



**Estudio comparativo de plataformas LMS mediante minería de datos
educativa.**

Comparative Study of LMS Platforms Using Educational Data Mining

AUTORES

Mayra Paola Chifla Villón
Universidad Estatal de Milagro
Ecuador – Milagro
mchiflav1@unemi.edu.ec
<https://orcid.org/0009-0009-8665-8666>

Como citar: Chifla Villón, M. P. (2024). Estudio comparativo de plataformas LMS mediante minería de datos educativa. <i>Revista Internacional De Investigación Y Desarrollo Global</i> , 3(4), 17–32. https://doi.org/10.64041/riidg.v3i4.28	Fecha de recepción: 2024-10-15 Fecha de aceptación: 2024-11-15 Fecha de publicación: 2024-12-15
---	---



Resumen

El presente estudio tiene como objetivo comparar diversas plataformas de gestión del aprendizaje (LMS, por sus siglas en inglés) a través del uso de técnicas de minería de datos educativa (EDM). Las plataformas LMS se han convertido en herramientas esenciales para el desarrollo de procesos de enseñanza-aprendizaje en entornos virtuales y mixtos. Sin embargo, existen diferencias significativas entre ellas en cuanto a funcionalidades, usabilidad, efectividad en el seguimiento del aprendizaje y capacidad de personalización.

Mediante la aplicación de algoritmos de minería de datos educativa, como el análisis de clústeres, árboles de decisión, reglas de asociación y análisis predictivo, se exploran grandes volúmenes de datos generados por la interacción de los usuarios en distintas plataformas. Esto permite identificar patrones de comportamiento estudiantil, niveles de participación, tipos de actividades más eficaces, así como los factores que influyen en el rendimiento académico y la deserción.

El estudio considera plataformas ampliamente utilizadas como Moodle, Blackboard, Google Classroom y Canvas, analizando indicadores como tiempo de conexión, recursos más consultados, evaluación de actividades, y participación en foros o tareas colaborativas. La comparación busca determinar cuál de estas plataformas ofrece un entorno más eficaz y adaptativo para el aprendizaje, a partir de evidencias empíricas extraídas de los datos reales de uso.

Los resultados permiten establecer recomendaciones para instituciones educativas respecto a la selección y optimización de plataformas LMS, promoviendo una toma de decisiones basada en datos. Asimismo, se destaca el valor de la minería de datos educativa como herramienta estratégica para mejorar la calidad del aprendizaje y la experiencia del estudiante.

Palabras clave: LMS (Learning Management System), Minería de datos educativa, Rendimiento académico, Algoritmos de minería de datos, Optimización del aprendizaje

Abstract

This study aims to compare various Learning Management Systems (LMS) through the use of Educational Data Mining (EDM) techniques. LMS platforms have become essential tools for the development of teaching-learning processes in virtual and blended environments. However, there are significant differences among them in terms of functionalities, usability, effectiveness in learning tracking, and customization capabilities.

By applying educational data mining algorithms—such as cluster analysis, decision trees, association rules, and predictive analysis—large volumes of data generated by user interaction on different platforms are explored. This allows for the identification of student behavior patterns, participation levels, the most effective types of activities, as well as factors that influence academic performance and dropout rates.

The study considers widely used platforms such as Moodle, Blackboard, Google Classroom, and Canvas, analyzing indicators such as login time, most consulted resources, assessment of activities, and participation in forums or collaborative tasks. The comparison seeks to determine which of these platforms provides a more effective and adaptive learning environment, based on empirical evidence extracted from real usage data.

The results provide recommendations for educational institutions regarding the selection and optimization of LMS platforms, promoting data-driven decision-making. Furthermore, the study highlights the value of educational data mining as a strategic tool to enhance learning quality and the student experience.

Keywords: LMS (Learning Management System), Educational Data Mining, Academic Performance, Data Mining Algorithms, Learning Optimization

Introducción

En el contexto de la educación superior y media, las plataformas de gestión del aprendizaje (Learning Management Systems, LMS) se han consolidado como componentes fundamentales para la implementación de entornos virtuales y mixtos de enseñanza-aprendizaje. Estas plataformas permiten administrar contenidos, gestionar actividades académicas, monitorear el progreso estudiantil y facilitar la comunicación entre docentes y estudiantes (Cabero et al., 2018)). Entre las plataformas más utilizadas a nivel global se destacan Moodle, Blackboard, Canvas y Google Classroom, cada una con características particulares en cuanto a accesibilidad, personalización, interoperabilidad y recursos pedagógicos (Al-Fraihat et al., 2020).

