na predição, o objetivo é desenvolver, com amparo nas atividades que estão sendo realizadas pelo estudante, um modelo que preveja o seu desempenho, o qual pode ajudar na intervenção e na tomada de decisão para sugerir melhorias no processo (Chatti *et al.*, 2012). A analítica da aprendizagem nos auxilia, deste modo, na identificação de um modelo preditivo com vistas a uma intervenção tutorial mais direcionada e efetiva.

É nesse contexto que se insere nosso objetivo geral da pesquisa: analisar as ações realizadas pelos tutores no AVA *Moodle* e sua relação com o desempenho dos estudantes do curso de Licenciatura em Química da Universidade Estadual do Ceará (UECE) por meio do Sistema UAB, doravante denominado UAB/UECE, tomando por base a analítica da aprendizagem. Neste artigo, centramo-nos nos seguintes objetivos específicos: elaborar um modelo estatístico das ações dos tutores no AVA que interferem no desempenho dos estudantes do curso de Licenciatura em Química da UAB/UECE, com fundamento na analítica da aprendizagem; e conhecer as ações que interferem no desempenho do estudante sob a perspectiva de tutores e estudantes, comparando o resultado com o modelo estatístico obtido na pesquisa.

Além desta introdução, o artigo traz o caminho metodológico definido para alcançar os resultados. Em seguida, encontram-se os achados da pesquisa. Ao final, são delineadas as conclusões do estudo.

172

2. Caminho metodológico

Optamos pelo modelo pragmático para fundamentar o nosso trabalho. O estudo tem um caráter prático à medida que exprime um resultado que pode influenciar diretamente na prática docente do tutor, e conseqüentemente, na melhoria do desempenho dos estudantes. Aproximamo-nos, ainda, desse paradigma, ao imprimir um *status* de integração para as abordagens quantitativas e qualitativas, aceitando qualquer possibilidade e entendendo que o casamento das abordagens só pode ser feito quando essa é a que melhor pode ajudar a responder os objetivos da pesquisa.

O pragmatismo é normalmente associado com a abordagem mista de pesquisa, pois seu foco está nas conseqüências da busca, na importância fundamental da questão formulada, e no uso de múltiplos métodos de coleta de dados para informar os problemas que estão sendo estudados; portanto, é pluralista e orientado para o “que funciona” e para a prática. Assim, fizemos essa opção, uma vez que nela o pesquisador coleta e analisa dados qualitativos e quantitativos em única pesquisa ou em múltiplas fases de um programa de

estudo, e os mistura, combinando-os e priorizando um ou ambos os formatos de dados, e estruturando-os de acordo com visões de mundo filosóficas e lentes teóricas (Creswell & Clark, 2013).

Na nossa pesquisa, os elementos quantitativos têm prioridade relativa sobre os elementos qualitativos. Com amparo nos dados de interação no AVA *Moodle* dos tutores do Curso de Licenciatura de Química da UAB/UECE, estabelecemos a relação com o desempenho dos estudantes. O resultado do primeiro momento é o modelo preditivo, obtido por meio do método estatístico, com uso da técnica de análise de regressão logística binária, contendo as ações dos tutores com coeficientes de probabilidade significativos estatisticamente para a aprovação dos estudantes.

Com esteio nesse modelo preditivo, aplicamos um questionário com tutores e estudantes do curso, por meio do aplicativo Formulários Google⁵. Inicialmente, procuramos captar as ações realizadas no AVA que, na visão deles, interferiam no desempenho do estudante. Em seguida, apresentamos o modelo preditivo e questionamos se eles concordavam que tais ações influenciavam na aprovação dos alunos. O elemento qualitativo do segundo momento tem um caráter suplementar, porquanto ajudou a compreender melhor o resultado inicial.

Elegemos o Curso de Licenciatura em Química (turma 2017.1) para realizarmos a pesquisa. Essa delimitação se deu pelo fato de esse curso ter indicado, na sua primeira turma (2009.1), baixo índice de evasão. Enquanto os cursos de Licenciatura em Física e Licenciatura em Matemática, respectivamente, alcançaram 45% e 21,8% de formandos, o curso de Licenciatura em Química chegou a 69,2% de concludentes do total de matriculados das turmas de 2009.1 dos polos de Mauriti e Orós (Vidal, 2017).

Esta pesquisa abrangeu os três primeiros semestres do curso em cinco polos (Maracanaú, Mauriti, Beberibe, Camocim e Piquet Carneiro). O polo de Orós não pôde ser inserido em virtude da ausência, no momento da coleta das notas, dos diários de duas disciplinas, não sendo possível relacionar a ação dos tutores com o desempenho dos estudantes nessas disciplinas. Não incluímos o 4º semestre porque a organização dos dados e da análise ocorreu enquanto esse ainda estava sendo cursado pelos estudantes.

Utilizamos um *script* para produzir uma planilha do banco de dados do AVA *Moodle* do Curso de Licenciatura em Química, em conformidade com os passos indicados em Chaves (2015). Identificamos todos os tutores.

⁵ O Formulários Google ou Google Forms é um aplicativo web de criação e administração de questionários online.

Separamos os tutores a distância (TD) e os presenciais (TP), pois, mesmo sendo a mediação no ambiente virtual uma responsabilidade apenas do tutor a distância, foi constatada a proeminente participação dos tutores presenciais no AVA. Todas as informações da planilha foram codificadas, garantindo-se anonimato aos sujeitos.

Em seguida, organizamos os resultados (aprovado ou não aprovado) dos alunos por polos e disciplinas. Inicialmente, foi necessário replicar cada ação do tutor para o número de alunos, por disciplina. Por exemplo, se na disciplina 1 do semestre 1 (S1_D1) havia 50 alunos matriculados, a ação do tutor (TD e/ou TP) é realizada para toda a turma, embora cada aluno tenha um desempenho diferente e, conseqüentemente, um resultado específico (aprovado ou não aprovado). Fizemos isso em todos os polos, semestres, disciplinas e tutores para cada aluno. A planilha final ficou com 2.625 linhas e 56 colunas.

O próximo passo foi proceder à análise. É a segunda etapa proposta por Chatti *et al.* (2012) – analítica e ação – momento de explorar os dados e extrair significado com apoio neles. Reduzimos os fenômenos a termos quantitativos e manipulação estatística, permitindo comprovar relações entre si e generalizar sobre a sua natureza, ocorrência ou significado (Lakatos & Marconi, 1991).

174

Valemo-nos da análise de regressão logística binária, que “tem como objetivo principal estudar a probabilidade de ocorrência de um evento definido por Y que se apresenta de forma dicotômica (...), com base no comportamento de variáveis explicativas” (Fávero, 2015, p. 104). A variável dependente é o resultado do estudante (aprovado é o evento de interesse = 1; e não aprovado é a ocorrência do não evento = 0). As variáveis independentes são as ações dos tutores no ambiente (acesso, participação nos fóruns, envio de mensagens aos estudantes, *feedback* de atividades etc., representadas pela quantidade de vezes que esta é registrada), o sexo (1 = masculino e 2 = feminino) e a função (1 = tutor a distância e 2 = tutor presencial). Foi utilizado o *software* livre de análise estatística R.

Com base no resultado do modelo preditivo, elaboramos os questionários, com questões abertas e fechadas, que foram aplicados, por meio do aplicativo Formulários Google, junto a tutores e estudantes do curso.

A pré-testagem dos questionários foi realizada no polo de Maracanaú, com quatro tutores e cinco estudantes dos Cursos de Licenciatura em Ciências Biológicas e Física da UAB/UECE, com características próximas ao curso pesquisado. Após a aplicação do pré-teste, não se observou a necessidade de se fazer nenhum ajuste nos instrumentos.

O universo pesquisado abrangeu cinco polos (Maracanaú, Mauriti, Beberibe, Camocim e Piquet Carneiro), nove tutores (quatro a distância e cinco presenças, pois uma tutora a distância é responsável por dois polos), e 100 alunos. Responderam ao questionário sete tutores e 49 estudantes.

Ao aceitarem participar da pesquisa, tutores e estudantes assinaram um Termo de Consentimento Livre e Esclarecido (TCLE), conforme Resolução CNS nº 510/2016. Utilizamos essa Resolução, entendendo, contudo, que ela ainda não satisfaz a área de Ciências Humanas, Sociais e Sociais Aplicadas (Duarte, 2015). Além disso, “pesquisa com banco de dados, cujas informações são agregadas, sem a possibilidade de identificação individual” não necessitam ser registradas e avaliadas pelo sistema CEP/CONEP (Brasil, 2016, art. 1º).

Dentre outros pontos, oferecemos a tutores e estudantes o modelo preditivo obtido por meio da análise de regressão logística binária. Eles apon-taram, tanto de modo livre, como direcionado (modelo preditivo), as ações, que, em suas perspectivas, influenciavam no desempenho do estudante.

Para chegar ao modelo preditivo final, aplicamos a análise de regressão logística nos dois modelos baseados nas ações destacadas pelos sujeitos da pesquisa. Conforme sugerido por Fávero (2015), fizemos a análise de sensibilidade, escolhendo um ponto de corte (*cutoff*), calculando a Eficiência Global do Modelo (EGM), a sensibilidade e a especificidade. Desenhamos a curva ROC e calculamos a área sob a curva ROC, com o objetivo de perceber a eficiência do modelo para fins de previsão, de igual modo como realizamos com o modelo preditivo inicial. Aplicamos ainda o pseudo R^2 de McFadden nos três modelos, com o objetivo de obter mais elementos que subsidiassem a escolha do modelo final.

Esse ajuste realizado, ou refinamento do modelo, como preferimos chamar, se insere na etapa de pós-processamento dos dados, que é responsável pela melhoria contínua no processo de analítica da aprendizagem, pois envolve a inclusão e exclusão de dados e atributos, redefinição de indicadores e identificação de novos métodos de análise (Chatti *et al.*, 2012).

No próximo módulo deste artigo, destacaremos os resultados associados aos objetivos específicos explicitados na parte introdutória.

3. Resultados e discussão

Trazemos aqui os resultados e discussões do estudo. Detemo-nos em responder aos objetivos específicos, indicando inicialmente, o modelo preditivo, resultado da análise de regressão logística binária; em seguida, as ações que interferem no desempenho do estudante sob a perspectiva dos tutores e estudantes; e, por fim, a comparação dos dois modelos baseados nas ações propostas pelos sujeitos com o modelo estatístico obtido na pesquisa.

3.1 O modelo preditivo

Como explicitado no segmento imediatamente anterior, os dados do AVA Moodle foram organizados para a realização da análise de regressão logística binária. O resultado apontado pelo *software* R indica os coeficientes do intercepto e de cada umas das ações consideradas estatisticamente significativas.

Para que fosse atendido um pressuposto básico da técnica de análise de regressão logística binária, que é a ausência de multicolinearidade das variáveis explicativas (Fávero, 2015), realizamos o procedimento *stepwise* (resultado apresentado na Tabela 1). Para definir a significância estatística de cada parâmetro (constante e coeficientes das variáveis), utilizamos a estatística *z* de Wald. No R, um nível de significância de 0,05 ou menor, denotando que o coeficiente da variável ou a constante é estatisticamente significativo, é acompanhado por um ou mais asteriscos “*”.

176

Tabela 1. Resultado da regressão logística binária no R com $\Pr(>|z|)$ menor que 0,05

	Coefficients				
	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)	
(Intercept)	0.594321	0.075967	7.823	5.14e-15	***
A06	0.007161	0.001750	4.092	4.28e-05	***
A08	0.008035	0.001137	7.069	1.56e-12	***
A15	0.114503	0.030949	3.700	0.000216	***
A17	-0.007751	0.001872	-4.140	3.47e-05	***
A21	-0.005325	0.001387	-3.840	0.000123	***
A27	1.343030	0.528360	2.542	0.011026	*
A29	0.413054	0.144348	2.862	0.004216	**
A36	-0.065711	0.021479	-3.059	0.002218	**
A40	0.653014	0.160122	4.078	4.54e-05	***
A50	-0.154720	0.027514	-5.623	1.87e-08	***
A51	2.339297	0.716788	3.264	0.001100	**

Signif. codes: 0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1

(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)

Null deviance: 3085.5 on 2623 degrees of freedom

Residual deviance: 2895.5 on 2612 degrees of freedom

AIC: 2919.5

Number of Fisher Scoring iterations: 4

Dentre as 52 ações que podem ser aplicadas pelos tutores, acrescentando-se a essas as variáveis sexo e função dos tutores (a distância e presencial), totalizando 54 variáveis, apenas 11 demonstraram significância em relação ao desempenho do estudante, ou seja, ações que podem aumentar ou diminuir a probabilidade de aprovação dos alunos. São elas: A06, A08, A15, A17, A21, A27, A29, A36, A40, A50, A51. Essas variáveis representam as ações no AVA descritas na Tabela 2.

Tabela 2. Descrição das ações dos tutores significativas, conforme modelo de regressão logística

Código da ação	Descrição das ações
A06	Atribuir nota ao usuário
A08	Visualizar curso
A15	Baixar todos os arquivos
A17	Conceder prorrogação para um usuário
A21	Visualizar tabela de notas
A27	Enviar feedback ao usuário
A29	Baixar ou transferir arquivo de pasta
A36	Atualizar ou modificar fórum
A40	Revisar tentativa de questionário
A50	Visualizar relatório de log
A51	Visualizar esboço de relatório

Para elaborarmos a equação do modelo preditivo, utilizamos a função logística $p=1/(1+e^{-z})$. Assim, a equação resultante do nosso banco de dados, com as ações que devem ser consideradas pelos tutores, é a seguinte:

$$p = \frac{1}{1 + e^{-(\alpha + \beta_1 * A06 + \beta_2 * A08 + \beta_3 * A15 + \beta_4 * A17 + \beta_5 * A21 + \beta_6 * A27 + \beta_7 * A29 + \beta_8 * A36 + \beta_9 * A40 + \beta_{10} * A50 + \beta_{11} * A51)}}$$

Onde:

$$\begin{aligned} \alpha &= + 0,594321; \beta_1 = + 0,007161; \beta_2 = + 0,008035; \beta_3 = + 0,114503; \\ \beta_4 &= - 0,007751; \beta_5 = - 0,005325; \beta_6 = + 1,343030; \beta_7 = + 0,413054; \\ \beta_8 &= - 0,065711; \beta_9 = + 0,653014; \beta_{10} = - 0,154720; \beta_{11} = + 2,339297 \end{aligned}$$

A probabilidade média estimada de um estudante ser aprovado, se o tutor realizar essas ações no ambiente, é representada pelo coeficiente da equação relacionado a cada ação. Vale destacar que o sexo e a função dos tutores não contribuíram significativamente para o modelo. Significa que a probabilidade estatística de aprovação dos estudantes independe do sexo e da função de tutoria. Na prática, a atuação do tutor a distância deveria ser

mais significativa do que a do tutor presencial, pois a interação no ambiente virtual é incumbência desse tipo de tutoria; contudo, os dados estatísticos mostraram que o tutor presencial também tem marcante atuação no AVA.

