

SOCIEDAD DE LA INFORMACIÓN, DINÁMICAS DE TRABAJO PARA ENRIQUECER EL CONOCIMIENTO Y ELEMENTOS PARA EL FUTURO DISEÑO DE ESPACIOS EDUCATIVOS

Esta parte realiza un aporte desde el concepto de learning analytics y las acciones según el trabajo con modelos con grandes cantidades de datos, mostrando la tendencia de crecimiento y auge en la actualidad de esta área de estudios en bases de indexación bibliográfica, número de autores y número de eventos académicos realizados sobre este tema.



10. *Learning analytics*: estado actual

ÁLVARO FRANCISCO QUIROGA CUBIDES

Introducción

L*earning analytics* puede ser definido como la medición, la recolección, el análisis y la visualización de datos acerca de los estudiantes y sus contextos, con el propósito de comprender y mejorar el proceso de aprendizaje y el ambiente donde él ocurre (Calvet Liñán y Juan Pérez, 2015). Algunos campos de investigación relacionados con *learning analytics* son análisis de citas, análisis de redes sociales, modelamiento de usuario, modelamiento cognitivo, tutores, descubrimiento de conocimiento en bases de datos, hipermedia adaptativo, *e-learning*, estadística, ciencias de la computación, psicología, neurociencia y neurocognición, *machine learning*, inteligencia artificial, teoría de las organizaciones, *learning science*, *scientometric* y sociología (Siemens, 2013).

Las herramientas, técnicas y aplicaciones usadas en *learning analytics* están relacionadas con *educational data mining*. Este último se diferencia del primero en que hace énfasis en el análisis de datos y en que está centrado en el objeto del análisis (Siemens, 2013).

Los análisis en *educational data mining* incluyen áreas como predicción, *clustering*, minería de relaciones, extracción de datos para el juicio de los humanos, descubrimiento con modelos, modelamiento del conocimiento del usuario, comportamiento y experiencia, perfilamiento de usuarios, modelamiento de dominios de conocimiento, análisis de tendencias, personalización y adaptación. Mientras que los modelos para hacer *learning analytics* incluyen recolección de datos, almacenamiento, limpieza, integración, representación y visualización y acción (Siemens, 2013).

La técnica más común para *educational data mining* es el *clustering* seguida de la clasificación. Con frecuencia, estos análisis se realizan en plataformas de aprendizaje virtual (Mohamad y Tasir, 2013). Los análisis se pueden agrupar en dos áreas: los relacionados con las actividades académico-administrativas y los referidos a las actividades didácticas.

Álvaro Francisco Quiroga-Cubides. Magíster en Ciencias y Computación. Profesor de la Institución Universitaria Politécnica Grancolombiano. e-mail: aquiroga@poligran.edu.co

Las actividades académico-administrativas comprenden señales del curso, bitácoras y notas (Clow, 2013). Por su parte, las actividades didácticas incluyen foros, chats, redes de amigos y mensajes (García-Peñalvo y Safont, 2014). Estos análisis se pueden extender a herramientas externas, como las redes sociales (Mohamad y Tasir, 2013). Predecir el rendimiento de estudiante, identificar los estilos de aprendizaje y detectar comportamientos no deseados en los estudiantes (Romero, Ventura, 2010) permite a las instituciones de educación reaccionar con tiempo para lograr el éxito de sus estudiantes.

La educación comienza a vivir en la red como muchas otras cosas. *Computational social science* es un campo emergente que potencia la capacidad de recoger y analizar datos a escalas que pueden revelar patrones de comportamiento individuales o de grupo (Lazer et al., 2009). Nuestra actividad diaria se puede rastrear a través del uso del móvil, de internet o de los medios de pago electrónicos. En las plataformas de educación en línea, este rastreo es mucho mayor, porque todas las actividades de enseñanza-aprendizaje se realizan a través de aquellas. Este incremento de datos se denomina *big data* y necesita un modelo para ser manejado: la recolección, la integración, la limpieza, la reducción, la indexación y el análisis (Chen et al., 2013). La diferencia del modelo *big data* con *educational data mining* es la etapa de reducción que es necesaria antes de proceder al análisis debido a los volúmenes de información.

En *learning analytics*, existen varios retos:

- El uso errado de las matemáticas y la tecnología (Clow, 2013): los profesores deben comprender los resultados de *learning analytics* para entender mejor los procesos de enseñanza-aprendizaje y no convertirse un agente manejado por unos indicadores incomprensibles.
- La apertura de los datos recogidos por las plataformas en la nube (Chorianopoulos, Giannakos, Chrisochoides y Reed, 2014): hoy, muchas instituciones utilizan servicios en la nube con el costo de perder la capacidad de hacer análisis.
- El uso de la información generada en el proceso de enseñanza-aprendizaje: la privacidad y el uso ético de la información es un reto, porque el empleo de la información genera una oportunidad de crear valor comercial (Siemens, 2013).
- Primar la perspectiva de los estudiantes más que la perspectiva de las instituciones (Ferguson, 2012).
- La fertilización cruzada entre la comunidad *educational data mining* con la comunidad de sistemas inteligentes (Baker e Inventado, 2014).

