

Introducción

Las llamadas analíticas de aprendizaje (AAP) se basan en modalidades de procesamiento avanzado de datos, en algunos casos Big Data, surgidos de ambientes educativos. Naturalmente, el fin de dicha actividad es la de orientar al docente en la toma de decisiones respecto a la complejidad que representa su acción didáctica así como eventualmente, generar diagnósticos y dar recomendaciones a los estudiantes. Acogidas con fuerte entusiasmo inicial, no faltan hoy sus detractores.

La finalidad **Smart Paper** por lo tanto la de orientar la reflexión un enfoque crítico en relación a esta innovación, con algunas consideraciones en relación a la relación entre innovación tecnológica (es decir las AAP) y la calidad educativa. Los elementos que brindaremos buscan apoyar al docente en una primer aproximación al fenómeno AAP, para pensar en sus aplicaciones en la mediación del diseño y los procesos didácticos.

1. Un sector de Investigación y Práctica en Crecimiento

En la conferencia LAK11 (1st conference on Learning Analytics and Knowledge 2011)¹ 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 crecimiento 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 (AAP)*, 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 AAP 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, Rienties, Boroowa, Zdrahal, & Hlosta, 2019; Knight, Buckingham Shum, & Littleton, 2014; Rienties et al., 2016) Rebecca Ferguson, del mismo grupo, generó una visión sobre la complejidad del campo donde el trazado de datos iba mucho más allá de las plataformas eLearning para abarcar la interoperabilidad con otros sistemas de datos (Ferguson, 2012). Dividía 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.)

Para profundizar !
Según Williamson
(2016, p. 404)

"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)"

¹ <https://tekri.athabascau.ca/analytics/>

- 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.

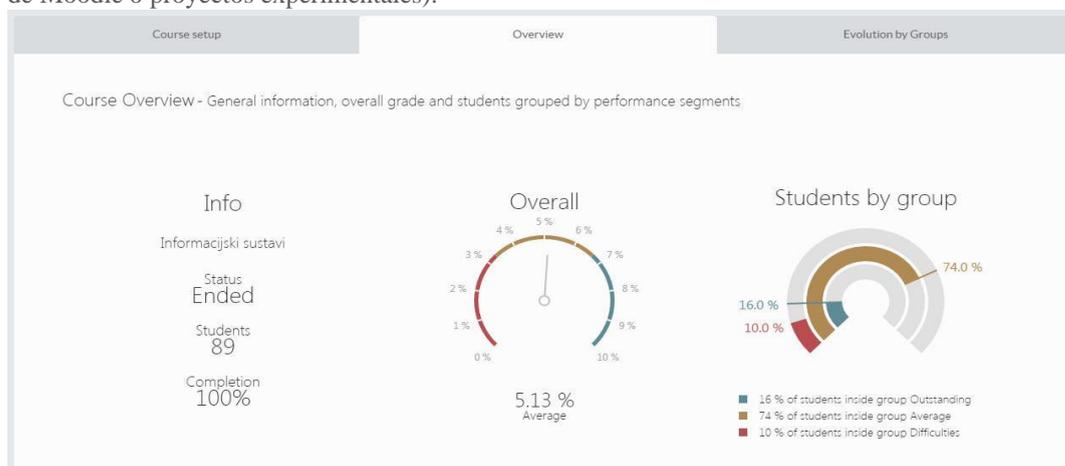
ENFOQUES DE PROCESAMIENTO DE DATOS	TIPOLOGÍA DE ANALÍTICA
Registro de eventos presentes, análisis ex-post	Analíticas Descriptivas
Registro de eventos presentes, Análisis ex-ante	Analíticas de Diagnóstico
Registro de eventos pasados, probabilidad posterior	Analíticas Predictivas
Registro de eventos pasados,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

El interés por las AAP creció incesantemente desde dichos albores, por una parte, debido al interés de la comunidad de investigación interdisciplinar entre educación e ciencia computacional. La Figura 1 muestra algunas de las fuentes de datos que pueden llegar a alimentar un sistema de AAP.



