

Módulo 5 •



Activismo en Datos desde la educación superior, un compromiso académico •

Por Juliana E. Raffaghelli •

Contribuyen: Quelic Berga • Caroline Kuhn

This project, **Understanding Data: Praxis and Politics** is funded by the EPSRC and the Human Data Interaction Network+, under the grant number EP/R045178/1. Caroline Kuhn H. is the Principal Investigator and responsible for the project •



• Sumario •

En este módulo exploramos los conceptos de legibilidad, agencia y negociabilidad aplicados a las analíticas de aprendizaje. Trataremos de comprender cómo la datificación en el campo de las plataformas educativas atraviesa el camino de la docencia universitaria y cómo incide en su quehacer. Acabaremos este recorrido haciendo una propuesta: el avance tecnológico que lleva al uso de técnicas data-driven no puede ser vivido pasivamente por el profesorado, sino que requiere un posicionamiento de continua activación para reclamar la legibilidad de las infraestructuras de datos así como para participar en procesos de negociación relacionados con la vigilancia y la privacidad del estudiantado y de las y los docentes mismos.

El objetivo último del profesorado universitario es involucrarse, comprometerse, ponerse en juego (lo que llama a la agencia o “agency” en el sentido dado al término desde el punto de vista anglosajón) respecto a las tecnologías e infraestructuras datificadas, en un recorrido que se hace al lado mismo de ese desarrollo tecnológico, no después, en su aceptación pasiva. Por ello, hablaremos de “activismo de datos”.

Es necesario que el profesorado universitario, a medida que las analíticas del aprendizaje se vuelven más populares y circulan algunas aplicaciones experimentales y comerciales, preste atención a cómo las tecnologías ingresan a sus experiencias educativas y qué valores o imaginarios ellos y otros asignan a los datos en la enseñanza y el aprendizaje. En particular, es necesario reflexionar sobre los intereses económicos y de control del comportamiento que encierran muchas de las soluciones tecnológicas propuestas como panacea de la información que mejora, facilita y da precisión al quehacer docente. Así, nuestro recorrido comenzará desde la exploración del concepto y las aplicaciones de analíticas del aprendizaje y su objetivo de apoyar patrones de comportamiento más eficaces en el profesorado y el estudiantado. Yendo más allá del tecno-solucionismo que frecuentemente ha permeado los discursos y la investigación sobre las analíticas del aprendizaje, enfocaremos la literatura crítica en

torno al uso de datos educativos, focalizando las preocupaciones éticas. Para lograr un equilibrio entre el tecno-entusiasmo y la tecno-desilusión, ofreceremos algunos casos que consideran los datos en la educación a través de lentes complejos, interdisciplinarios y participativos. Finalmente, reflexionaremos en torno al valor del activismo de datos en la educación, como una mentalidad y actitud que implica una perspectiva crítica y transformadora hacia la tecno-estructura en evolución, apuntando a la agencia, la negociabilidad y la legibilidad como medios para construir culturas de datos justas en la educación superior y hacia la sociedad.



• Resultados de Aprendizaje •

1. Comprender el concepto de analíticas del aprendizaje como expresión más reciente del uso de datos educativos digitalizados, incluidos los tipos, las posibilidades tecnológicas y los diseños pedagógicos.
2. Conocer el desarrollo histórico, breve pero contundente, del concepto de analíticas de aprendizaje
3. Reflexionar sobre las implicaciones éticas relacionadas con el uso de los datos del estudiantado y las trampas vinculadas a una concepción ingenua de las analíticas del aprendizaje.
4. Reflexionar sobre el valor del activismo de datos en torno a los datos en la educación, para desarrollar prácticas participativas y transformadoras como medio para construir culturas de datos “justas” en la educación superior.

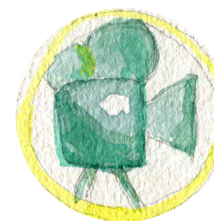


• Lecciones •

- 5.1. Analíticas del aprendizaje: investigación básica, tipos y aplicaciones.
- 5.2. Analíticas de Aprendizaje, una rápida evolución
- 5.3. Analíticas de aprendizaje justas: ¿Un oxímoron? O de la necesaria (y no suficiente) reflexión ética en el uso de datos del estudiantado
- 5.4. Activismo en datos como compromiso del profesorado: construir culturas de datos justas en la educación superior

• Multimedia [video - podcast] •

- Bonnie Stewart (2019) The ProSocial Web: Why Open Digital Practices Matter in the context of datafication – Webinar Series Fair Data Cultures in Higher Education (UOC-UWINDSOR) <https://youtu.be/4RXAvHe0Mq0>
- Regina Motz, Patricia Díaz (2020) - Fair learning analytics: design, participation and transdiscipline within the technostructure - Webinar Series Fair Data Cultures in Higher Education (UOC-UDELAR) <https://youtu.be/O2QgvcIXH0>
- Paul Prinsloo - Will the future of Higher Education be evidence-based? - Paul Prinsloo UNISA – Lecture – UOC UNESCO CHAIR IN EDUCATIONAL TECHNOLOGIES FOR SOCIAL TRANSFORMATION - <https://www.youtube.com/watch?v=UK7flnbzZ4c>
- Raffaghelli, J.E. (2021) El sentido de los datos en el ecosistema educativo. Serie “Educar con Sentido” Edición 2021, Eds. Rivera-Vargas, P., Miño, R., Passeron, E., Faro Digital & Grupo de Investigación Esbrina (Universitat de Barcelona). <https://youtu.be/Y9xuGSx4cuA>



- Adell, J. (n.d.). Seminario 'Analíticas del aprendizaje: Una perspectiva crítica' | CENT. <https://cent.uji.es/pub/jordi-adell-analitica-aprendizaje> [Sólo en Español]

• Lecturas Recomendadas •



1. Broughan, C., & Prinsloo, P. (2020). (Re)centring students in learning analytics: in conversation with Paulo Freire. *Assessment and Evaluation in Higher Education*, 45(4), 617–628. <https://doi.org/10.1080/02602938.2019.1679716>
2. Ebbeler, J., Poortman, C. L., Schildkamp, K., & Pieters, J. M. (2016). Effects of a data use intervention on educators' use of knowledge and skills. *Studies in Educational Evaluation*, 48, 19–31. <https://doi.org/10.1016/j.stueduc.2015.11.002>
3. Ferguson, R. (2012). Learning analytics: Drivers, developments and challenges. *International Journal of Technology Enhanced Learning*, 4(5–6), 304–317. <https://doi.org/10.1504/IJTEL.2012.051816>
4. Ferguson, R. (2019). Ethical challenges for learning analytics. *Journal of Learning Analytics*, 6(3), 25–30. <https://doi.org/10.18608/jla.2019.63.5>
5. High-Level Expert Group on AI. (2019). Ethical guidelines for Trustworthy AI. Brussels. Retrieved from <https://ec.europa.eu/digital-single-market/en/news/ethics-guidelines-trustworthy-ai>
6. Milan, S., & van der Velden, L. (2016, October 10). The Alternative Epistemologies of Data Activism. Retrieved from https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=2850470

7. Nunn, S., Avella, J. T., Kanai, T., & Kebritchi, M. (2016). Learning Analytics Methods, Benefits, and Challenges in Higher Education: A Systematic Literature Review. *Online Learning*, 20(2). <https://doi.org/10.24059/olj.v20i2.790>
8. Raffaghelli, J. E. (2018). Educators' Data Literacy Supporting critical perspectives in the context of a "datafied" education. In M. Ranieri, L. Menichetti, & M. Kashny-Borges (Eds.), *Teacher education & training on ict between Europe and Latin America* (pp. 91–109). Roma: Aracné. <https://doi.org/10.4399/97888255210238>
9. Raffaghelli, J. E., Manca, S., Stewart, B., Prinsloo, P., & Sangrà, A. (2020). Supporting the development of critical data literacies in higher education: building blocks for fair data cultures in society. *International Journal of Educational Technologies in Higher Education*, 17(58). <https://doi.org/https://doi.org/10.1186/s41239-020-00235-w>
10. Raffaghelli, J. E., & Stewart, B. (2020). Centering complexity in 'educators' data literacy' to support future practices in faculty development: a systematic review of the literature. *Teaching in Higher Education*, 25(4), 435–455. <https://doi.org/10.1080/13562517.2019.1696301>
11. Shum, S. J. B. (2019). Critical data studies, abstraction and learning analytics: Editorial to Selwyn's LAK keynote and invited commentaries. *Journal of Learning Analytics*, 6(3), 5–10. <https://doi.org/10.18608/jla.2019.63.2>
12. Siemens, G. (2013). Learning Analytics. *American Behavioral Scientist*, 57(10), 1380–1400. <https://doi.org/10.1177/0002764213498851>
13. Slade, S., & Prinsloo, P. (2013). Learning Analytics, Ethical Issues and Dilemmas. *American Behavioral Scientist*, 57(10), 1510–1529. <https://doi.org/10.1177/0002764213479366>





14. Stewart, B., & Raffaghelli, J. E. (2020). Why should we care about datafication? Critical data literacies in Higher Education | Zenodo. Barcelona. <https://doi.org/http://doi.org/10.5281/zenodo.3744135>
15. Tsai, Y.-S., & Gasevic, D. (2017). Learning analytics in higher education --- challenges and policies. In Proceedings of the Seventh International Learning Analytics & Knowledge Conference on - LAK '17 (pp. 233–242). New York, New York, USA: ACM Press. <https://doi.org/10.1145/3027385.3027400>
16. Vuorikari, R., Ferguson, Rebecca., Brasher, Andrew., Clow, Doug., Cooper, Adam., Hillaire, Garron., Mittelmeier, J., & Rienties, Bart. (2016). Research Evidence on the Use of Learning Analytics (p. 148). Joint Research Center - Publications Office of the European Union. <https://doi.org/10.2791/955210>

• Glosario •



ACTIVISMO EN DATOS – es una práctica social que se parte de las tecnologías e infraestructuras de datos para contestar las formas de poder que encierran en la búsqueda de la justicia social y ética. Emerge de culturas de activismo existentes, como las de hacker o los movimientos de software libres. El activismo en datos es un tipo de activismo hecho posible así como delimitado por la evolución de la datificación y las prácticas data-driven (basadas en técnicas extractivas). Puede usar los datos abiertos como colección de datos basada en el voluntariado para contestar relaciones de poder, aunque también puede hackear datos de plataformas existentes.

ANALÍTICA DE APRENDIZAJE – Se conoce con este término al resultado de la medición, recopilación, análisis y presentación de informes de datos sobre el estudiantado y sus

contextos de aprendizaje, con el fin de comprender y optimizar el proceso de aprendizaje y los entornos en los que éste ocurre.

ÉTICA DE DATOS - La ética de los macrodatos (Big Data), también conocida como ética de los datos, se refiere a sistematizar, promover y recomendar conceptos de conducta correcta e incorrecta en relación con los datos, en particular los datos o información personales. La ética de los datos se puede aplicar directamente al campo de la analítica del aprendizaje y, de hecho, ha conducido a un debate central en éste ámbito, con contribuciones que tienen que ver con la privacidad pero también con el beneficio económico que puede generarse a partir del uso de datos personales, sin una acabada comprensión por parte de los usuarios/participantes finales de un sistema de analíticas.

EDUCACIÓN BASADA EN EVIDENCIAS - Evidence-based education (EBE) – es el concepto aplicado como principio de una práctica educativa que debería buscar la mejor evidencia o prueba científica, más que la tradición, el juicio de los educadores, u otras influencias, para orientar procesos y prácticas educativas. Este principio se relaciona con otros como enseñanza basada en la evidencia, aprendizaje basado en la evidencia, o eficacia escolar basada en la evidencia. El desarrollo de analíticas de aprendizaje se ha agregado a este movimiento como una fuente de la “mejor evidencia” considerando las lógicas masivas y extractivas sobre las que se basan, aparentemente superadoras de los sesgos y problemáticas de los métodos experimentales u observacionales de la investigación educativa.

