

ESTIMACIÓN DE CALIDAD DE OBJETOS DE APRENDIZAJE EN REPOSITORIOS DE RECURSOS EDUCATIVOS ABIERTOS BASADA EN LAS INTERACCIONES DE LOS ESTUDIANTES

(QUALITY ESTIMATION OF LEARNING OBJECTS IN REPOSITORIES OF OPEN EDUCATIONAL RESOURCES BASED ON STUDENT INTERACTIONS)

Aldo Gordillo Méndez
Enrique Barra Arias
Juan Quemada Vives
Universidad Politécnica de Madrid

DOI: 10.5944/educXX1.20196

Cómo referenciar este artículo/How to reference this article:

Gordillo, A.; Barra, E. y Quemada, J. (2018). Estimación de calidad de objetos de aprendizaje en repositorios de recursos educativos abiertos basada en las interacciones de los estudiantes. *Educación XX1*, 21(1), 285-302, doi: 10.5944/educXX1.20196

Gordillo, A.; Barra, E. & Quemada, J. (2018). Estimación de calidad de objetos de aprendizaje en repositorios de recursos educativos abiertos basada en las interacciones de los estudiantes. [Quality estimation of learning objects in repositories of open educational resources based on student interactions]. *Educación XX1*, 21(1), 285-302, doi: 10.5944/educXX1.20196

RESUMEN

Los recursos educativos abiertos se han erigido como uno de los pilares fundamentales de la educación abierta. Una de las principales barreras que está obstaculizando su uso y adopción es la carencia de mecanismos de control de calidad efectivos y sostenibles en los repositorios. Estrategias de evaluación como la revisión por pares no han resultado lo suficientemente escalables para afrontar el ritmo de creación de materiales abiertos por parte de la comunidad. El presente estudio muestra una nueva estrategia basada en analíticas de aprendizaje para estimar la calidad de los objetos de aprendizaje en base a las interacciones que los estudiantes tienen con ellos en entornos abiertos. Se analizaron 146.291 sesiones de interacción de estudiantes con 256 objetos de aprendizaje distribuidos a través de un repositorio abierto. Un total de 11 interacciones estudiante-objeto de aprendizaje fueron consideradas en el estudio. La calidad de los recursos fue medida empleando el

instrumento estándar de evaluación LORI (Learning Object Review Instrument). Para estudiar las relaciones entre las interacciones de los estudiantes con los objetos de aprendizaje y la calidad de los mismos y para construir una métrica de predicción se utilizaron análisis de regresión lineal. Los resultados muestran que existe relación entre las interacciones y la calidad, y que es posible estimar con un error moderado la calidad de los objetos de aprendizaje en base a las interacciones que los estudiantes tienen con ellos. Los resultados obtenidos señalan que la analítica de aprendizaje propuesta puede ser utilizada en repositorios de objetos de aprendizaje abiertos para detectar automáticamente recursos conflictivos o de baja calidad.

PALABRAS CLAVE

Recursos educativos; objetos de aprendizaje; repositorio; calidad educativa; analíticas de aprendizaje; interacción.

ABSTRACT

Open educational resources have emerged as one of the cornerstones of open education. One of the main barriers hampering their use and adoption is the lack of sustainable and effective quality control mechanisms in digital repositories. Evaluation strategies such as peer review have not been sufficiently scalable to keep up with the fast pace of open content creation by the user community. This study presents a new approach grounded on learning analytics in order to estimate the quality of learning objects based on the interactions that students have with them in open environments. For the study, 146291 sessions of student interactions with 256 learning objects distributed through an open repository were analyzed. A total of 11 student-learning object interactions were considered in the study. The quality of the resources was measured using the standard evaluation instrument LORI (Learning Object Review Instrument). To study the relationships between the student interactions with the learning objects and their quality as well as to build a predictive metric, linear regression analyses were used. The results show that there is a relationship between interactions and quality, and that it is possible to estimate with a moderate error the quality of the learning objects based on the interactions that students have with them. The results obtained point out that the proposed learning analytic can be used in open learning object repositories to automatically detect conflicting or low quality resources.

KEY WORDS

Educational resources; learning objects; repository; educational quality; learning analytics; interaction.

INTRODUCCIÓN

Los recursos educativos abiertos se han erigido como uno de los pilares fundamentales de la educación abierta bajo la promesa de proporcionar mejores experiencias de aprendizaje con menos recursos y democratizar la educación proporcionando un acceso global e igualitario al conocimiento (William and Flora Hewlett Foundation, 2013). Por otro lado estos recursos están destinados a jugar un papel fundamental en ambientes de autoaprendizaje dado que cada día son más los usuarios que acuden a la web en busca de contenidos para ampliar sus conocimientos y mejorar su formación (Palazón, 2001). La definición más utilizada actualmente define los recursos educativos abiertos como «materiales digitales ofrecidos de forma gratuita y abierta para educadores, estudiantes y personas autodidactas con el fin de ser usados y reutilizados para la enseñanza, el aprendizaje y la investigación» (Hylén, 2006). Estos recursos educativos son generalmente almacenados, clasificados y compartidos en forma de objetos de aprendizaje a través de plataformas web llamadas repositorios de objetos de aprendizaje (Clements, Pawlowski, & Manouselis, 2015; Zervas, Alifragkis, & Sampson, 2014). Estos repositorios a veces también son llamados bibliotecas digitales (Gómez-Zermeño, 2012). En la actualidad no existe una definición universalmente aceptada de objeto de aprendizaje, no obstante y en base a definiciones previas (Chitwood, 2005; Mcdonald, 2006; Mcgreal, 2004; Wiley, 2000), los objetos de aprendizaje pueden definirse como «recursos digitales reutilizables, autónomos y etiquetados con metadatos que pueden ser utilizados para la educación». El uso efectivo de objetos de aprendizaje de alta calidad ha sido una de las principales claves del éxito del aprendizaje potenciado por la tecnología. La utilización de este tipo de recursos educativos ha facilitado la reutilización de contenidos (Wiley, 2000b), conduciendo a decrecimientos en los costes de producción y ahorro de tiempo. Los beneficios de emplear objetos de aprendizaje han sido expuestos por multitud de investigaciones empíricas (Baki & Çakiroğlu, 2010; Kay, 2012; Schibeci y otros, 2008). Reconocido su éxito, algunos estudios comienzan a investigar nuevos aspectos tales como las diferentes formas de uso de los objetos de aprendizaje en la enseñanza (Marcus-Quinn & McGarr, 2015). Otra ventaja a tener en cuenta de los objetos de aprendizaje es que pueden proporcionar un mayor nivel de seguimiento de las interacciones de los estudiantes con los contenidos. No todos los recursos educativos abiertos son objetos de aprendizaje y viceversa, no obstante, los recursos abiertos suelen ser creados como objetos de aprendizaje para maximizar su difusión, interoperabilidad y reutilización. El término “objetos de aprendizaje abiertos” es el utilizado para englobar a todos los objetos de aprendizaje que se encuentran universalmente disponibles de manera libre y gratuita.