FIGURA 1 – FUENTES DE RECOGIDA DE DATOS PARA UN SISTEMA DE AAP

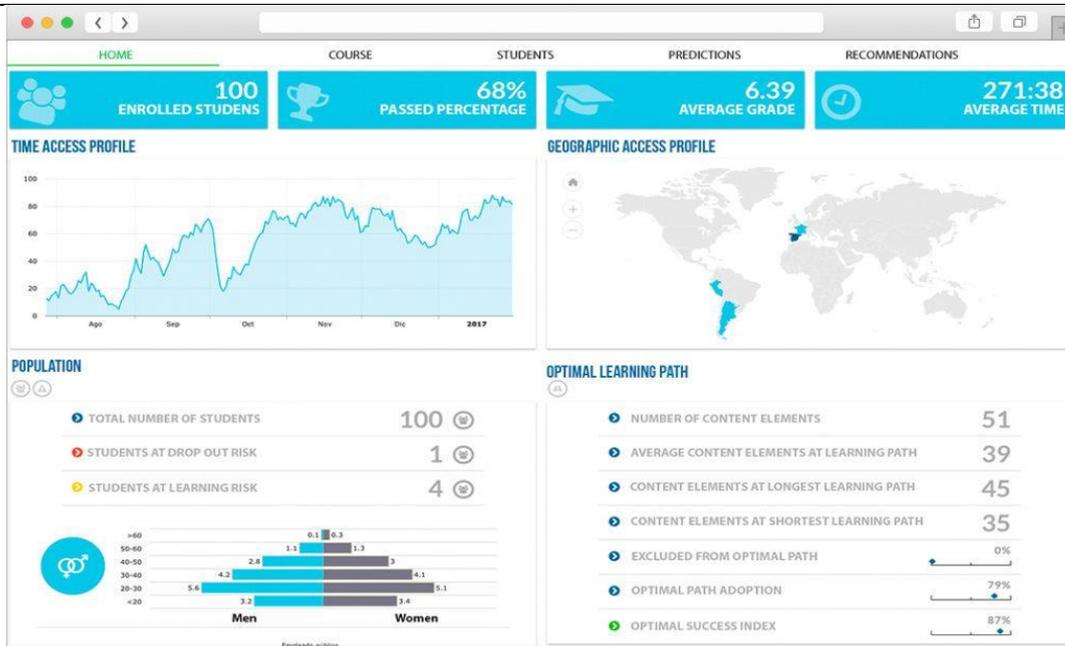
La Figuras 3 y 4 muestra un par de ejemplos de panel de analíticas de aprendizaje (como plugins de Moodle o proyectos experimentales).



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

Comprender mejor

Recordemos que cuantas más fuentes se usan, más complejos los algoritmos y las posibilidades de operacionalizar correctamente constructos complejos de aprendizaje como “riesgo de abandono de un curso”



IAD Learning- <https://www.iadlearning.com/learning-analytics-dna/>
 FIGURAS 3 Y 4 – PANELES DE AAP QUE INFORMAN LA PRÁCTICA DEL DOCENTE Y DEL ESTUDIANTE

Todas las AAP 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).

El crecimiento se asociaba a las posibilidades aplicativas y en particular de negocio que se entreveían 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 AAP desarrolladas o inclusive las hacían poco fiables. Ello sentaba las bases para un trabajo de crítica socio-técnica respecto de las AAP. 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 AAP, que hasta el 2015 no habría tenido lugar.

2. Analíticas de Aprendizaje “Justas” ¿Un oxímoron?

Con el tiempo, como señalamos en el apartado anterior, se esperaba que la mayor capacidad de procesamiento de *big data*, el avance en el estudio de los algoritmos y testing 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 (Viberg, Hatakka, Bälter, & Mavroudi, 2018). El enfoque se extendió 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 AAP, las dificultades de trazado y elaboración de *big data* con el dinamismo necesario para que los usuarios pudieran tener efectivo acceso a sistemas de recomendaciones y visualizaciones que orienten su comportamiento en la dirección pedagógica hipotetizada. Las preocupaciones de los desarrolladores de AAP colocan unas cuestiones iniciales de discusión de la calidad de las AAP, que quedan aún del lado tecnológico y de la interacción humana.

- **En relación con la educación infantil**, 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 (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

Comprender mejor

Los “dashboards” o paneles de visualización son el resultado final de la elaboración y tratamiento de datos digitales y buscan influir el comportamiento del usuario (docente o estudiante). Se trata de representaciones que siempre encierran un “concepto” pedagógico de parte de quién diseña.

maestros abarcan la recopilación de datos sobre varios procesos complejos en clase, como la orquestación de actividades de colaboración (Prieto, Sharma, Kidzinski, Rodríguez-Triana, & Dillenbourg, 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 a el trabajador y la gerencia para apoyar los procesos de aprendizaje en el trabajo (Ruiz-Calleja, Prieto, Ley, Rodríguez-Triana, & Dennerlein, 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 que se viste (*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.
- **Las AAP en las 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) 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 la AAP, 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 varios 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 habilitadas 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 AAP 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 (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 AAP un instrumento aún en una zona oscura.

No obstante estas observaciones, tempranamente Siemens, Dawson, & Lynch (2014) hubieran considerado la implementación de las AAP en un marco de calidad. La figura 3 muestra la visión de estos autores, según la cual una institución podría realizar un recorrido de 5 fases desde la toma de



Para pensar 
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 AAP y problemáticas de justicia educativa y social.



Para pensar 
Todo parece apuntar al hecho que la diseminación de las AAP 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 (Vuorikari et al., 2016).

conciencia de los instrumentos AAP, 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 posibilitaba una reflexión sobre la calidad.