CULTURA DE DATOS – El concepto de cultura de datos hace referencia al principio establecido en el proceso de práctica social del sector privado y del sector público. Inicialmente este concepto se ha referido al requerimiento por parte de los participantes en procesos y actividades, de conocer y usar fuentes de datos para tomar decisiones en procesos organizacionales. Sin embargo, una versión más reciente basada en la discusión de ética de datos tiene implicaciones mayores, que apuntan a una participación sobre el diseño de infraestructuras de datos, el control y la

valoración de las prácticas basadas en datos así como el requerimiento de cambios para balancear el impacto del uso de los datos en un contexto organizacional y comunitario. De hecho, integrando la visión de cultura de datos, [Rahul Bhargava and Catherine D'Ignazio](#) del MIT Medial Lab trabajaron sobre la alfabetización de datos popular, según la cuál los datos son para todos y deben circular, para permitir el empoderamiento. Basándose en este concepto [Raffaghelli](#) trabajó en el contexto de la Educación Superior, considerando la necesidad de una cultura de datos justa. Definió ésta como conjunto de prácticas y narrativas que contextualizan los enfoques y percepciones que los participantes de una institución tienen sobre los datos y su uso en dicho contexto. Una cultura de datos justa será transparente, permitirá a sus participantes de tomar part en prácticas y decisiones, y promoverá una reflexión ética para que el beneficio del uso de los datos vaya a todos los portadores de intereses y no sólo a la cúpula.

5 • 1 • Analíticas del aprendizaje: investigación básica, tipos y aplicaciones •



En la conferencia LAK11 (1st conference on Learning Analytics and Knowledge 2011, <https://tekri.athabascau.ca/analytics/>) se ponía de manifiesto, en la misma presentación de la conferencia, que,

Las instituciones y corporaciones de aprendizaje hacen poco uso de la información que los estudiantes "desechan" en el proceso de acceso a materiales de aprendizaje, interactuando con educadores y compañeros, y creando nuevo contenido. En una época donde las instituciones educativas están en creciente presión para reducir costos y aumentar eficiencia, la analítica promete ser un lente importante a través del cual ver y planificar cambios en el curso y niveles de instituciones.

El énfasis en la oportunidad dada por la recolección de datos abría en aquel entonces una puerta para la generación de un área de investigación dedicada a considerar la conexión entre los datos trazados en entornos digitales de aprendizaje y retroalimentación continua al docente, para informar su toma de decisiones, así como al estudiante, para apoyarlo en la (auto) regulación de aprendizajes.

Siemens (2007) fue uno de los pioneros en la definición de un naciente campo de estudio, el de las *analíticas de aprendizaje (de analíticas)*, de la mano de su trabajo en MOOC. Junto a Gasevic (otro investigador cuya contribución veremos más adelante que será muy relevante en el sector) definían las de analíticas como:

"... la medición, recopilación, análisis e informe basado en datos sobre los estudiantes y sus contextos, con el fin de comprender y optimizar el aprendizaje y los entornos en los que se produce" (Siemens & Gasevic, (2012), p. 1)

Siguiendo ese trend, la Open University of UK, una gran universidad completamente en línea, produjo las primeras experimentaciones, generó un grupo de trabajo que lideró el desarrollo del campo y más tarde produjo también una crítica (Herodotou et al.,

2019; Knight et al., 2014; Rienties et al., 2016) Rebecca Ferguson, del mismo grupo, generó una visión sobre la complejidad del campo donde a la recogida de datos se unía una visión compleja de las posibilidades de investigación pedagógica sobre los mismos datos (Ferguson, 2012). Este grupo de autores es también el que va a enfatizar que el trazado de datos debe ir mucho más allá de las plataformas eLearning para abarcar la interoperabilidad con otros sistemas y dar una base sólida a los constructos pedagógicos adoptados (Knight et al., 2014; Herodotou et al., 2019). Ya indicadas en el trabajo seminal de Long & Siemens (2011) a partir de la evolución de los temas dentro de la conferencia LAK (Baker et. al, 2021), se iban dividiendo también las áreas de investigación en la educación superior, relacionadas con:

- Eficacia de sistema (prevención del abandono)
- Apoyo de las decisiones docentes (prevenir fracaso, focalizar atención, orientar estudio de profundización, etc.)
- Apoyo de la autonomía de estudio o “autorregulación”.

Así mismo, generaba una definición de las tipologías de analíticas según el tipo de tecnología de trazado de datos y de operaciones algorítmicas llevados a cabo, como indicado en la tabla 1.

| ENFOQUES DE PROCESAMIENTO DE DATOS | TIPOLOGÍA DE ANALÍTICA |
|---|---------------------------|
| Registro de eventos presentes, análisis ex-post | Analíticas Descriptivas |
| Registro de eventos presentes, Análisis ex-ante | Analíticas de Diagnóstico |
| Registro de eventos pasados, probabilidad posterior | Analíticas Predictivas |
| Registro de eventos pasados, modelización y recomendación | Analíticas Prescriptivas |

Tabla 1 - Tipologías de Analíticas



La figura 1 expande la definición por tipologías mostrando los niveles de automatización y su relación con la intervención humana en los procesos pedagógicos mediados por analíticas de aprendizaje.

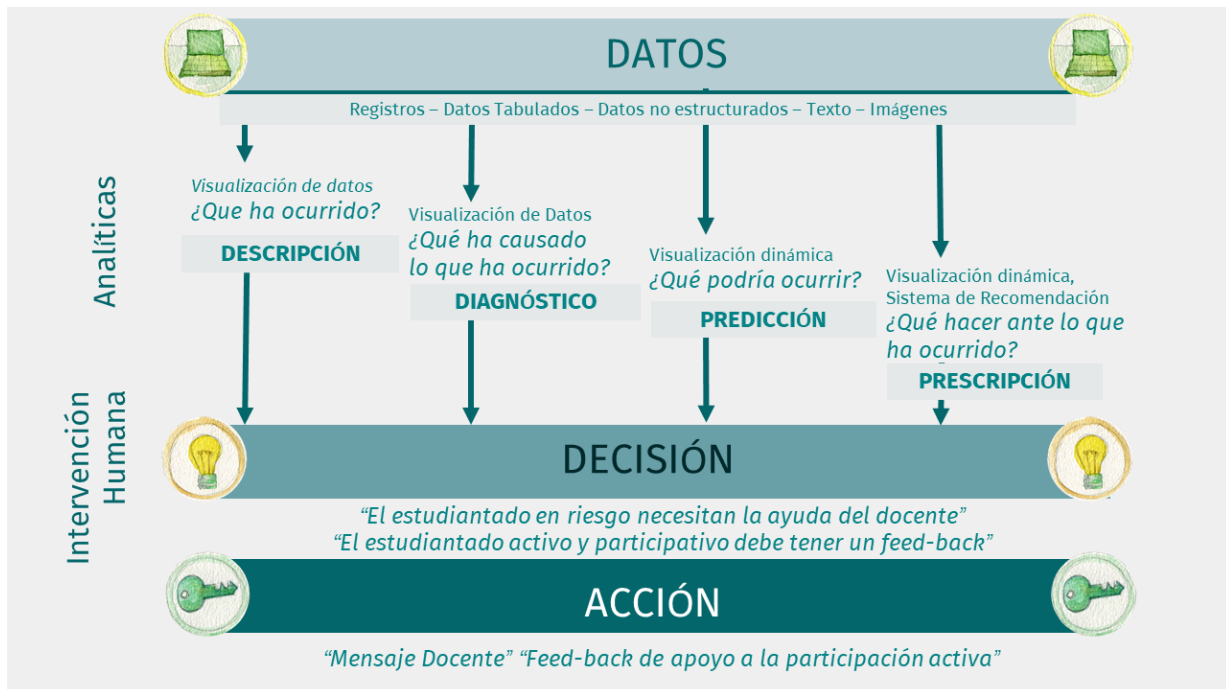


Figura 1 - Tipologías de analíticas según los niveles de interacción automatismo-intervención humana.

Es importante comprender que se asume frecuentemente una total automatización de procesos, pero en realidad, hay una gran dependencia de la acción humana en la interacción con sistemas de analíticas. Más aún, es deseable que el docente comprenda dichos niveles de interacción como una suerte de “trabajo de equipo post-humano” en el que los niveles de automatización no compiten con la acción humana sino que la apoyan.

El interés por las de analíticas creció incesantemente desde dichos albores, por una parte, debido al interés de la comunidad de investigación interdisciplinar entre educación y ciencia computacional. El crecimiento se asociaba a las posibilidades aplicativas y en particular de negocio que se entreveran en el trazado de datos, sin embargo, con las varias experimentaciones los investigadores y desarrolladores se

dieron cuenta de varios “baches” que impedían el uso de muchas de analíticas desarrolladas o inclusive las hacían poco fiables. Ello sentaba las bases para un trabajo de crítica socio-técnica respecto de las de analíticas. Dicho debate desarrollaba ya a partir del 2014, con la contribución de algunos autores como Paul Prinsloo y Sharon Slade de Sudáfrica (Prinsloo, 2017; Slade & Prinsloo, 2013) y el mismo Dragan Gasevic (Tsai & Gasevic, 2017) a partir de su tarea en el Centro de Investigación de Cultura Digital de la Universidad de Edimburgo, que desde siempre ha mantenido un enfoque socio-crítico a las tecnologías digitales.

Es en esta coyuntura que se va a abrir un debate sobre la calidad de las de analíticas, que hasta el 2015 no habría tenido lugar.

Un elemento central para comprender de dónde emergen las “dificultades” en la caracterización de los sistemas de analíticas reside en la complejidad intrínseca de las arquitecturas de datos necesarias para generar representaciones (analíticas diagnósticas) y sistemas de recomendación (sistemas prescriptivos) que resulten útiles, usables y fundamentalmente relevantes para las y los usuarios.

A través de las ilustraciones que presentamos a continuación (Figuras 1,2,3), un elemento central a focalizar es que **todas las de analíticas se basan en un concepto pedagógico, que es un constructo teórico o complejo, cuya fenomenología se “traza” a partir de datos asociados a la misma.** Por ejemplo, un indicador de “potencialidad de abandono”, puede ser el menor tiempo transcurrido en una plataforma de aprendizaje (ejemplo banal, con el fin ilustrativo).

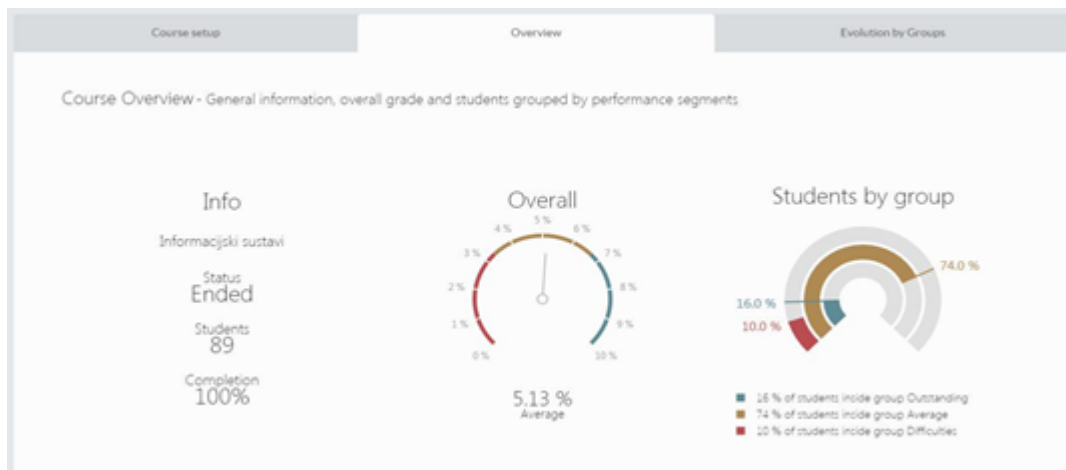


La Figura 1 muestra algunas de las fuentes de datos que pueden llegar a alimentar un sistema de de analíticas.