O modelo preditivo também nos possibilita estimar a chance de o estudante ser aprovado em uma disciplina caso o tutor realize tais ações. Comumente chance e probabilidade são utilizados como sinônimos; contudo, “seus conceitos são diferentes” (Fávero, 2015, p. 105). A chance de ocorrência de um evento, que em nosso caso é a aprovação dos estudantes, é a probabilidade de ocorrência desse evento dividida pela probabilidade da não ocorrência do mesmo evento. Assim, se a probabilidade de aprovação é de 80%, por conseguinte, são as chances de aprovação de 4 para 1.

Para definirmos a chance de um aluno ser aprovado em função de uma determinada ação realizada pelo tutor, precisamos calcular o fator de chance (*odds ratio*). Ele nos diz como, em média, a chance de ser aprovado se modifica em função do acréscimo de uma unidade em cada variável, mantidas as demais constantes; ou seja, como as ações individualmente influenciam na chance de aprovação, se aumentam ou diminuem a chance de o aluno ser aprovado, mantidas as demais constantes. A Tabela 3 encerra esses percentuais para cada variável.

178

Tabela 3. Fator de chance (odds ratio) e porcentagem de aumento/diminuição na chance para cada variável do modelo preditivo

Ação	Coefficiente	Fator de Chance	%
A06	0,007161	1,007186701	0,7187
A08	0,008035	1,008067367	0,8067
A15	0,114503	1,121316005	12,1213
A17	-0,007751	0,992278962	- 0,7721
A21	-0,005325	0,994689153	- 0,5311
A27	1,343030	3,830632756	283,06
A29	0,413054	1,511426641	51,1427
A36	-0,065711	0,936401445	- 6,3599
A40	0,653014	1,921322978	92,1322
A50	-0,154720	0,856655007	- 14,3345
A51	2,339297	10,37394112	937,3941

Podemos perceber que os coeficientes das ações A06, A08, A15, A27, A29, A40 e A51 agem positivamente na probabilidade de aprovação. Os percentuais expressos na Tabela 3 demonstram que, mantidas as demais condições constantes, a chance de o aluno ser aprovado aumenta, em média, quando o tutor acrescenta mais uma ação de:

- atribuir nota ao usuário (A06), 0,72%;
- visualizar o curso (A08), 0,81%;
- baixar todos os arquivos (A15), 12,12%;
- envio de *feedback* ao usuário (A27), 283,06%;
- baixar ou transferir arquivo de pasta (A29), 51,14%;
- revisar tentativa de questionário (A40), 92,13%;
- visualizar esboço de relatório (A51), 937,39%.

É notório o fato de que as três primeiras ações têm um pequeno percentual de influência, ao passo que as quatro últimas influenciam fortemente as chances de o aluno ser aprovado. Ademais, A27 e A51, que são o envio de *feedbacks* aos usuários e a visualização de esboços de relatórios, mostram elevados percentuais. Significa que os tutores devem dar máxima atenção a essas ações, evidenciando e potencializando estratégias que levem os alunos a se sentirem acompanhados no decorrer do curso. É possível perceber que, mesmo com menores percentuais de fator de chance, o fato relacionado à atenção que o tutor deve dar ao aluno em seu percurso, apontando para a ideia de que o aluno, mesmo tendo autonomia para estudar nos cursos em EaD, precisa sentir-se apoiado e acompanhado para que tenha bons resultados em seu desempenho.

A Tabela 3 também evidencia que os coeficientes das ações A17, A21, A36 e A50 agem negativamente na probabilidade de aprovação. Tal significa que a chance de o aluno ser aprovado diminui, em média, quando o tutor acrescenta mais uma ação de:

- conceder prazo ao usuário (A17), 0,77%;
- visualizar a tabela de notas (A21), 0,53%;
- atualizar ou modificar fórum (A36), 6,36%;
- visualizar relatório de *log* (A50), 14,33%.

Embora sejam percentuais que não parecem significativos, à medida que o tutor concede prazo ao usuário e visualiza a tabela de notas, ele diminui as chances de aprovação do estudante. De igual modo, acontece quando ele atualiza ou modifica um fórum e visualiza os relatórios de log.

Tais ações podem refletir negativamente no desempenho do estudante. Por exemplo, o fato de um tutor conceder mais prazo em uma disciplina pode levar os alunos a se acostumarem a não cumprir prazos, o que pode prejudicá-los depois em outra disciplina, perdendo uma atividade, caso não haja prorrogação; o fato de atualizar ou modificar um fórum pode ensejar insegurança nas respostas dos alunos, alterando a interpretação do que era solicitado no texto original do fórum.

É importante expressar que, embora tenhamos analisado o fator de chance para cada variável isoladamente, o resultado positivo no desempenho do estudante depende da adequação do modelo preditivo. Por isso, após estimarmos esse modelo de probabilidade de ocorrência do evento, elaboramos sua análise de sensibilidade, a qual classifica os dados/observações, com base em suas probabilidades estimadas, em eventos e não eventos, com suporte num determinado *cutoff*. Segundo Fávero (2015, p. 124), o *cutoff*,

que nada mais é do que um ponto de corte que o pesquisador escolhe, é definido para que sejam classificadas as observações em função das suas probabilidades calculadas e, desta forma, é utilizado quando há o intuito de se elaborarem previsões de ocorrência do evento para observações não presentes na amostra com base nas probabilidades das observações presentes na amostra.

180

Definimos um *cutoff* de 0,5, que é o valor padrão geralmente utilizado em regressão logística, a exemplo de Aguiar (2016) e Sales (2017), porque estamos a estimar a probabilidade de aprovação dos estudantes do Curso de Licenciatura em Química da UAB/UECE, com amparo nas ações desenvolvidas pelos tutores. Nosso interesse, portanto, é a maximização de acertos para a classificação das observações consideradas como evento (sensitividade) e uma eficiência geral do modelo acima de 70%.

No caso da pesquisa, das 2.624 observações, 1.968 foram classificadas corretamente, para um *cutoff* de 0,5, sendo que 1.864 delas eram evento (aprovação) e de fato foram classificadas como tal, e outras 84 não eram evento (não aprovação) e não foram classificadas como evento (ver Tabela 4).

Tabela 4. Classificação das observações em evento e não evento (*cutoff* = 0,5)

Classificação	Incidência real do evento	Incidência real do não evento	Total
Evento	1864	637	2501
Não Evento	39	84	123
Total	1903	721	2624

A análise de sensibilidade é identificada ao se observar a eficiência global do modelo (EGM), a sensibilidade e a especificidade. Para um determinado *cutoff* escolhido, que no nosso caso foi 0,5, a eficiência global do modelo (EGM) diz respeito ao percentual total de acerto da classificação; a sensibilidade corresponde ao percentual de acerto, considerando-se apenas as observações que de fato são evento; e a especificidade refere-se ao percentual de acerto levando-se em conta apenas as observações que não são evento.

Considerado o *cutoff* de 0,5, o modelo de regressão logística binária resultante possui uma eficiência global do modelo de 74,24% (observações classificadas corretamente), a sensibilidade de 97,95% (observações que foram classificadas como evento corretamente), e a especificidade de 11,65% (observações que não foram evento classificadas corretamente). Significa que mais de 70% das observações foram classificadas corretamente, e as classificações do evento, que são as aprovações, alcançaram mais que 90%. De acordo com Fávero (2015, p. 155), “quanto maior o percentual de sensibilidade, é bom para prever o evento”.

Para analisar a qualidade do ajuste do modelo, precisamos verificar a área abaixo da curva ROC. A Figura 1 traz a curva ROC de nosso modelo. De acordo com Fávero (2015, pp. 128-129),

um determinado modelo com uma maior área abaixo da curva ROC apresenta maior eficiência global de previsão (...) quanto maior a sua convexidade em relação ao ponto (0,1), maior a sua área (maior sensibilidade e maior especificidade) e, conseqüentemente, melhor o modelo estimado para efeitos de previsão.

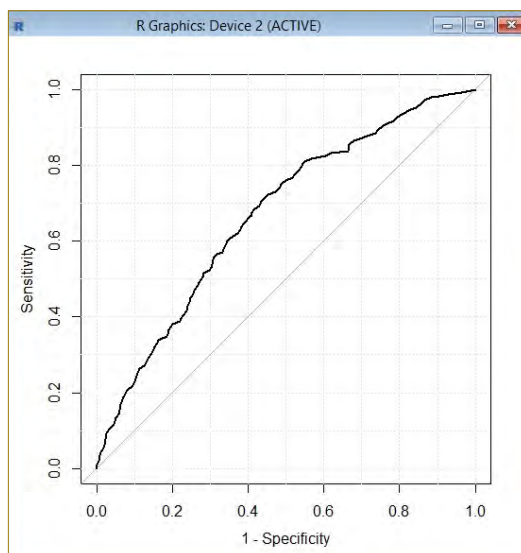


Figura 1. Curva ROC do modelo preditivo.

Considerando-se arredondamento para quatro casas decimais, a área sob a curva ROC (*Area Under an ROC Curve* – AUROC) do nosso modelo foi 0,6696. Embora possa ser classificada como “pobre”⁶ para efeito de previsão, pois ficou no intervalo 60-70, ela está mais próxima do nível “justo ou moderado”, cujo intervalo é 0,70-0,80, se atentarmos para o arredondamento para uma casa decimal (0,7).

Estimamos o modelo preditivo e realizamos a respectiva análise de sensibilidade, mas, além do resultado estatístico, para eleger tal modelo como algo a ser replicado e validá-lo, nós o apresentamos para os sujeitos que executam as ações e para aqueles que são o objetivo delas. Questionamos se concordavam com o que havia sido encontrado. Foram aplicados, portanto, questionários com tutores e estudantes do Curso de Licenciatura em Química da UAB/UECE, dos polos pesquisados. É o que veremos no subtópico a seguir.

3.2 *A perspectiva de tutores e estudantes*

Mostramos o modelo obtido para tutores e estudantes do curso de Licenciatura de Química da UAB/UECE, tendo em vista que eles são personagens fundamentais no processo ensino-aprendizagem na educação a distância.

182

Perguntamos, inicialmente, a tutores e estudantes as ações que interferiam no desempenho do aluno, livremente e, em seguida, direcionada (as 52 ações possíveis de serem aplicadas pelos tutores no AVA, depois as 11 ações do modelo preditivo). As respostas dos sujeitos foram dirigidas a ações relacionadas a acompanhamento e avaliação do estudante. Ao ser expresso o modelo preditivo a tutores e estudantes, considerando as ações citadas por mais da metade dos sujeitos, os tutores referendaram apenas seis e os estudantes nove. Tutores e estudantes indicaram modelos diferentes (ver Tabelas 5 e 6).

Para fundamentar melhor o refinamento do modelo, optamos por aplicar a regressão logística binária (procedimento *stepwise*) para o conjunto de ações propostas pelos tutores e pelos alunos. Percebemos que o conjunto das ações com mais da metade das indicações de tutores e estudantes era mais abrangente no grupo dos estudantes, em que apenas duas ações (A29 e A51) são desconsideradas. O resultado da regressão logística binária para as ações destacadas pelos estudantes mostra que seus coeficientes continuaram com significância estatística, conforme se pode observar na Tabela 7.

⁶ Para saber mais sobre essa classificação, ver: <https://bit.ly/1TZDDGS>.

Tabela 5. Ações do modelo preditivo validadas pelos tutores

Ação	%
A27 - Enviar feedback ao usuário	100,0%
A06 - Atribuir nota ao usuário	85,7%
A17 - Conceder prorrogação para um usuário	71,4%
A36 - Atualizar ou modificar fórum	71,4%
A15 - Baixar todos os arquivos	71,4%
A21 - Visualizar tabela de notas	57,1%

Tabela 6. Ações do modelo preditivo validadas pelos estudantes

Ação	%
A27 - Enviar feedback ao usuário	85,7%
A17 - Conceder prorrogação para um usuário	85,7%
A06 - Atribuir nota ao usuário	83,7%
A36 - Atualizar ou modificar fórum	77,6%
A21 - Visualizar tabela de notas	69,4%
A40 - Revisar tentativa de questionário	65,3%
A08 - Visualizar curso	57,1%
A15 - Baixar todos os arquivos	53,1%
A50 - Visualizar relatório de log	51,0%

Tabela 7. Resultado da regressão logística binária no R para as ações destacadas pelos estudantes

	Coefficients				
	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)	
(Intercept)	0.598456	0.075429	7.934	2.12e-15	***
A06	0.006238	0.001726	3.614	0.000302	***
A08	0.007983	0.001148	6.952	3.60e-12	***
A15	0.113640	0.031239	3.638	0.000275	***
A17	-0.010259	0.001702	-6.027	1.67e-09	***
A21	-0.004186	0.001352	-3.096	0.001963	**
A27	1.359620	0.526909	2.580	0.009869	**
A36	-0.078089	0.021350	-3.657	0.000255	***
A40	0.419140	0.113596	3.690	0.000224	***
A50	-0.100366	0.020319	-4.939	7.83e-07	***

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)

Null deviance: 3085.5 on 2623 degrees of freedom

Residual deviance: 2915.6 on 2614 degrees of freedom

AIC: 2935.6

Number of Fisher Scoring iterations: 4

Em seguida, para cada ação, calculamos o fator de chance e fizemos a análise de sensibilidade, elegendo um *cutoff* de 0,5, que, em função do espaço, não serão destacados aqui. Por fim, elaboramos a curva ROC (Figura 2) e calculamos a área sob a curva ROC para verificar a qualidade do ajuste do modelo.

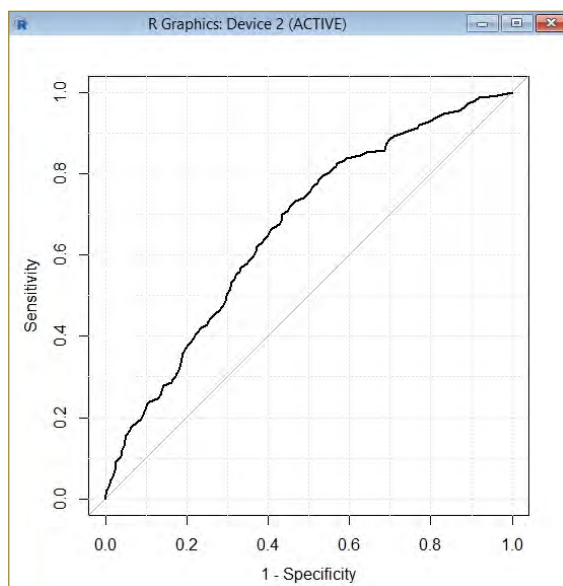


Figura 2. Curva ROC do modelo baseado nas ações destacadas pelos estudantes.