Bibliometría

A continuación, se relacionan diferentes búsquedas, incluyendo sus criterios, y los resultados obtenidos.

Tabla 10.1. Criterios de búsqueda

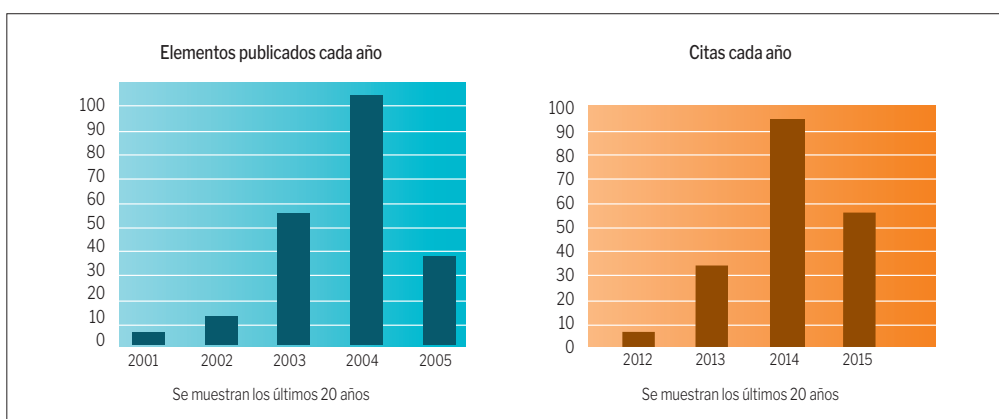
Fuente	Búsqueda	Documentos
Web of Science	TS="learning analytics"	226
Scopus	Key (learning analytics)	760

Fuente: Elaboración propia.

Web of Science

El número de publicaciones y referencias por año que arroja el buscador se muestra en las figuras 10.1A y 10.1B. Es necesario notar que los datos están tomados a julio de 2015.

Figuras 10.1A y 10.1B. Documentos publicados y número de citas por año en Web of Science.



Fuente: Elaboración propia con base en Web of Science.

El indicador *h-index* de Web of Science muestra el valor 7. Esto significa que los 7 documentos más citados tienen al menos 7 referencias. Por su parte, los dominios de investigación que muestra el buscador son *science technology*, *social sciences* y *arts humanities*. Asimismo, las áreas de investigación que muestra el buscador son *computer science*, *educational research*, *engineering*, *psychology* y *social sciences other topics*.

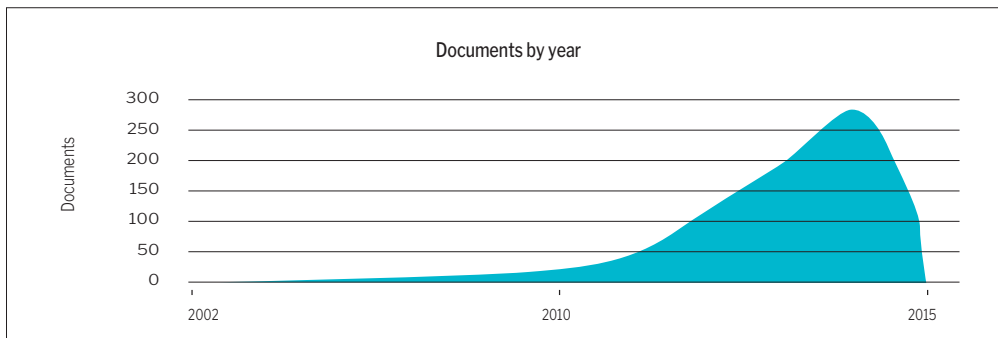
Por otro lado, los autores que muestra el buscador son Kloss C. D., Muñoz-Merino P. J., Pardo A., García-Peñalvo, F. J. y Theron R. Además, las fuentes más relevantes que muestra el buscador

son Lecture Notes in Computer Science, IEEE International Conference on Advanced Learning Technologies, 14th IEEE International Conference on Advanced Learning Technologies (ICALT2014), Computers in Human Behavior y IEEE Global Engineering Education Conference.

Scopus

La figura 10.2 muestra el crecimiento que ha tenido la publicación de documentos en los últimos años. Los datos están tomados a julio de 2015.