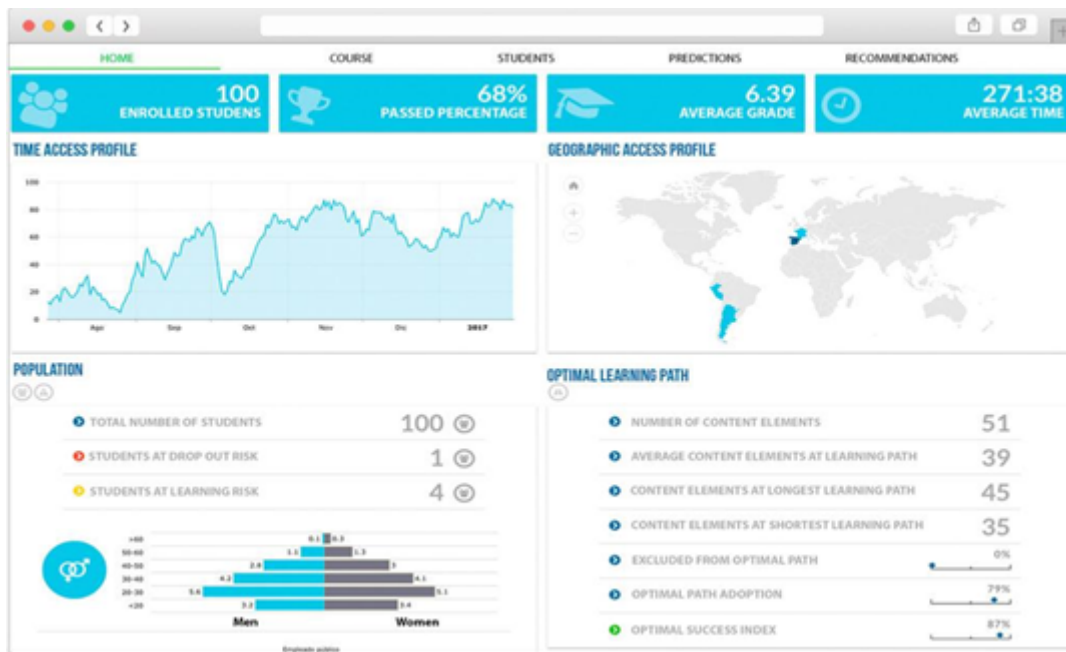
La Figuras 3 y 4 muestran un par de ejemplos de panel de analíticas de aprendizaje (como *plugins* de Moodle o proyectos experimentales).



Figura 2 - Sistemas de Datos de los que emergen las Análíticas de Aprendizaje



Moodle Plugins: SmartKlass - https://moodle.org/plugins/local_smart_klass



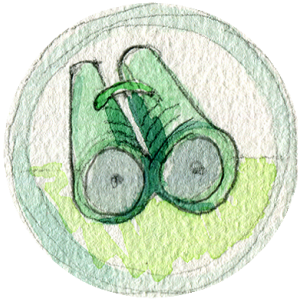
IAD Learning- <https://www.iadlearning.com/learning-analytics-dna/>

Figuras 3 y 4 – Paneles de de analíticas que informan la práctica del docente y del estudiante

Cómo es posible observar, existe una multiplicidad de fuentes que se integran en muchos de los desarrollos existentes y publicados en la literatura. Por ejemplo, en proyectos de análisis del abandono (*drop-out*) se combinan datos de la trayectoria estudiantil (notas obtenidas en asignaturas previas), frecuencia a la biblioteca, inscripción a varias asignaturas en simultánea, incluso datos personales como el barrio de residencia (que es un indicador de estatus socio-económico). Sobre estos datos se establecen sistemas predictivos de riesgo de abandono, que pueden o no desarrollar alertas para el alumnado en riesgo. Sin embargo, muchos paneles de visualización (como el primer ejemplo presentado arriba) se basan en la sola información recabada en el campus o clase virtual. Se ha de considerar en estos casos que los tipos de datos recabados pueden no ser ni suficientes ni relevantes para establecer predicciones. Por ejemplo, en contextos híbridos o de presencialidad apoyada por algunas actividades en línea, este espacio virtual es claramente insuficiente, a menos que el docente establezca parámetros de acceso que luego monitoriza.

Y en todo caso: ¿Cuán relevante puede ser esta información, respecto a la relación y comunicación pedagógica directa?

• Para profundizar •



Según Williamson (2016, p. 401)

"La ciencia de datos educativos es un campo emergente y transdisciplinario, que se basa tanto en las prácticas científicas de datos como en los conocimientos existentes de las ciencias del aprendizaje (una combinación de ciencias psicológicas, cognitivas y neurológicas)"

• La lección en pocas palabras •

- Los datos digitales recogidos en ámbitos educativos buscan generar diagnósticos y sistemas de recomendaciones (o prescripciones) para orientar el comportamiento del profesorado y el estudiantado en base a una "concepción" pedagógica subyacente parte de quién diseña el sistema.
- Esa concepción no siempre es visible, transparente o compartida.
- Recordemos que cuantas más fuentes de datos se usan, más oportunidades de entrenamiento tendrán los algoritmos y mayores serán las posibilidades de operacionalizar correctamente constructos complejos de aprendizaje como "riesgo de abandono de un curso"
- Los "dashboards" o paneles de visualización son el resultado final de la elaboración y tratamiento de datos digitales y buscan influir en el comportamiento del usuario (docente o estudiante).

5 • 2 • Analíticas de aprendizaje para la calidad educativa: ¿Un oxímoron? •

Con el tiempo, como señalamos en el apartado anterior, se esperaba que la mayor capacidad de procesamiento de macrodatos (*big data*), el avance en el estudio de los algoritmos y testeo de interfaces de interacción persona-computador eficaz en relación a las visualizaciones, llevarán a respaldar acciones necesarias como la orientación pedagógica de los educadores, el apoyo a los alumnos en riesgo, el empoderamiento y la personalización y la autorregulación (Viberg et al., 2018). El enfoque de analíticas de aprendizaje se ha ido extendiendo rápidamente a todos los niveles educativos (educación escolar, educación superior, aprendizaje profesional) e incluso tipos de aprendizaje (formal, informal y no formal), generando en cada uno de esos niveles preguntas respecto a la factibilidad de aplicación de los sistemas de analíticas, las dificultades de trazado y elaboración de macrodatos con el dinamismo necesario para que los usuarios puedan tener efectivo acceso a sistemas de recomendaciones y visualizaciones que orienten su comportamiento en la dirección pedagógica hipotetizada. Las preocupaciones de los desarrolladores de de analíticas colocan unas cuestiones iniciales de discusión de la *calidad* de las analíticas, que quedan aún del lado tecnológico y de la interacción humana. Sin embargo, esa pregunta por la calidad no ha ido más allá de buscar que los sistemas generados funcionen *correctamente*. El ir más allá del problema dado, pensando en aspectos de calidad que engloban la inclusión, la justicia social y en general la crítica a los fines últimos del desarrollo tecnológico para servir una concepción neoliberal del desarrollo, no se cuestionan, aparentemente.



- En relación con la educación infantil y pre primaria, se observó un uso creciente de juguetes que están conectados a aplicaciones web, generando el

fenómeno de la "Internet de los juguetes". El trazado digital de las actividades de los niños se usaría para informar a los padres sobre las rutinas de juego y el desarrollo cognitivo, abordando la posible intervención para la educación y la estimulación temprana. En este caso, las numerosas inversiones comerciales reunirían con entusiasmo teorías pedagógicas con avances neurocientíficos (Chaudron et al., 2017; Holloway & Green, 2016).

- **En la escuela (ciclo de primaria y secundaria)** las mismas arquitecturas digitales se están aplicando en el caso de análisis de aprendizaje multimodal. Los sensores usables, el seguimiento ocular, así como los datos audiovisuales y de acelerometría de los sensores usados por los maestros abarcan la recopilación de datos sobre varios procesos complejos en clase, como la orquestación de actividades de colaboración (Prieto et al., 2018) o la regulación social del aprendizaje en grupos (Noroozi et al., 2018). Otro ejemplo del ámbito escolar es el de la investigación realizada por el grupo de la Universidad de Oulu está tratando de generar paneles de control más fáciles tanto para investigadores educativos como para docentes y estudiantes (<https://www oulu.fi/let/>) (Noroozi et al., 2018). Además, la Universidad de Tallin (<https://www.tlu.ee/en/dt/centre-educational-technology>) en colaboración con la Ecole Polytechnique the Lausanne (<https://chili.epfl.ch/>) está analizando cómo mejorar el comportamiento de modelado inicialmente introducido por las interfaces. para reproducir configuraciones de orquestación para el desarrollo profesional de los docentes (Prieto et al., 2018). Las brechas técnicas de la recopilación, limpieza, organización, modelado y traducción de datos en tiempo real en gráficos accionables para maestros y alumnos han dejado en claro que este es un campo en su infancia del punto de vista de desarrollo tecnológico (Blikstein & Worsley, 2016). En definitiva, las preocupaciones iniciales respecto a la calidad de la implementación de estos sistemas, planteadas por los investigadores dedicados a esta área se relacionan con los aspectos técnicos de la limpieza y la organización de los datos de manera relevante, a saber, en relación con las construcciones pedagógicas relevantes como la orquestación y el aprendizaje colaborativo. Así mismo, han planteado la simplificación de las interfaces gráficas de usuario.
- **En el caso del aprendizaje profesional**, se ha hablado de "entornos de trabajo inteligentes" basado sobre el trazado de datos en relación a tareas, tiempo, resultados, actividad emocional y social. Estos datos se recopilan, se agrupan, se agregan y finalmente se envían al trabajador y la gerencia para apoyar los

procesos de aprendizaje en el trabajo (Ruiz-Calleja et al., 2017). En áreas profesionales específicas como la educación médica, estos elementos adquieren aún más importancia ya que los datos recopilados informan los procesos de aprendizaje adaptativo para realizar tareas técnicas complejas, como la capacitación o las intervenciones de los cirujanos en casos urgentes como la resucitación cardiopulmonar (Di Mitri, 2018). En el campo profesional se pone aún más de manifiesto la dificultad de usar dispositivos multimodales de trazado de datos, como tecnologías portátiles (*wearable technologies*). Así mismo, los desarrolladores observan grandes resistencias por parte de los trabajadores respecto a sistemas que pueden resultar invasivos para la autonomía del trabajador en gestionar su tiempo de trabajo y pausas.

- **En las instituciones de Educación Superior (IES)** han focalizado desarrollos que hemos mencionado en el apartado anterior, considerando que en el nivel universitario los estudiantes están conectados de forma masiva y continua, de manera mucho más intensiva que en cualquier otro nivel o situación de aprendizaje, tanto a través de las plataformas LMS (*Learning management system*) adoptadas como base para el campus virtual, como el uso de repositorios digitales de texto y video, como los datos personales recogidos alrededor de la carrera del estudiante con fines administrativos. Sin embargo, el estado actual de desarrollo muestra pocos avances en la adopción de analíticas, lo que genera preocupación por la validación auténtica y la escalabilidad de las tecnologías como la analítica de aprendizaje predictivo y los paneles de control para el aprendizaje (Viberg et al., 2018). Además, los problemas éticos del uso de datos no se consideran lo suficiente como para construir políticas institucionales que integren el análisis del aprendizaje como parte de los modelos de educación de calidad (Vuorikari et al., 2016).

A lo largo de los diferentes ejemplos presentados hasta ahora, hay aspectos comunes a destacar. Particularmente, parece que la fiabilidad teórica y empírica de las diversas tecnologías exploradas sigue siendo un problema. Si bien es cierto que la falta de contextos auténticos de validación genera un problema relacionado con la consistencia empírica, quizás sean más preocupantes los problemas relacionados con la validez teórica, política y ética de los constructos que se encuentran detrás de la agregación de datos, el modelado y la visualización. Además, la recopilación de datos se produce en contextos en los que los alumnos no siempre son conscientes del tipo de datos publicados, un tema que introduce la cuestión ética de las formas de

vigilancia habilidades que conlleva la compensación entre la privacidad personal, el enfoque personal para el auto cuantificado, y los usos institucionales de big data (Raffaghelli & Stewart, 2020).

Todo parece apuntar al hecho que la diseminación de las analíticas no ha superado aún el nicho del desarrollo: la innovación aún parece no despegar del ámbito experimental para convertirse en un servicio usado por la comunidad educativa en las IES. Ello hace que no se tengan evaluaciones masivas de eficacia (Vuorikari et al., 2016). Mucho menos podemos esperar entonces, el obtener enfoques de de calidad que impliquen particularmente elementos de equidad y justicia social: no sólo la tecnología no está suficientemente desarrollada al punto de tornarse fácilmente aplicable a la tarea cotidiana docente: quedan por verificarse muchos aspectos éticos, sociales y políticos que hacen de las analíticas un instrumento aún en una zona oscura.