En los últimos años la cantidad de recursos educativos abiertos disponibles para los usuarios ha crecido de forma vertiginosa, especialmente debido a que muchos repositorios permiten a cualquier persona contribuir creando y publicando sus propios recursos. No obstante, todavía existen algunas barreras que están obstaculizando el uso y adopción de los recursos abiertos. Una de las principales es la carencia de mecanismos efectivos de control de calidad en los repositorios (Hylén, 2006; Larsen & Vincent-Lancrin, 2006). Los profesores necesitan garantías de calidad de los recursos antes de incorporarlos a su docencia, y por ello señalan directamente a la calidad como uno de los principales problemas al emplear recursos educativos abiertos (Clements & Pawlowski, 2012). Este problema puede resultar todavía más crucial para estudiantes autodidactas debido al riesgo de ser mal informados por contenidos inexactos o erróneos o de perder tiempo con recursos poco usables o mal estructurados. Otro problema que confirma la necesidad de controlar y medir la calidad de los recursos abiertos es la dificultad que tienen los usuarios para encontrar contenidos de calidad en los repositorios empleando servicios de búsqueda. Algunos estudios han reportado que los profesores perciben este proceso de búsqueda como costoso en tiempo e incluso frustrante en algunas ocasiones, pudiendo llegar a ser necesaria más de una hora para encontrar un recurso adecuado (Kay, Knaack, & Petrarca, 2009). Para lidiar con estos problemas los repositorios de recursos educativos abiertos están implementado diversos mecanismos de control de calidad (Clements y otros, 2015). Esta tendencia es refrendada por el estudio realizado por Tzikopoulos, Manouselis y Vuorikari (2007) donde 59 repositorios fueron estudiados, encontrándose mecanismos de control de calidad en 27 de ellos. Las estrategias utilizadas por los repositorios de recursos abiertos para controlar y gestionar la calidad de los contenidos se pueden clasificar en tres tipos (Hylén, 2006): estrategias basadas en reputación, revisión por pares y estrategias basadas en las interacciones de los usuarios. En el primer caso se trata de utilizar la reputación de una institución para convencer al usuario de que los materiales del repositorio son de buena calidad. Este mecanismo no es adecuado para el movimiento de los recursos abiertos ya que solo es aplicable a materiales elaborados por instituciones y no a recursos aportados por los diferentes miembros de la comunidad. En la revisión por pares los recursos son sometidos a la evaluación de uno o más revisores acreditados que califican el recurso en función de su calidad y dictaminan si es válido para ser publicado. Esta es una de las estrategias más populares, ejemplo de ello son los repositorios MERLOT y Connexions. El principal problema de la revisión por pares es que resulta bastante costosa en tiempo y no es lo suficientemente escalable para afrontar el ritmo de creación de materiales abiertos por parte de la comunidad (Baraniuk, 2008). Un ejemplo claro de este hecho es que en MERLOT solamente un 14% de los recursos subidos a la plataforma han sido revisados (Hanley, 2005). Por este motivo algunos repositorios optan por permitir la publicación de todos

los recursos con independencia de su calidad, y utilizar posteriormente las calificaciones de los revisores para dotar de una mayor visibilidad a los recursos de más calidad, por ejemplo, mostrándolos en las primeras posiciones de los resultados de búsqueda. La última estrategia consiste en utilizar las interacciones de los usuarios para determinar la calidad de los recursos. Estas interacciones pueden ser explícitas o implícitas. Algunos repositorios solicitan directamente a los usuarios que evalúen los contenidos mediante rúbricas o escalas de calificación mientras que otros utilizan el número de visitas o la cantidad de veces que un recurso ha sido marcado como favorito o compartido en redes sociales como medidas de calidad. Una posible tendencia futura es que los repositorios combinen diferentes estrategias de evaluación (Clements y otros, 2015). De este modo, si un recurso no ha sido evaluado por revisores aún podría estimarse su calidad en función de las interacciones de los usuarios y viceversa. Connexions es un ejemplo de repositorio con sistema híbrido de evaluación (Baraniuk, 2008).