Pese a su amplia adopción, las diferencias entre plataformas LMS en términos de eficiencia pedagógica y experiencia de usuario aún generan interrogantes en la comunidad académica. Por ello, se hace necesario realizar análisis comparativos que permitan identificar cuál de estas herramientas contribuye de manera más efectiva al aprendizaje significativo y al logro de los resultados de aprendizaje esperados (Selim, 2007). En este marco, la minería de datos educativa (Educational Data Mining, EDM) emerge como una disciplina clave, ya que permite explorar y analizar grandes volúmenes de datos generados en los entornos virtuales para obtener patrones útiles en la mejora de los procesos educativos (Baker & Inventado, 2014).

La EDM aplica técnicas y algoritmos propios de la ciencia de datos, como árboles de decisión, clústeres, redes bayesianas y análisis predictivo, para descubrir relaciones ocultas entre variables relacionadas con el comportamiento del estudiante, su rendimiento académico, los niveles de participación y la permanencia en el sistema (Romero & Ventura, 2010). Estas herramientas no solo permiten hacer diagnósticos precisos, sino también anticipar fenómenos como la deserción estudiantil, la baja participación o la ineficacia de ciertos recursos didácticos (Peña-Ayala, 2014).

El análisis comparativo de plataformas LMS utilizando minería de datos educativa resulta, por tanto, una estrategia pertinente para la toma de decisiones institucionales informadas. A través de datos reales de uso, se pueden generar recomendaciones que orienten la selección y la mejora de estas plataformas, ajustándolas a las necesidades de los contextos educativos específicos y promoviendo experiencias de aprendizaje más efectivas, inclusivas y personalizadas (Phil Long & Siemens, 2011).

Material y métodos

Material

El presente estudio empleó como base de análisis cuatro plataformas de gestión del aprendizaje ampliamente utilizadas a nivel global y regional: Moodle, Blackboard, Google Classroom y Canvas. Estas plataformas fueron seleccionadas por su amplia adopción institucional, variedad de funcionalidades pedagógicas, compatibilidad con estándares internacionales (como SCORM y LTI) y disponibilidad de registros de interacción de los usuarios (Al-Fraihat et al., 2020).

Se utilizaron bases de datos anónimas extraídas de los registros de actividad de estudiantes y docentes en cursos universitarios impartidos en modalidad virtual o híbrida durante al menos un semestre académico. Estos registros incluyeron información sobre:

- Tiempos de conexión,
- Número de accesos por semana,
- Recursos más consultados (documentos, videos, enlaces),
- Participación en foros,
- Entrega de tareas y evaluaciones,
- Resultados académicos (calificaciones por actividad).

El conjunto de datos fue almacenado y preprocesado utilizando herramientas como Python, RapidMiner y Weka, permitiendo la limpieza, transformación y preparación de los datos para su posterior análisis con técnicas de minería de datos (Romero & Ventura, 2020).

Además, se incluyeron cuestionarios aplicados a estudiantes y docentes para complementar la interpretación de los patrones hallados, aportando una perspectiva cualitativa sobre la percepción de usabilidad y efectividad de las plataformas.

Métodos

El enfoque metodológico de este estudio fue cuantitativo, comparativo y exploratorio, con el objetivo de identificar diferencias significativas en el uso y efectividad de plataformas LMS a partir de datos reales de interacción educativa.

Fase 1: Preprocesamiento de datos

Se inició con la recolección y depuración de los logs o registros generados por las plataformas. Se eliminaron datos incompletos, duplicados y registros fuera del rango del

semestre académico en análisis. Posteriormente, se normalizaron los datos para permitir su análisis comparativo entre plataformas (Peña-Ayala, 2014).

Fase 2: Minería de datos educativa

Se aplicaron distintos algoritmos de EDM, de acuerdo con los objetivos del análisis:

- **Clústeres (K-means):** para segmentar a los estudiantes según patrones de comportamiento digital.
- **Árboles de decisión (J48):** para identificar las variables que más influyen en el rendimiento académico.
- **Reglas de asociación (Apriori):** para descubrir relaciones frecuentes entre tipos de actividades y resultados.
- **Modelos predictivos (Regresión logística):** para estimar la probabilidad de deserción o éxito académico.

