

Primavera (Enero-Junio 2017) Número 18. Págs. 10

# Analítica de aprendizaje en MOOC mediante métricas dinámicas en tiempo real.

**Manuel León Urrutia**

University of Southampton  
M.Leon-Urrutia@soton.ac.uk

**Esteban Vázquez-Cano**

Universidad Nacional de Educación a Distancia.  
evazquez@edu.uned.es

**Eloy López Meneses**

Universidad Pablo de Olavide  
elopmen@upo.es

Fecha presentación: 28/03/2017 | Aceptación: 19/05/2017 | Publicación: 23/06/2017

**Resumen**

Este artículo presenta el diseño y funcionamiento de una experiencia de analítica mediante una plataforma que ofrece métricas dinámicas en tiempo real denominada *MOOC Dashboard*. La experiencia se ha desarrollado por la Universidad de Southampton y la Universidad Autónoma de Madrid y se ha aplicado al análisis del funcionamiento en los cursos MOOC de la plataforma FutureLearn. El avance de la enseñanza en entornos masivos requiere, entre otras iniciativas, del conocimiento del desempeño del estudiante con respecto al diseño más o menos interactivo que ofrecen estos cursos. La visualización de métricas de aprendizaje y de la huella del estudiante en los cursos permite dinamizar y mejorar los entornos de MOOC. A través de un enfoque descriptivo-exploratorio se analiza el curso *Digital Marketing: Challenges and Insights* ofrecido por la plataforma FutureLearn y se presentan los resultados de la aplicación de métricas analíticas dinámicas en tiempo real al desempeño académico de los estudiantes.

*Palabras clave:* entornos de aprendizaje masivos; MOOC; tableros; analítica de aprendizaje; métricas dinámicas.

**Resum**

Aquest article presenta el disseny i funcionament d'una experiència d'analítica mitjançant una plataforma que ofereix mètriques dinàmiques en temps real denominada *MOOC Dashboard*. L'experiència s'ha desenvolupat per la Universitat de Southampton i la Universitat Autònoma de Madrid i s'ha aplicat a l'anàlisi del funcionament en els cursos MOOC de la plataforma FutureLearn. L'avanç de l'ensenyament en entorns massius requereix, entre altres iniciatives, del coneixement de l'acompliment de l'estudiant pel que fa al disseny més o menys interactiu que ofereixen aquests cursos. La visualització de mètriques d'aprenentatge i de la petjada de l'estudiant en els cursos permet dinamitzar i millorar els entorns de MOOC. A través d'un enfocament descriptiu-exploratori s'analitza el curs *Digital Marketing: Challenges and Insights*, ofert per la plataforma FutureLearn i es presenten els resultats de l'aplicació de mètriques analítiques dinàmiques en temps real a l'acompliment acadèmic dels estudiants.

*Paraules clau:* entorns d'aprenentatge massius; MOOC; taulells; analítica d'aprenentatge; mètriques dinàmiques.

**Abstract**

This article reports the experience of the design, implementation, and use of a learning analytics tool that provides near-to-real time visualisations of MOOC metrics, called *Southampton MOOC Dashboard*. The dashboard has been designed and developed by the University of Southampton, in collaboration with the University Autònoma of Madrid. This tool has been used to analyse the data from University of Southampton MOOC, hosted in the FutureLearn platform. The evolution of teaching in massive settings requires a constant awareness of learners performance and engagement, so as to determine the effectiveness of the pedagogical design of these courses. The visualisation the digital footprints left by the learners affords interventions to improve the quality, both in their design and delivery. Through a descriptive and exploratory approach, the FutureLearn and University of Southampton MOOC *Digital Marketing: Challenges and Insights* has been analysed. The results of such analysis are displayed through the use of the tool, showing a set of learner engagement and performance metrics.

**Keywords:** massive learning environments; MOOC; dashboards; learning analytics; dynamic metrics.

## 1. Introducción

El movimiento MOOC, después de un primer periodo de convulsión e impacto en el mundo formativo de la Educación Superior, ha evidenciado una serie de carencias, entre las que se pueden destacar: el alto índice de abandono, la escasa interactividad entre sus participantes, el reconocimiento de créditos oficiales de formación, la tendencia a la monetización, etc. (Aguaded, Vázquez-Cano y Sevillano, 2013; Mengual-Andrés, 2013; Daniel, Vázquez-Cano y Gisbert, 2015; Vázquez-Cano y López Meneses, 2015). Una de las estrategias y acciones que pueden ayudar a mejorar algunas de estas carencias, es el aprovechamiento de técnicas relacionadas con las analíticas de aprendizaje para la mejora del diseño instruccional de los cursos y de la participación de los estudiantes en los mismos en pro de un modelo de enseñanza más interactivo, dinámico y con menores índices de abandono (Siemens, 2012; Clow, 2012; Baker y Siemens, 2013; Ferguson y Sharples, 2014; Pérez Parras, 2016; Marín y Sampedro, 2016). Los cursos MOOC, debido a su carácter masivo, producen una gran cantidad de datos cuyo análisis resulta de especial relevancia para los diseñadores de los cursos, pero también para investigadores de los entornos masivos ya que permiten observar qué prácticas y qué herramientas pueden resultar más beneficiosas en la enseñanza masiva y en abierto (Dabbagh y Fake, 2017). Para ello, se requiere que los análisis se desarrollen en diferentes contextos formativos para poder observar patrones de funcionamiento que permitan generalizaciones relevantes (Weston, 2012; Jovanovic, et al., 2012; Sánchez-Vera, et al, 2013; Papamitsiou y Economides, 2014; Darder Mesquida y Pérez, 2015; Khalil, Kastl y Ebner, 2016; Mariño y Primorac, 2016). La analítica de aprendizaje, por sí misma, no mejora nada, permite tener una fotografía de lo que ocurre en el interior de los procesos educativos mediados por la tecnología, pero precisa de una interpretación adecuada que permita la mejora de los procesos educativos (Reich, 2015; Khalil y Ebner, 2016b). En este contexto, las experiencias colaborativas cobran especial importancia porque permiten análisis en diferentes contextos educativos y precisan de herramientas diseñadas para aprovechar no sólo el potencial de datos descriptivos, sino especialmente la medición del desempeño académico de los estudiantes para mejorar los resultados. En este artículo presentamos el diseño y funcionamiento de una experiencia de analítica mediante una plataforma que ofrece métricas dinámicas en tiempo real denominada *MOOC Dashboard*. La experiencia se ha desarrollado por la Universidad de Southampton y la Universidad Autónoma de Madrid. A través de un enfoque descriptivo-exploratorio, se analiza el curso *MOOC Digital Marketing: Challenges and Insights* ofrecido por la plataforma FutureLearn y se presentan los resultados de la aplicación de métricas analíticas dinámicas en tiempo real al desempeño académico de los estudiantes.