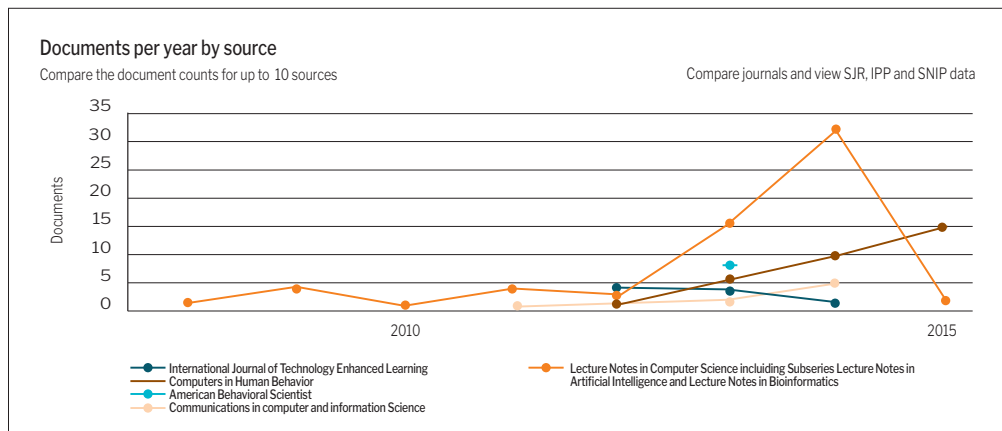
Figura 10.2. Número de documentos publicados por año indexados en Scopus.



Fuente: Elaboración propia con base en Scopus.

La figura 10.3 enseña que el número de documentos publicados en Lecture Notes en *computer science* es el mayor. También se ve un aumento importante en el tipo de fuente Computer in Human Behavior.

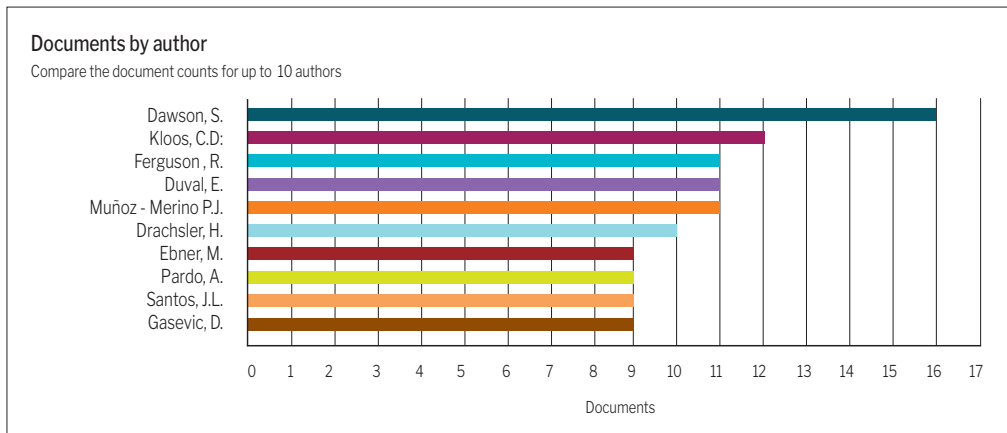
Figura 10.3. Número de documentos indexados según el tipo de fuente.



Fuente: Elaboración propia con base en SJR, IPP and SNIP data.

La figura 10.4 Número de documentos indexados en Scopus por autor muestra que el autor que más publica es Dawson.

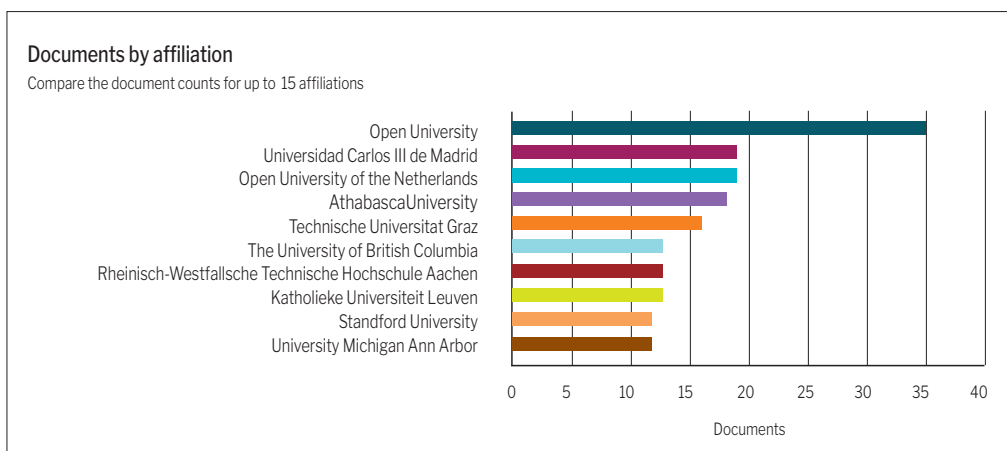
Figura 10.4. Número de documentos indexados en Scopus por autor.



Fuente: Elaboración propia con base en Scopus.

La figura 10.5 expone que el mayor número de publicaciones provienen de autores relacionados con la Open University.