A área sob a curva ROC (AUROC) desse modelo é 0,6647. Lembra-mos que a área sob a curva ROC do modelo preditivo inicial foi de 0,6696, configurando-se uma diferença muito pequena (0,0049) em relação ao modelo baseado nas ações destacadas pelos estudantes.

Passando para o modelo baseado nas ações evidenciadas pelos tutores, vemos que seis são indicadas por eles. Aplicando-se a regressão logística binária, observamos que os coeficientes das ações do modelo proposto pelos tutores, exceto A06, continuaram com significância estatística, segundo se pode visualizar na Tabela 8. Por conseguinte, tal ação foi desconsiderada no modelo.

Calculamos o fator de chance para cada ação estatisticamente significativa e procedemos à análise de sensibilidade, levando em conta um *cutoff* de 0,5. Posteriormente, elaboramos a curva ROC (Figura 3) e calculamos a área sob a curva ROC para verificar a qualidade do ajuste do modelo.

Tabela 8. Resultado da regressão logística binária no R baseada nas ações destacadas pelos tutores

	Coefficients				
	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)	
(Intercept)	0.9239951	0.0596302	15.495	< 2e-16	***
A15	0.1230624	0.0311903	3.946	7.96e-05	***
A17	-0.0104108	0.0014882	-6.996	2.64e-12	***
A21	0.0017503	0.0004696	3.727	0.000194	***
A27	1.3439797	0.5242383	2.564	0.010357	*
A36	-0.0559084	0.0205745	-2.717	0.006580	**

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)

Null deviance: 3085.5 on 2623 degrees of freedom

Residual deviance: 2978.1 on 2618 degrees of freedom

AIC: 2990.1

Number of Fisher Scoring iterations: 4

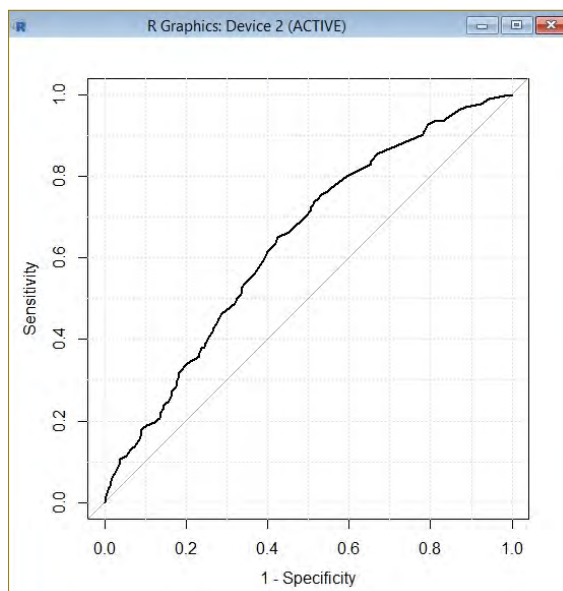


Figura 3. Curva ROC do modelo baseado nas ações destacadas pelos tutores.

A AUROC do modelo baseado nas ações destacadas pelos tutores é 0,6385, também não se distanciando muito do modelo preditivo inicial. O modelo inicial, contudo, ainda expressa uma área maior do que os dois modelos baseados nas ações destacadas por tutores e estudantes.

Após obtermos tais resultados, realizamos a comparação dos três modelos para estabelecer o modelo preditivo final, conforme se pode verificar no próximo subtópico.

3.3 Comparação dos modelos e estabelecimento do modelo preditivo final

Para decidir por qual modelo optar, Fávero (2015, p. 113) nos orienta no sentido de que “um maior Pseudo R^2 de McFadden pode ser utilizado como critério para escolha de um modelo em detrimento de outro”. Acrescenta ainda, que, contudo, “há outro critério mais adequado à escolha do melhor modelo, o qual se refere à maior área abaixo da curva ROC”. Calculamos o Pseudo R^2 de McFadden para os três modelos, a fim de melhor fundamentar nossa escolha. A síntese desses resultados encontra-se na Tabela 9.

Tabela 9. Pseudo R^2 de McFadden e área sob a curva ROC dos modelos propostos

Identificação do Modelo	Pseudo R^2	AUROC
Inicial	0,06160539	0.6696
Baseado nos estudantes	0,05508018	0.6647
Baseado nos tutores	0,03483518	0.6385

É perceptível o fato de que o maior Pseudo R^2 de McFadden é o do modelo preditivo inicial, resultante da regressão logística binária inicial: 0,06160. Ao considerar a área sob a curva ROC do modelo preditivo inicial e dos modelos baseados nas ações destacadas pelos estudantes e pelos tutores, também verificamos que a área da predição inicial é a que denota percentual mais alto, sendo o melhor critério de escolha (Fávero, 2015).

186

Decidimos, portanto, que o modelo preditivo inicial permanece como o proposto para efeitos de previsão do desempenho do estudante do curso de Licenciatura em Química da UAB/UECE, constituído de 11 ações. Lembramos que existem ações que podem aumentar e outras que podem diminuir a probabilidade e chance de aprovação do estudante. No próximo segmento, são tecidas as conclusões acerca desta pesquisa.

4. Conclusões

Após analisarmos os três modelos obtidos na pesquisa, pudemos perceber que o modelo estatístico inicial, resultado da análise de regressão logística binária, é o mais apropriado para efeito de previsão. A análise dos resultados nos fez concluir, por conseguinte, que as ações a serem priorizadas pelos tutores do Curso de Licenciatura em Química da UAB/UECE, com o objetivo de aumentar a probabilidade de aprovação dos estudantes, são: Atribuir nota ao usuário – A06; Visualizar curso – A08; Baixar todos os arquivos – A15; Enviar *feedback* ao usuário – A27; Baixar ou transferir arquivo de pasta – A29; Revisar tentativa de questionário – A40; Visualizar esboço

de relatório – A51. Essas ações possuem coeficientes positivos e fatores de chances que, mantidas as demais condições constantes, aumentam a probabilidade de aprovação do estudante.

Por outro lado, as ações que devem ser evitadas pelos tutores ou cuja frequência há que ser diminuída, pois reduzem a probabilidade de aprovação dos estudantes são: Conceder prorrogação para um usuário – A17; Visualizar tabela de notas – A21; Atualizar ou modificar fórum – A36; e, Visualizar relatório de *log* – A50. Essas ações evidenciam coeficientes negativos e fatores de chance que, mantidas as demais condições constantes, diminuem a probabilidade de aprovação.

Verificamos que devem ser respeitados os prazos de retorno aos questionamentos dos estudantes e às suas atividades, pois o *feedback* é muito importante para que estes permaneçam ativos no curso. Os *feedbacks* devem indicar os erros e acertos dos alunos, possibilitando-lhes identificar em que aspectos precisam melhorar e os que devem continuar sendo reforçados.

Quando os tutores atribuem notas aos estudantes, estes podem ficar mais atentos e menos negligentes em relação ao ensino aprendizagem e com o curso como um todo. A probabilidade de aprovação aumenta de acordo com o fator de chance.

Ao se mostrarem vigilantes com a avaliação dos estudantes, atribuindo as notas, e revisando as tentativas de questionário, os estudantes podem perceber que os tutores estão atentos a sua trajetória no curso. Como consequência, podem ficar mais propensos a atenderem as expectativas lançadas pelo curso, a disciplina e o tutor.

Os relatórios são utilizados, especialmente, para dar ciência ao coordenador do curso sobre a situação dos seus cursistas. Esses registros, contudo, possibilitam ao tutor uma visão geral do estado da sua turma e, se for necessário, de alunos, individualmente. Portanto, a visualização do esboço de relatório deve ser valorizada e mais bem utilizada pelos tutores. Os coeficientes, percentuais de significância e fator de chance do esboço de relatório comprovam tal asserção.

O fato de conceder prorrogação de prazo para o envio das atividades pelos alunos diminui suas chances de aprovação. Assim, deve ser menos aplicada pelos tutores. Embora os estudantes acreditem ser positiva para o seu desempenho, essa ação pode levar os alunos a se acostumarem a não cumprir prazos, o que pode prejudicá-los depois em outra disciplina, perdendo uma atividade, caso não haja prorrogação.

A visualização da tabela de notas, de acordo com o modelo, diminui de maneira muito pequena a probabilidade de aprovação dos estudantes. Mesmo assim, é estranho pensar que a ação de visualizar a tabela de notas por parte de um tutor possa diminuir a probabilidade de um aluno ser aprovado. Pode-se supor (algo que precisa ser investigado por outras pesquisas) que essa ação, no entanto, realizada sem uma reflexão efetiva sobre como contribuir para aqueles que estão com baixo desempenho, pode favorecer junto ao tutor a cristalização de perfis de alunos que tenderão a ser bem avaliados e aqueles que continuarão a não receber essa atenção.

O fórum é uma das atividades mais utilizadas nos cursos em EaD; contudo, ao criar um fórum, o tutor precisa estar atento para que este não precise de atualizações, pois, à medida que o tutor faz uma modificação, ele diminui as chances de aprovação dos alunos. O fato de atualizar ou modificar um fórum pode ensejar insegurança nas respostas dos alunos, alterando a interpretação do que era solicitado no texto original do fórum.

A visualização do relatório de *log*, segundo o modelo, contribui com a diminuição da probabilidade de aprovação dos estudantes. Nesse caso, pode-se pensar na hipótese (algo que precisa ser investigado por outras pesquisas) de que se o tutor usa seu tempo para visualizar o relatório de log, mas não efetiva estratégias para ajudar os alunos com baixas interações no AVA, essa ação apenas diminuirá o tempo que ele poderia dedicar a ações reconhecidas como de influxo positivo no desempenho discente (por exemplo, fornecer *feedback* aos alunos).

Os resultados obtidos evidenciam o potencial da analítica da aprendizagem para contribuir no desvelamento de fatores que tendem a influenciar a aprendizagem e o conseqüente desempenho de estudantes, possibilitando a constituição de estratégias que favoreçam a melhoria dos indicadores de sucesso acadêmico.

188

Referências bibliográficas

- Aguiar, A. N. (2016). *Evasão no curso de Licenciatura em Matemática a distância da UECE sob a perspectiva da analítica da aprendizagem* (Dissertação de Mestrado, Universidade Estadual do Ceará, Fortaleza, Brasil). Disponível em <https://bit.ly/2LthgyO>
- Andergassen, M., Mödritscher, F., & Neumann, G. (2014). Practice and repetition during exam preparation in blended learning courses: Correlations with learning results. *Journal of Learning Analytics*, 1(1), 48-74. <https://dx.doi.org/10.18608/jla.2014.11.4>

- Barbosa, G. M. O. S. (2019). *Ação dos tutores e sua relação com o desempenho dos estudantes em curso de licenciatura da UAB/UECE sob a perspectiva da analítica da aprendizagem* (Tese de Doutorado não publicada). Universidade Estadual do Ceará, Fortaleza, Brasil.
- Brasil. Ministério da Saúde. Conselho Nacional de Saúde. (2016). *Resolução nº 510, de 7 de abril de 2016*. Disponível em <https://bit.ly/2E0qAEo>
- Brasil. Ministério da Educação. Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior. (2018a, Março 27). *O que é a UAB?* [página web]. Disponível em <https://bit.ly/2Y53B2i>
- Brasil. Ministério da Educação. Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior. (2018b). *Nota Técnica nº 2/2018/CGPC/DED*
- Cambuzzi, W. L. (2014). *GWISE: uma aplicação de learning analytics para a redução da evasão na educação a distância* (Dissertação de Mestrado, Universidade do Vale do Rio dos Sinos, São Leopoldo, Brasil). Disponível em <https://bit.ly/2V5PPuf>
- Chatti, M. A., Dyckhoff, A. L., Schroeder, U., & Thüs, H. (2012). A reference model for learning analytics. *International Journal of Technology Enhanced Learning*, 4(5-6), 318-331. <https://dx.doi.org/10.1504/IJTEL.2012.051815>
- Chaves, J. B. (2015). *Formação a distância de professores em Matemática pela UAB/UECE: Relação entre interação e desempenho à luz da analítica da aprendizagem* (Dissertação de Mestrado, Universidade Estadual do Ceará, Fortaleza, Brasil). Disponível em <https://bit.ly/2LBKonE>
- Creswell, J. W., & Clark, V. L. P. (2013). *Pesquisa de métodos mistos* (2 ed.). Porto Alegre: Penso.
- Duarte, L. F. D. (2017). Cronologia da luta pela regulação específica para as Ciências Humanas e Sociais da avaliação da ética em pesquisa no Brasil. *Práxis Educativa*, 12(1), 267-286. <https://dx.doi.org/10.5212/PraxEduc.v.12i1.0015>
- Dvorak, T., & Jia, M. (2016). Online work habits and academic performance. *Journal of Learning Analytics*, 3(3), 318-330. <https://dx.doi.org/10.18608/jla.2016.33.15>
- Fávero, L. P. (2015). *Análise de dados: Modelos de regressão com Excel, Stata e SPSS*. Rio de Janeiro: Elsevier.
- Ferreira, J. L. C. (2016). MD-PREAD: Um modelo para predição de reprovação de aprendizes na educação a distância usando árvore de decisão (Dissertação de Mestrado, Universidade do Vale do Rio dos Sinos, São Leopoldo, Brasil). Disponível em <https://bit.ly/2JIF19i>
- Gonçalves, M. T. L. (2018). *Formação do pedagogo para a gestão escolar na UAB/UECE: A analítica da aprendizagem na educação a distância* (Tese de Doutorado, Universidade Estadual do Ceará, Fortaleza, Brasil). Disponível em <https://bit.ly/2JnE3co>
- Gray, G., McGuinness, C., Owende, P., & Hofmann, M. (2016). Learning factor models of students at risk of failing in the early stage of tertiary education. *Journal of Learning Analytics*, 3(2), 330-372. <https://dx.doi.org/10.18608/jla.2016.32.20>
- Instituto Nacional de Estudos e Pesquisas Educacionais Anísio Teixeira. (2016). *Sinopse estatística de educação superior 2015*. Brasília: Autor. Disponível em <https://bit.ly/2WpnG2Y>
- Instituto Nacional de Estudos e Pesquisas Educacionais Anísio Teixeira. (2018a). *Sinopse estatística de educação superior 2017*. Brasília: Autor. Disponível em <https://bit.ly/2CAsUQN>