Varios estudios han remarcado la importancia de buscar nuevas formas de estimar la calidad de los recursos educativos abiertos de manera sostenible (Downes, 2007; Larsen & Vincent-Lancrin, 2006). El presente trabajo estudia la posibilidad de utilizar analíticas de aprendizaje para estimar la calidad de objetos de aprendizaje abiertos en base a las interacciones que los estudiantes tienen con ellos. El objetivo final es construir una métrica que permita, a partir de las interacciones de los estudiantes, predecir automáticamente la calidad que un revisor le habría asignado a un objeto de aprendizaje si lo hubiera evaluado. Las analíticas de aprendizaje se pueden definir como «la medición, recolección, análisis y presentación de datos sobre estudiantes y sus contextos, con el objetivo de comprender y optimizar el aprendizaje y los entornos en que este se produce» (Siemens & Gasevic, 2012). Las analíticas de aprendizaje son un novedoso campo de investigación que suele relacionarse con la minería de datos educativos (Romero & Ventura, 2010), sin embargo, existen notables diferencias entre ambas áreas. Mientras que la minería de datos educativos se centra en el desarrollo de métodos para el análisis de datos, las analíticas de aprendizaje abordan además la interpretación y contextualización de la información con el objetivo de mejorar el aprendizaje. El ciclo de las analíticas de aprendizaje se compone de cuatro fases (Clow, 2012): 1) interacción de los estudiantes con entornos de aprendizaje y recursos educativos, 2) captura de datos de los estudiantes y sus interacciones, 3) procesado de los datos en analíticas de aprendizaje o medidas que proporcionen alguna revelación sobre el proceso de aprendizaje y 4) uso de las medidas para realizar una o más intervenciones que tengan algún efecto sobre los estudiantes. De acuerdo a Moore (1989), las interacciones realizadas por los estudiantes pueden clasificarse en tres tipos: interacciones estudiante-contenidos, estudiante-estudiante y estudiante-profesor. Las técnicas utilizadas en el área de las analíticas de aprendizaje son muy diversas,

siendo algunas de las más habituales el análisis de agrupamiento, las reglas de asociación, los árboles de decisión o la regresión lineal. Los casos de uso y beneficios de las analíticas de aprendizaje son cuantiosos y variados (Long & Siemens, 2011). Pueden ser utilizadas para mejorar los procesos de toma de decisiones en instituciones académicas, detectar de forma temprana estudiantes en riesgo de abandono y generar alertas de forma automática (Macfadyen & Dawson, 2010; Minaei-Bidgoli, Kashy, Kortemeyer, & Punch, 2003), predecir el rendimiento académico de los estudiantes (Agudo-Peregrina, Iglesias-Pradas, Conde-González, & Hernández-García, 2014; Hung, Hsu, & Rice, 2012), predecir la motivación de los estudiantes (Hung y otros, 2012), diagnosticar colaboración (Van Leeuwen, Janssen, Erkens, & Brekelmans, 2014), permitir a los profesores mejorar la efectividad de sus cursos facilitando retroalimentación sobre los diferentes recursos y actividades educativas (Dyckhoff, Zielke, Bültmann, Chatti, & Schroeder, 2012; Muñoz-Merino, Ruipérez-Valiente, Alario-Hoyos, Pérez-Sanagustín, & Kloos, 2014), recomendar materiales didácticos de forma personalizada a los estudiantes (Ochoa & Duval, 2006) y personalizar y adaptar el proceso de aprendizaje y los contenidos para cada estudiante (Su y otros, 2006). Otra cuestión abordada frecuentemente en los estudios de analíticas de aprendizaje es la relación entre las diferentes interacciones de los estudiantes y el rendimiento académico (Agudo-Peregrina y otros, 2014; Hung y otros, 2012; Macfadyen & Dawson, 2010; Osorio & Duarte, 2011). El objetivo de estos estudios suele consistir en determinar cuáles de las interacciones capturadas pueden ser pedagógicamente significativas. En la gran mayoría de estudios se analizan las interacciones entre los estudiantes y un entorno virtual de aprendizaje como Moodle en el contexto de un curso híbrido tradicional. Ejemplos de estas interacciones pueden ser: inicios de sesión en la plataforma, tiempo de conexión, mensajes leídos y posteados en los foros, recursos accedidos, actividades completadas, uso de funcionalidades concretas (chat o tablón de anuncios), etc. Aunque existen numerosos estudios que tratan las interacciones con entornos virtuales de aprendizaje, no se han realizado apenas investigaciones específicas sobre la interacción de los estudiantes con contenidos interactivos. A este respecto, Miller y Soh (2013) analizaron 1335 sesiones de estudiantes con objetos de aprendizaje interactivos para identificar una serie de predictores significativos de aprendizaje. Los resultados de su investigación encontraron que variables tales como la cantidad de clics o el tiempo que los estudiantes pasan en el recurso son indicadores significativos de aprendizaje. Otro trabajo relevante es el realizado por Muñoz-Merino y otros (2014), en el cual se presenta una metodología para determinar la efectividad de los alumnos con respecto a recursos educativos en cursos online. El objetivo final es utilizar las medidas para proporcionar retroalimentación a los profesores sobre la efectividad de cada alumno con cada recurso. Ambos estudios (Miller & Soh, 2013; Muñoz-Merino y otros, 2014) presentan una importante limitación en cuanto a que se analizan interacciones con

objetos de aprendizaje con una estructura muy particular, y por lo tanto es cuestionable que las conclusiones sean extrapolables a otros recursos. Por otro lado el único trabajo que presenta resultados empíricos es el de Miller y Soh (2013), el cual se realizó en el contexto de varios cursos universitarios, escenario muy diferente al de un repositorio de objetos de aprendizaje abiertos. Finalmente, cabe destacar que entre los estudios publicados sobre este tema no figura ninguno donde se hayan analizado las interacciones de los estudiantes con objetos de aprendizaje en entornos abiertos, ni ninguno donde se hayan planteado modelos predictivos que permitan estimar la calidad de estos recursos en base a las interacciones.

MÉTODO DE LA INVESTIGACIÓN

Esta investigación tiene dos objetivos principales. El primero es analizar la interacción de los estudiantes con objetos de aprendizaje en entornos educativos abiertos en la web para identificar qué interacciones pueden ser predictores significativos de calidad. El segundo objetivo consiste en definir y validar una métrica para estimar la calidad de los objetos de aprendizaje abiertos en base a las interacciones de los estudiantes. Las preguntas de investigación fueron las siguientes:

- a) ¿Existe alguna relación entre las interacciones de los estudiantes con un objeto de aprendizaje y su calidad?
- b) ¿Es posible estimar la calidad de un objeto de aprendizaje en base a las interacciones que los estudiantes tienen con él?