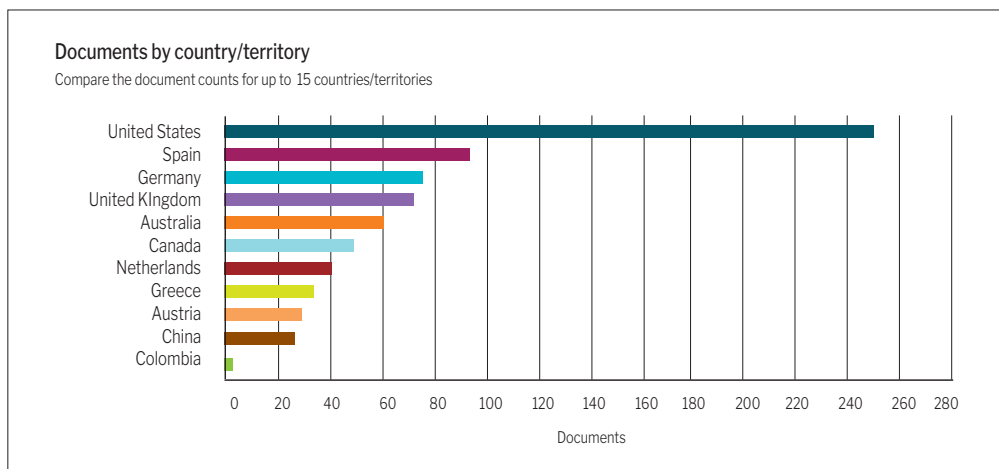
Figura 10.5. Número de documentos indexados en Scopus por institución.



Fuente: Elaboración propia con base en Scopus.

La figura 10.6 muestra que el país con mayor número de publicaciones es los Estados Unidos.

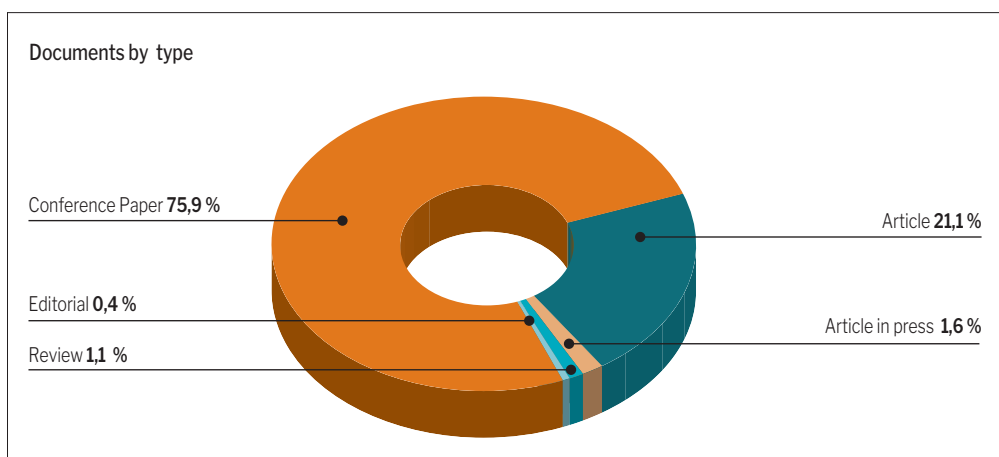
Figura 10.6. Número de documentos indexados en Scopus por país.



Fuente: Elaboración propia con base en Scopus.

La figura 10.7 indica que el mayor número de publicaciones proviene de conferencias. Esta es una situación típica del área de *computer science*.

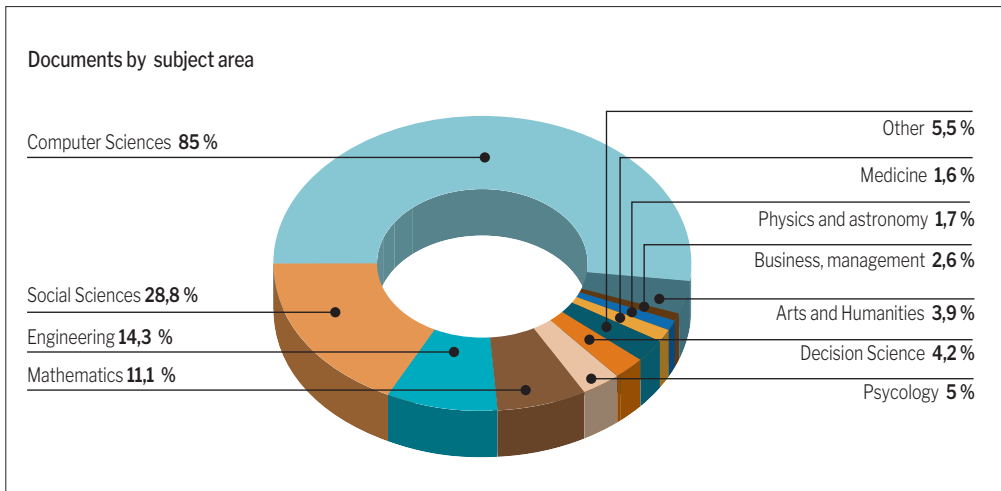
Figura 10.7. Número de documentos indexados en Scopus por tipo de documento.