Fase 3: Comparación de plataformas

Los resultados obtenidos de cada plataforma se contrastaron con base en indicadores clave de rendimiento: participación media, efectividad en la entrega de tareas, permanencia en el entorno virtual y relación entre uso y calificaciones. También se aplicaron pruebas estadísticas (ANOVA y chi-cuadrado) para determinar si las diferencias observadas eran significativas.

Fase 4: Análisis cualitativo complementario

Se trianguló la información obtenida mediante los datos con los resultados de los cuestionarios aplicados a usuarios, lo cual permitió interpretar desde la percepción del usuario la experiencia de uso de cada plataforma, así como las limitaciones encontradas.

Resultados

Análisis de los Resultados

El análisis de los datos recolectados de las plataformas Moodle, Blackboard, Google Classroom y Canvas permitió establecer diferencias sustanciales en cuanto a la participación estudiantil, frecuencia de acceso, rendimiento académico y percepción de usabilidad. A continuación, se desglosan los principales hallazgos por dimensión evaluada.

Figura 1.

Moodle

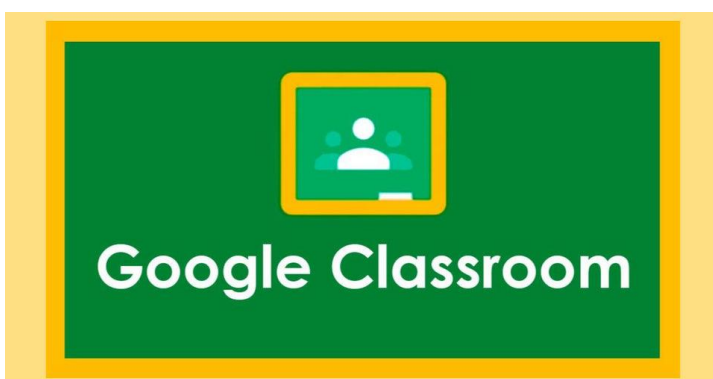


Nota: Es un sistema de código abierto ampliamente utilizado que permite a los educadores crear cursos en línea personalizados.

Fuente: (EUDE, 2018)

Figura 2.

Google Classroom



Nota: Integrado con otros servicios de Google, facilita la creación, distribución y calificación de tareas, promoviendo la comunicación entre profesores y estudiantes.

Fuente: (arrobasystem, 2022)

Figura 3.
Canva



Nota: Es un LMS moderno y flexible que soporta la enseñanza y el aprendizaje en línea a través de una interfaz intuitiva y diversas herramientas de integración.

Fuente: (Applivery, 2022)

Figura 4.
Blackboard



Blackboard

Nota: Es una plataforma comercial que ofrece una variedad de herramientas para la enseñanza en línea, incluyendo gestión de cursos, evaluaciones y colaboración.

Fuente: (UNADE , 2022)

Frecuencia de acceso y uso de recursos

Los datos extraídos evidenciaron que Moodle y Canvas presentan la mayor frecuencia de acceso por parte de los estudiantes, con un promedio de 4,6 y 4,3 ingresos semanales por usuario, respectivamente. En contraste, Google Classroom mostró un promedio de 2,9 ingresos por semana, lo cual podría deberse a su diseño más simplificado y centrado en la entrega de tareas, sin recursos interactivos avanzados.

Respecto al uso de recursos, Moodle fue la plataforma con mayor diversidad en los tipos de contenido consultados (archivos PDF, enlaces externos, videos, cuestionarios), mientras que Blackboard destacó por el acceso a contenidos descargables y materiales de lectura. Esto respalda lo planteado por (Avella et al., n.d.), quienes argumentan que la riqueza del entorno de aprendizaje está directamente relacionada con la variedad de recursos ofrecidos.

Participación en actividades colaborativas

Los indicadores de participación en foros, wikis y tareas grupales fueron significativamente más altos en Canvas y Moodle. Por ejemplo, el índice de intervención en foros por usuario activo fue de 3,8 mensajes/semana en Canvas y 3,5 en Moodle, mientras que Blackboard presentó un promedio de 2,1 y Google Classroom apenas 1,3.