- Instituto Nacional de Estudos e Pesquisas Educacionais Anísio Teixeira. (2018b). *Censo da educação superior. Notas estatísticas 2017*. Brasília: Autor. Disponível em <https://bit.ly/2Ri1fk5>
- Jayaprakash, S. M., Moody, E. W., Lauría, E. J. M., Regan, J. R., & Baron, J. D. (2014). Early alert of academically at risk students: an open source analytics initiative. *Journal of Learning Analytics*, 1(1), 6-47. <https://dx.doi.org/10.18608/jla.2014.11.3>
- Johnson, L., Adams, S., & Cummins, M. (2012). *The NMC horizon report: 2012 Higher education edition*. Austin, Texas: The New Media Consortium. Disponível em <https://bit.ly/2VTklfg>
- Knight, D. B., Brozina, C., & Novoselich, B. (2016). An investigation of first-year engineering student and instructor perspectives of learning analytics approaches. *Journal of Learning Analytics*, 3(3), 215-238. <https://dx.doi.org/10.18608/jla.2016.33.11>
- Lakatos, E. M., & Marconi, M. A. (1991). *Metodologia científica* (2. ed.). São Paulo: Atlas.
- Leeuwen, A. (2015). Learning analytics to support teachers during synchronous CSCL: Balancing between overview and overload. *Journal of Learning Analytics*, 2(2), 138-162. <https://dx.doi.org/10.18608/jla.2015.22.11>
- Lowes, S., Lin, P., & Kinghorn, B. (2015). Exploring the link between online behaviours and course performance in asynchronous online high school courses. *Journal of Learning Analytics*, 2(2), 169-194. <https://dx.doi.org/10.18608/jla.2015.22.13>
- McCoy, C., & Shih, P. (2016). Teachers as producers of data analytics: A case study of a teacher-focused educational data science program. *Journal of Learning Analytics*, 3(3), 193-214. <https://dx.doi.org/10.18608/jla.2016.33.10>
- Mill, D. R. S., Ribeiro, L. R. C., & Oliveira, M. R. G. (2014). Múltiplos enfoques sobre a polidocência na educação a distância virtual. In D. R. S. Mill, L. R. C. Ribeiro & M. R. G. Oliveira (Org.), *Polidocência na educação a distância: Múltiplos enfoques* (pp. 13-24). São Carlos: Ed. UFSCar.
- Nunes, J. B. C. (2015). Estado da arte sobre analítica da aprendizagem na América Latina. In J. B. Castro & T. E. V. Silva (Coords.), *Anais dos workshops do Congresso Brasileiro de Informática na Educação* (pp. 1024-1033). <https://dx.doi.org/10.5753/cbie.wcbie.2015.1024>
- Oliveira, E. D. S. (2016). *Modelo de diagnóstico de dificuldades de aprendizagem orientado a conceitos* (Dissertação de Mestrado, Universidade Federal da Paraíba, João Pessoa, Brasil). Disponível em <https://bit.ly/2VnUOvI>
- Oliveira, M. R. G., Mill, D. R. S., & Ribeiro, L. R. C. (2014). A gestão da sala de aula virtual e os novos saberes para a docência na modalidade de Educação a Distância. In D. R. S. Mill, L. R. C. Ribeiro & M. R. G. Oliveira (Org.), *Polidocência na educação a distância: Múltiplos enfoques* (pp. 61-76). São Carlos: Ed. UFSCar.
- Pardos, Z. A., Baker, R. S. J. D., San Pedro, M. O. C. Z., Gowda, S. M., & Gowda, S. M. (2014). Affective states and state tests: Investigating how affect and engagement during the school year predict end-of-year learning outcomes. *Journal of Learning Analytics*, 1 (1), 107-128. <https://dx.doi.org/10.18608/jla.2014.11.6>
- Portal, C. (2016). *Estratégias para minimizar a evasão e potencializar a permanência em EaD a partir de sistema que utiliza mineração de dados educacionais e learning analytics*. (Dissertação de Mestrado, Universidade do Vale do Rio dos Sinos, São Leopoldo, Brasil). Disponível em <https://bit.ly/2H7hela>

- Sales, V. M. B. (2017). *Analítica da aprendizagem como estratégia de previsão de desempenho de estudantes de curso de Licenciatura em Pedagogia a distância* (Tese de Doutorado, Universidade Estadual do Ceará, Fortaleza, Brasil). Disponível em <https://bit.ly/2H7eSJP>
- Santos, H. L., Cechinel, C., Nunes, J. B. C., & Ochoa, X. (2017). An initial review of learning analytics in Latin America. In: A. Díaz, A. Casali, M. C. Rivas, & A. S. Sprock (Eds.), *2017 Twelfth Latin American Conference on Learning Technologies (LACLO)*, (pp. 1-9). <https://dx.doi.org/10.1109/LACLO.2017.8120913>
- Schneider, B., & Pea, R. (2015). Does seeing one another's gaze affect group dialogue? A computational approach. *Journal of Learning Analytics*, 2(2), 107-133. <https://dx.doi.org/10.18608/jla.2015.22.9>
- Souza, R. C. (2016). Aplicação de learning analytics para avaliação do desempenho de tutores a distância (Dissertação de Mestrado, Universidade Federal Rural do Semi-Árido, Mossoró, Brasil). Disponível em <https://bit.ly/2Ycz3f6>
- Vidal, E. M. (2017). *Universidade Aberta do Brasil na Universidade Estadual do Ceará: Acesso, permanência e sucesso. Estudo de dados a partir do SisUab e SisRel*. Fortaleza: UECE.
- Waddington, R. J., Nam, S., Lonn, S., & Teasley, S. D. (2016). Improving early warning systems with categorized course resource usage. *Journal of Learning Analytics*, 3(3), 263-290. <https://dx.doi.org/10.18608/jla.2016.33.13>
- Zapparolli, L. S. (2016). *FAG: Ferramenta de apoio à gestão no ambiente virtual de aprendizagem Moodle utilizando técnicas de Business Intelligence* (Dissertação de Mestrado, Universidade Federal do ABC, Santo André, Brasil). Disponível em <https://bit.ly/2VITn0k>

Análisis de los recursos, usos y competencias tecnológicas del profesorado universitario para comprender y mejorar el proceso de aprendizaje del alumnado

Julio Barroso Osuna¹  
 Vissy Yanet Matos Alcántara²  
 Sonia Aguilar Gavira³  

¹ Universidad de Sevilla, España; ² Pontificia Universidad Católica Madre y Maestra, República Dominicana; ³ Universidad de Cádiz, España

Resumen. Las Tecnologías de la Información y la Comunicación suponen una valiosa fuente de interacción, construcción y difusión del conocimiento para el alumnado, aunque para ello, debe producirse una conversión del papel docente, abandonándose como eje vertebrador de la información y el conocimiento y donde la adquisición de unas competencias pedagógicas adquiere igual o mayor importancia que la tecnológica. El presente artículo tiene como finalidad conocer las posibles barreras que dificultan el aprendizaje del alumnado a través de las TIC. Para ello, ofreceremos los resultados alcanzados en una investigación llevada a cabo en la Pontificia Universidad Católica Madre y Maestra, en la ciudad de Santo Domingo, donde se analizaron los recursos tecnológicos disponibles, uso que se hace de ellos, así como la actitud y formación del profesorado. Se trata de una investigación descriptiva, con una metodología mixta donde se combinan técnicas cualitativas y cuantitativas. Según los resultados alcanzados, la formación recibida por el profesorado es escasa y centrada básicamente en aspectos técnicos, lo que dificulta el uso de las mismas con su alumnado desde un punto de vista pedagógico. La escasa competencia percibida en el propio profesorado provoca desmotivación y poca iniciativa para incorporarla en el proceso de enseñanza-aprendizaje.

Palabras clave: universidad; formación; profesorado; competencias tecnológicas; TPACK.

Análise dos recursos, usos e competências tecnológicas do corpo docente universitário para compreender e melhorar o processo de aprendizagem dos alunos

Resumen. As Tecnologias da Informação e Comunicação são uma fonte valiosa de interação, construção e disseminação de conhecimento para os alunos, embora para isso deva ocorrer uma transformação do papel docente, representando um eixo estruturador da informação e do conhecimento e onde a aquisição de competências pedagógicas adquira igual ou maior importância que a tecnológica. O objetivo deste artigo é conhecer as possíveis barreiras que dificultam a aprendizagem do aluno por meio das TIC. Para isso, ofereceremos os resultados alcançados em uma pesquisa realizada na Pontificia Universidade Católica Madre y Maestra, na cidade de Santo Domingo, onde foram analisados os recursos tecnológicos disponíveis, o seu uso, bem como a atitude e a formação do corpo docente. Trata-se de uma pesquisa descritiva, com uma metodologia mista onde são combinadas técnicas qualitativas e quantitativas. De acordo com os resultados alcançados, a formação recebida pelos professores é limitada e centrada basicamente em aspectos técnicos, o que dificulta a sua utilização com seus alunos do ponto de vista pedagógico. A escassa competência observada no corpo docente causa desmotivação e pouca iniciativa para a sua inclusão no processo de ensino-aprendizagem.

Palavras-chave: universidade; formação; corpo docente; competências tecnológicas; TPACK.

Analysis of the resources, uses and technological competences of the university teaching staff to understand and improve the learning process of the students

Abstract. Information and Communication Technologies are a valuable source of interaction, construction and dissemination of knowledge for students, although for this, there must be a conversion of the teaching role, abandoning as the backbone of information and knowledge and where the acquisition of pedagogical competences acquires equal or greater importance than the technological one. The purpose of this

article is to understand the possible barriers that hinder student learning through ICT. For this, we will offer the results achieved in a research carried out at the Pontifical Catholic University Madre y Maestra, in the city of Santo Domingo, where the available technological resources, use of them, as well as attitude and training were analyzed of the teaching staff. It is a descriptive research, with a mixed methodology where qualitative and quantitative techniques are combined. According to the results achieved, the training received by teachers is limited and basically focused on technical aspects, which makes it difficult to use them with their students from a pedagogical point of view. The scarce perceived competence in the teaching staff causes demotivation and little initiative to incorporate it into the teaching-learning process.

Keywords: University, training, teaching staff, technological competences, TPACK.

1. INTRODUCCIÓN

El desarrollo tecnológico ha supuesto grandes cambios en todas las esferas de nuestra vida, enfrentándonos a una sociedad en continuo cambio, inestable y dinámica. El siglo XXI requiere ciudadanos formados en el conocimiento y uso de las mismas, garantizando así una participación activa en la actual sociedad web 2.0., y donde el profesorado tiene entre sus competencias el promover desde el contexto universitario su uso (Federico y Agresti, 2017; Gutiérrez, 2014). En esta línea nos gustaría señalar las palabras de Pérez (2012), con las que el autor insiste en la necesidad de establecer ciertos cambios en el sistema educativo:

(...) cambiar la mirada, de reinventar la escuela. Las reformas parciales sin sentido global ya no son suficientes. La explosión exponencial y acelerada de la información en la era digital requiere reconsiderar de manera sustancial el concepto de aprendizaje y los procesos de enseñanza. Demasiados docentes parecemos ignorar la relevancia extrema de esta nueva exigencia en nuestra tarea profesional (p. 68-69).

Aunque la presencia de las tecnologías cada vez es mayor en nuestros centros educativos, su incorporación según estudios realizados por (Arancibia, Cosimo, Casanoba, 2018; Barrera-Osorio y Linden, 2009; European Commission, 2008; Martínez, López-Martín y Pérez-Carbonell, 2018) no han provocado mejoras en la práctica educativa y, por ende, en el aprendizaje del alumnado. Su incorporación ha estado centrada en la mejora de infraestructuras tecnológicas, olvidándose de un aspecto fundamental para hacer un buen uso educativo de las mismas, la formación del profesorado tanto en aspectos técnicos como pedagógicos. Una formación insuficiente que ha dado lugar a un mal uso de la misma o a la desconfianza por parte del profesorado para incluirlas en su práctica docente (Banlankast y Blamire, 2007; Gray y Lewis, 2009). Aunque en muchas ocasiones se suele asociar tecnología con innovación, lo cierto es que el uso de las mismas no garantiza una mejora del proceso educativo si se continúa haciendo lo

mismo que con una metodología tradicional, convirtiéndose las plataformas institucionales en meros repositorios de contenidos. Si deseamos una verdadera incorporación de dichas herramientas en el contexto educativo, es un requisito prioritario, la formación del profesorado universitario en competencias tecnológicas, así como pedagógicas. Cuando hablamos de competencia digital, hacemos referencia a las habilidades, conocimientos y actitudes que el usuario debe adquirir tanto en el manejo tecnológico, informacional y de comunicación, de forma que permita una utilización de las herramientas práctica y útil. Son diversos los estudios que han manifestado que la formación del profesorado llevada a cabo hasta el momento en dichos recursos no ha sido apropiada (Arancibia *et al.*, 2017; Cabero, 2004; Cabero y Barroso, 2016; Llorente, 2008).

Hablar de competencias en Tecnología de la Información y la Comunicación (de ahora en adelante TIC) por parte del profesorado hace referencia “al conjunto de conocimientos y habilidades necesarias que este debe poseer para utilizar estas herramientas tecnológicas como unos recursos educativos más integrados en su práctica diaria” (Suárez *et al.*, 2012, p. 294). Es más que evidente los beneficios que aporta las TIC al proceso de enseñanza-aprendizaje en nuestras universidades. Entre otros autores, Poore (2013, p. 6-9) realiza una clasificación de los beneficios que ofrece las herramientas, como:

1. Beneficios intelectuales como: a) análisis, interpretación, síntesis y crítica; b) validación y evaluación; c) alfabetización tradicional; d) alfabetización visual; e) alfabetización en medios y, f) alfabetización funcional.
2. Beneficios para la comunicación, colaboración, participación y socialización: a) comunicación; b) trabajo en equipo y colaborativo; c) participación e integración; d) pensar en el receptor; e) aprender conductas apropiadas; f) investigar y, g) diversidad de opiniones.
3. Beneficios motivacionales como son: a) propiedad y control; b) aumento de esfuerzo; c) respuesta de receptores múltiples; d) autopublicación y, e) creatividad.
4. Beneficios de organización y administrativos debido a: a) Fácil de obtener feedback; b) seguimiento del aprendizaje del estudiante; c) accesibilidad fuera del centro; d) comunicación con padres; e) facilidad de presentación de los trabajos y, f) organización.

Son diversas las investigaciones (Angulo *et al.*, 2015; Barroso y Padrón, 2014; Cabero y Barroso, 2016; Carrera y Coiduras, 2012; Cejas *et al.*, 2016; Marín *et al.*, 2014; Pozos, 2015; Prendes y Gutiérrez, 2013) que se han dedicado en los últimos tiempos al análisis de las competencias tecnológicas del profesorado en educación superior. Para Area y Guarro (2012) son cinco las dimensiones (instrumental, cognitiva, comunicativa, axiológica y emocional) implicadas en el aprendizaje, adquisición y desarrollo de estas competencias y que debieran ser cultivadas y trabajadas en todo proyecto educativo de alfabetización.