Para el estudio se analizaron 146.291 sesiones de interacción de estudiantes con objetos de aprendizaje. Las sesiones involucraron un total de 256 objetos de aprendizaje diferentes. Todos estos recursos estaban publicados en una plataforma de e-Learning llamada ViSH (Barra, Gordillo, & Quemada, 2014), la cual ofrece un repositorio de objetos de aprendizaje abiertos. En este repositorio los objetos de aprendizaje pueden ser descargados como paquetes SCORM lo cual permite su integración en Moodle así como en cualquier otro entorno virtual de aprendizaje que soporte el estándar SCORM. Por tanto, el acceso a los recursos se realizó tanto directamente mediante la plataforma ViSH como a través de entornos virtuales de aprendizaje. La captura de los datos de las interacciones fue llevada a cabo de forma automática por los propios objetos de aprendizaje, los cuales enviaron los datos anonimizados de cada sesión al sistema de seguimiento de la plataforma ViSH. Este sistema fue el encargado de almacenar todos los datos de las interacciones en la base de datos de la plataforma para su posterior análisis. Las 146.291 sesiones de interacción analizadas en este estudio corresponden a un periodo de 7 meses

comprendido entre el 1 de septiembre de 2014 y el 31 de marzo de 2015. Los perfiles de los estudiantes que utilizaron los recursos fueron muy diversos. Algunos estudiantes usaron los objetos de aprendizaje en asignaturas de educación primaria, secundaria o de estudios universitarios, mientras que otros los utilizaron en MOOCs (cursos online masivos y abiertos) o accedieron a ellos para aprender de forma autodidacta. De los 256 objetos de aprendizaje involucrados en el estudio, 35 (13.7%) estaban dirigidos a estudiantes de educación primaria, 114 (44.5%) a estudiantes de secundaria, 50 (19.5%) a estudiantes de educación superior y 57 (22.3%) no estaban dirigidos a ningún nivel educativo concreto sino a la ciudadanía en general. Todos los objetos de aprendizaje fueron creados por los usuarios de ViSH mediante la herramienta de autor ofrecida en la propia plataforma. Esta herramienta permite crear presentaciones web interactivas combinando diferentes tipos de contenidos y recursos tales como texto, imágenes, audios, vídeos, cuestionarios autocorregibles, aplicaciones web, documentos PDF, objetos flash, infografías y mapas interactivos, vídeos enriquecidos, etc. Por tanto, a pesar de que todos los recursos fueron creados con la misma herramienta, existía una gran diversidad en cuanto a su diseño y contenido.

Para evaluar la calidad de los objetos de aprendizaje se utilizó el instrumento de evaluación LORI (Learning Object Review Instrument) (Leacock & Nesbit, 2007). La última versión es LORI 1.5 y considera los siguientes criterios: 1) calidad de los contenidos, 2) alineamiento de los objetivos de aprendizaje, 3) retroalimentación y adaptabilidad, 4) motivación, 5) diseño de la presentación, 6) usabilidad e interacción, 7) accesibilidad, 8) reusabilidad y 9) cumplimiento de estándares. Para cada criterio los revisores emiten una calificación en una escala de 1 a 5 y pueden, adicionalmente, incluir comentarios. Varios estudios han evaluado el instrumento LORI concluyendo que puede ser utilizado para evaluar de forma fiable la calidad de objetos de aprendizaje (Gordillo, Barra, & Quemada, 2014; Krauss & Ally, 2005; Vargo, Nesbit, Belfer, & Archambault, 2003). Como métrica de calidad se utilizó la media aritmética ponderada de LORI propuesta y validada por Gordillo y otros (2014), utilizando los pesos obtenidos mediante la encuesta a los revisores. Esta métrica calcula la calidad de un objeto de aprendizaje en una escala de 0 a 10 dando diferente importancia a cada criterio. Cada objeto de aprendizaje fue evaluado al menos por tres revisores y la puntuación de calidad fue obtenida como el promedio de las calificaciones.

Para estudiar las relaciones entre las interacciones de los estudiantes con los objetos de aprendizaje y la calidad de los mismos se utilizaron análisis de regresión lineal. Esta técnica se usa para modelar una variable dependiente mediante una combinación lineal de una o más variables independientes. En este estudio las variables independientes fueron las interacciones estudiante-objeto de aprendizaje, y la variable dependiente fue la

calidad de los objetos medida mediante LORI. La regresión lineal es más apropiada que el simple cálculo de correlaciones para identificar predictores significativos y para construir modelos predictivos. En la literatura se pueden encontrar varios ejemplos de uso de regresión lineal para estos fines (Agudo-Peregrina y otros, 2014; Miller & Soh, 2013). En este estudio se utilizaron análisis de regresión lineal univariable para estudiar por separado la relación entre cada interacción y la calidad, y posteriormente, se empleó un análisis de regresión lineal multivariable para construir una métrica de predicción de calidad en base a las interacciones significativas identificadas.

RESULTADOS

La tabla 1 muestra los resultados de los análisis de regresión lineal para las 11 interacciones observadas, incluyendo para cada uno de ellos el coeficiente de correlación de Pearson, el coeficiente de regresión lineal y el p-valor. De las 11 interacciones 9 fueron identificadas como predictores significativos de calidad (p-valor <0.05). Estas 9 interacciones presentaron coeficientes de correlación positivos, por lo que la respuesta a la primera pregunta de la investigación sería que sí existe relación entre algunas de las interacciones de los estudiantes con los objetos de aprendizaje y su calidad.