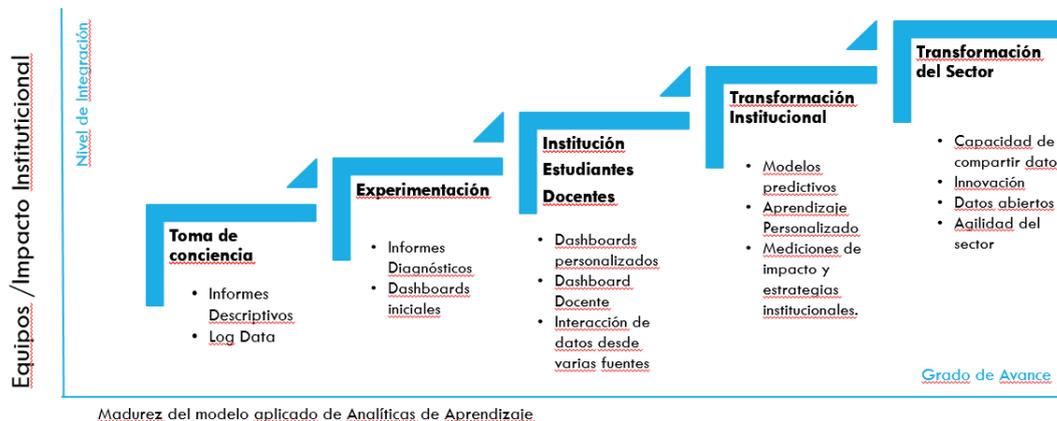


FIGURA 3 ESTRATEGIAS DE IMPLEMENTACIÓN DE ANALÍTICAS DE APRENDIZAJE EN IES PARA EL MEJORAMIENTO DE LA CALIDAD Y LA PRODUCTIVIDAD (DE SIEMENS ET AL. 2013)

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 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 *privacy* y utilidad de los instrumentos que se basan en el trazado continuo de datos (Broughan & Prinsloo, 2020).

Aunque el focus 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.

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 (Cechinel et al., 2020; Tsai & Gasevic, 2017).

3. Conclusiones

Para concluir, la discusión sobre el desarrollo e innovaciones en AAP parece mucho más avanzada que la reflexión sobre la calidad educativa promovida e incorporada en los mismos sistemas AAP. Mientras se revisan cuestiones de tipo tecnológico, social, educativo y ético, la pregunta es cuán usables y cuán inclusiva y “justas” pueden ser las AAP. 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, a más reciente es una innovación tecno-pedagógica, más difícil es encontrar discursos de calidad, que surgirán más adelante. Todavía, las problemáticas emergentes tratadas por la investigación social y tecnológica sientan las bases de lo que luego serán los focos de análisis de la calidad educativa (con uso de AAP en este caso). Podemos decir que aún queda un largo recorrido, si bien es importante que los docentes se involucren en el uso experimental de AAP para ir encontrando vías de interacción entre desarrolladores y comunidad docente/estudiantil, así como gestores a nivel de IES sobre las culturas de datos y su uso para el empoderamiento.

Algunas de las preguntas que toda institución tendrá que apuntar a trabajar de manera participativa, a través del desarrollo profesional y de planes estratégicos, son:

- ¿Qué tipo de datos se recopilan en las IES?
- ¿Qué fundamentos culturales, sociales, conceptuales y / o pedagógicos se usan para procesar dichos datos?
- ¿Qué habilidades del personal, de los docentes, de los estudiantes, se requieren en esos contextos de cultura institucional?
- ¿Qué aplicaciones se usan (procesos de aprendizaje, desarrollo institucional)?
- ¿Hay conciencia crítica?
- ¿Qué pasa con los supuestos proactivos del uso de datos en la ciencia de la educación abierta y las prácticas educativas abiertas?



Para seguir trabajando

Podemos decir que aún queda un largo recorrido, si bien es importante que los docentes se involucren en el uso experimental de AAP para ir encontrando vías de interacción entre desarrolladores y comunidad docente/estudiantil, así como gestores a nivel de IES sobre las culturas de “datos” y su uso para el empoderamiento.

4. Bibliografía

- 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>
- 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>
- 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>
- 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. Retrieved from http://oro.open.ac.uk/36374/1/IJTEL40501_Ferguson_Jan_2013.pdf
- 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. Retrieved from <https://doi.org/10.18608/jla.2014.12.3>
- 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>
- 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., & 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>
- 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
- 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*. Retrieved from http://bit.ly/Policy_Strategy_Analytics
- Siemens, G., & Gasevic, D. (2012). Guest Editorial - Learning and Knowledge Analytics. *Journal of Educational Technology & Society*, 15(3), 1–2. Retrieved from www.jstor.org/stable/jeductechsoci.15.3.1
- Slade, S., & Prinsloo, P. (2013). Learning Analytics, Ethical Issues and Dilemmas. *American Behavioral Scientist*, 57(10), 1510–1529. <https://doi.org/10.1177/0002764213479366>
- 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>
- Viberg, O., Hatakka, M., Bälter, O., & Mavroudi, A. (2018, December 1). The current landscape of learning analytics in higher education. *Computers in Human Behavior*. Pergamon. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2018.07.027>
- Vuorikari, R., Ferguson, R., Brasher, A., Clow, D., Cooper, A., Hillaire, G., ... Rienties, B. (2016). *Research Evidence on the Use of Learning Analytics*. Brussels. <https://doi.org/10.2791/955210>