No menos importancia ha adquirido los estudios (Kaya, Emre y Kaya, 2013; Leiva, Ugalde y Llorente-Cejudo, 2018; Roig y Flores, 2014) que se han centrado en el estudio del modelo TPACK creado por Mishra y Koehler (2006) y acrónimo de “Technological Pedagogical Content Knowledge”. Dicho modelo supone el resultado de la adecuada combinación de conocimiento tecnológico, disciplinar y didáctico-pedagógico que debe ser adquirido por parte del docente para aprovechar el gran potencial que nos ofrece las TIC y desarrollar un aprendizaje activo, participativo y centrado en el alumnado, siendo capaz de seleccionar las tecnologías más apropiadas y con valor en los diferentes momentos educativos. La incorporación educativa de estos instrumentos tecnológicos podríamos hacerla desde tres posiciones (Cabero, 2014): a) Desde la perspectiva de las TIC: recurso facilitadores y transmisores de información y recursos educativos para los estudiantes, pudiendo ser ajustado a las necesidades y singularidades de los sujetos, pudiendo conseguir una verdadera formación audiovisual, multimedia e hipertextual; b) Desde la posición de las TAC: implica su utilización como instrumentos facilitadores del aprendizaje y la difusión del conocimiento. Herramientas para la realización de actividades para el aprendizaje, y; c) desde la posición de las TEP: como instrumentos para la participación y la colaboración de docentes y discentes. El aprendizaje no solo tiene una dimensión individual, sino también social, ya que la formación implica aprender en comunidad y ser capaz de interactuar y colaborar para construir el conocimiento.

Si se ofreciera una mayor formación del profesorado, más allá de aspectos técnicos, facilitaríamos que el alumnado pudiera construir su conocimiento desde el principio de actividad, atendiendo a su vez, a la diversidad. Para ello, es primordial conocer cómo aprende el alumnado y poder dar respuesta a sus características individuales. Diversos autores define el Learning Analytics (LA), como la herramienta que permite al profesorado recoger, analizar información de su alumnado y su contexto, con el objetivo de comprender y dar respuesta a sus necesidades, favoreciendo así su aprendizaje (Buckingham y Ferguson, 2012; Díaz, 2017; Johnson *et al.*, 2013; Johnson, Adams, Estrada y Freeman, 2014; Rojas-Castro, 2017; Siemens y Long, 2013) y por tanto, el éxito educativo de todos los discentes. Esto de-

muestra la necesidad de un enfoque centrado en el Diseño Universal para el aprendizaje, el cual aprovecha el gran potencial de los recursos tecnológicos, permitiendo ofrecer al alumnado “diferentes formas de acceso a un contenido, diferentes posibilidades de interactuar con él y de mostrar que se ha producido el aprendizaje” (Pastor, 2012, p.8). De esta forma eliminaríamos muchas de las barreras con las que se encuentran, ofreciendo “un diseño pensado para todos y todas y no para la mayoría, que permita ser utilizado y favorezca el proceso de aprendizaje de cada uno de los y las discentes, considerando su individualidad, independientemente de cualquier necesidad específica” (Aguilar y Benítez, 2017, p.4).

2. Metodología

Nos encontramos ante una investigación de tipo descriptiva, con un enfoque mixto, en el que se utilizan tanto métodos cuantitativos como cualitativos según los objetivos establecidos.

2.1 *Objetivos del estudio*

La investigación que presentamos tiene como objetivo principal conocer si las tecnologías incorporadas y el uso que se hace de ellas favorecen el proceso de aprendizaje del alumnado universitario y, por ende, la calidad del proceso educativo. Dicho objetivo general, se concreta en los siguientes objetivos específicos:

- Conocer las herramientas y recursos tecnológicos disponibles en la universidad y el grado de satisfacción del profesorado en relación a los mismos.
- Valorar la actitud y la tendencia del profesorado a la hora de aplicar los medios y recursos tecnológicos en los procesos de enseñanza-aprendizaje.
- Conocer la formación recibida y detectar las necesidades del profesorado para responder a una adecuada inclusión de las TIC en las aulas universitarias.
- Identificar las principales barreras o limitaciones con las que se encuentra el profesorado para aplicar las TIC en el proceso educativo.

2.2 Población y muestra

Desde un punto de vista cuantitativo, la muestra quedó configurada por 143 docentes de la Pontificia Universidad Católica Madre y Maestra (PUCMM), del campus Santo Tomás de Aquino (CSTA), siendo mayor el porcentaje de mujeres (56%) que el de hombres (44%). En el caso cualitativo, se entrevistó a ocho informantes claves, entre directores de departamentos y personal de Tecnología Educativa. Para ambos casos, se empleó un muestreo no probabilístico intencional, aquel seleccionado por el propio investigador (Albert, 2006; Sabariego, 2004).

2.3 Instrumentos

Para recabar información y poder dar respuesta a los objetivos planteados se lleva a cabo una metodología mixta. Por un lado, se diseñó dos cuestionarios, los cuales serían aplicados al profesorado universitario. Mediante la aplicación del primer cuestionario, dividido este en dos grandes dimensiones, se pretende: a) Conocer la conectividad y acceso a los recursos tecnológicos, actividades que realizan utilizando las TIC, propósito con el que la utiliza en su actividad docente, barreras que dificultad su uso, y; b) Nivel de conocimiento en TIC, formación recibida, lugar y tiempo de formación recibida y obstáculos encontrados en su proceso de formación en TIC. Mediante la aplicación del segundo cuestionario se pretende: a) Evaluar las actitudes de los profesores hacia la integración de las TIC en las aulas. Para ello, se utilizó un cuestionario ya elaborado y validado con anterioridad por (Tejedor *et al.*, 2009) el cual constaba de 24 ítems, divididos estos en tres dimensiones: cognitivo, afectivo y comportamental y bajo una escala de valoración tipo Likert de cuatro categorías, del 1 al 4 si el ítem era positivo y del 4 al 1 si el ítem era negativo.

La validez del instrumento del primer cuestionario se lleva a cabo mediante la técnica de juicio de expertos, llevando a cabo un muestreo no probabilístico de tipo intencional u opinático “determinado por la selección de los sujetos particulares que son expertos en un tema o relevantes como fuentes importantes de información según criterios establecidos previamente” (Llorente-Cejudo, 2008, p.191) por el propio investigador. En el caso concreto del citado estudio se opta por seleccionar a los expertos bajo una serie de criterios, para lo cual se elabora un biograma y en el que se tendría en cuenta aspectos, como: su experiencia en didáctica educativa, metodología de la investigación, integración de TIC en los procesos de enseñanza y aprendizaje y en formación del profesorado en TIC.

Con respecto al número de expertos y de acuerdo con las aportaciones de Cabero y Barroso (2013) su selección depende muchas veces de: a) La posibilidad de poseer expertos suficientes con claras referencias hacia la temática analizada; b) El evitar el menor número de pérdida de sujetos entre las dobles y triples vueltas que se hace necesario en algunos estudios; c) El volumen de trabajo que seamos capaces de mover; d) La facilidad para acceder a los expertos, y; e) La rapidez con que debamos ofrecer los resultados preliminares, sobre todo en estudios de varias vueltas, para evitar la desmotivación en la participación en el estudio de los «expertos». Teniendo en cuenta las aportaciones de dichos autores, el instrumento fue evaluado por un total de 22 profesores pertenecientes a diferentes universidades. Son diversos los métodos para recoger la información de los expertos seleccionados (Barroso y Cabero, 2010; Cabero y Barroso, 2013; Cabero y Marín, 2013). De todos ellos, se opta por el de agregación individual, obteniendo información individual de ellos sin que estén en contacto. Asimismo, para alcanzar el grado de fiabilidad se utiliza el Alfa de Cronbach, alcanzando una puntuación significativa para las variables “Valore la disponibilidad de las TIC en su universidad”, “de los recursos tecnológicos mencionados cuáles utiliza en su labor docente y con qué frecuencia” e “Indique el nivel de conocimiento que tiene de las herramientas TIC que se presentan” de 0.867, 0.871 y 0.939 respectivamente. Para alcanzar la fiabilidad en el contexto del segundo cuestionario, relacionado este con la “Actitud de los profesores hacia la integración de las TIC en las aulas” ya elaborado por (Tejedor *et al.*, 2009), se realizó un estudio piloto, proporcionando el cuestionario a los mismos 22 docentes del primer cuestionario, obteniendo un coeficiente de Cronbach de 0.887, por lo que se evidencia un alto nivel de fiabilidad del instrumento.

Mediante la entrevista semiestructurada se pretende ahondar así como contractar los resultados alcanzados mediante el cuestionario. Mediante su aplicación se obtenía información relativa a la “disponibilidad de TIC en la universidad”, “Uso didáctico de las TIC”, “Formación y Necesidades formativas en TIC del profesorado” y “Actitud de los profesores y estudiantes hacia las TIC”. Los ítems fueron validados por investigadores experimentados, a los cuales se les pidió que comentaran sobre la idoneidad de las preguntas y su potencial para provocar respuestas pertinentes al tema de la investigación y a los objetivos generales de la investigación.

3. Análisis y resultados

Como punto de partida, daremos a conocer “los aspectos técnicos y recursos tecnológicos disponibles en la universidad” con los que cuenta el profesorado para desarrollar ese proceso de enseñanza-aprendizaje con su alumnado. Como se puede apreciar en la Tabla 1, el profesorado considera que el mayor recurso con el que cuentan, con un 70,1%, es el correo institucional para poder comunicarse con el alumnado, con un 69,2% los proyectores de las aulas, con un 60,1% los ordenadores, la web docente y el calendario virtual, ambos con un 58,7% y la conexión a Internet en las zonas del profesorado con 56.6%. Sin embargo, consideran que son deficientes la conexión wifi con 62,9% en el centro, la conexión wifi en las aulas con un 60,8%, con un 47.6% la plataforma de la universidad, con un 46.9% las salas de informática y con un 37.1% los entornos de trabajo colaborativo. Por último, un gran número del profesorado afirma desconocer con un 42% o no existir con un 25,2% software educativo.

Tabla 1. Frecuencias y porcentajes de la variable “Aspectos técnicos y recursos tecnológicos en la universidad”

	Lo							
	No existe		desconoce		Deficiente		Suficiente	
	f	%	f	%	f	%	f	%
Ordenadores	0	0.0	0	0.0	57	39.9	86	60.1
Sala de Informática	0	0.0	0	0.0	67	46.9	76	53.1
Proyector en las aulas	0	0.0	0	0.0	44	30.8	99	69.2
Software educativo	36	25.2	60	42.0	31	21.7	16	11.2
Conexión a Internet en las aulas	0	0.0	0	0.0	87	60.8	56	39.2
Conexión a Internet en los laboratorios	1	0.7	26	18.2	59	41.3	57	39.9
Conexión Wifi	1	0.7	0	0.0	90	62.9	52	36.4
Conexión a Internet en las zonas del profesorado	0	0.0	16	11.2	46	32.2	81	56.6
Conexión a Internet en la biblioteca	5	3.5	16	11.2	52	36.4	70	49.0
Web docente	12	8.4	14	9.8	33	23.1	84	58.7
Web del alumnado	15	10.5	26	18.2	25	17.5	77	53.8
Plataforma de la Universidad	2	1.4	3	2.1	68	47.6	70	49.0
Entornos de trabajo colaborativo	22	15.4	32	22.4	53	37.1	36	25.2
Correo institucional	3	2.1	4	2.8	35	24.5	101	70.6
Sala de Videoconferencia	19	13.3	27	18.9	50	35.0	47	32.9
Equipo de grabación de vídeo	21	14.7	55	38.5	38	26.6	29	20.3
Equipo de sonido	5	3.5	28	19.6	34	23.8	76	53.1
Agenda/Calendario virtual	7	4.9	11	7.7	41	28.7	84	58.7
Acceso a bases de datos especializadas	15	10.5	26	18.2	29	20.3	73	51.0

En el Figura 1, se puede apreciar de manera generalizada la apreciación de los docentes hacia la infraestructura tecnológica de la universidad. El 72% de los profesores encuestados afirma que los recursos tecnológicos disponibles son insuficientes, un 26,6% lo desconoce y tan sólo un 0,7% afirman ser suficiente.

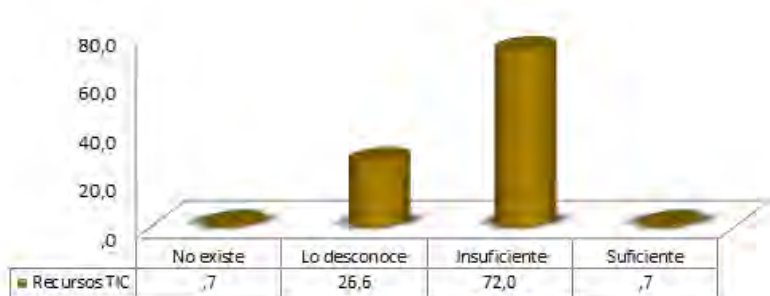


Figura 1. Disponibilidad de recursos tecnológicos en la universidad según los docentes.

Una vez analizado los recursos disponibles en la universidad, nos centraremos en conocer cuáles son utilizados por el profesorado en su acción formativa y con qué frecuencia (Véase Tabla 2). En relación al primer ítem “*Ordenadores*” el 86% afirma que lo hace “Siempre” (f= 89; 62.2%) o “Casi siempre” (f= 34; 23.8%), frente al 14% que aseveró utilizarlas “Algunas veces” (f=18; 12.6%) o “Nunca” (f=2; 1.4%). Los “*Proyectores en las aulas*” suelen ser utilizados “Siempre o Casi siempre” por el 78.4%. En contraposición, un 21.7% afirma que lo utiliza “Algunas veces o Nunca”. Respecto al ítem “*Laboratorios de informática*”, el 25.9% afirma que lo hace “Siempre” (f= 22; 15.4%) o “Casi Siempre” (15; 10.5%), frente al 74.2% que aseveró utilizarlas “Algunas veces” (f= 47; 32.9%) o “Nunca” (f= 59; 41.3%). En relación al “*Móvil o Smartphone*”, el 32.2% afirma que lo utiliza Siempre (f= 17; 11.9%) o Casi siempre (f= 29; 20.3%), mientras, el 67.9% dice que los utiliza Algunas veces (f= 36; 25.2%) o Nunca (f= 61; 42.7%). Si analizamos los resultados alcanzados bajo el ítem “*Uso de Internet en las aulas*”, un 55.3% del profesorado dice usarlo “Siempre” (f= 42; 29.4%) o Casi siempre” (f= 37; 25.9%), mientras que el 44.7% afirma que la utiliza “Algunas veces” (f= 29; 20.3%) o “Nunca” (f= 35; 24.5%). En el caso de los laboratorios, el 43.4% afirman utilizar internet Siempre (f= 37; 25.9%) o Casi siempre (f= 25; 17.5%), en contraposición al 53.7% dice utilizarlo Algunas veces (f= 35; 24.5%) o Nunca (f= 46; 32.2%). Con respecto a la “*Conexión Wifi*”, aunque los docentes manifiestan la lentitud de la misma, el 58.8% dicen utilizarla “Siempre” (f= 52; 36.45) o “Casi siempre” (f=32; 22.4%), frente al 41.2% que dicen utilizarla “Algunas veces” (f= 36; 25.2) o “Nunca” (f= 23; 16.1%). En el ítem “*utilización de Internet en los cubículos de profesores*”, el 46.9% de los docentes lo utilizan

“Siempre” (f= 53; 37.1%) o “Casi siempre” (f= 23; 16.1%), mientras que el 53.2% lo utilizan “Algunas veces” (f= 23; 16.1%) o “Nunca” (f= 44; 30.8%). En cuanto al uso de “*Internet en el salón de profesores*”, el 37.8% de los docentes dicen utilizarlo Siempre (f =32; 22.4%) o Casi siempre (f= 22; 15.4%), mientras que el 62.3% afirma utilizarlo Algunas veces (f= 38; 26.6%) o Nunca (f= 51; 35.7%).