Elaboración propia con base en Scopus.

La figura 10.8 señala que el área de conocimiento que más publica es computer science.

Figura 10.8. Número de documentos indexados en Scopus por área.



Fuente: Elaboración propia con base en Scopus.

Publicaciones

Journals

Lecture Notes in Computer Science¹

URL: <http://www.springer.com/computer/lncs?SGWID=0-164-0-0-0>

Subject Area: Computer Science, Mathematics: Theoretical Computer Science

Publisher: Springer Verlag

ISSN: 0302-9743

SJR (SCImago Journal Rank) (2013): 0.310 (Q2 Computer Science)

IPP (Impact per Publication) (2013): 0.406

SNIP (Source Normalized Impact per Paper) (2013): 0.516

SJR URL: <http://www.scimagojr.com/journalsearch.php?q=25674ytip=sid>

¹ Fuente Scopus.

Computers in Human Behavior²

Subject Area: Arts and Humanities: Arts and Humanities (miscellaneous), Computer Science: Human-Computer Interaction, Psychology

Publisher: Elsevier Limited

ISSN: 0747-5632

SJR (SCImago Journal Rank) (2013): 1.791

IPP (Impact per Publication) (2013): 3.281

SNIP (Source Normalized Impact per Paper) (2013): 2.406

British Journal of Educational Technology³

Subject Area: Social Sciences: Education

Publisher: Wiley-Blackwell

ISSN: 0007-1013

E-ISSN: 1467-8535

SJR (SCImago Journal Rank) (2013): 1.523

IPP (Impact per Publication) (2013): 1.930

SNIP (Source Normalized Impact per Paper) (2013): 1.709

Conference Proceeding

ACM International Conference Proceeding Series:

https://www.acm.org/publications/icp_series

IEEE International Conference on Advanced Learning Technologies:

<http://ask4research.info/icalt/2015/>

IEEE Global Engineering Education Conference

<http://www.educon-conference.org/>

² Fuente Scopus.

³ Fuente Scopus.

Autores

Dawson, Shane P.

University of South Australia, Adelaide, Australia
Documents: 38
Citations: 455 total citations by 376 documents
h-index: 10
Co-authors: 31
Subject area: Computer Science, Social Sciences

Kloos, Carlos Delgado

Universidad Carlos III de Madrid, Department of Telematic Engineering, Madrid, Spain
Documents: 122
Citations: 305 total citations by 283 documents
h-index: 10
Co-authors: 123
Subject area: Computer Science, Engineering

Ferguson, Rebecca I.

Open University, Institute of Educational Technology, Milton Keynes, United Kingdom
Documents: 34
Citations: 114 total citations by 107 documents
h-index: 4
Co-authors: 51
Subject area: Computer Science, Social Sciences

Duval, Erik

Katholieke Universiteit Leuven, Department of Computer Science, Leuven, Belgium
Documents: 124
Citations: 1099 total citations by 845 documents
h-index: 17
Co-authors: 150
Subject area: Computer Science, Social Sciences

Muñoz-Merino, Pedro J.

Universidad Carlos III de Madrid, Department of Telematic Engineering, Madrid, Spain

Documents: 40

Citations: 122 total citations by 110 documents

h-index: 7

Co-authors: 32

Subject area: Computer Science, Engineering

Pardo, D.

Ikerbasque, the Basque Foundation for Science, Bilbao, Spain

Documents: 584

Citations: 7349 total citations by 5503 documents

h-index: 44

Co-authors: 150

Subject area: Computer Science, Engineering

García Peñalvo, Francisco José

Universidad de Salamanca, Research Institute for Educational Sciences, Salamanca, Spain

Documents: 127

Citations: 289 total citations by 225 documents

h-index: 9

Co-authors: 140

Subject area: Computer Science, Social Sciences

Therón, Roberto

Universidad de Salamanca, Department of Computer Science and Automatic, Salamanca, Spain

Documents: 69

Citations: 203 total citations by 165 documents

h-index: 8

Co-authors: 65

Subject area: Computer Science, Mathematics

A continuación, se presentan los autores de nacionalidad colombiana:

Quintero, Camilo Andrés

Universidad del Valle, Escuela de Ingeniería de Sistemas y Computación, Cali, Colombia

Documents: 1

Citations: 0 total citations by 0 document

h-index:

Co-authors: 2

Subject area: Computer Science

Florian-Gaviria, Beatriz

Universidad del Valle, Escuela de Ingeniería de Sistemas y Computación, Cali, Colombia

Documents: 5

Citations: 4 total citations by 4 documents

h-index: 1

Co-authors: 11

Subject area: Computer Science, Engineering

A continuación, se presentan algunos proyectos interesantes relacionados con *learning analytics*.