## 2. La aplicación de las analíticas de aprendizaje al aprendizaje masivo

La aplicación de las analíticas de aprendizaje al aprendizaje masivo es una tendencia que está siendo ampliamente estudiada (Kizilcec, Piech y Schneider, 2013; Khalil, y Ebner, 2016a). Además, es una de las tendencias de futuro en educación más citadas en los

informes internacionales de los últimos años: *Horizon Report* (Adams, et al., 2017) e *Innovating Pedagogy* (Sharples et al., 2016), entre otros. La literatura científica está empezando a demostrar a través de diferentes estudios y experiencias que con los algoritmos de minería de datos utilizados en otros medios y con otras herramientas, adecuadamente orientados por las teorías del aprendizaje personalizado, por técnicas pedagógicas y de diseño instruccional, pueden proporcionar informaciones para ajustar mejor la intervención educativa, para mejorar el rendimiento de los alumnos, además de su satisfacción, y el del programa educativo (Zapata-Ros, 2013; Martos-García, Usabiaga y Valencia-Peris, 2017).

Aunque hay que tener en cuenta que el problema reside no tanto en el tipo de información y la cantidad, sino en un buen diseño previo que permita identificar qué aspectos didácticos pueden verse mejorados para favorecer un mejor desempeño académico de los estudiantes. Por lo tanto, hay que tener presente que mientras la minería de datos permite obtener enormes cantidades de información segmentada, no es suficiente para mejorar la didáctica en la masividad. Para ello, la analítica de aprendizaje da un paso más y permite arbitrar sistemas de análisis de esos datos que reviertan en información que mejore el desarrollo del proceso de enseñanza-aprendizaje caracterizado por la ubicuidad y la masividad. En esta línea de aplicación de las analíticas de aprendizaje a los entornos virtuales masivos se están realizando diferentes iniciativas. Por ejemplo, el empleo de técnicas de visualización de redes sociales mediante la aplicación de *NAT plug-in* para poder visualizar las relaciones que se establecen entre los participantes cuando abordan un tema. Este tipo de aplicaciones permite a los participantes localizar a otros usuarios con sus mismos intereses y crear subgrupos de debate y aprendizaje (Schreurs, et al., 2013).

Las técnicas empleadas en minería de datos para el análisis y mejora de la educación en entornos virtuales masivos se han diversificado en diferentes propuestas. El análisis estadístico (Ueno, 2006), las reglas de asociación (ben-Naim, 2009) y los algoritmos evolutivos (Romero, 2004) para identificar tendencias y usos, el *clustering* (Talavera, 2004, Zaiane, 2006, Khribi, 2008; Su, 2006) y los patrones secuenciales (Romero, 2006) para la recomendación y modificación de patrones de uso en los entornos virtuales. En la actualidad, el enfoque de aplicación de las analíticas de aprendizaje está adoptando nuevos enfoques a través de la aplicación de diferentes algoritmos mediante la técnica de árbol de decisión (C4.5, RepTree y J48). Un árbol de decisión es un conjunto de condiciones o reglas organizadas en una estructura jerárquica, de tal manera que la decisión final se puede determinar siguiendo las condiciones que se cumplen desde la raíz hasta alguna de sus hojas. El C4.5, por ejemplo, es un algoritmo de inducción que genera una estructura de reglas o árbol a partir de subconjuntos (ventanas) de casos extraídos del conjunto total de datos de entrenamiento. El objetivo para los MOOC es crear un modelo que prediga con un alto valor, el coeficiente de la variable para superar el curso conforme a las diferentes variables asociadas a su diseño instruccional (foros, mensajes, debates, visualizaciones etc.). Más recientemente se está experimentado con técnicas asociadas *k-nearest neighbour classifier*. Constituyen un método de aprendizaje supervisado que también puede utilizarse en

regresión y puede, asimismo predecir/estimar tasas de abandono o éxito (Reckase, 2009). También se han aplicado técnicas de “análisis semántico de filtrado colaborativo” (CoF) (Beheshti, Desmarais y Naceur, 2012; Lan, Waters, Studer y Baraniuk, 2014).

Por lo tanto, las analíticas de aprendizaje pueden ayudar a predecir cuándo un estudiante va a abandonar el curso y, de esta manera, minimizar el alto porcentaje de abandonos que tienen este tipo de cursos. Asimismo, el estudio de los resultados iniciales puede identificar estudiantes con un alto grado de motivación. El diseño del curso puede modificarse desde el primer momento si se identifican estos casos para dar una mejor respuesta a diferentes patrones de los estudiantes. La visualización de los datos puede hacerse efectiva y presentarse a los estudiantes como una forma de retroalimentación de su desempeño. Verbert et al. (2013; 2014) evidenciaron que la muestra de los resultados en forma de *dashboard* mejora en los estudiantes la reflexión sobre su desarrollo académico y a los investigadores o diseñadores de los cursos les permite observar los patrones de comportamiento. La personalización de los contenidos es una de las facetas que más puede contribuir a la mejora de los cursos, ya que son los propios estudiantes los que pueden realizar estas tareas con anotaciones sobre vídeos o marcando como favorito un contenido o parte de él. La identificación de estos procesos ayuda significativamente a convertir estos cursos, más que en meros suministradores de contenido, en activadores de la participación y el aprendizaje conectado y colaborativo. Este proceso de personalización también tiene relación con las posibilidades de crear subgrupos de intereses en los estudiantes mediante técnicas de minería de datos o *clusters* (Kizilcec, Piech y Schneider, 2013).

Entre los diferentes beneficios de la aplicación de las analíticas de aprendizaje a los cursos MOOC, podemos citar los siguientes: predicción, recomendación, visualización, diversión, evaluación comparativa, personalización, participación, comunicación y ahorro de costes (Khalil, Taraghi y Ebner, 2016). Aunque, la aplicación de estas técnicas también debe superar ciertos retos y dificultades, a saber: la garantía de seguridad y privacidad en la obtención y tratamiento de los datos (Papamitsiou y Economides, 2014; Sclater, 2014; Drachsler y Greller, 2016); así como la transparencia en el uso de los datos y su almacenaje cumpliendo las directrices europeas (Directive 95/46/EC). También los posibles miedos o fobias (Vázquez-Cano y Sevillano 2015; Hervas Gómez et al. 2016).

La retroalimentación del desempeño académico de los estudiantes debería no sólo favorecer un mejor diseño de los cursos, sino el propio proceso de enseñanza-aprendizaje, con el último fin, de mejorar los resultados académicos de los estudiantes y su experiencia educativa en las plataformas que ofrecen formación masiva y en abierto (Clow, 2012). De hecho, mucho antes de la irrupción de los cursos MOOC, la didáctica siempre había apostado porque el conocimiento, entre otros factores, se potencia cuando hay un flujo continuo de información y retroalimentación entre docentes y discentes (Laurillard, 2002; Moreno Martínez, Leiva Olivencia y Matas Terrón, 2016; Johnson, Prescott y Lyon, 2017; Martos-García, Usabiaga y Valencia-Peris, 2017). En la actualidad, este principio, se potencia cuando la enseñanza se desplaza a los entornos virtuales de aprendizaje desde principios de masividad, colaboración y ubicuidad, y en donde la huella del

estudiante permanece al dejar evidencia escrita o audiovisual de su participación (Kuhn, 2017; Dabbagh y Fake, 2017). De hecho, plataformas como EdX disponen de un servicio denominado *Insights* que permite la visualización del desempeño del estudiante en diferentes dimensiones. Asimismo, FutureLearn facilita diferentes analíticas a sus instituciones asociadas, incorporando datos demográficos y del desempeño académico.