En el ítem “El acceso a Internet desde la biblioteca”, el 32.9% dicen acceder Siempre (f= 29; 20.3%) o casi siempre (f= 18; 12.6%) desde dicho lugar, mientras que la gran mayoría, el 67.2% dice acceder desde ahí solo Algunas veces (f= 38; 26.6%) o Nunca (f= 58; 40.6%). Con los mayores valores porcentuales, 62.3%, el profesorado dice que utiliza la *Web docente* “Siempre” (f =50; 35%) o “Casi siempre” (f =39; 27.3%), mientras que el 37.7% la utiliza “Algunas veces” (f= 18; 12.6%) o “Nunca” (f= 36; 25.2%). Ante el uso de la “*Plataforma virtual*”, el 67.2% afirma utilizarla “Siempre” (f= 62; 43.4%) o “Casi siempre” (f= 34; 23.8%), frente al 32.8% que asevera utilizarla “Algunas veces” (f= 26; 18.2%) o “Nunca” (f= 21; 14.7%). Respecto al uso de “*Recursos educativos abiertos*”, el 33.6% afirma que los utiliza Siempre (f= 21; 14.7%) o Casi siempre (f= 27; 18.9%), mientras que el 66.5% dice que los utiliza Algunas veces (f= 24; 16.8%) o Nunca (f= 71; 49.7%). En cuanto al “*Correo institucional*”, el 65.8% dice utilizarlo “Siempre” (f= 66; 46.2%) o “Casi siempre” (f= 28; 19.6%), frente al 34.3% que dice utilizarlo “Algunas veces” (f= 23; 16.1%) o “Nunca” (f= 26; 18.2%). Respecto al uso de “*Herramientas Web 2.0 en sus clases*”, sólo un 20.3% de los profesores la utilizan Siempre (f= 12; 8.4%) o Casi siempre (f= 17; 11.9%), frente al 79.7% que dicen utilizarla Algunas veces (f= 18; 12.6%) o Nunca (f= 96; 67.1%). En relación al ítem “*uso de la Sala de videoconferencia*”, solo un 9.1% de los docentes suelen utilizarla Siempre (f= 7; 4.9%) o Casi siempre (f= 6; 4.2%), frente al 90.9% que afirma utilizarla Algunas veces (f= 36; 25.2%) o Nunca (f= 94; 65.7%). El ítem menos valorado es el que hace referencia a “*Realidad aumentada*”. El 92.3% de los docentes lo utilizan bajo la opción “Nunca” (f= 132; 92.3%), el 5.6 % afirman que lo utiliza “Algunas veces” (f= 8; 5.6%) y “Casi siempre” (f = 3; 2.1%). La opción “Siempre” no fue seleccionada por ningún docente. Ante el uso de “*Equipo de grabación de audio y vídeo*”, el 23.1% afirman que lo utiliza “Siempre” (f= 19; 13.3%) o “Casi siempre” (f= 14; 9.8%), frente al 76.9% que asegura utilizarlo “Algunas veces” (f= 34; 23.8%) o “Nunca” (f= 76; 53.1%). En cuanto a las “*Base de datos especializadas*”, el 22.4% manifiesta que las utiliza “Siempre” (f= 32; 22.4%) o “Casi siempre” (f=24; 16.8%), frente al 60.9% que dice utilizarla “Algunas veces” (f= 31; 21.7%) o “Nunca” (f= 56; 39.2%). Otro de los recursos menos puntuados por el profesorado son los “*Videojuegos*”, alcanzando los mayores valores porcentuales bajo la opción Nunca (f = 130, 90.9%).

Tabla 2. Frecuencias y porcentajes de la variable “Recursos TIC utilizados en su labor docente y con qué frecuencia”

	Nunca		Algunas veces		Casi siempre		Siempre	
	f	%	f	%	f	%	f	%
Ordenadores	2	1.4	18	12.6	34	23.8	89	62.2
Proyector en las aulas	6	4.2	25	17.5	41	28.7	71	49.7
Laboratorios de Informática	59	41.3	47	32.9	15	10.5	22	15.4
Móvil o Smartphone	61	42.7	36	25.2	29	20.3	17	11.9
Conexión a Internet en las aulas	35	24.5	29	20.3	37	25.9	42	29.4
Conexión a Internet en los laboratorios	46	32.2	35	24.5	25	17.5	37	25.9
Conexión Wifi	23	16.1	36	25.2	32	22.4	52	36.4
Conexión a Internet en las zonas del profesorado	44	30.8	23	16.1	23	16.1	53	37.1
Conexión a Internet en la biblioteca	58	40.6	38	26.6	18	12.6	29	20.3
Web docente	36	25.2	18	12.6	39	27.3	50	35.0
Plataforma de la Universidad	21	14.7	26	18.2	34	23.8	62	43.4
Recursos Educativos Abiertos	71	49.7	24	16.8	27	18.9	21	14.7
Correo institucional	26	18.2	23	16.1	28	19.6	66	46.2
Herramientas Web 2.0 (blog, wiki,...)	96	67.1	18	12.6	17	11.9	12	8.4
Sala de videoconferencia	94	65.7	36	25.2	6	4.2	7	4.9
Realidad aumentada	132	92.3	8	5.6	3	2.1	0	0.0
Equipo de grabación de audio y vídeo.	76	53.1	34	23.8	14	9.8	19	13.3
Acceso a bases de datos especializadas	56	39.2	31	21.7	24	16.8	32	22.4
Videojuegos	13	90.9	7	4.9	6	4.2	0	0.0

Tras los resultados precedentes, podemos afirmar que los recursos tecnológicos más utilizados por el profesorado en su labor docente son las computadoras (f=123, 86%), tanto de escritorio como portátiles, el proyector (f=112, 78.4%), la Plataforma de la Universidad (f=96, 67.2%) y el correo electrónico (f=94, 65.8%). Los menos utilizados son el teléfono móvil (f= 97, 67.9%), los recursos educativos abiertos (f= 94, 66.5%), las herramientas Web 2.0 (f=114, 79.7%), la sala de videoconferencia (f=130, 90.9%), la realidad aumentada (f= 132, 92.3%), los equipos de grabación de audio y video (f=110, 76.9%), y los videojuegos (f= 130, 90.9%).

Otro de los objetivos a alcanzar con dicha investigación es conocer para qué suele utilizar el profesorado los recursos tecnológicos. En dicha variable, las personas encuestadas tienen la posibilidad de marcar varias opciones. En la Tabla 3 podemos ver los resultados alcanzados.

Tabla 3. Frecuencias y porcentajes de la variable “Uso que hacen de las TIC el profesorado universitario”

	Frecuencia (f)	Porcentaje (%)
Prepara los materiales de las clases (presentaciones, textos, gráficos, etc.)	138	97.9
Lleva el control de las calificaciones del alumnado	126	89.4
Consulta información en bases de datos, a través de la Web	118	83.7
Publica y comparte información en la Web	89	63.1
Evalúa a los discentes	88	62.4
Elabora materiales didácticos en línea	65	46.1
Utiliza las bases de datos disponibles en su universidad	51	36.2
Participa en comunidades de aprendizaje	63	44.7
Utiliza recursos de Internet para enriquecer sus clases	118	83.7
Utiliza la plataforma solo para colgar recursos a sus estudiantes	55	39.0
Se comunica con el alumnado	116	82.3
Realiza actividades de trabajo colaborativo	46	32.6
Gestiona y organiza mejor los contenidos y recursos para sus alumnos.	95	67.4
Trabaja los proyectos de sus clases	89	63.1
Total	1257	891.5

Como podemos apreciar en la Tabla precedente, el mayor uso que el profesorado suele darle a las TIC es para preparar los materiales de clase como, presentaciones de PowerPoint (f= 138, 97.9%), así como para llevar el control de las calificaciones del alumnado (f=126, 89.4%), consultar bases de datos en la Web (118, 83.7%), comunicarse con los/as estudiantes (f=116, 82.3%) y buscar recursos en la Web para enriquecer sus clases (f=118, 83.7%). Sin embargo, suelen hacer un menor uso de las TIC para realizar trabajos colaborativos (f=46, 32.6%), elaboración de materiales didácticos en línea (f=65, 46.15), la utilización de las bases de datos de la universidad (f=51, 36.2%) y participar en comunidades de aprendizaje (f=63, 44.7%).

Los principales motivos o propósitos por los que suelen utilizar las TIC durante su práctica docente, podemos verlo en la Tabla 4. Según los resultados, y alcanzando los mayores porcentajes, el 84.5% de los docentes afirman utilizarla para motivar a los estudiantes, para clarificar e ilustrar conceptos con un 73.2%, el 85.2% afirman utilizarla para facilitar la transferencia de conocimientos, así como mejorar el aprendizaje de los estudiantes, con un 80.3%. Con la finalidad de retroalimentación suele ser utilizado por el 76.1% y el 53.5% para evaluar el aprendizaje. También, 74.6% expone

utilizarla para propiciar el autoaprendizaje y el 80.3% afirma que su propósito es mantener comunicación con el alumnado. Otro aspecto altamente valorado es su utilización para implementar una metodología más creativa (74.6%). Con menores porcentajes, pero no menos relevantes, la utilizan para el desarrollo de actividades de práctica (66.2%), para apoyar el desarrollo de las lecciones (62.0%), crear y supervisar proyectos de clases (55.6%), promover el trabajo en equipo (53.5%) y fomentar el trabajo colaborativo (59.9%).

Tabla 4. Frecuencias y porcentajes de la variable “propósito de utilizar las TIC en su actividad docente”

	Frecuencia (f)	Porcentaje (%)
Motivar al alumnado	120	84.5%
Clarificar e ilustrar conceptos	104	73.2%
Facilitar transferencia de conocimientos	121	85.2%
Mejorar el aprendizaje de los estudiantes	114	80.3%
Retroalimentar	108	76.1%
Evaluar el aprendizaje	76	53.5%
Propiciar el autoaprendizaje	106	74.6%
Mantener comunicación con los alumnos	114	80.3%
Fomentar el trabajo colaborativo	85	59.9%
Promover el trabajo en equipo	76	53.5%
Desarrollo de actividades de práctica	94	66.2%
Apoyar el desarrollo de las lecciones	88	62.0%
Crear y supervisar proyectos de clases	79	55.6%
Implementar una metodología más creativa	106	74.6%
Total	142	100%

Así mismo, se considera fundamental conocer los factores que dificultan que el profesorado hagan uso de las TIC en su práctica docente (Véase Tabla 5). Según los encuestados, y con el mayor porcentaje alcanzado, con un 63,5%, la principal barrera con la que se encuentran es una conexión a Internet muy lenta. El segundo factor, y bajo la opción “Otros” en dicha variable, los docentes exponen la falta de tiempo con un 54.7%. El tercer y cuarto factor importante, con un 40,1%, es su escasa formación para hacer uso de las mismas y la falta de apoyo institucional y el soporte técnico insuficiente, ambos con un 38.7%. Por otro lado, y en menor medida, dichas dificultades se deben al número de laptops insuficiente (29.9%), ordenadores obsoletos (28.5%), número de ordenadores insuficientes (27%), falta de experiencia (26.3%), desconocimiento técnico (24.1%), desconocimiento del uso didáctico de las TIC (22.6%), muchos estudiantes por grupo (34.3%), soporte pedagógico insuficiente (26.3%) y falta de interés de los alumnos (29.2%).

Tabla 5. Frecuencias y porcentajes de la variable “Razones que dificultan el uso de las TIC en su labor docente”

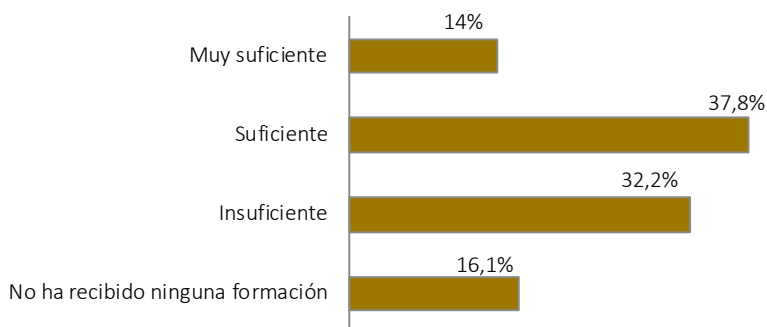
	Frecuencia (f)	Porcentaje (%)
Ordenadores insuficientes	37	27%
Cantidad de laptops insuficiente	41	29.9%
Conexión a Internet muy lenta	87	63.5%
Ordenadores obsoletos	39	28.5%
Poca formación en TIC	55	40.1%
Falta de experiencia	36	26.3%
Desconocimiento técnico	33	24.1%
Desconocimiento del uso didáctico de las TIC	31	22.6%
Muchos estudiantes por grupo	47	34.3%
Soporte técnico insuficiente	53	38.7%
Soporte pedagógico insuficiente	36	26.3%
Falta de apoyo institucional	53	38.7%
Falta de interés de los alumnos	40	29.2%
Falta de tiempo	75	54.7%
Total	137	100%

Finalmente, se pretende conocer el nivel de conocimiento y formación recibida por parte del profesorado. En relación a sus conocimientos (Véase Tabla 6), las personas encuestadas dicen ser expertos en el manejo del correo electrónico (60,8%), el procesador de texto (59,9%), en buscadores como Goggle, Yahoo, ... (58.7%), programas de presentación (45%) y servicios como Dropbox para trabajar con documentos en la red (40.65%). Sin embargo, afirman tener un conocimiento solo moderado en Sistemas operativos como Windows, Linux, Mac... (63.6%), programas de presentaciones como PowerPoint, Prezi,...(53.8%), hojas de cálculo (44.8%), uso de la página web de la universidad y uso pedagógico de las TIC, ambos con (41.3%) y diseño de materiales multimedia (35%). En lo que afirman no tener ningún conocimiento es en realidad aumentada (89.5%), la creación de videojuegos educativos y mantenimiento del PC, ambos con (55.9%), diseño de objetos de aprendizaje y uso de simuladores, ambos con (55.2%), manejo de imágenes (49%), creación de wikis (41.3%), diseño de materiales multimedia (38.5%) o diseño de blogs (37.8%).