<http://adlnet.gov/>

ADL (Advanced Distributed Learning) es un proyecto del Gobierno de los Estados Unidos que busca identificar y proveer altos estándares para lograr una educación efectiva y de calidad. En principio, el proyecto surgió para establecer estos estándares en los proveedores de formación del Gobierno, pero luego extendió sus alcances. Trata temas como arquitectura para la enseñanza, juegos, diseño instruccional, tutores inteligentes, educación móvil, educación adaptativa, SCORM, mundos virtuales, registro y recuperación de experiencias de aprendizaje, entre otros.

<http://solaresearch.org/>

SoLAR (Society for Learning Analytics Research) es una red interdisciplinaria de investigadores que exploran la función y el impacto de la analítica (*learning analytics*) en el desarrollo de la enseñanza y el aprendizaje.

<http://www.moocresearch.com/>

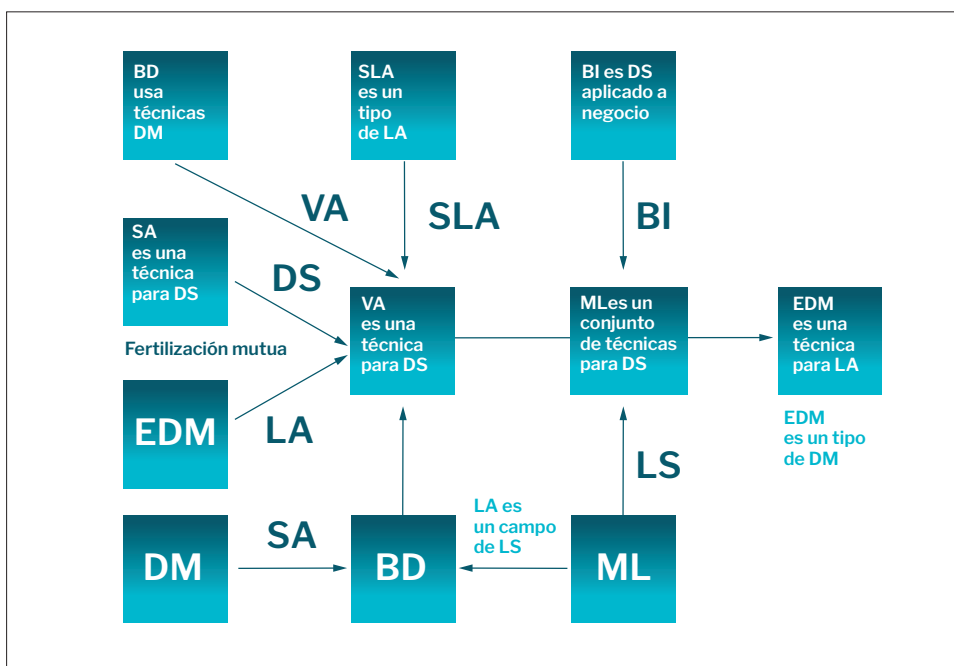
Es un proyecto apoyado por la Fundación Gates a través de Athabasca University con el fin de explorar el potencial de los MOOC.

<http://hedonometer.org/index.html>

Es un servicio de *sentiment analysis* implementado sobre Twitter basado en el trabajo de investigación de Peter Dods.

En la figura 10.9, se mencionan las relaciones de algunos conceptos asociados al tema. Se pretende relacionar principalmente dos áreas: *data science* y *learning analytics*. Esta relación es muy importante, dado que se plantea que el *learning analytics* es una aplicación de *data science* al ámbito de la educación.

Figura 10.9. Mapa conceptual de learning analytics.



Fuente: Elaboración propia con base en learning analytics.

Learning analytics

Learning analytics es la medición, recolección, análisis y reporte de datos acerca del proceso de aprendizaje y su contexto, con el propósito de entender y optimizar el proceso y el ambiente donde este ocurre (Siemens, 2013). *Learning analytics* es un campo de trabajo de *learning science*. *Learning science* tiene el objetivo de comprender y mejorar en general los procesos de educación, mientras que *learning analytics* tiene el mismo objetivo, pero a través del análisis de datos. *Learning analytics* debe estar en continua relación con *data science* para mantenerse actualizado con los desarrollos en análisis de datos que allí se logren.

Educational data mining

Educational data mining es *data mining* aplicado a los procesos de enseñanza-aprendizaje con el fin de comprenderlos y mejorarlos (Romero y Ventura, 2010). Asimismo, brinda las técnicas de análisis de datos que son usadas por *learning analytics*.

Learning science

Learning science es un campo interdisciplinario que estudia los procesos de enseñanza-aprendizaje con el objetivo de entenderlos y mejorarlos (Sawyer, 2006). Su espacio de trabajo es bastante amplio al ir desde los procesos individuales del estudiante en el momento del aprendizaje hasta los procesos sociales que se llevan en él. Sus técnicas de investigación varían desde técnicas cualitativas a técnicas cuantitativas.