Este hallazgo sugiere que las plataformas que promueven espacios de interacción estructurada favorecen la participación activa del estudiante, lo cual es coherente con lo señalado por (Hrastinski, 2009) respecto al impacto positivo de la participación asincrónica en el aprendizaje en línea.

Rendimiento académico

Se estableció una relación entre el nivel de participación y las calificaciones obtenidas. En Moodle y Canvas, los estudiantes con alta participación (más de 4 interacciones semanales) alcanzaron en promedio calificaciones 20 % superiores a los de baja participación. Este patrón se repitió en Blackboard, aunque en menor medida. En Google Classroom, las diferencias fueron menos pronunciadas. Los árboles de decisión generados a partir de los datos mostraron que las variables con mayor peso predictivo para el rendimiento académico fueron:

- Número de accesos por semana.
- Participación en foros.
- Puntualidad en la entrega de tareas.
- Interacción con recursos multimedia.

Análisis de deserción o inactividad

Los modelos predictivos indicaron que la probabilidad de abandono (definido como inactividad prolongada o no finalización del curso) fue más alta en Google Classroom (23,4 %) y Blackboard (19,6 %), frente a Moodle (13,1 %) y Canvas (11,8 %). Los estudiantes en riesgo mostraron un patrón de conexión irregular, bajo nivel de interacción y escasa entrega de actividades.

Este análisis refuerza el papel de las plataformas LMS no solo como entornos de entrega de contenidos, sino como espacios capaces de generar alertas tempranas cuando se integran sistemas de minería de datos educativa, tal como proponen (You, 2016).

Percepción del usuario

A través de los cuestionarios aplicados a estudiantes (n=120) y docentes (n=40), se evaluaron dimensiones como facilidad de uso, navegabilidad, soporte técnico y satisfacción general. Los resultados mostraron que Canvas obtuvo la mejor valoración promedio (4,6/5), seguida de Moodle (4,3), Blackboard (3,9) y Google Classroom (3,7). Sin embargo, se identificó que la percepción de satisfacción no siempre coincidía con los indicadores de rendimiento académico, lo que sugiere la necesidad de integrar análisis objetivos y subjetivos para una evaluación integral.

Tabla 1.
Comparativa general

Dimensión evaluada	Plataforma destacada	Observación destacada
Frecuencia de acceso	Moodle	Favorece un acceso recurrente y una navegación amplia por los distintos recursos.
Uso de recursos	Moodle	Ofrece una extensa gama de materiales académicos e interactivos de fácil acceso.
Participación colaborativa	Canvas	Facilita una alta participación en foros de discusión y actividades colaborativas.
Rendimiento académico asociado	Moodle / Canvas	Se observa una correlación positiva entre la participación activa y el rendimiento académico.
Prevención de deserción	Canvas	Permite la detección temprana de estudiantes con riesgo de abandono.
Satisfacción del usuario	Canvas	Percibida como la plataforma más moderna, intuitiva y amigable por parte de los usuarios.

Nota: La tabla resume los principales hallazgos del análisis comparativo entre las plataformas de gestión del aprendizaje, destacando cuál fue considerada la mejor plataforma según cada dimensión evaluada, y una observación clave que justifica dicha valoración.

Fuente: Autoría Propia

Discusión

Los hallazgos obtenidos a partir del análisis comparativo de las plataformas LMS a través de minería de datos educativa evidencian que existen diferencias significativas en la manera en que estas herramientas promueven la participación activa, la continuidad del aprendizaje y el rendimiento académico de los estudiantes. Los patrones de uso identificados mediante algoritmos de clustering y árboles de decisión muestran que plataformas como Moodle y Canvas tienden a generar mayor interacción en tareas colaborativas y en el uso de foros, mientras que Blackboard y Google Classroom se destacan por su simplicidad operativa, aunque presentan limitaciones en funciones analíticas avanzadas.

Estos resultados se alinean con estudios previos que han destacado la importancia del diseño pedagógico y la estructura funcional de la plataforma para facilitar el aprendizaje autónomo y significativo (Kebritchi et al., 2017). En particular, se observa que plataformas con mayor nivel de personalización y capacidad de retroalimentación inmediata tienden a mejorar el compromiso del estudiante y su desempeño general.