Tabla 6. Frecuencias y porcentajes de la variable “Nivel de conocimiento que tiene de las herramientas TIC”

	Ninguno		Mínimo		Moderado		Experto	
	f	%	f	%	f	%	f	%
Sistemas operativos (Windows, Linux).	2	1.4	15	10.5	91	63.6	35	24.5
Procesadores de texto (Word, ...).	0	0	1	0.7	62	43.4	80	55.9
Programas de presentaciones (Power-Point, Prezi, ...).	0	0	1	0.7	77	53.8	65	45.5
Bases de datos (Access, Sql, MySql...).	36	25.2	21	14.7	51	35.7	35	24.5
Hojas de cálculo (Excel...).	10	7	13	9.1	64	44.8	56	39.2
Diseño de objetos de aprendizaje.	79	55.2	25	17.5	30	21	9	6.3
Diseño de blogs (blogger, Wordpress, ...).	54	37.8	28	19.6	46	32.2	15	10.5
Diseño de materiales multimedia (presentaciones, video, audio...).	55	38.5	22	15.4	50	35.0	16	11.2
Manejo de imágenes (Photoshop, ...)	70	49.0	24	16.8	38	26.6	11	7.7
Creación de videojuegos educativos, ...)	80	55.9	28	19.6	29	20.3	6	4.2
Recursos Educativos Abiertos	75	52.4	16	11.2	32	22.4	20	14.0
Mantenimiento de PC	80	55.9	30	21	28	19.6	5	3.5
Instalación de software en un PC	51	35.7	18	12.6	30	21	44	30.8
Uso de simuladores	79	55.2	22	15.4	27	18.9	15	10.5
Tecnología educativa	48	33.6	26	18.2	50	35	19	13.3
Educación virtual, educación a distancia	42	29.4	20	14.0	55	38.5	26	18.2
Uso pedagógico de las TIC	32	22.4	25	17.5	59	41.3	27	18.9
Herramientas de comunicación (Correo electrónico, listas de distribución, mensajería instantánea, ...).	3	2.1	3	2.1	50	35	87	60.8
Uso de Navegadores (Mozilla, Chrome, ...)	7	4.9	5	3.5	58	40.6	73	51
Uso de buscadores (google, yahoo, ...).	1	0.7	6	4.2	52	36.4	84	58.7
Trabajo con documentos en la red (google docs, dropbox, ...).	17	11.9	12	8.4	56	39.2	58	40.6
Construcción de mapa conceptual (cmaptool, mindomo, maindmaster, ...).	44	30.8	15	10.5	49	34.3	35	24.5
Creación de Wikis (wikipedia, wikispaces, ...)	59	41.3	31	21.7	37	25.9	16	11.2
Uso de Realidad aumentada.	128	89.5	6	4.2	9	6.3	0	0
Uso de redes sociales (LinkedIn, Facebook)	21	14.7	14	9.8	60	42	48	33.6
Manejo de plataformas educativas, (Blackboard, Moodle, ...).	33	23.1	14	9.8	55	38.5	41	28.7
Uso de la página web de la Universidad	24	16.8	10	7	59	41.3	50	35
Uso de los recursos electrónicos disponibles en la página web de biblioteca de la Universidad (bases de datos, catálogo en línea, ...)	35	24.5	12	8.4	53	37.1	43	30.1

En relación a la formación recibida (Véase Figura 2), la mitad del profesorado, con un 51.8%, afirma haber recibido una formación muy suficiente o suficiente, mientras que el 32.2% considera que ha sido insuficiente y un 16.1% dice no haber recibido formación alguna. Con respecto a la duración formativa (Véase Figura 3), un alto porcentaje de los encuestados, concretamente, un 33.6% no respondieron a esta pregunta. Entre aquellas personas que si respondieron, el 28.7% afirmaron que su formación tuvo una duración de dos o más meses, el 25.2% recibió una formación menor de 20 horas y el 12.6% recibió formación de 20 horas.



208

Figura 2. Porcentajes de frecuencias en la variable "Formación en TIC"

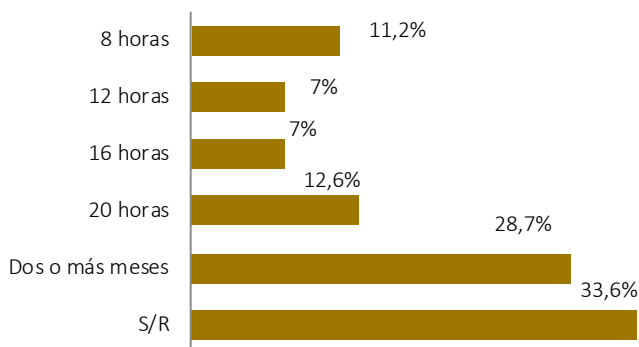


Figura 3. Porcentajes de frecuencias en la variable "Tiempo de formación"

Aunque un gran porcentaje del profesorado, el 77.3%, han adquirido sus conocimientos de forma autodidacta, un 66.4% afirma haberse formado en la universidad, el 25.5% se ha formado tomando cursos en línea, el 18.2% en instituto especializado, el 17.3% en otras universidades, el 9.1% en el extranjero (Véase Figura 4). Así mismo, se puede apreciar en la Figura 5 el

tiempo transcurrido desde la última formación. El 58.7% recibió su formación durante el periodo del 2010 al 2013, el 8.4% las tomó del 2005 al 2010, y el 3.5% se capacitó antes del 2005. El porcentaje restante, el 29.4%, no contestó a dicha cuestión.

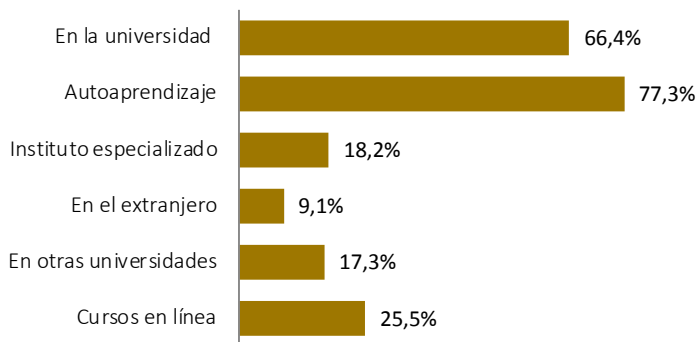


Figura 4. Porcentajes de frecuencias en la variable "Lugar en el que recibieron formación"

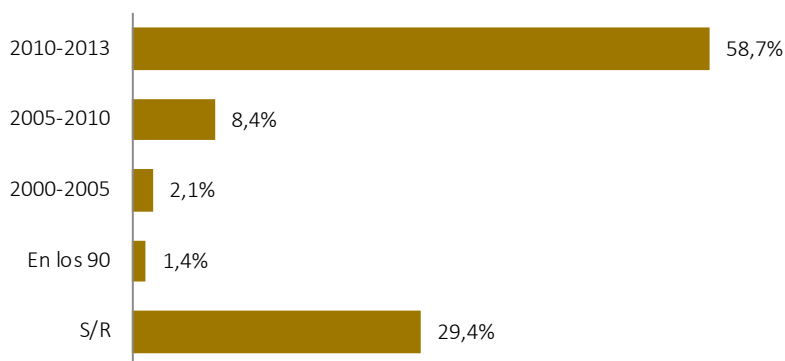


Figura 5. Porcentajes de frecuencias en la variable "Periodo última formación recibida"

En referencia a la frecuencia con que utilizan lo aprendido en su práctica docente (Véase Figura 6), y teniendo en cuenta aquellos/as profesores/as que respondieron, el 60.2% afirma utilizarlo siempre o casi siempre, mientras que el 16.1% afirma que lo utiliza algunas veces o nunca. Con respecto al grado de dificultad en el aprendizaje de las TIC (Véase Figura 7), el 55.3% del profesorado expone que les resultó fácil o muy fácil, mientras que el 21.7% considera que el aprendizaje de las TIC les supuso cierta dificultad.

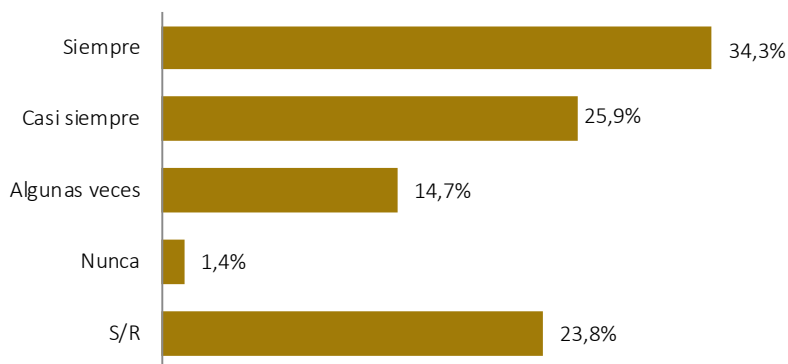


Figura 6. Porcentajes de frecuencias obtenidos en la variable “Frecuencia sobre la aplicabilidad dificultad de lo aprendido en su práctica docente”

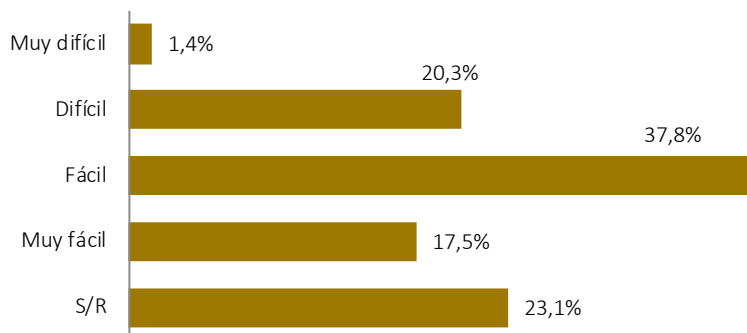


Figura 7. Porcentajes de frecuencias obtenidos en la variable “Grado de en el aprendizaje de las TIC”

Aquel profesorado que ha manifestado que el proceso formativo había sido fácil (Véase Figura 8), expusieron entre sus motivos: tener una actitud positiva (70.8%), las prácticas realizadas le ayudó en su formación (59,6%), los conocimientos previos que tenían sobre TIC los ayudó a tener un mejor aprendizaje (51.7%), la metodología utilizada por los formadores (40.4%) y en menor medida, su autoaprendizaje (22.5%). En contraposición, aquellos que afirman haber encontrado dificultades, exponen entre sus motivos y que podemos apreciar en la Figura 9, la falta de tiempo para practicar lo aprendido (75.4%). Seguidamente, los encuestados exponen la falta de atención personalizada (47.5%), la falta de conocimientos previos (42.6%), el ritmo de la enseñanza (36,1%) y dificultades técnicas (31,1%). En menor medida, el profesorado hace referencia al temor o inseguridad por su parte (16.4%) y ordenadores insuficientes (8.2%)

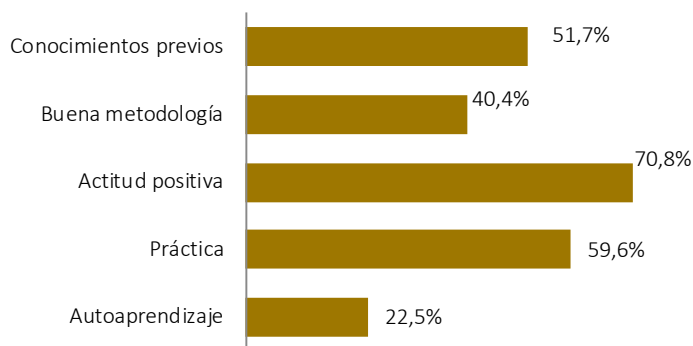


Figura 8. Porcentajes de frecuencias obtenidos en la variable “Causas de la facilidad”



Figura 9. Porcentajes de frecuencias obtenidos en la variable “Causas de la dificultad”

Las principales dificultades por las que no se suelen formar los encuestados (Véase Figura 10) son; la falta de tiempo ($f= 76$; 72,4%) y la falta de apoyo técnico e institucional ($f= 69$; 65,7%), siendo causas menores “poca motivación e interés’ por su parte (12,4%).

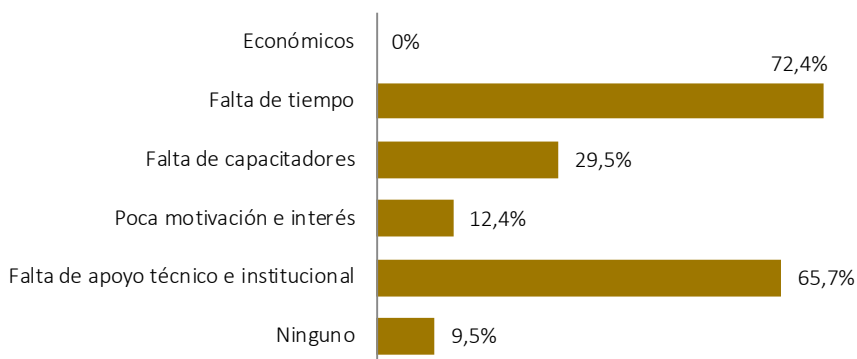


Figura 10. Porcentajes de frecuencias obtenidos en la variable “Obstáculos que ha encontrado en su proceso de formación en TIC”

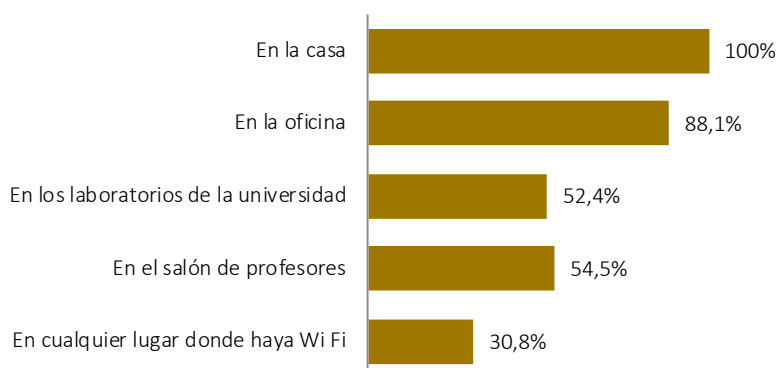
Con respecto a la entrevista, las dimensiones que obtienen mayores porcentajes son: “Uso didáctico de las TIC” (35.8%) y “Formación y necesidades formativas en TIC del profesorado” (31.4%) seguido de las otras dos dimensiones “Disponibilidad de TIC en la universidad” (16.6%), y “Actitudes hacia las TIC” (16.2%). Con respecto a la Dimensión “Disponibilidad de TIC en la universidad” las personas entrevistadas exponen que aunque la universidad posee una infraestructura tecnológica con equipamientos, software, internet en todas las aulas, esta no es suficiente, ya que los recursos no están actualizados y el apoyo institucional se ha reducido en los últimos tiempos. En la segunda dimensión, “Uso didáctico de las TIC”, la mayor preocupación o principales barreras expuestas son la falta de capacitación docente para utilizarlas y la falta de tiempo para llevar a cabo dicha formación. Con respecto a la dimensión “Formación y necesidades formativas en TIC del profesorado” se confirma que la universidad ofrece formación, pero centrada principalmente en los aspectos técnicos, olvidando lo fundamental, el aspecto didáctico y pedagógico. Finalmente, y en relación a la dimensión “Actitudes hacia las TIC”, el profesorado considera que ayudan a facilitar el proceso de enseñanza y aprendizaje, les permite trabajar mejor con los alumnos, aunque también reconocen que sus escasos conocimientos le provocan desmotivación y reticencia a la hora de utilizarlas.