No obstante estas observaciones, tempranamente Siemens, Dawson, & Lynch (2014) hubieran considerado la implementación de las de analíticas de aprendizaje en un marco de calidad. La figura 5 muestra la visión de estos autores, según la cual una institución podría realizar un recorrido de 5 fases desde la toma de conciencia de los instrumentos de analíticas de aprendizaje, su experimentación, la formación y desarrollo profesional de docentes y estudiantes para su uso, hasta llegar a la transformación institucional (sobre cómo se construye un sistema informativo de prácticas institucionales) para culminar en la transformación del sector de investigación y de la información de la docencia y la gestión académica basada en datos. Ello, según los autores, posibilitaba una reflexión hacia la calidad, ciertamente entendida desde una perspectiva de evolución lineal y productiva.

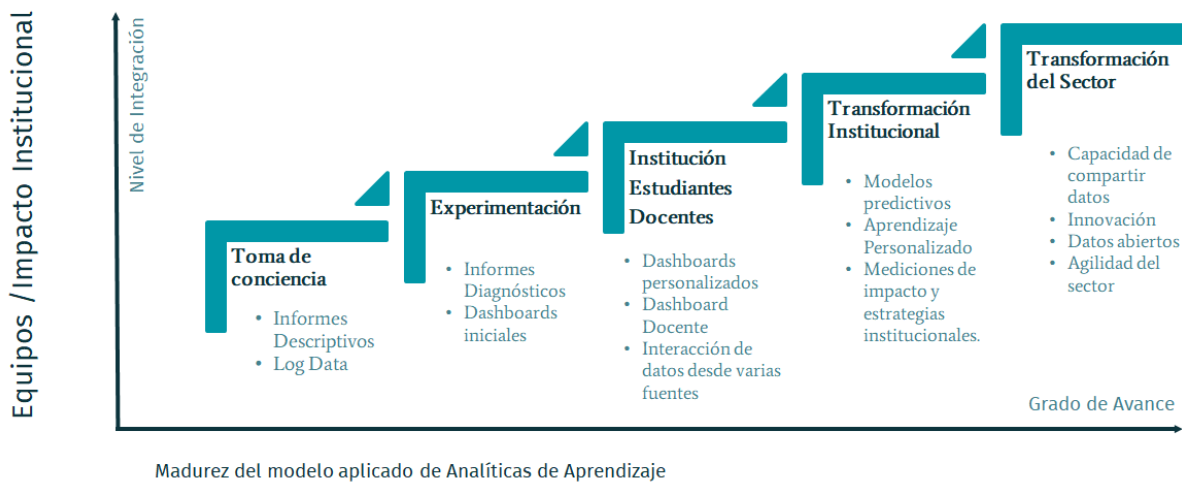


Figura 5 - Siemens, G., S. Dawson, Lynch, G, (2014) Improving the Quality and Productivity of the Higher Education Sector. White Paper for the Australian Government Office for Learning and Teaching. Retrieved from: http://bit.ly/Policy_Strategy_Analytics

Sin embargo, algunos avances más importantes se van a realizar desde dos perspectivas.

La primera, relacionada con el mismo desarrollo tecnológico que reclama una mayor actividad experimental *in situ* para comprobar la eficacia y el impacto de los instrumentos puestos a disposición de los usuarios.

La segunda, y más disruptiva, a través de la fuerte crítica promovida por los estudiosos de las ciencias sociales. Desde estos estudios, parece necesario dar forma a una agenda de investigación y policy making sobre las analíticas de aprendizaje desde una perspectiva práctica, contextualizada y crítica (Prinsloo, 2017). De extrema importancia también dar voz a los estudiantes en diseños participativos que cuiden las decisiones sobre privacidad y utilidad de los instrumentos que se basan en el trazado continuo de datos (Broughan & Prinsloo, 2020).

Aunque el foco de estas dos líneas no queda ligado a la discusión de calidad, sí se presenta como un debate en estado embrionario sobre los que después pueden

convertirse en instrumentos y estrategias de calidad educativa en la educación superior.

• Para profundizar •



Según Broughan y Prinsloo (2020, p. 618)

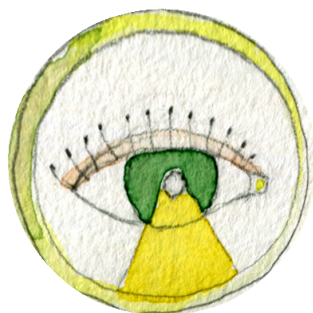
"En gran parte de la investigación sobre el éxito y la retención del estudiantado en la educación superior es fundamental la aceptación normativa de que la deserción y el fracaso de los estudiantes están relacionados con los déficits en sus antecedentes educativos, la actitud, el compromiso y la capacidad de los estudiantes (Kahu y Nelson 2018). Los modelos de déficit de comprensión de la capacidad de los estudiantes en la educación superior a menudo sustentan las respuestas institucionales a los estudiantes que no se corresponden con la norma de los estudiantes de habla inglesa como primer idioma, a menudo blancos (por ejemplo, Banks y Dohy 2019; Trent 2019)*. A medida que las instituciones de educación superior procesan cada vez más los datos de los estudiantes en análisis de aprendizaje, estos enfoques de deficiencias en el aprendizaje tienen el potencial de determinar no solo qué datos importan y se recopilan, sino también cómo se utilizan (Macgilchrist 2019; Vytasek, Patzak y Winne 2020)*. Como siempre, los métodos desplegados y la postura ontológica adoptada inevitablemente darán forma a la evidencia producida."*

*Citados en el original

• La lección en pocas palabras •

- Se esperaba que el avance tecnológico (mayor capacidad de procesamiento de macrodatos, el avance en el estudio de los algoritmos y testeado de interfaces de interacción persona-computador eficaz en relación a las visualizaciones) llevaran a respaldar acciones necesarias como la orientación pedagógica de los educadores, el apoyo a los alumnos en riesgo, el empoderamiento y la personalización y la autorregulación
- El enfoque de analíticas de aprendizaje se ha ido extendiendo rápidamente a todos los niveles educativos (educación escolar, educación superior, aprendizaje profesional) e incluso tipos de aprendizaje (formal, informal y no formal).
- Todo parece apuntar al hecho que la diseminación de las analíticas no ha superado aún el nicho del desarrollo: la innovación aún parece no despegar del ámbito experimental para convertirse en un servicio usado por la comunidad educativa en las IES.
- Se abren hoy dos perspectivas de desarrollo del debate sobre el uso de datos en el proceso pedagógico: de experiencia de los usuarios y ajuste tecno-pedagógico (experimentar en situaciones educativas reales).

5 • 3 • La necesaria (y no suficiente) reflexión ética en el uso de datos del estudiantado •



La reflexión sobre la ética en el uso de las analíticas de aprendizaje ha ido evolucionando a partir del esfuerzo de ir más allá del mero entusiasmo por el “desarrollo”, hacia la implantación de enfoques de uso de datos en el proceso pedagógico como parte de las políticas institucionales.



Consideremos como ejemplo algunas iniciativas a nivel europeo y latinoamericano existen discusiones abiertas y avanzadas sobre los aspectos a tener en cuenta para un “*mainstreaming*” (integración a la práctica cotidiana) que considere así mismo, aspectos éticos a partir del diseño.

Nos referimos aquí a los proyectos transnacionales financiados con fondos europeos “LACE” (<http://www.laceproject.eu/>, 2014-2016) “SHEILA” (<http://sheilaproject.eu/>, 2015-2018) y “LALA” (<https://www.lalaproject.org/>, 2018-2020). El primero, desarrollado en el período 2015-2018 y liderado por la Open University of Netherlands (IP Hendrik Drachsler) tenía como objetivo concreto desarrollar un marco para la calidad de las analíticas (Scheffel et al., 2015) Dicho marco se llamaba “DELICATE” (delicado, considerando la cuestión delicada de tratar los datos estudiantiles). Cada letra de la palabra cubría una dimensión de análisis de las políticas de implementación de de analíticas en las IES, es decir: (D) Definición de un sistema de de analíticas en la institución, (E) Explicación a los portadores de intereses de dicho sistema, (L) Legitimación del sistema, (I) Interacción con el sistema, experiencia del uso y evaluación, (C) Consentimiento en el uso de datos, (A) Anonimización de datos, (T) Técnicas / Tecnología usada para el desarrollo y realización de de analíticas, Presencia

de proveedores externos que entran en contacto con datos sensibles. El segundo proyecto, liderado por la Universidad de Edimburgo (IP Dragan Gasevic) tenía por objetivo ayudar a las universidades europeas a convertirse en instituciones más maduras en la custodia de los datos digitales sobre sus estudiantes a medida que aprenden en línea. Dicho proyecto creó un marco de desarrollo de políticas para promover la evaluación formativa y el aprendizaje personalizado, aprovechando la participación directa de las partes interesadas en el desarrollo del proceso. El marco daba una serie de elementos para auto-evaluar si la institución estaría organizando correctamente la implantación de sistemas de de analíticas, considerando muy particularmente la participación de los estudiantes (Tsai & Gasevic, 2017). Así mismo, desarrolló un MOOC para el desarrollo profesional docente que apoyara la comprensión del problema y características de las analíticas. El tercer y último proyecto, liderado por la Universidad Carlos III de Madrid (IP Pedro Muñoz-Merino) expande las actividades del proyecto SHEILA en colaboración con importantes universidades de América Latina (Ecuador y Chile) para explorar las posibilidades de implementación de analíticas en las universidades latinoamericanas. Cuenta con una extensa red de instituciones asociadas que habrían participado en acciones de investigación relacionadas. De hecho, en América Latina la reflexión crítica, de consideración de la privacidad desde el diseño se halla en estado avanzado, con todas las dificultades infraestructurales y de organización de proyectos nacionales y transnacionales para la homologación y armonización de prácticas (Cechinel et al., 2020).

Durante el 2018, desde Edul@b UOC la autora de este trabajo realizó un breve mapeo de políticas de analíticas que hicieran referencias a modalidades de aplicación de las mismas, teniendo en cuenta el instrumento DELICATE. Se realizó un muestreo de sitios web de universidades europeas y latinoamericanas, partiendo de:

- **GRUPO A** - 7 casos europeos + 3 de América Latina “pioneros”, participantes de los proyectos LACE y LALA

- **GRUPO B** - 20 “Top Performers” (10 EU y 10 LA) buscados en listas del ranking universitario THE[1] (primeras diez universidades halladas en el ránking de las mencionadas realidades regionales)
- **GRUPO C** - 30 casos EU y 20 casos LA, seleccionados en modo casual de la lista de universidades del ránking THE.

A partir de estos 80 casos, se realizó un análisis en los portales universitarios usando los motores de búsqueda internos, indicando las palabras clave (Learn*) AND (Analytics) OR (educational) AND (data), en inglés, o (Apren*) AND (Analític*) OR (educacional). Se revisaron también, manualmente, eventuales centros *eLearning* especializados y documentación de policy making como los reglamentos de política institucional.

Las dimensiones analizadas fueron:

- Caracterización de uso de analíticas de aprendizaje: Prevención de abandono, Decisión docente, Proceso Pedagógico, Feedback para la autorregulación
- Aplicación de criterios “DELICATE”*: Definición, Explicación, Legitimación, Interacción/Participación, Consentimiento, Anonimización, Técnicas, Presencia de externos (Determination, Explain, Legitimate, Involve, Consent, Anonymise, Technical, External)

Dos investigadores asignaron un puntaje de 0 (ausencia total de la dimensión analizada en la documentación revisada) a 2 (presencia completa). La tabla 2 presenta los resultados, que no fueron muy satisfactorios: en general se observó que excepto por las instituciones involucradas fuertemente en la investigación sobre de analíticas, las IES no se dotan aún de políticas que indiquen estándares de uso y servicio basado en analíticas de aprendizaje, lo que claramente no deja espacio para una discusión sobre la ética como parámetro de calidad.

| Dimensiones de análisis | | EU-A | EU-B | EU-C | AL-A | AL-B | AL-C |
|-------------------------|----------------------------------|-------------|------------|-------------|----------|----------|----------|
| | | [7] | [10] | [30] | [3] | [10] | [20] |
| Uso | Prevención de abandono | 1,43 | 0 | 0,03 | 0 | 0 | 0 |
| | Decisión docente | 1,43 | 0,4 | 0,19 | 1 | 0 | 0 |
| | Proceso Pedagógico | 1,71 | 0,2 | 0,19 | 1 | 0 | 0 |
| | Feedback para la autorregulación | 1 | 0,2 | 0,19 | 0 | 0 | 0 |
| DELICATE Framework | Definición | 1,71 | 0,2 | 0,22 | 2 | 0 | 0 |
| | Explicación | 1,71 | 0,1 | 0,16 | 1 | 0 | 0 |
| | Legitimación | 1,43 | 0,1 | 0,22 | 2 | 0 | 0 |
| | Participación | 0,57 | 0,1 | 0,09 | 1 | 0 | 0 |
| | Consentimiento | 1,43 | 0,2 | 0,06 | 0 | 0 | 0 |
| | Anonimización | 1,43 | 0,2 | 0,18 | 0 | 0 | 0 |
| | Técnicas | 1,28 | 0,2 | 0,12 | 2 | 0 | 0 |
| | Presencia de externos | 0,14 | 0,2 | 0,09 | 2 | 0 | 0 |

Tabla 2 – Monitorización de políticas de analíticas en 80 IES de Europa y América Latina

Consistentemente con estos hallazgos, una de las últimas revisiones de la literatura al momento de escritura de este recurso (Pargman & McGrath, 2021) ya indicaba que entre el 2014 y el 2019 podían identificarse unos 21 trabajos publicados en relación a la discusión ética alrededor de la implantación de sistemas de analíticas de aprendizaje. Sin embargo, estos autores también indicaban que las percepciones, perspectivas, actitudes y visiones sobre el tema representaban más que nada la visión institucional más que la visión del estudiantado. Mientras los temas más investigados tenían que ver con la transparencia, la privacidad y el consentimiento informado los estudios sobre la justicia, la equidad, los sesgos algorítmicos o la libertad intelectual han sido mucho menos explorados.