Dentro de la tendencia de presentar datos que mejoren la enseñanza masiva mediante tableros se han propuesto dos modelos: uno primero que ofrece información de las actividades realizadas por cada estudiante en relación con las de sus compañeros y otro que filtra y analiza el desempeño del estudiante y le ofrece información personalizada para avanzar y personalizar su aprendizaje. Nosotros para este artículo proponemos un modelo mixto, que exponemos a continuación.

### 3. La visualización y filtrado de las analíticas mediante el tablero “MOOC Dashboard”

La visualización y filtrado de la información generada en los cursos y los resultados obtenidos por los estudiantes en estos entornos masivos está empezando a ser un área de estudio prioritaria por instituciones de Educación Superior que quieren aprovechar el potencial de las analíticas de aprendizaje para la mejora de sus cursos y para investigar sobre propuestas metodológicas para mejorar la metodología en entornos masivos. Un ejemplo de esta tendencia es la herramienta creada por la Universidad Carlos III de Madrid y en el que se diseñó un módulo de analítica de aprendizaje denominado *ANALYSE for open EdX1*. Esta herramienta proporcionaba la visualización de las actividades de evaluación mediante las visualizaciones de vídeos y el análisis de comentarios y visitas realizadas por los estudiantes en cursos MOOC. A esta propuesta se añadió el tablero diseñado por la Universidad Autónoma de Madrid denominado *Open-DLAs for datasets from edX MOOCs* (García, 2015). Esta herramienta permite visualizar el progreso de los estudiantes en un curso MOOC monitorizando su actividad en foros y las interacciones en las actividades didácticas diseñadas. La combinación de estas dos experiencias ha dado como resultado que la Universidad de Southampton y la Universidad Autónoma de Madrid hayan diseñado una plataforma de análisis del aprendizaje en MOOC denominada *MOOC Dashboard* que está en primeras fases de implementación con curso MOOC de la plataforma *FutureLearn*.

### 4. Funcionamiento del tablero

El funcionamiento del tablero se rige por estos procesos:

1. FutureLearn recoge los datos que producen los participantes, tanto activamente (rellenando cuestionarios) como pasivamente (interactuando con la plataforma). Los datos son organizados en archivos con formato CSV (valores separados por comas). Dichos archivos son actualizados diariamente, y puestos a disposición del *partner* (en este caso la Universidad de Southampton) en su página de administración privada. Todos los archivos tienen dos tipos de datos en común: un identificador único anónimo de cada aprendiz, y una marca horaria (indicando fecha y hora). Los archivos son los siguientes:

- *Altas*: se registra cada usuario que se da de alta (con su identificador único anónimo), y de

baja, en una entrada con marca horaria. Se especifica el rol de cada usuario (alumno, facilitador, profesor, diseñador educativo, etc.)

- **Datos demográficos:** están integrados dentro del archivo de altas. Los datos demográficos son los resultados de una encuesta que hace la plataforma a todo aquel que se incorpora nuevamente a cada curso. Se utiliza siempre el mismo identificador único anónimo por usuario.
- **Comentarios:** todos los comentarios y respuestas a los mismos, clasificados en todos los foros (existe un foro por objeto de aprendizaje). Cada entrada contiene el identificador único anónimo del autor.
- **Actividad en los objetos de aprendizaje:** fecha y hora de cada vez que un usuario (con el mismo identificador que en los archivos anteriores) visita un objeto de aprendizaje por primera vez o lo marca como completado.
- **Resultados de las preguntas múltiples:** respuestas acertadas, respuestas erróneas, y número de intentos. No todos los cursos contienen preguntas múltiples.
- **Resultados de las revisiones por pares:** textos tanto de las tareas como las revisiones realizadas por los demás alumnos. No todos los cursos contienen actividades de revisión por pares.

2. FutureLearn actualiza todos estos archivos cada 24 horas. Los archivos están disponibles para descarga en la página de administración de cada *partner*. Hay un conjunto de archivos de este tipo por cada edición de cada curso (Figura 1). El reducido tamaño de los archivos permite automatizar la descarga en un servidor sin demandas de capacidad extraordinarias. Con un servidor de 4GB de RAM, se pueden cargar todos los datos de todos los cursos de una vez.

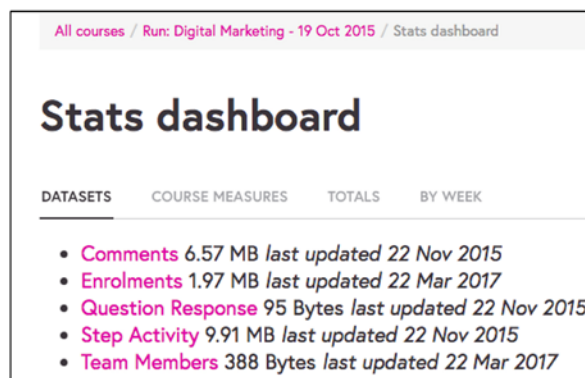


Figura 1. Lista de archivos descargables en la página de administración

3. Código escrito en *Beautifulsoup*, una biblioteca de Python que sirve para extraer HTML, descarga estos ficheros y recoge los metadatos de los cursos (título, edición, fecha de inicio).

4. Los datos descargados y los metadatos extraídos son convertidos en SQL y transferidos a una base de datos en MySQL para poder ser cruzados fácilmente.

5. Una aplicación Web llamada *Shiny* (un entorno basado en el lenguaje R) analiza y visualiza los datos de la base de datos SQL y lo muestra en el tablero. El entorno Shiny

también se encarga de la apariencia y la interactividad del tablero. El proceso completo está representado en la Figura 2; la cual representa a su vez la arquitectura de la aplicación.

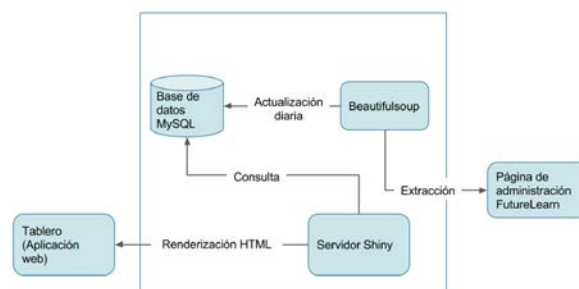


Figura 2. Arquitectura del tablero

La aplicación tiene los siguientes requisitos técnicos para ser implementada:

1. Un servidor Linux de un mínimo de 2GB de memoria RAM.
2. Configuración de R-Studio con paquetes actualizados (la lista detallada se encuentra en el repositorio Github, de código abierto: <https://github.com/moocobservatory/mooc-dashboard/>).
3. Instalación del servidor Shiny (la versión Open Source es suficiente)
4. Instalación de MySQL, con una contraseña raíz.
5. Configuración del servidor Shiny.
6. Configuración del tablero Shiny.

## 5. Descripción y Resultados

El proceso de aplicación de analítica en entornos masivos se ejemplificó con el curso *Digital Marketing: Challenges and Insights* ofrecido por la plataforma FutureLearn

(<https://www.futurelearn.com/courses/digital-marketing>) (Figura 3).