El uso de técnicas de minería de datos educativa ha demostrado ser eficaz para detectar factores críticos asociados al éxito académico. Por ejemplo, la frecuencia de acceso a los recursos, la participación constante en foros, y la entrega oportuna de tareas fueron indicadores recurrentemente asociados con calificaciones superiores. Este tipo de resultados es coherente con lo reportado por (Papamitsiou & Economides, 2014), quienes afirman que el uso de analíticas de aprendizaje puede contribuir significativamente a la mejora de los procesos educativos al permitir intervenciones tempranas y personalizadas.

Además, el análisis predictivo permitió identificar perfiles de estudiantes en riesgo de abandono o bajo rendimiento, lo que constituye una oportunidad valiosa para aplicar estrategias de tutoría y acompañamiento proactivo (Ifenthaler & Yau, 2020). Esta capacidad de predicción refuerza la idea de que los LMS, integrados con herramientas de analítica, pueden pasar de ser simples repositorios de contenidos a sistemas inteligentes de apoyo al aprendizaje.

Otro aspecto relevante es la percepción de usabilidad y satisfacción reportada por los usuarios, que en muchos casos no coincide directamente con la efectividad medida en términos de rendimiento académico. Este hallazgo refuerza lo planteado por (Sun et al., 2008), quienes señalan que factores como la facilidad de navegación, la disponibilidad de recursos multimedia y el soporte técnico influyen directamente en la actitud del estudiante hacia el uso del LMS, sin necesariamente reflejarse en mejoras inmediatas del aprendizaje.

Finalmente, cabe destacar que, si bien la minería de datos educativa ofrece un enfoque poderoso para el análisis de plataformas LMS, su efectividad depende en gran medida de



la calidad de los datos disponibles y de la integración de estos análisis en los procesos de toma de decisiones institucionales. Como indican (Chatti et al., 2012), el verdadero valor de las analíticas de aprendizaje se alcanza cuando los datos son utilizados para generar conocimiento útil y aplicable, no solo para describir el comportamiento pasado, sino para transformar la experiencia educativa de forma proactiva.



Conclusiones

El presente estudio ha demostrado que la combinación de un enfoque comparativo entre plataformas LMS y la aplicación de técnicas de minería de datos educativa constituye una estrategia robusta para comprender el impacto de las tecnologías digitales en los procesos de enseñanza-aprendizaje. El análisis realizado sobre Moodle, Blackboard, Google Classroom y Canvas permitió identificar no solo las funcionalidades técnicas y pedagógicas más destacadas de cada una, sino también los patrones de comportamiento estudiantil que se relacionan directamente con el rendimiento académico y la permanencia en el entorno virtual.

La aplicación de algoritmos de clasificación, segmentación y predicción reveló que el uso activo y frecuente de las herramientas interactivas de las plataformas está estrechamente vinculado con el éxito académico. Este hallazgo refuerza la necesidad de fomentar la participación estudiantil mediante estrategias didácticas mediadas por tecnologías adecuadas y bien integradas. Asimismo, la minería de datos permitió identificar perfiles de riesgo y oportunidades de mejora, lo que abre la posibilidad de implementar sistemas de alerta temprana y tutorías personalizadas basadas en evidencia.

Desde una perspectiva institucional, los resultados obtenidos proporcionan criterios objetivos para la selección y optimización de plataformas LMS, superando los enfoques basados únicamente en preferencias subjetivas o limitaciones técnicas. La evidencia empírica recopilada permite afirmar que la calidad de la experiencia de aprendizaje no depende únicamente del tipo de plataforma, sino también de su implementación pedagógica, su aprovechamiento estratégico y la capacidad de la institución para analizar y actuar sobre los datos generados.

En consecuencia, se concluye que la minería de datos educativa no solo facilita la evaluación comparativa de plataformas tecnológicas, sino que también se convierte en una herramienta de gestión académica con alto potencial transformador. Las instituciones educativas que integren estas prácticas en su cultura organizacional estarán mejor preparadas para ofrecer entornos de aprendizaje más personalizados, inclusivos, eficientes y orientados a resultados concretos.