Griffiths (2020) en cambio iba más allá apuntando a la necesidad de contextualizar la reflexión ética dentro de un contexto histórico. En efecto para este autor la reflexión ética se hace necesaria a partir del crecimiento exponencial de datos y su facilidad de uso; y la simple ecuación que se ha realizado en el traspaso de instrumentos de tratamiento de datos emergente de la investigación, al tratamiento de datos del estudiantado alrededor de su uso en sistemas de analíticas. Su argumentación en cambio enfatiza la visión de las analíticas de aprendizaje como ámbito discreto específico, desarticulado de un contexto de referencia social e institucional, lo que ocasiona contradicciones que suponen el uso de las analíticas como factor de calidad, pero también de control por parte de la gestión académica; todo ello en situaciones en las que la extracción coercitiva en una situación en la que el estudiantado no puede sustraerse.

Más allá de estos esfuerzos específicos de pensar políticas de implementación de las analíticas de aprendizaje, si consideramos la evolución de la discusión ética alrededor del uso de estas tecnologías basadas en datos observaremos que éstas evolucionan en la misma dirección de la discusión ligada a la problemática ética en relación al desarrollo de sistemas de Inteligencia Artificial. De hecho las analíticas de aprendizaje componen un caso especial de la IA.

Por ejemplo, en su trabajo de revisión Tzimas y Demetriadis (2021) acercan más la definición de las problemáticas éticas en las analíticas de aprendizaje al debate relacionado con la evolución de la Inteligencia Artificial, conectando el desarrollo tecnológico a la dimensión pedagógica y de gestión académica, y utilizando conceptos como etiquetamiento, sesgo algorítmico, privacidad desde el diseño, que ya circulan y son aplicados a la IA. La figura 6 presenta un mapa de los conceptos claves que los autores codificaron a partir de 53 artículos relacionados con temas éticos en las analíticas de aprendizaje. Se observa que de los autores determinan un primer nivel estructural de la institución (dimensión tecnológica, pedagógica y de gestión institucional) para luego ponerlo en relación con los aspectos éticos (privacidad, transparencia, etiquetamiento, propiedad de los datos, justicia algorítmica, obligación de actuar) y sus elementos constituyentes. El mapa muestra áreas con mayor densidad de elementos y conceptos, lo que se apoya así mismo en una mayor cantidad de artículos en las áreas con más densidad.

La cuestión de la privacidad ha recibido mayor atención en general, conteniendo líneas de trabajo como la seguridad, sistemas legales y anonimato, privacidad por diseño y respeto de diferencias culturales, basándose en acciones como el consentimiento y el entrenamiento/aprendizaje sobre los mecanismos del sistema para generar confianza y formas de control sobre los datos. El etiquetamiento, que es una operación necesaria a la construcción de sistemas basados en aprendizaje de máquina (*machine learning*), muy presentes en los artículos revisados, expresan una preocupación por la autonomía de las personas que son etiquetadas y más adelante clasificadas, con claros efectos sobre la conducta. Ello conceptualmente se relaciona con un contexto de paternalismo y vigilancia, una visión tecnológica determinista y una tendencia a la monetización/ producción “industrial” de resultados. Áreas con menor densidad de conceptos y por ello menos presentes, probablemente por ser emergentes, son las de la justicia algorítmica como posible enfoque de democracia algorítmica o “algocracia” en íntima relación con la obligación de actuar de las instituciones y del derecho a saber de los participantes (profesorado y alumnado).

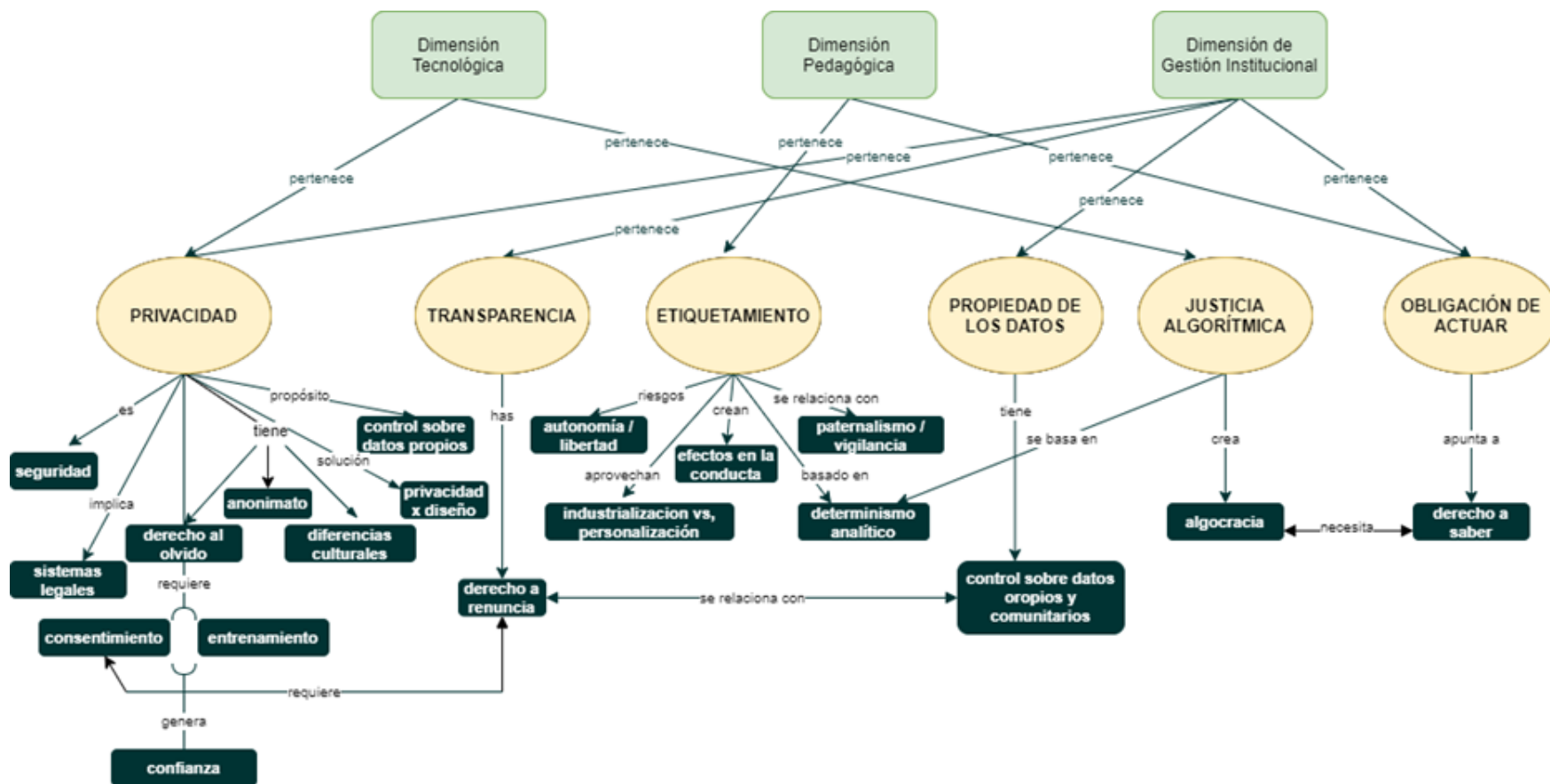


Figura 6 - Mapa de conceptos clave sobre el desarrollo de un debate ético alrededor de las analíticas de aprendizaje (Elaboración propia en base a pequeña modificación del mapa de Tzimas & Demetriadis)

Uno de los listados más recientes publicados en un contexto de recomendaciones de práctica para orientar enfoques éticos del desarrollo de analíticas de aprendizaje ha sido realizado por Slade & Tait (2019, p. 2), que introduce los siguientes puntos:

| | |
|--|--|
| <p>Transparencia</p> | <p>El propósito de un sistema de analíticas debe ser claro a todos los portadores de intereses, en particular el estudiantado.</p> <p>Si bien es justo indicar que la institución persigue unos objetivos generales (que pueden no ser de inmediato interés individual, como comprender el abandono), los procedimientos de recogida, análisis y presentación de datos deben estar explicados y ser accesibles.</p> |
| <p>Propiedad y control de los datos</p> | <p>Siguiendo el RGDP (Reglamento General de Protección de Datos en Europea, 2018) el estudiantado debe aprobar los fines de uso de sus datos, que no pueden ser cedidos a terceras partes sin su autorización. Además, deben tener el derecho de acceder a sus registros de datos y pedir la cancelación en el caso en que lo consideraran oportuno. La institución no posee los datos del estudiantado, simplemente los gestiona y cura con propósitos que deben ser acordados con los portadores de intereses.</p> |
| <p>Accesibilidad de datos</p> | <p>Concepto que se relaciona tanto con la determinación de quién tiene acceso a los datos “crudos” y agregados en conjuntos para su análisis, así como la capacidad de los estudiantes para acceder y corregir sus propios datos (siendo propietarios de los mismos). El estudiantado podría enviar <i>feedback</i> para pedir aclaraciones o mejorar la claridad de la información relacionada con qué tipos de datos pueden ser usados en una aplicación. Si bien en general el enfoque de trabajo se realizará a nivel institucional, algunos</p> |



| | |
|--|---|
| | <p>elementos podrían ser acordados con las administraciones locales, regionales o nacionales.</p> |
| <p>Validez y confiabilidad de los datos</p> | <p>La validez y confiabilidad de los datos asegura que las representaciones, estimas y orientaciones a la acción basadas en datos tendrán una base sólida, precisa, y justa. Los datos crudos no dan alguna información, y las operaciones de definiciones de variables y dimensiones (como “abandono”) asociadas a métricas y datos recogidos (falta de ingreso en el campus virtual en las últimas dos semanas) puede generar conflictos (por ejemplo, no tener acceso a un wifi y trabajar offline con pocas sesiones de conexión). El uso de “proxies” o variables que se acercan a la definición de un fenómeno sin poderlo centrar completamente, también tendría que ser objeto de discusión y actualización continua (por ejemplo, medir el interés del estudiantado por un curso de acuerdo al número de descargas de un vídeo). Los cálculos estadísticos también tienen que dejar de manera explícita sus limitaciones, pues ciertos procedimientos implican manipulaciones progresivas que pueden alejarse mucho de una situación inicial (por ejemplo, introducir en una regresión la satisfacción del estudiantado sobre base voluntaria de respuesta a cuestionarios). Finalmente, la definición de algoritmos de procesamiento de datos deberían considerar muy cuidadosamente la existencia de sesgos que subrepresenten o mal-representen grupos o características del estudiantado (como por ejemplo raza o género asociados a rendimiento académico)-</p> |