Figura 3. Curso de FutureLearn “Digital marketing”

Se han analizado tres ediciones las correspondientes a los años 2014, 2015 y 2016. El diseño del tablero para el filtrado de analíticas permite una observación diaria del desempeño de los estudiantes y un resumen final. Para ello, se ofrecen las siguientes funcionalidades (Figura 4):

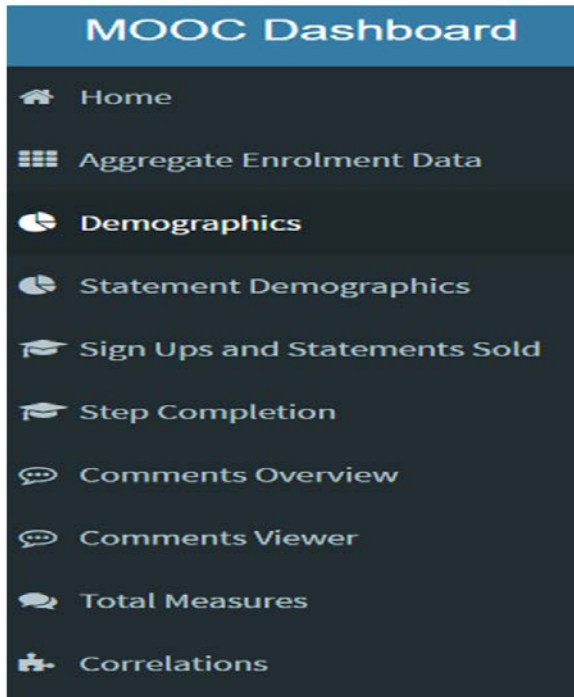


Figura 4. Funcionalidad del tablero MOOC

Como se puede observar en los parámetros de análisis que ofrece el tablero, podemos filtrar información descriptiva de los estudiantes matriculados, su desempeño académico conforme a las actividades superadas, comentarios realizados y correlaciones entre el desempeño académico y la finalización de los estudios.

La funcionalidad descriptiva sociodemográfica la ofrecen la mayoría de los cursos MOOC, ya que se consigue con un cuestionario inicial que cumplimenta el estudiante al matricularse. Esta información es importante, ya que permite tener una primera visualización de qué tipo de estudiantes se han matriculado y ya desde el comienzo se pueden realizar algunos cambios en el diseño del curso. Por ejemplo, en el curso analizado, el filtrado del total de estudiantes matriculados en las tres ediciones y su franja de edad nos muestra que en el curso se matricularon 1485 estudiantes, con una distribución de edades que se concentran principalmente en el tramo 26-35 (Figura 5).

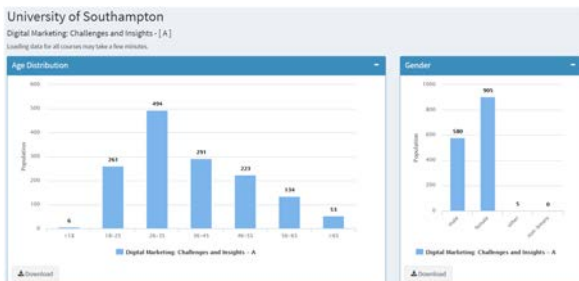


Figura 5. Estadística descriptiva sociodemográfica por edad en el MOOC.

Asimismo, se puede analizar el área de trabajo o estudio de los estudiantes matriculados, su trabajo y dedicación al mismo y su nivel de estudios. Esta información descriptiva nos permite visualizar nada más empezar el

curso que tipo de estudiantes y su perfil socio-profesional y académico, lo que nos permite orientar determinadas actividades de participación y posibilitar una acción más específica de los *content curators* (Figura 6).

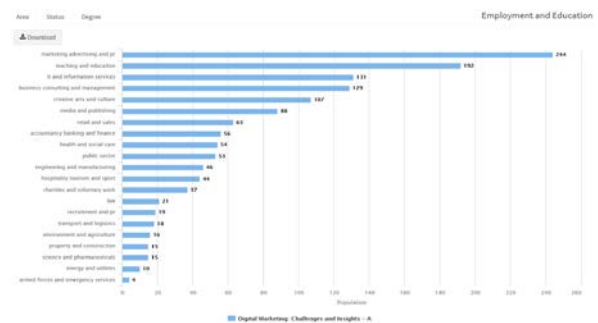


Figura 6. Perfil profesional de los estudiantes

Los resultados muestran que los estudiantes que realizan este curso se dedican principalmente al área del marketing ( $n=244$ ), la educación ( $n=192$ ), la gestión de servicios y la información ( $n=260$ ). Estos datos permiten poder insertar foros temáticos y vídeos que permitan a los estudiantes relacionar más los contenidos y competencias del curso con sus intereses. Asimismo, permite formar subgrupos de aprendizaje sobre temáticas personalizables y generar un aprendizaje más competencial y situado. Asimismo, el tablero nos permite determinar cuáles son los perfiles académicos y procedencia de los estudiantes (Figuras 7 y 8). Esta información es muy útil cuando se establecen estrategias recomendadoras o se establecen subgrupos de debate y ampliación.

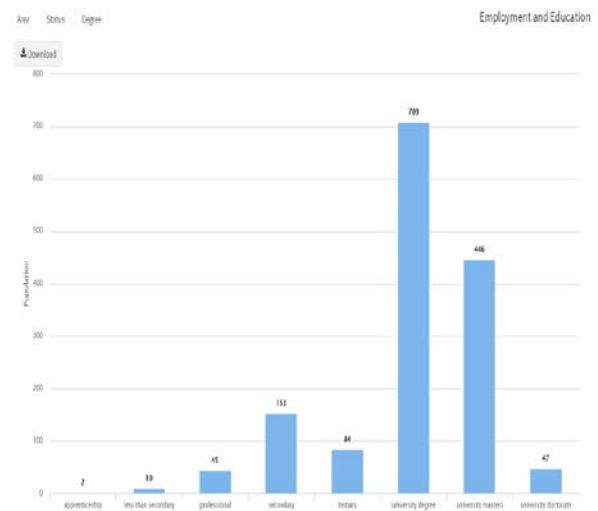


Figura 7. Perfil académico de los estudiantes



Figura 8. Procedencia geográfica de los estudiantes

Como se puede observar en las diferentes ediciones de este curso, la mayoría de los estudiantes tienen un grado universitario ( $n = 709$ ) y proceden, en su gran mayoría, del Reino Unido.

Una de las herramientas que pueden ayudar a entender el progreso de los estudiantes dentro de los cursos MOOC son los resultados del tipo de actividad que se va superando. Identificar el punto en el que estudiante empieza perder el interés por el curso, debido a la acumulación de actividades poco motivantes o por la superación de tareas con alta dificultad. En la Figura 9, podemos ver el progreso de los estudiantes ante las actividades superadas. Como se observa en el gráfico las actividades hay actividades que implican un menor índice de finalización (1.21. / 1.23 / 2.20). Este tipo de información puede ayudar a mejorar aspectos tanto técnicos como didácticos de los cursos.