Tabla 1
Correlaciones entre interacciones estudiante-objeto de aprendizaje y calidad

Interacción	Coeficiente de Pearson	Coeficiente de regresión	p-valor
Tiempo promedio total que pasan los estudiantes en el objeto de aprendizaje (en segundos)	0,32	0,0019	<0,001
Tiempo medio que pasan los estudiantes en cada diapositiva (recurso) del objeto de aprendizaje	0,19	0,0013	0,002
Tiempo mínimo promedio que pasan los estudiantes en una diapositiva	0,19	0,0013	0,002
Tiempo máximo promedio que pasan los estudiantes en una diapositiva	0,27	0,0016	<0,001
Porcentaje medio de diapositivas visualizadas	0,10	-0,0063	0,094
Promedio de clics de ratón realizados	0,40	0,0843	<0,001
Promedio de cuestionarios respondidos	0,31	1,3612	<0,001
Número total de visitas al objeto de aprendizaje	0,19	0,0001	0,002
Ratio de permanencia: porcentaje de usuarios que no abandonan el objeto de aprendizaje en los primeros 30 segundos	0,48	0,0515	<0,001

Interacción	Coficiente de Pearson	Coficiente de regresión	p-valor
Ratio de regreso: porcentaje de usuarios registrados que vuelven a utilizar el objeto de aprendizaje	0,00	-0,0003	0,950
Ratio de favoritos: porcentaje de usuarios registrados que guardan el recurso como favorito	0,27	0,0373	<0,001

Una vez identificados los predictores significativos de calidad, estos fueron utilizados como base para determinar la métrica de predicción de calidad utilizando un modelo de regresión lineal multivariable. Dado que las puntuaciones de calidad son calculadas en una escala de 0 a 10 de acuerdo a la métrica de LORI, fue necesario definir nuevas variables normalizadas para el modelo predictivo. Estas variables normalizadas se obtuvieron como el valor mínimo entre 1 y la división de la variable original entre un valor umbral, de modo que la nueva variable siempre tomase valores entre 0 y 1. En este escenario se tomó como valor umbral para cada variable el percentil 80 de todos los objetos de aprendizaje observados. Las variables a utilizar para la definición de la métrica de predicción de calidad se eligieron con el propósito de conseguir el mejor ajuste y la máxima independencia entre variables posible. Para forzar a la línea de regresión a pasar por el origen, la constante fue fijada a 0 en el análisis. El resultado final del análisis de regresión lineal multivariable se muestra en la tabla 2.

Los resultados son estadísticamente significativos (el valor crítico de F así como todos los p-valor son inferiores a 0,05) y el coeficiente de determinación indica que el 95% de las variaciones de calidad de los objetos de aprendizaje son explicables a través de las interacciones consideradas (tiempo, ratio de permanencia y clics por minuto).

Tabla 2
Regresión lineal multivariable: predictores de calidad

Variable	Descripción	Peso	Coficiente de regresión	p-valor
X1n	Tiempo promedio total normalizado	0,303	2,71	<0,001
X2n	Ratio de permanencia normalizado	0,435	3,90	<0,001
X3n	Promedio de clics por minuto normalizado	0,262	2,35	<0,001

Estadísticas de la regresión	
Coefficiente de determinación R ²	Valor crítico de F
0,95	<0,001

En base a los anteriores resultados, la métrica de predicción de calidad de objetos de aprendizaje basada en las interacciones de los estudiantes se definió con la siguiente expresión matemática:

$$C_e = (X_{1n} * 0.303 + X_{2n} * 0.435 + X_{3n} * 0.262) * 10, C_e \in [0,10]$$

La figura 1 representa para cada objeto de aprendizaje las puntuaciones de calidad obtenidas tanto mediante LORI como a través de la métrica de predicción, incluyendo además una línea de tendencia. El error cuadrático medio de la predicción (resultante de comparar las puntuaciones predichas y reales) fue 2,41. El error medio fue 1,24 con una desviación estándar de 0,93. Es posible concluir, por tanto, que la métrica permite predecir la calidad de los objetos de aprendizaje con un error cuadrático medio de 2,41. La segunda pregunta de la investigación puede ser respondida en base a estos resultados: es posible estimar, con un grado de error moderado, la calidad de los objetos de aprendizaje en base a las interacciones que los estudiantes tienen con ellos.

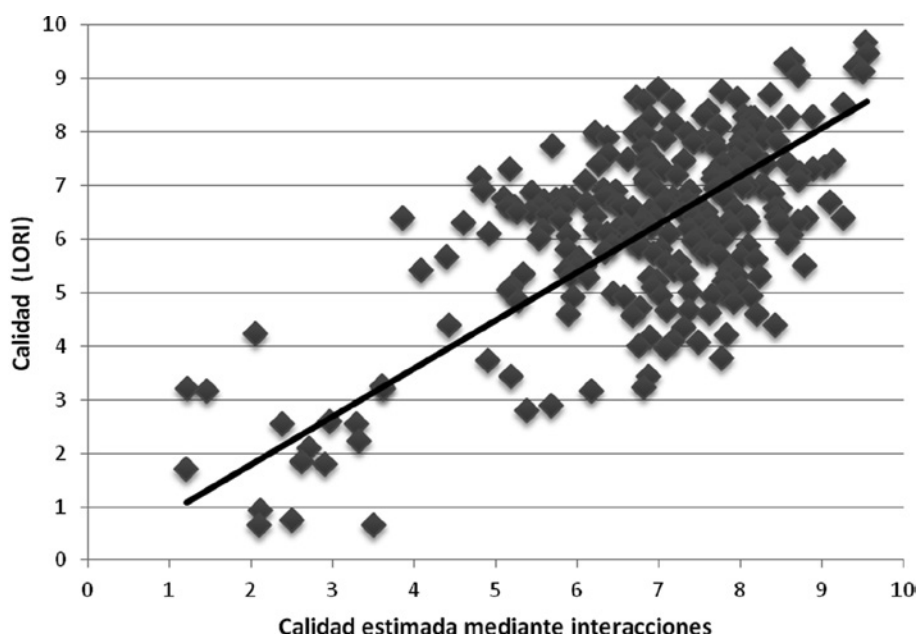


Figura 1. Puntuaciones de calidad reales y estimadas de los objetos de aprendizaje

Por último, se analizó la fiabilidad de la métrica predictiva para diferenciar recursos de alta y baja calidad. La métrica de LORI empleada establece como umbral de calidad el valor 5 (Gordillo y otros, 2014), considerando que los recursos calificados por debajo de ese umbral carecen de la calidad suficiente para ser utilizados como materiales educativos. La métrica predictiva diferenció correctamente los objetos de aprendizaje de calidad alta (puntuación ≥ 5) y baja (puntuación < 5) en el 90% de los casos. A la vista de estos resultados puede concluirse que la métrica predictiva presenta una alta fiabilidad a la hora de identificar recursos de baja calidad.