Data science

Data science es un campo que realiza el estudio sistemático de la organización, las propiedades y el análisis de los datos para realizar procesos de inferencia de conocimiento (Dhar, 2012). Puede ser visto como la unión entre computación, matemática y estadística y un área específica (Conway, 2010). En este sentido, *learning analytics* sería la aplicación de *data science* al área de educación.

Social learning analytics

Social learning analytics se centra en el estudio del aprendizaje basado en la teoría del aprendizaje y en los elementos de la cultura de la participación en línea (Shum y Ferguson, 2012). En el campo de análisis de datos, el análisis de las redes sociales ha tenido gran interés, el cual no podría faltar en los procesos de aprendizaje dada la naturaleza social de este.

Visual analytics

Visual analytics es un campo de investigación multidisciplinario que incluye, entre otros, procesos de razonamiento visual y técnicas de visualización de información (Thomas y Cook, 2006). Todo proyecto que incluye *data science* debe tener el componente de presentación de los resultados de manera óptima para que logre transmitirlos a quien los ve.

Business intelligence

Business intelligence son técnicas, tecnologías, sistemas, prácticas y aplicaciones que analizan datos críticos de un negocio para ayudar a las compañías a comprender mejor sus negocios y su mercado para tomar las decisiones correctas (Chen, Chiang y Storey, 2012). Se podría decir que es la aplicación de *data science* al mundo de los negocios.

Data mining

Data mining es la acción de explorar datos de manera automática para encontrar conocimiento relevante en ellos (Wu, Zhu, Wu y Ding, 2014). Es el medio que utiliza *data science* para encontrar información relevante en conjuntos de datos.

Sentiment analysis

Sentiment analysis es un área de estudio que usa procesamiento de lenguaje natural con el objetivo de identificar el estado de ánimo de las personas de acuerdo con lo que escribe (Bhadane, Dalal y Doshi 2015). Es una de las técnicas para hacer *data science*. En el caso de *learning analytics*, es una herramienta que puede ser invaluable en el análisis de las actividades de los estudiantes donde se utiliza texto escrito.

Big data

Cuando se realizan análisis a grandes volúmenes de datos de diversa índole, se habla de *big data*. Normalmente, las herramientas de análisis de datos realizan todo el proceso en memoria; pero, cuando el volumen es grande, se deben utilizar técnicas especializadas (Wu et al., 2014). *Big data* es el uso de *data mining* sobre grandes volúmenes de información de diversa índole (texto, video, audio, bases de datos, etc.).

Cuando se hace *learning analytics*, normalmente se realiza sobre información almacenada en las plataformas de gestión de aprendizaje que guardan toda la interacción del estudiante con el ambiente de aprendizaje. El volumen de esta información en plataformas con un gran número de estudiantes puede generar información categorizable como *big data*.

Machine learning

Son técnicas que permiten la inducción estadística para generar modelos predictivos (Dhar, 2012). Estas técnicas son usadas en general por *data science* y en particular por las herramientas de *data mining*.

Bibliografía anotada

Se mencionan algunos artículos relevantes para *learning analytics*.

Siemens, G. (2013). *Learning analytics: The emergence of a discipline. American Behavioral Scientist*, 57(10), 1380-1400.

Este artículo muestra la definición de *learning analytics* y sus alcances.

Gašević, D., Dawson, S. y Siemens, G. (2014). Let's not forget: Learning analytics are about learning. *TechTrends*, 59(1), 64-71. doi:10.1007/s11528-014-0822-x

Este artículo resalta el objetivo de *learning analytics* sobre la comprensión y el mejoramiento de los procesos de educación y el riesgo de centrarse en las técnicas olvidando el objetivo.

Gasevic, D., Kovanovic, V., Joksimovic, S. y Siemens, G. (2014). Where is research on massive open online courses headed? A data analysis of the MOOC Research Initiative. *The International Review of Research in Open and Distributed Learning*, 15(5), 134-176.

Este artículo presenta el resultado de una convocatoria de trabajos de investigación sobre MOOC y cuestiona la falta de investigación, desde la perspectiva de *learning analytics*, en los actuales procesos de educación masivos (MOOC).

Dawson, S., Gašević, D., Siemens, G. y Joksimovic, S. (2014). Current state and future trends. En *Proceedings of the Fourth International Conference on Learning Analytics and Knowledge - LAK '14* (pp. 231-240). Nueva York: ACM Press. doi:10.1145/2567574.2567585

Este artículo muestra los posibles desarrollos del área a la fecha de este.

Lee, P. M., Jheng, S. Y. y Hsiao, T. C. (2014). Towards automatically detecting whether student is in flow. En *International Conference on Intelligent Tutoring Systems* (pp. 11-18). Springer Verlag. doi:10.1007/978-3-319-07221-0-2

Este es un ejemplo muy interesante de la aplicación de *learning analytics* en el comportamiento de los estudiantes durante el proceso de aprendizaje.