| | |
|---|---|
| Responsabilidad institucional y obligación de actuar | <p>La institución tiene la obligación moral de actuar ante la información recogida. No se trata de un mero proceso de recabado de datos, se trata de información que puede mejorar (o empeorar) significativamente la vida del estudiantado. Por ejemplo, si se observa riesgo de abandono en un grupo específico, es necesario, como mínimo, generar un espacio de consulta y trabajo con dicho grupo.</p> |
| Comunicaciones | <p>Las comunicaciones de situaciones de riesgo o conflictivas detectadas a través de los datos requieren cuidado en la modalidad en la que se comunican. Así mismo, las analíticas que desencadenan comunicaciones deben adoptar un lenguaje apropiado, que haga comprender al estudiante de que no se trata de un mensaje personal sino generalizado y que hay siempre una opción de comunicación humana para dirimir desacuerdos o errores.</p> |
| Valores culturales | <p>En contextos multiculturales, los casos extremos, inclasificables, diferentes (<i>outliers</i>) pueden ser más frecuentes y pueden no corresponder con sistemas de analíticas generados entrenando algoritmos sobre bases de datos de un estudiantado más frecuente. Se debe poner mucha atención y cuidado en estos casos, en particular cuando se “adquieran” productos analíticos pre-configurados asociados a las plataformas LMS.</p> |

| | |
|---|--|
| <p>Inclusión</p> | <p>La inclusión implica un enfoque en el que se vaya más allá de los objetivos de la institución, pues ello genera el riesgo de una falta de identificación del estudiantado y el cuerpo docente con los medios tecnológicos utilizados. Más aún, estos últimos se conciben como fuentes de control. Además, el uso de las analíticas por parte de las instituciones en comunión con políticas nacionales impuestas (por ejemplo Sud Global) podría implicar que se orienten comportamientos y elecciones que estén lejos de los intereses de las comunidades donde las instituciones se emplazan, fomentando aún mayor exclusión.</p> |
| <p>Consentimiento</p> | <p>No se trata de pedir consentimiento al uso de datos, sobre todo en circunstancias en las que el estudiantado puede sentirse obligado a hacerlo. El consentimiento implica un acto en el que hay plena comprensión de las acciones y sus implicaciones, con opciones para alejarse o parar procesos que no se sienten seguros, y con la posibilidad de pedir mayores informaciones o resultados. Todavía, si el cuidado se hace especialmente importante en casos de datos sensibles, en casos de datos genéricos podría ser informado más generalmente.</p> |
| <p>Agencia y responsabilidad estudianta</p> | <p>En lo posible, se recomienda a las instituciones que busquen por todos los medios de invitar a participar al estudiantado en el diseño, la implantación y el seguimiento de sistemas de analíticas. Es importante que los y las estudiantes comprendan que tienen responsabilidad respecto al buen funcionamiento de la institución universitaria (y por ello ceder sus datos puede ser importante para el bien común), tanto cuanto del cuidado de sus datos personales (no revelar información innecesaria) y de datos de</p> |



terceros (no compartir materiales, comunicaciones o informaciones surgidos de la relación pedagógica, por ejemplo en redes sociales).

En ese sentido, Selwyn (2019) puntualiza algunos de los problemas centrales que pueden encontrarse en el mal uso de las analíticas de aprendizaje y que vuelven sobre los puntos trazados en el trabajo anterior pero lo amplían.

En síntesis, se observa que un mal uso de las analíticas puede llevar a:

- **Una comprensión reducida de la educación.** Considerando que los fenómenos medidos por los datos recogidos en las analíticas necesitan reducir la complejidad de procesos de aprendizaje
- **Ignorar los contextos amplios en que se desarrolla la educación.** falta de comprensión de las dinámicas sociales que llevan a dar relevancia a un problema o tema educativo y detectar/orientar micro-comportamientos irrelevantes
- **Reducir la capacidad de estudiantes y docentes de buscar la información para la toma de decisiones.** Ofreciendo sistemas de diagnóstico y recomendación, los usuarios se vuelven más pasivos en la comprensión de sus propios procesos cognitivos y de interacción
- **Una forma de vigilancia más que de apoyo.** Cuando las analíticas se implementan para observar si los comportamientos de los usuarios se alinean con perspectivas de negocio
- **Una fuerte coerción a la performance.** Una vez que se inventan los sistemas de medida, los usuarios aprenden a comportarse para obtener la

“recompensa” evaluativa del mismo. Es decir, actúan (performance) en consecuencia

- **Desventajas para quien está excluido del sistema.** En la medida en que se propongan modelos de evaluación y recomendación basados en comportamientos deseables por una élite a cargo de la programación de los sistemas, el riesgo podría ser la exclusión de la minoría que no se ajusta
- **Servir intereses institucionales más que de los individuos.** La recogida masiva de datos, basada en sistemas programados a cargo de una institución, deja un espacio ilimitado de acción a favor de ésta última y sus modelos de ética de servicio y de deontología profesional.

La propuesta de Selwyn en este sentido se relaciona con acciones orientadas a:

- **Dar a los usuarios el derecho de inspeccionar.** El diseño de aplicaciones analíticas que son más abiertas y accesibles, que ofrece un control y supervisión genuinos a los usuarios que reflejan mejor la realidad vivida de los estudiantes.
- **Dar a los usuarios más control sobre sus datos.** Proporcionar a los estudiantes la posibilidad de conocer el modo en que los datos serán usados a nivel de investigación y de modelos institucionales de negocio eventuales conectados a la educación
- **Repensar la política y la economía de la industria de las analíticas de aprendizaje.** Todos los servicios de visualización y sistemas de recomendación ligados a plataformas de aprendizaje pueden tener como implicación la monetización de los datos del estudiantado para producir nuevos paneles y servicios de recomendación.

Un último punto que es imposible dejar fuera atañe al debate empujado por la pandemia. Este nuevo contexto de trabajo de hecho implicó un uso masivo y forzado

de entornos e instrumentos digitales, lo que generó inicialmente un entusiasmo naïf alrededor de lo que se consideró un experimento de uso de tecnologías educativas a escala global. Ello fue particularmente indicado en el trabajo de Williamson et al (2020) en lo que dichos autores denominaron una “pedagogía de la pandemia”. La economía política detrás de lo que apareció como un acto heroico de parte de las empresas “Big Tech” como Google, Amazon, Microsoft, Apple, Facebook, se constituyó más tarde como un espacio de extracción masivo de datos del estudiantado para su posterior monetización en productos y servicios digitales educativos. De hecho, las mencionadas compañías (en especial Google y Microsoft) ofrecieron inmediatamente servicios gratuitos de formación, de uso de las plataformas y con ello de uso de espacio de almacenaje en la nube, que representó una solución rápida y fácil para muchos gobiernos. En los primeros meses de la pandemia, muchos países optaron por apoyar ese uso o bien legalizarlo comprando servicios privados para una oferta educativa pública (Bozkurt et al., 2020). Según Williamson et al (2020), estas organizaciones y otras en el sector EdTech han considerado “la crisis una oportunidad de negocio” (op.cit., p.108) con “consecuencias potenciales sobre cómo la educación pública es percibida y practicada que van mucho más allá del final de la pandemia” (p.108). Este mecanismo, mejor develado en el minucioso report sobre la situación en las instituciones de educación superior por Williamson y Hogan (2021), fue considerado un subterfugio para la privatización de un bien considerado público en muchas de las políticas de estado de bienestar, alineándolas de manera pragmática y “por default” a una lógica neoliberal. Una de las preocupaciones manifestadas por Williamson y Hogan ha sido justamente la alimentación del negocio de desarrollo de servicios de analíticas a partir del entrenamiento, predicción, afinación de algoritmos basados en la captura masiva de datos desde las universidades que no pueden pagar de otra manera que no sea con los datos de sus estudiantes, en particular, las universidades del mundo en desarrollo, o de las periferias urbanas y redes comunitarias. Ello se relaciona con la ya confirmada “presión sobre las educación superior para la mercantilización, privatización y comercialización” de sus servicios “ahora a través de tecnologías digitales y sistemas de datos que combinan las

aspiraciones educativas con las aspiraciones políticas de dominar la educación superior en términos de rendimiento según una multiplicidad de métricas, y con las ambiciones de negocio del sector privado de capitalizar (el bien de los datos)” (p.17).

Esta crítica al fundamento mismo de la existencia de productos basados en la captura de datos del estudiantado pone bajo tela de juicio la existencia misma de los productos (como las analíticas de aprendizaje) que se generan. En sí mismo, el concepto de dichos productos parte de una base fallida, de apropiación y comercialización, por lo que podría ser inútil discutir si una captura de datos se hace con o sin consentimiento, con o sin participación, si luego hay una transformación para el beneficio de pocos. No se ha de olvidar la profunda crítica realizada a todos los enfoques éticos en una fatal limitación: la de promover un “blanqueo” de prácticas generadas por intereses económicos con la sola inclusión de recomendaciones, declaraciones de adherencia a normas internacionales, listados o decálogos que no van más allá de la superficie declarativa (Green, 2021).

• Para reflexionar I •

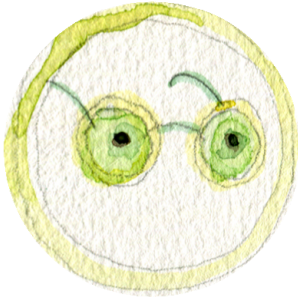


En la carrera por implementar sistemas de analíticas, Inicialmente, se puso énfasis en la facilidad técnica de recolección de datos como oportunidad.

Sucesivamente, se generó un movimiento crítico basado en aspectos de interacción humana con las de analíticas y problemáticas de justicia educativa y social.

En tu opinión ¿Por qué el desarrollo de las analíticas se ha dado de esta manera?

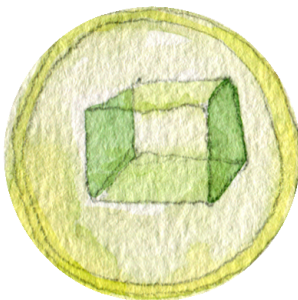
• Para reflexionar II •



Según el report coordinado por Vuorikari et al (2016) todo parece apuntar al hecho que la diseminación de las de analíticas no ha superado aún el nicho del desarrollo: la innovación aún parece no despegar del ámbito experimental para convertirse en un servicio usado por la comunidad educativa en las IES. Ello hace que no se tenga evaluaciones masivas de eficacia.

¿Conoces ejemplos de aplicaciones masivas en la universidad? Reflexiona sobre los porqués de una respuesta positiva o negativa...

• Para reflexionar III •



A nivel europeo y latinoamericano existen discusiones abiertas y avanzadas sobre los aspectos a considerar para un “mainstreaming” (integración a la práctica cotidiana) que considere así mismo aspectos éticos a partir del diseño..

¿Conoces ejemplos de discusiones sobre el uso de datos del estudiantado en tu universidad? Reflexiona sobre los porqués de una respuesta positiva o negativa...

• La lección en pocas palabras •

- Las revisiones de la literatura identifican un número relevante de trabajos publicados en relación a la discusión ética alrededor de la implantación de sistemas analíticos del aprendizaje. Sin embargo, las percepciones, perspectivas, actitudes y visiones sobre el tema representaban más que nada la visión institucional más que la visión del estudiantado.
- Los temas más investigados tienen que ver con la transparencia, la privacidad y el consentimiento informado.
- Los estudios sobre la justicia, la equidad, los sesgos algorítmicos o la libertad intelectual han sido mucho menos explorados.
- Otra reflexión importante enfatiza la desconexión histórica y cultural de los sistemas de analíticas implantados.
- En base a la investigación ya hay propuestas y recomendaciones internacionales. En general se trabajan conceptos como control por parte del usuario, derecho al olvido y derecho de saber en conjunto con obligación de actuar por parte de las instituciones.
- Se abren hoy dos perspectivas de desarrollo del debate sobre el uso de datos en el proceso pedagógico: de experiencia de los usuarios y ajuste tecno-pedagógico (experimentar en situaciones educativas reales).

5 • 4 • Activismo en datos como compromiso del profesorado: construir culturas de datos justas en la educación superior •



La discusión sobre el desarrollo e innovaciones en analíticas de aprendizaje parece mucho más avanzada que la reflexión sobre la calidad educativa promovida e incorporada en los mismos sistemas basados en datos del estudiantado. Mientras se revisan cuestiones de tipo tecnológico, social, educativo y ético, la pregunta es cuán útiles y cuán inclusivas y “justas” pueden ser las analíticas. La idea de promover formas de diseño participativo y de considerar la privacidad y problemáticas éticas del uso de datos no debe ser posterior a la implementación, sino anterior al desarrollo. También hemos de considerar que, cuanto más reciente es una innovación tecno-pedagógica, más difícil es encontrar discursos de calidad y aún más difícil sobre aspectos socio-éticos asociados: éstos surgen normalmente más adelante, y ante casos problemáticos que generan debate público. Todavía, las problemáticas que surgen a partir de la investigación social y tecnológica sientan las bases de lo que luego serán los focos de análisis de la calidad, por lo cual, queda aún un largo recorrido.