DISCUSIÓN Y CONCLUSIONES

El presente estudio demuestra que existe relación entre las interacciones de los estudiantes con objetos de aprendizaje abiertos y la calidad de los mismos. Los estudiantes tienden a pasar más tiempo en los recursos que son de mayor calidad. Este hecho era esperado puesto que los recursos de mayor calidad presentan mejores contenidos, tienen mayor capacidad de motivar y generar interés, están mejor estructurados y son más fáciles de usar, lo cual provoca que los estudiantes dediquen mucho más tiempo a explorarlos y exprimir todo su potencial. Interacciones tales como el número de clics realizados con el ratón o la cantidad de cuestionarios respondidos también han sido identificadas como predictores de calidad. Esto es una señal de que los objetos de aprendizaje de alta calidad pueden fomentar el aprendizaje activo. El ratio de permanencia guarda una fuerte relación con la calidad de los objetos. Esto es comprensible en un entorno abierto donde muchos usuarios navegan libremente por la web en busca de recursos y solo consumen aquellos que les resultan de interés y tienen la calidad que ellos estiman adecuada. Si una persona accede a un recurso de muy baja calidad, lo más probable es que lo abandone en un corto periodo de tiempo. Finalmente, los usuarios tienden a marcar como favorito en más ocasiones los recursos de mayor calidad. Esto pone de manifiesto un cierto alineamiento entre la opinión de los usuarios y la evaluación llevada a cabo por los revisores mediante LORI. El número de visitas de los recursos apenas guarda relación con su calidad (el coeficiente de regresión es casi cero). Esto es debido a que las visitas dependen fuertemente de otros factores tales como la publicidad, la temática del recurso o el contexto de uso. Por ejemplo, los recursos de los MOOCs reciben muchas más visitas que los de cursos tradicionales independientemente de su calidad. Por este motivo, los repositorios de contenidos abiertos no deberían utilizar este tipo de medidas como estimadores de calidad sino otras como por ejemplo el ratio de favoritos. El porcentaje de diapositivas visualizadas en las presentaciones no fue identificado como predictor de calidad. Esto pudo ser debido a que en el escenario de este estudio varios de los recursos de baja calidad contenían solamente una diapositiva, registrando siempre porcentajes de visualización

del 100%. Finalmente, el ratio de regreso tampoco fue identificado como predictor de calidad. Los objetos de aprendizaje son, en general, recursos de corta duración que pueden explorarse en una única sesión de menos de una hora. Los recursos a los que los estudiantes volvieron con más asiduidad no fueron aquellos de más calidad sino que pudieron ser aquellos en los que los estudiantes no lograron los objetivos de aprendizaje durante la primera sesión o simplemente aquellos utilizados en varias clases. Las conclusiones de este estudio guardan cierta relación con las de otros estudios realizados anteriormente. Por ejemplo, Miller y Soh (2013) identificaron tanto el número de clics como el tiempo empleado en los objetos de aprendizaje como predictores significativos de aprendizaje. Agudo-Peregrina y otros (2014) encontraron correlación positiva entre las interacciones estudiante-contenido y el rendimiento académico. No obstante, hay que resaltar que en este trabajo se ha estudiado la relación de las interacciones con la calidad de los recursos y no directamente con el rendimiento académico.