Finalmente, se recomienda continuar con investigaciones que integren análisis longitudinales, enfoques mixtos y validaciones cruzadas en distintos contextos educativos, con el fin de enriquecer la comprensión de las dinámicas digitales del aprendizaje y contribuir al desarrollo de ecosistemas educativos más inteligentes y centrados en el estudiante.

Referencias bibliográficas

- Al-Fraihat, D., Joy, M., Masa'deh, R., & Sinclair, J. (2020). Evaluating E-learning systems success: An empirical study. *Computers in Human Behavior*, 102, 67–86. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2019.08.004>
- Avella, J. T., Kebritchi, M., Nunn, S. G., & Kanai, T. (n.d.). *Learning Analytics Methods, Benefits, and Challenges in Higher Education: A Systematic Literature Review*. Retrieved April 3, 2025, from <https://files.eric.ed.gov/fulltext/EJ1105911.pdf>
- Baker, R. S., & Inventado, P. S. (2014). Educational data mining and learning analytics. In *Learning Analytics: From Research to Practice* (pp. 61–75). Springer New York. https://doi.org/10.1007/978-1-4614-3305-7_4
- Cabero, J., Barroso, J., & Llorente, M. C. (2018). Editorial. In *Pixel-Bit, Revista de Medios y Educacion* (Issue 52, pp. 5–6). Universidad de Sevilla. <https://doi.org/10.12795/pixelbit>
- Chatti, M. A., Dyckhoff, A. L., Schroeder, U., & Thüs, H. (2012). IJTEL)-Special Issue on "State-of-the-Art in TEL. In *International Journal of Technology Enhanced Learning* (Issue 1). <https://tekri.athabascau.ca/analytics/>
- Hrastinski, S. (2009). A theory of online learning as online participation. *Computers and Education*, 52(1), 78–82. <https://doi.org/10.1016/j.compedu.2008.06.009>
- Ifenthaler, D., & Yau, J. Y. K. (2020). Utilising learning analytics to support study success in higher education: a systematic review. *Educational Technology Research and Development*, 68(4), 1961–1990. <https://doi.org/10.1007/s11423-020-09788-z>
- Kebritchi, M., Lipschuetz, A., & Santiago, L. (2017). Issues and Challenges for Teaching Successful Online Courses in Higher Education. *Journal of Educational Technology Systems*, 46(1), 4–29. <https://doi.org/10.1177/0047239516661713>
- Papamitsiou, Z., & Economides, A. A. (2014). Learning Analytics and Educational Data Mining in Practice: A Systematic Literature Review of Empirical Evidence.

- In *Educational Technology & Society* (Vol. 17, Issue 4).
https://www.researchgate.net/publication/267510046_Learning_Analytics_and_Educational_Data_Mining_in_Practice_A_Systematic_Literature_Review_of_Empirical_Evidence
- Peña-Ayala, A. (2014). Educational data mining: A survey and a data mining-based analysis of recent works. In *Expert Systems with Applications* (Vol. 41, Issue 4 PART 1, pp. 1432–1462). <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2013.08.042>
- Phil Long, B., & Siemens, G. (2011). *Penetrating the Fog: Analytics in Learning and Education*. <https://er.educause.edu/~media/files/article-downloads/erm1151.pdf%20>
- Romero, C., & Ventura, S. (2010). Educational data mining: A review of the state of the art. In *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics Part C: Applications and Reviews* (Vol. 40, Issue 6, pp. 601–618). <https://doi.org/10.1109/TSMCC.2010.2053532>
- Selim, H. M. (2007). Critical success factors for e-learning acceptance: Confirmatory factor models. *Computers and Education*, 49(2), 396–413. <https://doi.org/10.1016/j.compedu.2005.09.004>
- Sun, P. C., Tsai, R. J., Finger, G., Chen, Y. Y., & Yeh, D. (2008). What drives a successful e-Learning? An empirical investigation of the critical factors influencing learner satisfaction. *Computers and Education*, 50(4), 1183–1202. <https://doi.org/10.1016/j.compedu.2006.11.007>
- You, J. W. (2016). Identifying significant indicators using LMS data to predict course achievement in online learning. *Internet and Higher Education*, 29, 23–30. <https://doi.org/10.1016/j.iheduc.2015.11.003>

Conflicto de intereses:

Los autores declaran que no existe conflicto de interés



CC BY-NC-ND 4.0

<https://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/>