• Por qué proponemos un enfoque de “Activismo en Datos” •

El activismo en datos emergió como respuesta a las desigualdades de la vigilancia ya teorizada por Jose van Dijck (2014) y más tarde explorado por otros autores que puntualizaron las diferencias de las actitudes de los “activistas” para evitar los costados más perversos de la datificación (Gutiérrez, 2018; Lehtiniemi & Ruckenstein, 2019; Milan & van der Velden, 2016). Por ejemplo Milan & van der Velden (2016) postularon que los activistas se han ido colocando sea del lado del uso de los datos como bien común, en contextos de apertura de la ciencia y el gobierno; así como una

reacción de resistencia, de sustraerse a los dispositivos de vigilancia o de protestar por su existencia. En su capítulo relacionado con un análisis crítico de los futuros datificados (*Critical Data Futures*), Neil Selwyn (2021) retoma la idea de que pueden generarse distintos escenarios futuros de comprensión, actitud y uso de los datos, escenarios por los que es necesario trabajar activamente, proyectándose desde el presente en esos futuros.

No podemos olvidar en este caso el importante trabajo realizado por las comunidades dedicadas a promover el software abierto, que hoy por hoy se conecta con lo que entendemos como formas de soberanía digital, de infraestructuras tecnológicas y de por consecuencias, de datos. Por ejemplo, a partir de la plataforma **DECIDIM en Barcelona** (<https://www.decidim.barcelona/>), Francesca Bria (coordinadora del proyecto europeo DECODE que dio origen a la misma) lideró un enfoque activista a partir del cual el acceso a los datos debía ser factible para todos los participantes, que los datos fueran generados por el sector público o privado (Graham, 2018). Varias universidades en América Latina defienden el uso de software de código abierto como base para un dominio sobre el uso de los datos (Cechinel et al., 2020) y se están planteando un debate de avance en políticas educativas que tengan en cuenta el potencial control ejercido por la plataformización extranjera (Lim & Tinio, 2018). Otro ejemplo interesante proviene de la adopción de una distribución Linux a instalar como software en los PCs otorgados por el gobierno hasta el 2015 a docentes y alumnado en Argentina: **la distribución Huayra** (Ceballos et al., 2020).

En el caso específico de la Universitat Oberta de Catalunya que apunta a realizar un recorrido de este tipo: se trata del instrumento Folio (<https://folio.uoc.edu/es/>)

La herramienta nace desde la conceptualización del Prof. Quelic Berga y se presenta de la siguiente manera:

Folio (es) una reinterpretación del concepto de portfolio que permite el trabajo colaborativo, el desarrollo de una imagen digital, la creación de una identidad como

estudiante y la visibilidad de esta en el mundo profesional, entre otras cosas que iréis descubriendo en este documento y a medida que vayáis utilizando la herramienta. Folio se ha creado utilizando la tecnología WordPress. Como posiblemente ya sepáis, WordPress es un software libre desarrollado por cientos de colaboradores. Actualmente es una de las plataformas más populares para crear blogs y todo tipo de webs.

En esta breve presentación ya se hace hincapié en dos aspectos centrales: que la herramienta capturará, a partir de un acto voluntario del estudiantado, elementos centrales de su identidad profesional en un contexto digital, y lo hará a partir de software no privativo.

Folio se basa (según se destaca en la página de presentación) en un concepto de publicación transversal entre los logros del estudiantado en las asignaturas, su representación gráfica y estética, según líneas elegidas siempre por la o el mismo estudiante, y finalmente la conexión transversal con otros componentes de la universidad que puedan interesarse en los elementos publicados en un Folio individual. La idea es claramente la de superar la notación tradicional de logros (una carrera basada en asignaturas) y que los logros se representen como elementos elegidos, con una decisión que implica contenido y forma estética. El proyecto incluye datos del estudiante, que éste elige de manera libre. Dichos datos se relacionan con bases de datos “cuidadas” por la universidad. La función de visibilidad y de representación generan una situación de apropiación, de desarrollo personal, de uso.



Figura 7 – Quelic Berga expone Folio en el contexto del proyecto “Data Praxis” <https://datapraxis.net/taller-2-datos-en-el-proceso-pedagogico-en-busca-del-equilibrio/>

Esta reflexión en torno a cómo Folio materializa su modelo de aprendizaje en la interfaz gráfica de su campus virtual, es sólo un esbozo de cómo los datos del estudiantado pueden utilizarse para conceptualizar espacios que confieran mayor libertad creativa y expresiva, no mayor trazado, perfilado y control del comportamiento estudiantil. El diseño de las interfaces e infraestructuras tecnológicas de Folio, en efecto, llevan inscritas postulados políticos, culturales y sociales que afectan la manera de relacionarse del alumnado como comunidad, una comunidad particular que no llega a verse (se trata de estudiantado de una universidad completamente online). Dicho modelo permite crear un espacio personal de trabajo y representación digital, empoderando así al/la estudiante y a la comunidad a través de facilitar la circulación de datos conscientemente elegidos y compartidos. Berga apunta así a activar una cultura de gobernanza de datos, soberanía tecnológica y software libre.

El recorrido de implementación de Folio ha llevado en este contexto a una reflexión ulterior: los datos, una vez recogidos sobre paradigmas de equidad y justicia como indicado en las secciones anteriores, se pueden transformar de muchas maneras, gráficamente o como información asociada a acciones de los participantes. Sin embargo, no debe dejarse nunca de lado que dichas representaciones son un artefacto cultural, un ensamblaje de procesos, prácticas, ideas que son materiales (existen en el mundo) antes que convertirse en representaciones digitales. Y que, por ello, si se alejan del usuario final terminan por representar el deseo de un grupo de poder, que implica control, orientación a fines de productividad, de eficacia del sistema, etc.

La captura de datos del estudiantado y desarrollos íntimamente relacionados como las analíticas no tienen un poder en sí mismos, sino que son producto de un sistema cultural, de una cultura de datos justa (ver referencia en el glosario de este módulo) que les da forma. Y pueden ser útiles sólo en el caso en el que se les reconozca como tales, y se las inserte en la vida de la clase o de la comunidad de aprendizaje de manera tal que enriquezcan sus itinerarios reflexivos y narrativos. De ahí que, para los autores, no hay ningún dato extraído del proceso pedagógico, transformado y re-organizado como analítica de aprendizaje que pueda llevar al “éxito”, “eficacia”, “productividad” o “autorregulación”. Más bien, un uso creativo, balanceado dentro de un sistema de recursos, puede informar las decisiones y/o debates que ese grupo humano en su relación pedagógica puedan (y quieran) darse.

Lo cierto es que un enfoque de activismo aparece necesario en un contexto en el cuál las formas de interrelación entre desarrollo tecnológico, intereses económicos y políticas que orientan las estrategias institucionales pueden dejar muy pocos grados de libertad al docente en el ejercicio de su agencia. Las formas de resistencia, de oposición, de visibilización de cualquier violación de los mecanismos éticos antes explicitados no podrá ser siempre hecho en un marco de proyecto institucional. Muchas veces, el académico se encontrará sólo, o en grupos de creciente interés, buscando oponerse, retardar acciones, desconocer dispositivos, o incluso bloquearlos

en un escenario de uso de tecnologías coercitivas donde se sospeche la monetización de datos. Ello podría incluso enmarcarse en un contexto de “desobediencia civil” (García González, 2006): una búsqueda de la justicia que rompe eventualmente, puntualmente, una norma o regla que se presenta como parte del sistema instituido de justicia, pero que el acto de desobediencia civil puede desnudar en su real injusticia. Por ejemplo, el uso de un sistema de uso de datos del estudiantado que lo perfilan, para predecir las inscripciones en una universidad y así regular el flujo económico para mantener un cierto plantel docente, puede ser objeto de una acción de resistencia o de ofuscación de datos recogidos por grupos de académicos que buscan proteger sus clases y su relación pedagógica con el alumnado.

Por otra parte, las y los académicos podrán adoptar un enfoque proactivo, de uso de software de código abierto alternativo, o generar grupos de trabajo en el que dicho software se adopte como base esencial de la innovación educativa mediada tecnológicamente, como hemos mostrado en el caso de Folio.

Alinéandonos a los casos estudiados por Miren Guitérrez en su trabajo sobre el activismo en datos como fuente de cambio social (2018), el docente hace así uso de su autonomía intelectual, para convertirse en nodo de una red de transformación, o como mínimo de resistencia a escenarios de pérdida de transparencia, de imposibilidad de negociación y por lo tanto de quita de soberanía tecnológica en su relación pedagógica con el estudiantado.

• Para reflexionar III •

¿Hasta que punto es posible la “desobediencia” del profesorado?

¿Es deseable/factible contraponerse a la innovación tecnológica en tu contexto de acción? ¿Si abrazamos esas innovaciones, nos hemos preguntado qué valores (axiológica y deontológicamente hablando) nos mueven?



• La lección en pocas palabras •

- Cuanto más reciente es una innovación tecno-pedagógica, más difícil es encontrar discursos de calidad y aún más difícil sobre aspectos socio-éticos asociados: éstos surgen normalmente más adelante, y ante casos problemáticos que generan debate público.
- El activismo en datos emergió como respuesta a las desigualdades de la vigilancia. Más tarde se han explorado las diferencias de las actitudes de los “activistas” para evitar los costados más perversos de la datificación.
- Los activistas se proyectan en escenarios futuros de uso de los datos. Así, construyen en el presente pequeños espacios y acciones que conduzcan a esos futuros.
- Ya tenemos buenos ejemplos (incluso en educación) de proyección actual, presente, en el cuál el activismo en datos está llevando a plantear la soberanía tecnológica y de datos y la necesidad de abrir y compartir la riqueza de datos cuando sea posible.

• Referencias del Módulo •

- Adell, J. (n.d.). *Seminario 'Analíticas del aprendizaje: Una perspectiva crítica' | CENT*. Retrieved 26 September 2021, from <https://cent.uji.es/pub/jordi-adell-analitica-aprendizaje>
- Baker, R. S., Gašević, D., & Karumbaiah, S. (2021). Four paradigms in learning analytics: Why paradigm convergence matters. *Computers and Education: Artificial Intelligence*, 2, 100021. <https://doi.org/10.1016/j.caeai.2021.100021>
- Blikstein, P., & Worsley, M. (2016). Multimodal Learning Analytics and Education Data Mining: Using Computational Technologies to Measure Complex Learning Tasks. *Journal of Learning Analytics*, 3(2), 220–238. <https://doi.org/10.18608/jla.2016.32.11>
- Bozkurt, A., Jung, I., Xiao, J., Vladimirschi, V., Schuwer, R., Egorov, G., Lambert, S. R., Al-Freih, M., Pete, J., Olcott, D., Rodes, V., Aranciaga, I., Bali, M., Alvarez, A. V., Roberts, J., Pazurek, A., Raffaghelli, J. E., Panagiotou, N., De Coëtlogon, P., ... Paskevicius, M. (2020). A global outlook to the interruption of education due to COVID-19 Pandemic: Navigating in a time of uncertainty and crisis. *Asian Journal of Distance Education*, 15(1), 1–126. <https://doi.org/10.5281/zenodo.3878572>
- Broughan, C., & Prinsloo, P. (2020). (Re)centring students in learning analytics: In conversation with Paulo Freire. *Assessment and Evaluation in Higher Education*, 45(4), 617–628. <https://doi.org/10.1080/02602938.2019.1679716>
- Ceballos, L. D., Maisonnave, M. A., & Londoño, C. R. B. (2020). Soberanía tecnológica digital en Latinoamérica. *Propuestas para el Desarrollo*, IV, 151–167.
- Cechinel, C., Ochoa, X., Lemos dos Santos, H., Carvalho Nunes, J. B., Rodés, V., & Marques Queiroga, E. (2020). Mapping Learning Analytics initiatives in Latin America. *British Journal of Educational Technology*, 51(4), 892–914. <https://doi.org/10.1111/bjet.12941>
- Chaudron, S., Gioia, R. Di, Gemo, M., Holloway, D., Marsh, J., Mascheroni, G., & Peter, J. (2017). *Kaleidoscope on the Internet of Toys Safety, security, privacy and societal insights*. <https://doi.org/10.2788/05383>
- Colmenarejo Fernández, R. (2018a). Ética aplicada a la gestión de datos masivos. *Ética Aplicada a La Gestión de Datos Masivos*, 52(52), 113–129. <https://doi.org/10.30827/acfs.v52i0.6553>
- Colmenarejo Fernández, R. (2018b). *Una ética para Big data*. UOC Editorial. <https://www.editorialuoc.cat/una-etica-para-big-data>
- Di Mitri, D. (2018). *Multimodal Tutor for CPR* (pp. 513–516). Springer, Cham. https://doi.org/10.1007/978-3-319-93846-2_96
- Ferguson, R. (2012). Learning analytics: Drivers, developments and challenges. *International Journal of Technology Enhanced Learning*, 4(5/6), 304–317.
- Ferguson, R., Brasher, A., Clow, D., Cooper, Adam., Hillaire, Garron., Mittelmeier, J., Rienties, B., Ullmann, T., & Vuorikari, R. (2017). *Las analíticas de aprendizaje: Evidencias e investigación sobre su uso*.