En este estudio también se ha presentado una métrica que permite estimar con un error moderado la calidad de los objetos de aprendizaje en base a las interacciones que los estudiantes tienen con ellos, e identificar recursos de baja calidad con una alta fiabilidad. Para la construcción de la métrica se tuvieron en cuenta tres variables independientes: tiempo de estancia en el objeto, ratio de permanencia y número de clics por minuto. Esta métrica es una analítica de aprendizaje que puede ser utilizada en repositorios de objetos de aprendizaje abiertos para detectar automáticamente recursos conflictivos o de baja calidad. Esta estrategia de evaluación, al contrario que la revisión por pares, es lo suficientemente escalable para afrontar el ritmo de creación de objetos de aprendizaje abiertos por parte de la comunidad. Otros estudios ya habían demostrado que era posible extraer información pedagógicamente significativa de las interacciones de los estudiantes y ofrecer una retroalimentación valiosa en base a ella utilizando modelos de predicción (Macfadyen & Dawson, 2010), pero esto no se había llevado a cabo en el contexto de un repositorio de objetos de aprendizaje abiertos. Una limitación de la estrategia de evaluación propuesta es que los recursos no pueden ser evaluados antes de ser publicados. Otro aspecto a tener en cuenta es que esta métrica solo aplica a objetos de aprendizaje y no a otros recursos educativos con menores capacidades de seguimiento. Por otra parte, la cuestión de cuántas sesiones de interacción ha de tener un objeto de aprendizaje para estimar su calidad de forma fiable no ha sido abordada. Futuras investigaciones deberían estudiar no solo esta cuestión sino también la aplicabilidad y validez de los resultados en otros escenarios donde se utilicen objetos de aprendizaje de forma libre. También resultaría interesante intentar mejorar el modelo predictivo utilizando análisis de agrupamiento para clasificar los objetos de aprendizaje en diferentes tipos de modo que se pudieran aplicar métricas específicas para cada uno de ellos.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Agudo-Peregrina, Á. F., Iglesias-Pradas, S., Conde-González, M.Á., & Hernández-García, Á. (2014). Can we predict success from log data in VLEs? Classification of interactions for learning analytics and their relation with performance in VLE-supported F2F and online learning. *Computers in Human Behavior*, 31(1), 542–550. doi:10.1016/j.chb.2013.05.031
- Baki, A., & Çakıroğlu, Ü. (2010). Learning objects in high school mathematics classrooms: Implementation and evaluation. *Computers & Education*, 55(4), 1459–1469. doi:10.1016/j.compedu.2010.06.009
- Baraniuk, R. G. (2008). Challenges and opportunities for the Open Education Movement: A Connexions Case Study. In *Opening Up Education: The Collective Advancement of Education through Open Technology, Open Content, and Open Knowledge* (pp. 229–246). MIT Press.
- Barra, E., Gordillo, A., & Quemada, J. (2014). Virtual Science Hub: An Open Source Platform to Enrich Science Teaching. *International Journal of Social, Behavioral, Educational, Economic, Business and Industrial Engineering*, 8(3), 741 – 746.
- Chitwood, K. (2005). Learning Objects: Making a Difference in Teaching and Learning. In *20th Annual Conference on Distance Teaching and Learning* (pp. 1–5). Wisconsin Online Resource Center.
- Clements, K., & Pawlowski, J. (2012). User-oriented quality for OER: understanding teachers' views on re-use, quality, and trust. *Journal of Computer Assisted Learning*, 28(1), 4–14. doi:10.1111/j.1365-2729.2011.00450.x
- Clements, K., Pawlowski, J., & Manouselis, N. (2015). Open educational resources repositories literature review – Towards a comprehensive quality approaches framework. *Computers in Human Behavior*, 51, part B, 1098–1106. doi:10.1016/j.chb.2015.03.026
- Clow, D. (2012). The learning analytics cycle: closing the loop effectively. In *Proceedings of the 2nd international conference on Learning Analytics and Knowledge (LAK)* (pp. 134–138). doi:10.1145/2330601.2330636
- Downes, S. (2007). Models for Sustainable Open Educational Resources. *Interdisciplinary Journal of Knowledge and Learning Objects*, 3, 29-44.
- Dyckhoff, A. L., Zielke, D., Bültmann, M., Chatti, M. A., & Schroeder, U. (2012). Design and Implementation of a Learning Analytics Toolkit for Teachers. *Educational Technology & Society*, 15(3), 58–76.
- Gómez-Zermeño, M. (2012). Bibliotecas digitales: recursos bibliográficos electrónicos en educación básica. *Comunicar*, 20(39), 119–128. doi:10.3916/C39-2012-03-02
- Gordillo, A., Barra, E., & Quemada, J. (2014). Towards a Learning Object pedagogical quality metric based on the LORI evaluation model. In *Proceedings of the 2014 Frontiers in Education Conference (FIE 2014)*. doi:10.1109/FIE.2014.7044499
- Hanley, G. (2005). Enabling Open Education with MERLOT. In *Proceedings of the Advancing the Effectiveness and Sustainability of Open Education Conference (OpenEd 2005)*. Recuperado de <http://tinyurl.com/opened2005>

- Hung, J. L., Hsu, Y. C., & Rice, K. (2012). Integrating Data Mining in Program Evaluation of K-12 Online Education. *Educational Technology & Society*, 15(3), 27–41.
- Hylén, J. (2006). Open Educational Resources: Opportunities and Challenges. In *Proceedings of the 2006 Open Education Conference (OpenEd 2006)* (pp. 49–63). Recuperado de <https://goo.gl/ZbtJPe>
- Kay, R. (2012). Exploring the use of web-based learning tools in secondary school classrooms. *Interactive Learning Environments*, 22(1), 67–83. doi:10.1080/10494820.2011.641675
- Kay, R., Knaack, L., & Petrarca, D. (2009). Exploring Teachers Perceptions of Web-Based Learning Tools. *Interdisciplinary Journal of E-Learning and Learning Objects*, 5, 27–50.
- Krauss, F., & Ally, M. (2005). A Study of the Design and Evaluation of a Learning Object and Implications for Content Development. *Interdisciplinary Journal of E-Learning and Learning Objects*, 1, 1–22.
- Larsen, K., & Vincent-Lancrin, S. (2006). The impact of ICT on tertiary education: advances and promises. In B. Kahin & D. Foray (Eds.), *Advancing Knowledge and the Knowledge Economy* (pp. 151–168). Boston (MA): MIT Press.
- Leacock, T. L., & Nesbit, J. C. (2007). A Framework for Evaluating the Quality of Multimedia Learning Resources. *Educational Technology & Society*, 10(2), 44–59.
- Macfadyen, L. P., & Dawson, S. (2010). Mining LMS data to develop an «early warning system» for educators: A proof of concept. *Computers and Education*, 54(2), 588–599. doi:10.1016/j.compedu.2009.09.008
- Marcus-Quinn, A., & McGarr, O. (2015). El uso de los objetos de aprendizaje reutilizables en la enseñanza de la poesía inglesa: explorando la influencia de las prácticas pedagógicas predominantes. *Educación XX1*, 18(1), 325–344. doi:10.5944/educxx1.18.1.12335
- McDonald, J. (2006). Learning object: A new definition, a case study and an argument for change. In *Proceedings of the 23rd annual ascilite conference: Who's learning? Whose technology?* (pp. 535–544). Recuperado de <https://goo.gl/0Ez6Wx>
- McGreal, R. (2004). Learning Objects: A Practical Definition. *International Journal of Instructional Technology and Distance Learning*, 1(9), 21–32.
- Miller, L. D., & Soh, L. K. (2013). Significant Predictors of Learning from Student Interactions with Online Learning Objects. In *Proceedings of the 2013 Frontiers in Education Conference (FIE 2013)* (pp. 203–209). doi:10.1109/FIE.2013.6684817
- Minaei-Bidgoli, B., Kashy, D. A., Kortemeyer, G., & Punch, W. F. (2003). Predicting student performance: an application of data mining methods with an educational Web-based system. In *Proceedings of the 2003 Frontiers in Education Conference (FIE 2003)*. doi:10.1109/FIE.2003.1263284
- Moore, M. G. (1989). Editorial: Three types of interaction. *American Journal of Distance Education*, 3(2), 1–7. doi:10.1080/08923648909526659
- Muñoz-Merino, P. J., Ruipérez-Valiente, J. A., Alario-Hoyos, C., Pérez-Sanagustín, M., & Kloos, C. D. (2014). Analítica del Aprendizaje para la Evaluación Precisa de la Efectividad del Alumno con Actividades y Recursos Educativos. In *Proceedings of the 9th Iberian Conference on Information Systems*