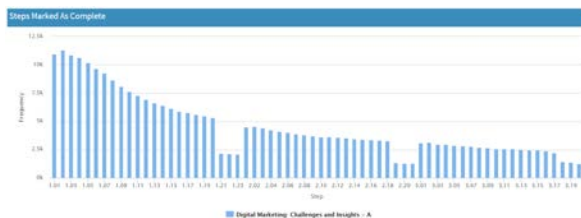


Figura 9. Porcentaje de actividades superadas

Asimismo, uno de los aspectos que genera mayor interactividad en los cursos MOOC es el número de participaciones (“comentarios y respuestas”) que los estudiantes realizan en cada una de las actividades planteadas. El tablero genera una gráfica (Figura 10) que permite identificar el número de mensajes emitidos por los participantes en una unidad y las contestaciones que han tenido por parte de otros estudiantes. Esta información permite a los diseñadores comprender la dinámica de participación en los foros e identificar unidades de contenido más o menos atractivas dentro de cada curso.

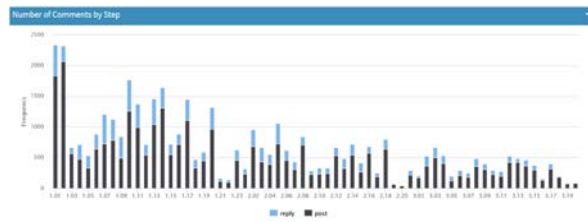


Figura 10. Porcentaje de comentarios y respuestas durante el curso

Asimismo, el poder visualizar el número y carácter de los mensajes enviados a los foros es una de las principales fuentes de autoconocimiento para el estudiante. Además, el tablero permite la lectura cronológica de todos los mensajes emitidos (Figura 11). Esta funcionalidad permite analizar tendencias y realizar análisis cualitativos y cuantitativos de temáticas y generar redes que pueden desembocar en subforos o trabajo en red y colaborativo entre los estudiantes sobre una misma dinámica durante y después de la realización del curso MOOC.

| Date       | Step | Comment   | Part of a Thread | Likes |
|------------|------|---|------------------|-------|
| 2016-03-23 | 1.22 | ...to a digital marketing strategy and ensure it is tailored to the customer's requirements. It is important to understand the customer's needs and preferences during the process and to adapt the strategy accordingly. | No               | 2016  |
| 2016-03-26 | 2.13 | ...and that this approach will provide a more personalized and relevant experience for the user, increasing their engagement and loyalty.   | Yes              | 2016  |
| 2016-03-26 | 2.14 | ...and that this approach will provide a more personalized and relevant experience for the user, increasing their engagement and loyalty.   | Yes              | 2016  |
| 2015-03-23 | 1.20 | ...and that this approach will provide a more personalized and relevant experience for the user, increasing their engagement and loyalty.   | No               | 43    |

Figura 11. Comentarios y respuestas (desenfocados por privacidad) realizados por los estudiantes

El análisis cuantitativo y temático, que podemos realizar con el tablero interactivo, nos permite generar nubes de palabras que visualizan la dinámica de intervención de los participantes y orienta sobre qué tipo de temáticas están siendo más y menos debatidas. Esta información se puede utilizar desde una doble vía de información a los estudiantes y como una forma de evaluar el funcionamiento interno del MOOC para mejora futuras unidades o ediciones (Figura 12).

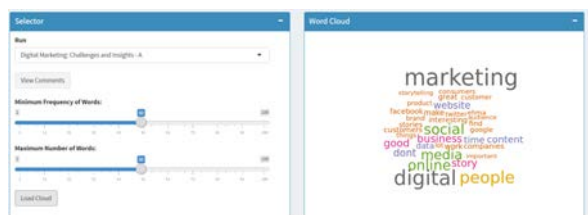


Figura 12. Generador de nubes de palabras

Por último, una de las funcionalidades que más importancia tienen para el análisis de la funcionalidad de los cursos MOOC es de predecir mediante regresión múltiple aquellos aspectos que más pueden contribuir al éxito de un estudiante en el MOOC que están realizando. El tablero analizado genera gráficas en las que se estima el grado de éxito de los estudiantes en cada curso MOOC analizado (Figura 13).

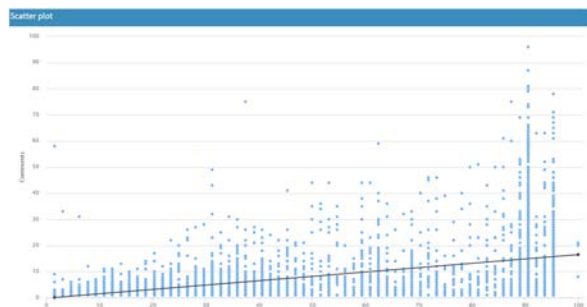


Figura 13. Modelo de predicción del éxito del estudiante en MOOC

Las correlaciones permiten estimar la predicción de éxito conforme a los siguientes parámetros didácticos establecidos en el curso: número de comentarios, respuestas, likes, respuestas a los cuestionarios, porcentaje de estadios superados, porcentaje de respuestas correctas e incorrectas y porcentaje de unidades superadas.

Otro de los aspectos más criticados de los cursos MOOC es sus altas tasas de abandono, en muchos casos, por encima del 90% (Gütl et al. 2014). La literatura científica ha investigado las posibles razones de tan altos índices de deserción en los cursos masivos, pero no existe una tendencia de analítica de cursos MOOC con herramientas síncronas que proporcionen retroalimentación a los diseñadores de los cursos para estimar los índices de éxito y abandono junto con la eficacia y viabilidad de los cursos. La bibliografía ha agrupado el abandono en dos clases: alumnos que abandonan una vez que consideran que han cubierto sus objetivos de aprendizaje y un segundo grupo que abandona por un mal diseño, aburrimiento o no cubrir las expectativas que el curso prometía. Este último abandono es el más preocupante y el que puede tener más incidencia en el éxito de este tipo de cursos. Para su análisis, es vital contemplar qué tipo de variables académicas y de funcionamiento del MOOC son susceptibles de mejora (Brinton et al. 2014).

Desde esta perspectiva de predicción, estudios llevados en diferentes plataformas que ofrecen cursos MOOC (Udacity, Khan Academy, Google Course Builder y EdX) han demostrado a través de comparaciones y regresiones de que existe una correlación positiva entre la actividad de los estudiantes y el éxito (Collins, 2013; Murphy et al., 2014; Reich et al., 2014; Wilkowski, Deutsch y Russell, 2014). Otros estudios, como el realizado en 2013 la Universidad de Stanford, apunta que las mayores tasas de finalización de los estudiantes corresponden a estudiantes con alto nivel educativo (Kizilcec Piech y Schneider, 2013). Estos datos tienen que hacer reflexionar a los diseñadores de curso MOOC para avanzar en un diseño más comprensivo y adaptativo a diferentes realidades socioeducativas que permitan a los cursos cubrir diferentes demandas educativas y formativas. Aunque hay que tener en cuenta que lo más relevante no es quizás esta predicción, sino, como apuntan otros autores, la búsqueda de nuevas formas de re-diseñar las secuencias de aprendizaje a partir de los datos obtenidos (Domínguez, Álvarez y Gil-Juarena, 2016: 94).