Conclusiones y sugerencias

El *learning analytics* es un campo que muestra ser de gran potencial para el desarrollo de la educación, sin embargo, es necesario recordar algunos de los retos a los que se enfrenta su aplicación. Uno de ellos es el trabajo conjunto con las áreas especializadas en sistemas inteligentes (Baker, s. f.), de tal forma que el desarrollo desde la perspectiva de métodos y técnicas esté actualizado en forma permanente.

Por otro lado, no se debe olvidar la intención del *learning analytics* en la comprensión de los procesos de aprendizaje para su mejoramiento. No se puede caer en su uso como si fueran indicadores incomprensibles que guían las acciones de los docentes (Clow, 2013). Finalmente, es indispensable tener siempre presente la ética en el empleo de los datos de los estudiantes de tal forma que en ningún momento se viole sus derechos (Siemens, 2013).

Referencias

- Baker, R. S. e Inventado, P. S. (2014). Educational data mining and learning analytics. En J. Larusson y B. White (eds.), *Learning analytics*. Nueva York: Springer.
- Baker, R. S. J. d. (s. f.). Educational data mining and learning analytics. Recuperado de Recuperado de <http://www.columbia.edu/~rsb2162/BakerSiemensHandbook2013.pdf>
- Bhadane, C., Dalal, H. y Doshi, H. (2015). Sentiment analysis: Measuring opinions. *Procedia Computer Science*, 45, 808-814. doi:10.1016/j.procs.2015.03.159
- Calvet Liñán, L. y Juan Pérez, Á. A. (2015). Educational Data mining and learning analytics: Differences, similarities, and time evolution. *International Journal of Educational Technology in Higher Education*, 12(3), 98-112. <https://doi.org/10.7238/rusc.v12i3.2515>
- Chen, J., Chen, Y., Du, X., Li, C., Lu, J., Zhao, S. y Zhou, X. (2013). Big data challenge: A data management perspective. *Frontiers of Computer Science*, 7(2), 157-164.
- Chen, H., Chiang, R. H. y Storey, V. C. (2012). Business intelligence and analytics: From big data to big impact. *MIS Quarterly*, 36(4), 1165-1188. Recuperado de <https://goo.gl/ujFhG3>
- Chorianopoulos, K., Giannakos, M. N., Chrisochoides, N. y Reed, S. (2014). Open service for video learning analytics. En *Advanced Learning Technologies (ICALT), 2014 IEEE 14th International Conference on* (pp. 28-30). Atenas: IEEE. 10.1109/ICALT.2014.19
- Clow, D. (2013). An overview of learning analytics. *Teaching in Higher Education*, 18(6), 683-695. Recuperado de <http://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/13562517.2013.827653>
- Conway, D. (2010). The Data Science Venn Diagram. Recuperado de <http://www.dataists.com/2010/09/the-data-science-venn-diagram/>

- Dhar, V. (2012). Data science and prediction. *Communications of the ACM*, 56(12), 64-73. doi:10.2139/ssrn.2086734
- Ferguson, R. (2012). Learning analytics: Drivers, developments and challenges. *International Journal of Technology Enhanced Learning*, 4(5/6), 304-317. doi:10.1504/IJTEL.2012.051816
- García-Peñalvo, F. J. y Safont, L. V. (2014). Human behaviors in computer-based education systems. *Computers in Human Behavior*, 31(1), 432-433.
- Lazer, D., Pentland, A., Adamic, L., Aral, S., Barabasi, A.-L., Brewer, D. ... y Van Alstyne, M. (2009). Social science: Computational social science. *Science*, 323(5915), 721-723.
- Mohamad, S. K. y Tasir, Z. (2013). Educational data mining: A review. *Procedia-Social and Behavioral Sciences*, 97, 320-324. <https://doi.org/10.1016/j.sbspro.2013.10.240>
- Romero, C. y Ventura, S. (2010). Educational data mining: A review of the state of the art. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C (Applications and Reviews)*, 40(6), 601-618. 10.1109/TSMCC.2010.2053532
- Sawyer, R. (2006). The new science of learning. En R. K. Sawyer (ed.), *The Cambridge handbook of the learning sciences* (pp. 1-16). Cambridge University Press.
- Shum, S. B. y Ferguson, R. (2012). Social learning analytics. *Educational Technology and Society*, 15(3), 3-26. Recuperado de <http://www.scopus.com/inward/record.url?eid=2-s2.0-84873838796partnerID=tZ0tx3y1>
- Siemens, G. (2013). Learning analytics: The emergence of a discipline. *American Behavioral Scientist*, 57(10), 1380-1400. Recuperado de <http://journals.sagepub.com/doi/abs/10.1177/0002764213498851>
- Thomas, J. J. y Cook, K. A. (2006). A visual analytics agenda. *IEEE Computer Graphics and Applications*, 26(1), 10-13. 10.1109/MCG.2006.5
- Wu, X., Zhu, X., Wu, G.-Q. y Ding, W. (2014). Data mining with big data. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 26(1), 97-107. doi:10.1109/TKDE.2013.109