En cuanto a “los recursos tecnológicos disponibles” a nivel personal por el profesorado, en la Tabla 7, se puede apreciar en orden decreciente que, el 66.4% del profesorado tienen ordenadores de sobremesa, el 93.7% tienen portátiles, el 46.9% tiene tableta y el 9.8% posee lector electrónico. Además, el 100% posee teléfono con conexión a Internet, por lo que el profesorado cuenta con recursos tecnológicos suficientes para llevar a la práctica su formación en TIC.

Tabla 7. Porcentajes de respuestas obtenidos de la variable “Recursos tecnológicos disponibles”

	Frecuencia (f)	Porcentaje (%)
Ordenador de sobremesa	95	66.4%
Portátiles (laptop, mini laptop)	134	93.7%
Tablet, Ipad	67	46.9%
Lector electrónico (ereader Kindle, Nook)	14	9.8%
Dispositivo móvil	143	100%
Conexión a Internet	143	100%
Total	596	416.8%

En relación al “lugar desde donde acceden” y cómo podemos observar en la Figura 11, el 100% del profesorado encuestado acceden desde sus casas, el 88.1% pueden acceder desde la oficina, el 52.4% en los laboratorios de la universidad, el 54.5 % en el salón de profesores y el 30.8% en cualquier lugar donde haya conexión WiFi. Este es un dato muy importante, porque el profesorado puede darle seguimiento a sus capacitaciones en TIC, independientemente del lugar donde se encuentren.

**Figura 11.** Porcentajes de frecuencias obtenidos en la variable “Lugar desde donde acceden”

4. CONCLUSIONES

A pesar de contar con recursos tecnológicos en la universidad, el profesorado se encuentra con importantes dificultades con respecto a la red wifi, hardware y software obsoletos, la falta de apoyo técnico e institucional, así como la falta de visión de las autoridades. Consideramos de gran importancia resaltar la elevada necesidad de formación detectada entre el profesorado, tanto a nivel técnico como pedagógico. Las herramientas utilizadas en el proceso educativo son básicamente tradicionales, por lo que el uso de las herramientas web 2.0 entre los encuestados es inexistente, ya que su escasa

formación limita la confianza en el profesorado a utilizarlas con su alumnado, considerándose a sí mismo como no competente para ello. Un ejemplo se percibe en el uso del móvil, el cual no es visto por el profesorado como una herramienta apta para el proceso de enseñanza-aprendizaje. Esto conlleva un uso de las TIC para transmitir información y no para investigar, colaborar, analizar, etc... como nos comentaba (Poore, 2013), aspectos fundamentales en los tiempos actuales para enfrentar los retos y desafíos de aprendizaje del siglo XXI y que permitiría que el alumnado construyera su conocimiento. Un uso inadecuado como consecuencia de la escasa formación recibida, la cual expusieron ser breves y centrada en aspectos técnicos. Una puesta en práctica que no coincide con los propósitos de uso mencionado por el profesorado, entre los que destacaban: motivar a los estudiantes, clarificar conceptos, retroalimentar, propiciar el autoaprendizaje e implementar una metodología más creativa. Otro de los factores que influyen en el uso de las TIC es la falta del tiempo, ya que requiere una mayor dedicación y trabajo por parte del profesorado que con las estrategias tradicionales, unos resultados que coinciden con el estudio realizado por (Bingimlas, 2009). Asimismo, es evidente que no se pone en práctica un Diseño Universal para el Aprendizaje, aspecto fundamental para una educación de calidad, en la que “no podemos pedir que todos aprendan lo mismo, de la misma forma, en el mismo tiempo, mismos recursos, por lo que tendremos que tener en cuenta sus diferencias y ofrecer los recursos y metodologías que más se ajusten a sus necesidades y donde las tecnologías constituyen un eje fundamental para alcanzar dicho objetivo” (Aguilar y Benítez, 2017, p.8).

Para cerrar y como aspecto positivo, la mayoría de los docentes tiene una actitud positiva hacia el uso de las TIC en el proceso de enseñanza y aprendizaje. Unos resultados que coinciden con el estudio realizado por Abella, Hortigüela, Pérez-Pueyo y Salicetti (2016) y hace constatar que con la formación adecuada se podría alcanzar un uso diferente al que se ha venido haciendo hasta ahora.

Referencias bibliográficas

- Abella, V., Hortigüela, D., Pérez-Pueyo, Á. y Salicetti, A. (2016). Actitudes de los futuros educadores hacia la integración de las TIC en la docencia. En P. Membiela, N. Casado y M. I. Cebreiros (Coords.). *Nuevos escenarios en la docencia universitaria: Novos escenarios da docencia universitaria* (pp. 169-174). Educación Editora. Accesible en <https://bit.ly/2U39jzm>
- Aguilar, S. y Benítez, R. (2017). Investigando desde una perspectiva inclusiva el uso de las TIC como recurso de acceso al aprendizaje y atención a la diversidad del alumnado mayor. El profesorado universitario y su formación en diseño universal de aprendizaje.

En J. Ruiz-Palmero, J. Sánchez-Rodríguez y E. Sánchez-Rivas, (Edit.), *Innovación docente y uso de las TIC en educación* (1-10). Málaga: UMA.

- Albert, M.J. (2006). *La investigación educativa: claves teóricas*. Madrid: McGraw-Hill.
- Angulo, J., García, R.I., Torres, C.A., Pizá, R.I. y Ortíz, E.R. (2015). Nivel de Logro de Competencias Tecnológicas del Profesorado Universitario. *International Multilingual Journal of Contemporary Research*, 3(1), 67-80.
- Arancibia, M., Valdivia, I., Araneda, S. y Cabero, J. (2017). Tipologías para la Innovación tecnológica en Docentes de Educación Superior a partir de un análisis de conglomerados: un estudio exploratorio. *RED. Revista de Educación a Distancia*, 55, 1-21.
- Arancibia, M., Cosimo, D. y Casanoba, R. (2018). Percepción de los profesores sobre integración de TIC en las prácticas de enseñanza en relación a los marcos normativos para la profesión docente en Chile. *Ensaio, Avaliação e Políticas, em Educação*, 98(26). Recuperado de: <http://dx.doi.org/10.1590/s0104-40362017002501119>
- Area, M. y Guarro, A. (2012). La alfabetización informacional y digital: fundamentos pedagógicos para la enseñanza y el aprendizaje competente. *Revista española de documentación científica*, 35, 46-74.
- Balanskast, A. y Blamire, R. (2007). ICT in Schools: Trends, innovations and issues in 2006-2007. Recuperado de: <https://bit.ly/2G4Zegj>
- Barrera-Osorio, F. y Linden, L. (2009). *The use and misuse of computers in education: evidence from a randomized experiment in Colombia*. Washington, DC: World Bank.
- Barroso, J.M. y Padrón, M.C. (2014). Competencias tecnológicas básicas de los docentes que inician la formación en la mención matemática de la face-uc. *Revista de Tecnología de Información y Comunicación en Educación*, 8(2), 25-40.
- Barroso, J. y Cabero, J. (2010). *La investigación educativa en TIC. Visiones prácticas*. Madrid: Síntesis.
- Bingimlas, K.A. (2009). Barriers to the successful integration of ICT in teaching and learning environments: A review of the literature. *Eurasia Journal of Mathematics, Science & Technology Education*, 5(3), 235-245.
- Buckingham, S. y Ferguson, R. (2012). Social Learning Analytics. *Educational Technology and Society*, 15(3), pp. 3-26.
- Cabero, J. (2004). Formación del profesorado en TIC. El gran caballo de batalla. *Comunicación y Pedagogía: Nuevas tecnologías y recursos didácticos*, 195, 27-31.
- Cabero, J. (2014). *La formación del profesorado en TIC: modelo TPACK*. Sevilla: Grupo de Investigación Didáctica.
- Cabero, J. y Barroso, J. (2013). La utilización del juicio de experto para la evaluación de TIC: el coeficiente de competencia experta. *Bordon*, 65(2), 25-38.
- Cabero, J. y Marín, V. (2013). Valoración del entorno formativo universitario DIPRO 2.0. *Profesorado. Revista de Currículum y Formación de Profesorado*, 17 (2), 369-383.
- Cabero, J. y Barroso, J. (2016). Formación del profesorado en TIC: una visión del modelo TPACK. *Cultura y Educación*, 28(3), 633-663.
- Carrera, F.X. y Coiduras, J.L. (2012). Identificación de la competencia digital del profesor universitario: un estudio exploratorio en el ámbito de las ciencias sociales. *REDU*.

Revista de Docencia Universitaria, 10(2), 273–298. Recuperado de <https://bit.ly/2lSiPtp>.

- Cejas, R., Navío, A. y Barroso, J. (2016). Las competencias del profesorado universitario desde el modelo TPACK (conocimiento tecnológico y pedagógico del contenido). *Pixel-Bit. Revista de Medios y Educación*, 49, 105-119.
- Díaz, J.J. (2017). Análisis del Aprendizaje Social en la Educación Superior: antecedentes y líneas de actuación futuras. *Revista Educativa Hekademos*, 22, Año X, 93-104.
- European Commission (2008). The education and training contribution to the Lisbon strategy. Recuperado de: http://ec.europa.eu/education/policies/2010/et_2010_en.html
- Federico, A. y Agresti, P. (2017). *Sociedad y estado en el mundo actual*. Buenos Aires: Eudeba.
- Gray, L. y Lewis, L. (2009). *Educational Technology in Public School Districts: Fall 2008 (NCES 2010 – 003)*. NCES, Institute of Education Sciences, U.S. Washington, DC.: Department of Education.
- Gutiérrez, I. (2014). Perfil del profesorado español en torno a las competencias en tecnologías de la información y la comunicación. *Pixel Bit. Revista de Medios y educación*, 44, 51-65.
- Johnson, L., Adams, S., Cummins, M., Estrada, V., Freeman, A. y Ludgate, H. (2013). *NMC Horizon Report: 2013 Higher Education Edition*. Austin, Texas: The New Media Consortium.
- Johnson, L., Adams, S., Estrada, V. y Freeman, A. (2014). *NMC Horizon Report: 2014 Higher Education Edition*. Austin, Texas, Estados Unidos: The New Media Consortium.
- Kaya, Z., Emre, I. y Kaya, O. (2013). Adaptation of Technological Pedagogical Content Knowledge Scale to Turkish. *Theory & Practice*, 13 (4), 2367-2375.
- Leiva, J.P., Ugalde, L., Llorente-Cejudo, C. (2018). El modelo TPACK en la formación inicial de profesores: modelo Universidad de Playa Ancha (UPLA), Chile. *Pixel Bit. Revista de Medios y educación*, 53, 165-177.
- Llorente-Cejudo, M.C. (2008). Aspectos fundamentales de la formación del profesorado en tic. *Pixel-Bit. Revista de Medios y Educación*, 31, 121-130.
- Marín, V., Cabero, J. y Barroso, J. (2014). Evaluando los entornos formativos online. *Redu. Revista de Docencia Universitaria*, 12(2), 375-399.
- Martínez, M., López-Martín, R. y Pérez-Carbonell, A. (2018). E-innovación en educación superior. Claves para la institucionalización en las universidades. *Pixel-Bit. Revista de Medios y Educación*, 52, 1133-8482.
- Mishra, P. y Koehler, M. J. (2006). Technological pedagogical content knowledge: A framework for teacher knowledge. *Teachers college record*, 108(6), 1017-1054.
- Pastor, C.A. (2012). Aportaciones del Diseño Universal para el Aprendizaje y de los materiales digitales en el logro de una enseñanza accesible. En J. Navarro, M^a.T. Fernández, F.J. Soto y F. Tortosa (Coords.) (2012), *Respuestas flexibles en contextos educativos diversos* (1-13). Murcia: Consejería de Educación, Formación y Empleo.
- Pérez, A. (2012). *Educarse en la era digital: la escuela educativa*. Madrid: Morata.
- Prendes, M.P. y Gutiérrez, I. (2013). Competencias tecnológicas del profesorado en las Universidades españolas. *Revista de Educación*, 361. Recuperado de: <https://bit.ly/2VzW3DN>.

- Poore, M. (2013). *Using social media in the classroom*. London: Sage.
- Pozos, K.V. (2015). *Evaluación de necesidades de formación continua en Competencia Digital del Profesorado Universitario mexicano para la Sociedad del Conocimiento*. (Tesis Doctoral). Depto. Pedagogía Aplicada, Universitat Autònoma de Barcelona.
- Roig, R. y Flores, C. (2014). Conocimiento tecnológico, pedagógico y disciplinario del profesorado: el caso de un centro educativo inteligente. *EDUTEC, Revista Electrónica de Tecnología Educativa*, 47. Recuperado de <https://bit.ly/2uTxEGD>
- Rojas-Castro, P. (2017). Learning Analytics. Una revisión de literatura. *Educación y educadores*, 20(1), 106-128. <https://doi.org/10.5294/edu.2017.20.1>
- Sabariego, M. (2004). El proceso de investigación. En R. Bisquerra (coord.), *Metodología de la investigación educativa* (127-163). Madrid: La Muralla.
- Siemens, G y Long, P. (2013). Penetrating the Fog: Analytics in Learning and Education. *Educause Review*, 46, 31-40. <https://bit.ly/1xIMCED>.
- Suárez-Rodríguez, J.M., Almerich, G., Díaz-García, I. y Fernández-Piqueras, R. (2012). Competencias del profesorado en las TIC. Influencia de factores personales y contextuales. *Universitas Psychologica*, 11(1), 293-309.
- Tejedor, F.J., García-Valcárcel A. y Prada, S. (2009). Medida de actitudes del profesorado universitario hacia la integración de las TIC. *Comunicar. Revista Científica de Educomunicación*, 33, 115-124. <https://doi.org/10.3916/c33-2009-03-002>