Implicaciones para la política y la práctica. (INTEF BLOGS, pp. 1–33).
https://intef.es/wp-content/uploads/2017/05/Learning-Analytics_JRC_INTEF_Abri2017.pdf

García González, D. E. (2006). La desobediencia civil como recurso de la sociedad civil para el alcance de la justicia. *Signos filosóficos*, 8(15), 25–64.

Graham, T. (2018, May 18). Barcelona is leading the fightback against smart city surveillance. *Wired UK*.
<https://www.wired.co.uk/article/barcelona-decidim-ada-colau-francesca-bria-decode>

Green, B. (2021). *The Contestation of Tech Ethics: A Sociotechnical Approach to Ethics and Technology in Action*. <http://arxiv.org/abs/2106.01784>

Griffiths, D. (2020). The Ethical Issues of Learning Analytics in Their Historical Context. In D. Burgos (Ed.), *Radical Solutions and Open Science: An Open Approach to Boost Higher Education* (pp. 39–55). Springer. https://doi.org/10.1007/978-981-15-4276-3_3

Gutiérrez, M. (2018). *Data Activism and Social Change*. Palgrave Pivot.
<https://doi.org/10.1007/978-3-319-78319-2>

Herodotou, C., Rienties, B., Boroowa, A., Zdrahal, Z., & Hlosta, M. (2019). A large-scale implementation of predictive learning analytics in higher education: The teachers' role and perspective. *Educational Technology Research and Development*, 67(5), 1273–1306.
<https://doi.org/10.1007/s11423-019-09685-0>

Holloway, D., & Green, L. (2016). The Internet of toys. *Communication Research and Practice*, 2(4), 506–519. <https://doi.org/10.1080/22041451.2016.1266124>

Knight, S., Buckingham Shum, S., & Littleton, K. (2014). Epistemology, Assessment, Pedagogy: Where Learning Meets Analytics in the Middle Space. *Journal of Learning Analytics*, 1(2), 23–47.

Lehtiniemi, T., & Ruckenstein, M. (2019). The social imaginaries of data activism. *Big Data & Society*, 6(1), 205395171882114. <https://doi.org/10.1177/2053951718821146>

Lim, C., & Tinio, V. L. (2018). Analíticas de aprendizaje para el sur global. *Fundación para la Formación en Tecnología de la Información y el Desarrollo*.
<https://prep-digital.fundacionceibal.edu.uy/jspui/handle/123456789/279>

Long, P., & Siemens, G. (2011). Penetrating the Fog: Analytics in Learning and Education | EDUCAUSE. *EDUCAUSE Review*, 31–40.

Milan, S., & van der Velden, L. (2016). *The Alternative Epistemologies of Data Activism*.
https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=2850470

Noroozi, O., Alikhani, I., Järvelä, S., Kirschner, P. A., Seppänen, T., & Juuso, I. (2018). Multimodal Data to Design Visual Learning Analytics for Understanding Regulation of Learning. *Computers in Human Behavior*. <https://doi.org/10.1016/J.CHB.2018.12.019>

- Pargman, T. C., & McGrath, C. (2021). Mapping the Ethics of Learning Analytics in Higher Education: A Systematic Literature Review of Empirical Research. *Journal of Learning Analytics*, 8(2), 123–139. <https://doi.org/10.18608/jla.2021.1>
- Prieto, L. P., Sharma, K., Kidzinski, Ł., Rodríguez-Triana, M. J., & Dillenbourg, P. (2018). Multimodal teaching analytics: Automated extraction of orchestration graphs from wearable sensor data. *Journal of Computer Assisted Learning*, 34(2), 193–203. <https://doi.org/10.1111/jcal.12232>
- Prinsloo, P. (2017). Fleeing from Frankenstein's monster and meeting Kafka on the way: Algorithmic decision-making in higher education. *E-Learning and Digital Media*, 14(3), 138–163. <https://doi.org/10.1177/2042753017731355>
- Raffaghelli, J. E. (2020). *Analíticas de Aprendizaje ¿Un continente oscuro?* Universitat Oberta de Catalunya.
- Raffaghelli, J. E., & Stewart, B. (2020). Centering complexity in 'educators' data literacy' to support future practices in faculty development: A systematic review of the literature. *Teaching in Higher Education*, 25(4), 435–455. <https://doi.org/10.1080/13562517.2019.1696301>
- Rienties, B., Boroowa, A., Cross, S., Kubiak, C., Mayles, K., & Murphy, S. (2016). Analytics4Action Evaluation Framework: A Review of Evidence-Based Learning Analytics Interventions at the Open University UK. *Journal of Interactive Media in Education*, 2016(1). <https://doi.org/10.5334/jime.394>
- Ruipérez-Valiente, J. A. (2020). El Proceso de Implementación de Analíticas de Aprendizaje. *RIED. Revista Iberoamericana de Educación a Distancia*, 23(2), 85–101. <https://doi.org/10.5944/ried.23.2.26283>
- Ruiz-Calleja, A., Prieto, L. P., Ley, T., Rodríguez-Triana, M. J., & Dennerlein, S. (2017). *Learning Analytics for Professional and Workplace Learning: A Literature Review* (pp. 164–178). Springer Verlag Heidelberg. https://doi.org/10.1007/978-3-319-66610-5_13
- Scheffel, M., Drachler, H., & Specht, M. (2015). Developing an evaluation framework of quality indicators for learning analytics. *ACM International Conference Proceeding Series*, 16-20-March-2015, 16–20. <https://doi.org/10.1145/2723576.2723629>
- Selwyn, N. (2019). What's the problem with learning analytics? *Journal of Learning Analytics*, 6(3), 11–19. <https://doi.org/10.18608/jla.2019.63.3>
- Selwyn, N. (2021). *Critical data futures*. <https://doi.org/10.26180/15122448.v1>
- Siemens, G., Dawson, S., & Lynch, G. (2014). *Improving the Quality and Productivity of the Higher Education Sector. White Paper for the Australian Government Office for Learning and Teaching*.
- Siemens, G., & Gasevic, D. (2012). Guest Editorial—Learning and Knowledge Analytics. *Journal of Educational Technology & Society*, 15(3), 1–2.
- Slade, S., & Prinsloo, P. (2013). Learning Analytics, Ethical Issues and Dilemmas. *American Behavioral Scientist*, 57(10), 1510–1529. <https://doi.org/10.1177/0002764213479366>



- Slade, S., & Tait, A. (2019). *Global guidelines: Ethics in Learning Analytics*. ICDE. <https://www.icde.org/knowledge-hub/the-aim-of-the-guidelines-is-to-identify-which-core-principles-relating-to-ethics-are-core-to-all-and-where-there-is-legitimate-differentiation-due-to-separate-legal-or-more-broadly-cultural-env-5mppk>
- Tsai, Y.-S., & Gasevic, D. (2017). Learning analytics in higher education—Challenges and policies. *Proceedings of the Seventh International Learning Analytics & Knowledge Conference on - LAK '17*, 233–242. <https://doi.org/10.1145/3027385.3027400>
- Tzimas, D., & Demetriadis, S. (2021). Ethical issues in learning analytics: A review of the field. *Educational Technology Research and Development*, 69(2), 1101–1133. <https://doi.org/10.1007/s11423-021-09977-4>
- Van Dijck, J. (2014). Datafication, dataism and dataveillance: Big data between scientific paradigm and ideology. *Surveillance and Society*, 12(2), 197–208. <https://doi.org/10.24908/ss.v12i2.4776>
- Viberg, O., Hatakka, M., Bälter, O., & Mavroudi, A. (2018). The current landscape of learning analytics in higher education. In *Computers in Human Behavior* (Vol. 89, pp. 98–110). Pergamon. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2018.07.027>
- Vuorikari, R., Ferguson, Rebecca., Brasher, Andrew., Clow, Doug., Cooper, Adam., Hillaire, Garron., Mittelmeier, J., & Rienties, Bart. (2016). *Research Evidence on the Use of Learning Analytics*. <https://doi.org/10.2791/955210>
- Williamson, B. (2016). Coding the biodigital child: The biopolitics and pedagogic strategies of educational data science. *Pedagogy, Culture & Society*, 24(3), 401–416. <https://doi.org/10.1080/14681366.2016.1175499>
- Williamson, B., Eynon, R., & Potter, J. (2020). Pandemic politics, pedagogies and practices: Digital technologies and distance education during the coronavirus emergency. In *Learning, Media and Technology* (Vol. 45, Issue 2, pp. 107–114). Routledge. <https://doi.org/10.1080/17439884.2020.1761641>
- Williamson, B., & Hogan, A. (2021). *Education International Research Pandemic Privatisation in Higher Education: Edtech & University Reform*. Education International.

• Actividad Recomendada •



Si eres un docente que trabaja en niveles de coordinación o gestión académica, organiza un espacio de reflexión con tus colegas para explorar la propia cultura de datos:

- ¿Qué tipos de datos estamos usando en nuestra actividad docente?
- ¿Cómo se enlazan o integran con las políticas de desarrollo de nuestra universidad?
- ¿Cómo nos sentimos respecto a las representaciones basadas en datos usadas -en sistemas de calidad, en la justificación de toma de decisiones de política académica, en el informar nuestra práctica docente- que nos involucran de manera directa?
- ¿Cómo se informa al alumnado del uso de los datos extraídos en procesos pedagógicos?
- ¿Qué tipo de canales de diálogo existen con los grupos de desarrollo tecnológico sobre las innovaciones aplicadas en el campus virtual?

Usa estos resultados para:

- Generar un grupo de trabajo estable que apoye el diálogo interdisciplinario que búsque generar una cultura de datos justa.
- Introducir el debate en actividades vinculadas al desarrollo organizacional, como reuniones, sesiones abiertas, talleres, etc.
- Participar a través de un enfoque de profesionalismo docente (Scholarship of Teaching and Learning) que se centre en el problema del uso de datos. A partir de la práctica docente, es posible producir literatura académica que respalde la diversificación de tendencias y debates, en particular aquellos relacionados con narrativas tecno entusiastas.

Si eres un docente que se desempeña en la enseñanza universitaria y la investigación, abre un espacio en tus cursos para discutir con tu alumnado las siguientes preguntas:

- ¿Qué tipos de datos estamos usando en el proceso pedagógico y qué significado le atribuimos?
- ¿Cómo nos sentimos respecto a las representaciones basadas en datos usadas -en la evaluación del trabajo estudiantil, en cómo evaluamos como alumnado dentro de un sistema de calidad, en cómo nos proyectamos al mundo a partir de esos indicadores?
- ¿Cómo podemos adquirir más “control” sobre el uso de analíticas de aprendizaje y otras métricas adoptadas en la educación superior?



[Back](#) to Understanding Data: Praxis+Politics

Disclaimer: unless otherwise stated, all the content produced by the authors for this project is licensed as CC-BY-NC, however, any content produced by third parties such as some of the activities, videos, and other resources may have a different license, so please make sure that you understand each individual licence before using or reusing the content.

Illustrations, editorial and graphic design by 