## 6. Conclusiones

En este artículo hemos presentado las principales funcionalidades del tablero dinámico denominado MOOC Dashboard creado por la Universidad de Southampton y

la Universidad Autónoma de Madrid. Este tablero permite el análisis, mediante métricas dinámicas en tiempo real, del funcionamiento interno del curso, con grandes posibilidades de retroalimentación para los estudiantes y para la mejora del MOOC por parte de sus diseñadores. Las principales funcionalidades presentadas se han concentrado en la posibilidad de filtrar información descriptiva de los estudiantes matriculados, su desempeño académico conforme a las actividades superadas, comentarios realizados y correlaciones entre el desempeño académico y la finalización de los estudios.

La literatura científica reciente reconoce que todavía no se está aprovechando suficientemente el potencial de las analíticas de aprendizaje para la mejora del diseño de los cursos MOOC. Como afirma Justin Reich (2015: 34) "tenemos terabytes de datos sobre dónde han hecho clic los estudiantes y muy poca comprensión de lo que ha cambiado en sus cabezas". Por ejemplo, en el caso de los MOOC hay pocos estudios que hagan afirmaciones sólidas sobre el aprendizaje de los estudiantes y menos aún sobre los pequeños elementos didácticos que generan mejores aprendizajes. Desde esta perspectiva, cobra especial relevancia el diseño de herramientas de analítica de aprendizaje en tiempo real, que ayudan a diseñadores y a estudiantes a re-diseñar el curso a medida que se va desarrollando y a modificar futuras ediciones sin esperar a realizar un profundo análisis estadístico de las variables o aspectos que resultan menos funcionales. Asimismo, además de analizar y evaluar de forma dinámica el progreso de los estudiantes en los MOOC, permite avanzar en el proceso metodológico en entornos masivos, se consigue visibilizar las posibles causas de uno de los aspectos más controvertidos de estos cursos —las altas tasas de deserción— al permitir a sus diseñadores y a los estudiantes conocer en tiempo real su desempeño y posibles carencias en el diseño o en la propuesta de actividades. Asimismo, el análisis del desempeño de los estudiantes en tiempo real, favorece la labor de los tutores o curadores de contenido para ofrecer información y actividades más personalizables y escalables.

## 7. Bibliografía

- Adams Becker, S.; Cummins, M.; Davis, A.; Freeman, A.; Hall Giesinger, C.; Ananthanarayanan, V. (2017) *NMC Horizon Report: 2017 Higher Education Edition*. Austin (Texas): The New Media Consortium.
- Aguaded, I.; Vázquez-Cano, E.; López Meneses, E. (2016) "El impacto bibliométrico del movimiento MOOC en la Comunidad Científica Española" *Educación XX1*, 19(2), pp. 77-104. DOI: 10.5944/educXX1.19.2
- Aguaded, I.; Vázquez-Cano, E.; Sevillano, M.<sup>a</sup> L. (2013) *MOOCs, ¿turbocapitalismo de redes o altruismo educativo? Hacia un modelo más sostenible*. Informe SCOPEO n° 2: MOOC: Estado de la situación actual, posibilidades, retos y futuro. Salamanca: Universidad de Salamanca.
- Baker, R.; Siemens, G. (2013) "Educational data mining and learning analytics", en Sawyer, K. (ed.), *Cambridge Handbook of the Learning Sciences*. <http://www.columbia.edu/~rsb2162/BakerSiemensHandbook2013.pdf>
- Beheshti, B., Desmarais, M. C., & Naceur, R. (2012) "Methods to find the number of latent skills". En *Proceedings of the 5th International Conference on Educational Data Mining*. ERIC, pp. 81-86. <https://pdfs.semanticscholar.org/44f7/d18b7178a4>