- and Technologies (CISTI 2014) (pp. 1 – 6). doi:10.1109/CISTI.2014.6877096
- Ochoa, X., & Duval, E. (2006). Use of Contextualized Attention Metadata for Ranking and Recommending Learning Objects. In *Proceedings of the 1st international workshop on Contextualized attention metadata: collecting, managing and exploiting of rich usage information*. doi:10.1145/1183604.1183608
- Osorio, L. A., & Duart, J. M. (2011). Análisis de la interacción en ambientes híbridos de aprendizaje. *Comunicar*, 35, 65–72. doi:10.3916/C37-2011-02-06
- Palazón, A. (2001). Comunicación web: el valor de los contenidos de la Red. *Comunicar*, 17, 93–96.
- Romero, C., & 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. doi:10.1109/TSMCC.2010.2053532
- Schibeci, R., Lake, D., Phillips, R., Lowe, K., Cummings, R., & Miller, E. (2008). Evaluating the use of learning objects in Australian and New Zealand schools. *Computers & Education*, 50(1), 271–283. doi:10.1016/j.compedu.2006.05.006
- Siemens, G., & Gasevic, D. (2012). Guest Editorial - Learning and Knowledge Analytics. *Educational Technology & Society*, 15(3), 1–2.
- Long, P., & Siemens, G. (2011). Penetrating the Fog: Analytics in Learning and Education. *EDUCAUSE Review*, 46(5), 31–40.
- Su, J. M., Tseng, S. S., Wang, W., Weng, J. F., Yang, J. T. D., & Tsai, W. N. (2006). Learning Portfolio Analysis and Mining for SCORM Compliant Environment. *Educational Technology & Society*, 9(1), 262–275.
- Tzikopoulos, A., Manouselis, N., & Vuorikari, R. (2007). An Overview of Learning Object Repositories. In *Learning Objects for Instruction: Design and Evaluation* (pp. 29–55). doi:10.4018/978-1-59904-334-0.ch003
- Van Leeuwen, A., Janssen, J., Erkens, G., & Brekelmans, M. (2014). Supporting teachers in guiding collaborating students: Effects of learning analytics in CSCL. *Computers and Education*, 79, 28–39. doi:10.1016/j.compedu.2014.07.007
- Vargo, J., Nesbit, J. C., Belfer, K., & Archambault, A. (2003). Learning Object Evaluation: Computer-Mediated Collaboration And Inter-Rater Reliability. *International Journal of Computers and Applications*, 25(3), 198–205.
- Wiley, D. A. (2000a). Connecting learning objects to instructional design theory: A definition, a metaphor, and a taxonomy. In *The Instructional Use of Learning Objects: Online Version*. Recuperado de <http://tinyurl.com/wileyconnecting>
- (2000b). *Learning Object Design and Sequencing Theory*. Brigham Young University.
- William and Flora Hewlett Foundation. (2013). *Open Educational Resources: Breaking the Lockbox on Education (White Paper)*. Recuperado de <https://goo.gl/vmPk7a>
- Zervas, P., Alifragkis, C., & Sampson, D. G. (2014). A quantitative analysis of learning object repositories as knowledge management systems. *Knowledge Management & E-Learning*, 6(2), 156–170.

PERFIL ACADÉMICO Y PROFESIONAL DE LOS AUTORES

Aldo Gordillo Méndez. Estudiante de doctorado de la Universidad Politécnica de Madrid, donde obtuvo la titulación de Ingeniero de Telecomunicación en 2012. Trabaja como investigador y desarrollador web en el Departamento de Ingeniería Telemática de la Escuela Técnica Superior de Ingenieros de Telecomunicación desde 2008. Sus intereses de investigación están en el área del aprendizaje potenciado por la tecnología, con especial interés en la creación, evaluación y distribución de objetos de aprendizaje.

Enrique Barra Arias. Doctor en Ingeniería Telemática por la Universidad Politécnica de Madrid en el año 2014. Actualmente trabaja como investigador en el Departamento de Ingeniería Telemática de la Escuela Técnica Superior de Ingenieros de Telecomunicación y está involucrado en varios proyectos contribuyendo a la generación y distribución de contenidos educativos. Sus intereses de investigación incluyen aprendizaje multimedia, aprendizaje potenciado por la tecnología, juegos educativos, videoconferencia y redes sociales.

Juan Quemada Vives. Catedrático del Departamento de Ingeniería Telemática de la Escuela Técnica Superior de Ingenieros de Telecomunicación de la Universidad Politécnica de Madrid. Es investigador principal del grupo de investigación GING, coordinador del grupo de innovación educativa CyberAula, y representante de la Universidad Politécnica de Madrid en el W3C. Su investigación se centra en el diseño de aplicaciones colaborativas para la web, redes sociales y el uso de las TICs en educación.

Dirección de los autores: Avenida Complutense, 30
Escuela Técnica Superior de Ingenieros de
Telecomunicación, Edificio B
28040 Madrid
E-mail: agordillo@dit.upm.es
ebarra@dit.upm.es
jquemada@dit.upm.es

Fecha recepción del artículo: 19. Octubre. 2015

Fecha modificación del artículo: 30. Mayo. 2016

Fecha aceptación del artículo: 03. Junio. 2016

Fecha revisión para publicación: 31. Mayo. 2017