- [3e8268b14d5c3e187ad5557910.pdf](https://doi.org/10.1109/TLT.2014.2337900)
- Ben-Naim, D.; Bain, M.; Marcus, N. (2009) "A User-Driven and Data-Driven Approach for Supporting Teachers in Reflection and Adaptation of Adaptive Tutorials". En T. Barnes et al., *Proceedings of the Second International Conference on Educational Data Mining-EDM09*, pp. 21-30. Recuperado de <http://www.educationaldatamining.org/EDM2009/uploads/proceedings/edm-proceedings-2009.pdf>.
- Brinton, C.G., Chiang, M.; Jain, S.; Lam, H.; Liu, Z., Wong, F.M.F. (2014) "Learning about social learning in MOOCs: From statistical analysis to generative model", *IEEE transactions on Learning Technologies*, 7(4), pp. 346-359. DOI: 10.1109/TLT.2014.2337900
- Clow, D. (2012) "The learning analytics cycle: closing the loop effectively". En *National Conference on Learning Analytics & Knowledge*, Vancouver, pp.134-137. <http://oro.open.ac.uk/34330/1/LAK12-DougClow-personalcopy.pdf>
- Collins, E.D. (2013) *SJSU plus augmented online learning environment: Pilot Project report*. Sacramento: The Research & Planning Group for California Community Colleges.
- Dabbagh, N.; Fake, H. (2017) "'College Students' Perceptions of Personal Learning Environments Through the Lens of Digital Tools, Processes and Spaces", *Journal of New Approaches in Educational Research*, 6 (1), pp. 28-36. DOI: <http://dx.doi.org/10.7821/naer.2017.1.215>
- Daniel, J.; Vázquez-Cano, E.; Gisbert, M. (2015) "El futuro de los MOOC: ¿aprendizaje adaptativo o modelo de negocio?", *RUSC. Universities and Knowledge Society Journal*, 12 (1), pp. 64-74. DOI <http://dx.doi.org/10.7238/rusc.v12i1.2475>
- Darder Mesquida, A.; Pérez, A. (2015) "Online tutoring procedure for research project supervision: management, organization and key elements", *Journal of New Approaches in Educational Research*, 4 (2), pp. 123-132. DOI: <http://dx.doi.org/10.7821/naer.2015.4.110>
- Domínguez, D.; Álvarez, J. F.; Gil-Juarena, I. (2016) "Análítica del aprendizaje y Big Data: heurísticas y marcos interpretativos", *Dilemata*, 22, pp. 87-103. <http://www.dilemata.net/revista/index.php/dilemata/article/view/412000042>
- Drachsler, H.; Greller, W. (2016) "Privacy and Learning Analytics-it's a delicate issue". En *Proceedings of the Sixth International Conference of Learning Analytics and Knowledge (LAK16)*, Edinburgh, United Kingdom. ACM. <http://dspace.ou.nl/bitstream/1820/6381/1/Privacy%20a%20DELICATE%20issue%20%28Drachsler%20%26%20Greller%29%20-%20submitted.pdf>
- Ferguson, R.; Sharples, M. (2014) "Innovative Pedagogy at Massive Scale: Teaching and Learning in MOOCs". En S. I. de Freitas; T. Ley; P. J. Muñoz-Merino (Eds.), *Open Learning and Teaching in Educational Communities*, Springer International Publishing, pp. 98-111.
- García, L. (2015). *Learning Analytics in On Line Educational Environments. Final Project*. Universidad Autónoma de Madrid.
- Hervas Gomez, C.; Real Plehan, S.; López Mata, E.; Fernández Márquez, E. (2016) "Tecnofobia: competencias, actitudes y formación del alumnado del Grado en Educación Infantil", *IJERI: International Journal of Educational Research and Innovation*, 0(6), pp. 83-94.
- <https://www.upo.es/revistas/index.php/IJERI/article/view/1690>
- Johnson, M.; Prescott, D.; Lyon, S. (2017) "Learning in Online Continuing Professional Development: An Institutional View on the Personal Learning Environment", *Journal of New Approaches in Educational Research*, 6 (1), pp. 20-27. DOI: <http://dx.doi.org/10.7821/naer.2017.1.189>
- Jovanovic, M.; Vukicevic, M.; Milovanovic, M.; Minovic, M. (2012) "Using data mining on student behavior and cognitive style data for improving e-learning systems: a case study", *International Journal of Computational Intelligence Systems*, 5 (3), pp. 597-610. DOI: <http://dx.doi.org/10.1080/18756891.2012.696923>
- Khalil, M.; Ebner, M. (2016a) "De-Identification in Learning Analytics", *Journal of Learning Analytics*, 3(1), pp. 129-138. DOI: <http://dx.doi.org/10.18608/jla.2016.31.8>
- Khalil, M.; Ebner, M. (2016b) "What Massive Open Online Course (MOOC) Stakeholders Can Learn from Learning Analytics?" En J. M. Spector; B. B. Lockee; D. M. Childress (Eds.), *Learning, Design, and Technology: An International Compendium of Theory, Research, Practice, and Policy*. Cham: Springer International Publishing, pp. 1-30.
- Khalil, M.; Kastl, C.; Ebner, M. (2016) "Portraying MOOCs Learners: a Clustering Experience Using Learning Analytics". En Khalil, M.; Ebner, M.; Kopp, M.; Lorenz, A.; Kalz, M. (Eds.), *Proceedings of the European Stakeholder Summit on experiences and best practices in and around MOOCs (EMOOCs 2016)* BookOnDemand: Norderstedt, pp. 265-278.
- Khribi, M. K., Jemni, M., Nasraoui, O. (2008). "Automatic Recommendations for e-Learning Personalization Based on Web Usage Mining Techniques and Information Retrieval". En P. Díaz et al. (eds.), *Proceedings of the 8th IEEE International Conference on Advanced Learning Technologies- ICALT*, Santander, pp. 241-245.
- Kizilcec, R. F.; Piech, C.; Schneider, E. (2013) "Deconstructing disengagement: analyzing learner subpopulations in massive open online courses". En *Proceedings of the third international conference on Learning Analytics and knowledge*, ACM, pp. 170-179.
- Kuhn, C. (2017) "Are Students Ready to (re-)Design their Personal Learning Environment? The Case of the E-Dynamic.Space" en *Journal of New Approaches in Educational Research*, 6(1), pp. 11-19. doi:<http://dx.doi.org/10.7821/naer.2017.1.185>
- Lan, A. S.; Waters, A. E.; Studer, C.; Baraniuk, R. G. (2014) "Sparse factor analysis for learning and content analytics", *Journal of Machine Learning Research*, 15, pp. 1959-2008. <http://jmlr.org/papers/volume15/lan14a/lan14a.pdf>
- Laurillard, D. (2002) *Rethinking University Teaching: A Conversational Framework for the Effective Use of Learning Technologies*. London: Routledge Falmer.
- López Meneses, E.; Vázquez-Cano, E.; Román, P. (2015) "Analysis and implications of the impact of MOOC movement in the scientific community: JCR and Scopus (2010-2013)", *Comunicar*, 44, pp. 73-80. DOI: 10.3916/C44-2015-08.
- Marín Díaz, V.; Sampedro Requena, B. (2016) "Web 2.0 for the invigoration and participation of families and communities", *Journal of New Approaches in Educational Research*, 5 (1), pp. 38-43. DOI: <http://dx.doi.org/10.7821/naer.2016.1.137>



- Mariño, S.; Primorac, C. (2016) "Propuesta metodológica para desarrollo de modelos de redes neuronales artificiales supervisadas", *IJERI: International Journal of Educational Research and Innovation*, 0(6), pp. 231-245. <https://www.upo.es/revistas/index.php/IJERI/article/view/1654>
- Martos-García, D.; Usabiaga, O.; Valencia-Peris, A. (2017) "Students' Perception on Formative and Shared Assessment: Connecting two Universities through the Blogosphere". *Journal of New Approaches in Educational Research*, 6 (1), pp. 64-70. DOI: <http://dx.doi.org/10.7821/naer.2017.1.194>
- Mengual-Andrés, S. (2013) "Rethinking the role of Higher Education", *Journal of New Approaches in Educational Research*, 2 (1), pp. 1-2. DOI: <http://dx.doi.org/10.7821/naer.2.1.1-2>
- Mengual-Andrés, S.; Vázquez-Cano, E.; López Meneses, E. (2017) "La productividad científica sobre MOOC: aproximación bibliométrica 2012-2016 a través de Scopus", *RIED. Revista Iberoamericana de Educación a Distancia*, 20 (1) pp. 39-58. DOI: <http://dx.doi.org/10.5944/ried.20.1.16662>
- Moreno Martínez, N.; Leiva Olivencia, J.; Matas Terrón, A. (2016) "Mobile learning, Gamificación y Realidad Aumentada para la enseñanza-aprendizaje de idiomas", *IJERI: International Journal of Educational Research and Innovation*, 0 (6), pp. 16-34. <https://www.upo.es/revistas/index.php/IJERI/article/view/1709>
- Murphy, R.; Gallagher, L.; Krumm, A.; Mislav, J.; Hafter, A. (2014) "Research on the Use of Khan Academy in Schools (Research Brief)". Menlo Park, CA., SRI International. [https://www.sri.com/sites/default/files/publications/2014-03-07\\_implementation\\_briefing.pdf](https://www.sri.com/sites/default/files/publications/2014-03-07_implementation_briefing.pdf)
- Papamitsiou, Z. K.; Economides, A. A. (2014) "Learning Analytics and Educational Data Mining in Practice: A Systematic Literature Review of Empirical Evidence", *Educational Technology & Society*, 17(4), pp. 49-64. [https://www.jstor.org/stable/jeductechsoci.17.4.49?seq=1#page\\_scan\\_tab\\_contents](https://www.jstor.org/stable/jeductechsoci.17.4.49?seq=1#page_scan_tab_contents)
- Pérez Parras, J. (2016) "Nuevas tecnologías e influencia del ambiente dentro del proceso enseñanza-aprendizaje: Impacto de los cursos MOOC en educación", *IJERI: International Journal of Educational Research and Innovation*, 0 (6), pp. 176-186. <https://www.upo.es/revistas/index.php/IJERI/article/view/1635>
- Reckase, M. (2009) *Multidimensional item response theory*. New York: Springer.
- Reich, J. (2015) "Rebooting MOOC Research. Improve assessment, data sharing, and experimental design", *Science*, 347 (6217), pp. 34-35. <http://science.sciencemag.org/content/sci/347/6217/34.full.pdf?sid=d136a464-3083-4b2c-bfa8-17b76aa3a9dd>
- Reich, J.; Emanuel, J.; Nesterko, S.; Seaton, D.T.; Mullaney, T.; Waldo, J.; Chuang, I.; Ho, A.D. (2014) HeroesX: The Ancient Greek Hero: Spring 2013 Course Report. *HarvardX Working Paper Series*, 3, 1-19. <https://dash.harvard.edu/handle/1/11988100>
- Romero, C.; Ventura, S. (2006) *Data Mining in e-Learning*. Southampton: WIT Press.
- Romero, C.; Ventura, S.; De Bra, P. (2004) "Knowledge Discovery with Genetic Programming for Providing Feedback to Courseware Authors", *User Modeling and User-Adapted Interaction*, 4 (5), pp. 425-464. DOI: 10.1007/s11257-004-7961-2
- Sánchez Vera, M.; Tomás Fernández, J.; Serrano Sánchez, J.; Prendes Espinosa, M. (2013) "Practical experiences for the development of educational systems in the semantic web", *Journal of New Approaches in Educational Research*, 2 (1), pp. 23-31. DOI: <http://dx.doi.org/10.7821/naer.2.1.23-31>
- Schreurs, B.; Teplovs, C.; Ferguson, R.; de Laat, M.F.; Buckingham-Shum, S. (2013) *Visualizing Social Learning Ties by Type and Topic: Rationale and Concept Demonstrator*. LAK13: 3th International Conference on Learning Analytics and Knowledge (30 April - 2 May), Leuven, Belgium.
- Sclater, N. (2014) *Code of practice for Learning Analytics: A literature review of the ethical and legal issues*. [http://repository.jisc.ac.uk/5661/1/Learning\\_Analytics\\_A-Literature\\_Review.pdf](http://repository.jisc.ac.uk/5661/1/Learning_Analytics_A-Literature_Review.pdf).
- Sharples, M.; de Rooij, R.; Ferguson, R.; Gaved, M.; Herodotou, C.; Koh, E.; Kukulska-Hulme, A.; Looi, C.-K.; McAndrew, P.; Rienties, B.; Weller, M.; Wong, L. H. (2016) *Innovating Pedagogy 2016: Open University Innovation Report 5*. Milton Keynes: The Open University.
- Siemens, G. (2012) "Learning analytics: envisioning a research discipline and a domain of practice". En *Proceedings of the 2nd International Conference on Learning Analytics and Knowledge*, ACM, pp. 4-8.
- Su, J.-M.; Tseng, S.-S.; Wang, W.; Weng, J.-F. (2006) "Learning Portfolio Analysis and Mining for SCORM Compliant Environment", *Educational Technology and Society*, 9 (1), pp. 262-275. [http://www.ifets.info/journals/9\\_1/24.pdf](http://www.ifets.info/journals/9_1/24.pdf)
- Talavera, L.; Gaudioso, E. (2004) "Mining Student Data to Characterize Similar Behavior Groups in Unstructured Collaboration Spaces". En *Proceedings of the Workshop on Artificial Intelligence Methods in Computer-Supported Collaborative Learning (CSCL)* held in conjunction with the 16th European Conference on Artificial Intelligence-ECAI, Valencia, Spain, pp.17-23. <http://www.ia.uned.es/~elena/ecai04-ws/papers/TalaveraGaudiosoECAI04ws.pdf>
- Ueno, M. (2006) "Online outlier detection of learners' irregular learning processes". En Romero y Ventura (2006). *Data Mining in e-Learning*. Southampton: WIT Press, pp.261-277.
- Vázquez-Cano, E. (2013) "The Videoarticle: New Reporting Format in Scientific Journals and its Integration in MOOCs", *Comunicar*, 41, pp. 83-91. DOI: <http://dx.doi.org/10.3916/C41-2013-08>
- Vázquez-Cano, E.; López Meneses, E. (2014) "Los MOOC en la Educación Superior: La expansión del conocimiento", *Profesorado*, 18 (1), pp. 1-12.
- Vázquez-Cano, E.; López Meneses, E. (2015) "La filosofía pedagógica de los MOOC y la educación universitaria", *Revista Iberoamericana de Educación a Distancia (RIED)*, 18 (2) pp. 25-37. <http://www.redalyc.org/html/3314/331439257002/>
- Vázquez-Cano, E.; Sevillano, M.<sup>a</sup> L. (2015) "Analysis of risks in a Learning Management System: A case study in the Spanish National University of Distance Education (UNED)", *Journal of New Approaches in Educational Research*, 4 (1), pp. 62-68. DOI: <https://doi.org/10.7821/naer.2015.1.107>
- Vázquez-Cano, E.; López Meneses, E.; Sevillano García, M.<sup>a</sup>L. (2017) "La repercusión del movimiento MOOC en las redes sociales. Un estudio computacional y

León Urrutia, Manuel; López Meneses, Eloy. "Analítica de aprendizaje en MOOC mediante métricas dinámicas en tiempo real". @tic. revista d'innovació educativa. Número 18. Primavera (Enero-Junio 2017), pp. 38-47.

- estadístico en Twitter", *Revista Española de Pedagogía*, 75 (266), pp. 47-64. DOI: 10.22550/REP75-1-2017-03
- Verbert, K.; Duval, E.; Klerkx, J.; Govaerts, S.; Santos, J. L. (2013) "Learning analytics dashboard applications", *American Behavioral Scientist*, 57 (10) pp. 1500-1509. DOI: 10.1177/0002764213479363
- Verbert, K.; Govaerts, S.; Duval, E.; Santos, J. L.; Van Assche, F.; Parra, G.; Klerkx, J. (2014) "Learning dashboards: an overview and future research opportunities", *Personal and Ubiquitous Computing*, 18 (6), pp. 1499-1514. DOI: 10.1007/s00779-013-0751-2
- Weston, C. (2012). *Learning analytics for better learning content*. Ed Tech Now Blog. Recuperado de <http://edtechnow.net/2012/03/31/learning-analytics-for-better-learning-content/>
- Wilkowski, J.; Deutsch, A.; Russell, D. M. (2014) "Student skin and goal achievement in the mapping with Google MOOC". En *Proceedings of the first ACM Conference on Learning@Scale*, New York: ACM, pp. 3-10.
- Zañane, O. (2006) "Recommender System for e-Learning: Towards Non-InstructiveWeb Mining". En Romero y Ventura, *Data Mining in e-Learning*. Southampton: WIT Press, pp. 79-96.
- Zapata-Ros, M. (2013) "Analítica de aprendizaje y personalización", *Campus Virtuales*, 2 (2), pp. 88-118.  
<http://uajournals.com/ojs/index.php/campusvirtuales/article/view/41/40>

| Cita recomendada de este artículo

León Urrutia, Manuel; López Meneses, Eloy. (2017). "Analítica de aprendizaje en MOOC mediante métricas dinámicas en tiempo real". en @tic. revista d'innovació educativa. Número 18. Primavera (Enero-Junio 2017), pp. 38-47.