

---

## A view to the future: the educational use of Big Data and the Learning analytics

---

**Araiza-Vazquez Maria de Jesús**

[maria.ariazavz@uanl.edu.mx](mailto:maria.ariazavz@uanl.edu.mx)

Universidad Autónoma de Nuevo León

**Abstract:** *The development of Big Data in the Mexico education field is an immediate topic that should start with practices and the support of relevant public politics that lay the foundations for the advancement and modernization of education. It can be noted that the fourth technological revolution with Big Data at its core has changed whole aspects of people's life, work, and study in an unprecedented situation. The top of technology has brought as a consequence that this technology provides guidance and support for the transformation and development of education as well as other fields. Big Data is an environment that allows formalizing innovative and entrepreneurial monitoring of schools, students, teachers, and educational activity. It is conducive to intervene comprehensively and accurately in the development of teaching activities, introducing new views as well as working ideas into teaching activities, and providing essential alignment to project individualized teaching, all supported by learning analytics. In this study, the detailed process of applying Big Data and learning analytics in education to the instructional and educational activities experience is reviewed. In addition, the components that hinder the large-scale development of Big Data in the field of education are emphasized. This research is intended to provide guidance for exercising the application of Big Data in education.*

**Keywords:** *data analytics, Big Data, higher education.*

### Una apuesta al futuro: uso y funcionamiento del aprendizaje a través de Big Data y Analítica del aprendizaje

**Resumen:** *El desarrollo de Big Data en la educación en México es un tema que debería comenzar con la práctica y el apoyo de políticas públicas pertinentes que sienten las bases para el crecimiento y la modernización de la educación. Se puede señalar que la 4ª Revolución Tecnológica con el Big Data como núcleo cambió todos los aspectos de la vida, el trabajo y el estudio de las personas en una situación que dejó un margen sin precedente de forma global. La cima de la tecnología ha traído como consecuencia que esta tecnología suministre orientación y apoyo a la transformación y el desarrollo de la educación, así como de otros campos. El Big Data es un entorno que permite formalizar el seguimiento innovador y emprendedor de las escuelas, los estudiantes y los profesores. Es propicio para intervenir de forma exhaustiva y precisa en el desarrollo de las actividades de enseñanza, introduciendo nuevas opiniones -así como ideas de trabajo en las actividades de enseñanza- y proveyendo una alineación esencial para proyectar una enseñanza individualizada, todo ello con el apoyo de la analítica de los aprendizajes (AA). En este estudio se revisó el proceso detallado de la aplicación del Big Data y la AA en la educación en la experiencia docente. Además, se enfatizan los componentes que entorpecen el desarrollo a gran escala de los macrodatos en el campo de la educación ya que se pretende proporcionar orientaciones para ejercitar la aplicación de los macrodatos en el campo educativo y la enseñanza.*

**Palabras clave:** *analítica de datos, Big Data, educación superior.*

## **1. Introducción:**

Con la innovación y el desarrollo de las tecnologías de información y comunicación (TIC), la cuarta revolución tecnológica y el Big Data como médula ha cambiado todos los aspectos de la vida, tal es así que el trabajo y el estudio de las personas ha trascendido en una situación sin precedentes. En el contexto del Big Data diversos comportamientos sociales y fenómenos se han podido digitalizar. El Big Data puede identificar con mayor precisión las necesidades individuales, así como proporcionar servicios muy específicos en las distintas organizaciones. Esto también es aplicable a la educación. Las Instituciones de Educación Superior (IES) y las partes interesadas pueden obtener múltiples beneficios del LA mediante el uso de estrategias de análisis de datos para elaborar ideas y recomendaciones predictivas y proyectivas, en tiempo real.

En este estudio se explorará a través de una estrategia, usando la bibliometría, indagar las capacidades de la analítica de los aprendizajes en las IES, explorar la importancia de las fuentes de datos para un marco válido de analítica de los aprendizajes y comprender las tendencias de los conocimientos sobre la analítica de los datos.

Los análisis de los estudios revelan que hay una falta de personal capacitado y tecnología disponible para los proyectos del análisis de los aprendizajes en las IES, sobre todo en países poco desarrollados. Concluimos que es significativo que se le dé importancia y se lleven a cabo otras investigaciones empíricas relacionadas a este tema sobre los beneficios esperados para que el aprendizaje y la instrucción cobre validez en el marco de estos análisis, a fin de confirmar las promesas que suscita esta prometedora tecnología emergente.

## **2. Revisión sistémica de la Literatura**

En los últimos tiempos, el número de estudiantes matriculados en la educación superior (ES) se ha duplicado con creces. Este creciente número de estudiantes ha aumentado la demanda de los limitados recursos académicos y administrativos, como las horas de enseñanza. Al mismo tiempo, las tasas de matrícula en una serie de instituciones de educación superior (IES) han aumentado constantemente (Altbach y Reisberg, 2018), lo que corre el peligro de ubicar a estas instituciones en un lugar nada agradable donde se les visualizan como entes que cobran más mientras ofrecen menos. Esto se contradice con las expectativas de los estudiantes, quienes esperan un resultado que les permita ser competentes en el mercado laboral. (Kandiko & Mawer, 2013; Tomlinson, 2017), esto hace que las instituciones operen bajo las fuerzas de la mercantilización que exigen competitividad, eficiencia y satisfacción del consumidor (Gunn, 2018). En consecuencia, las IES están bajo presión no solo para promover los resultados de los estudiantes, como la empleabilidad y el aprendizaje permanente (Moore & Morton, 2017; McCowan, 2017), sino también para perfeccionar la experiencia de los estudiantes a través del apoyo y el aprendizaje personalizado. (McCowan, 2017).

Dados sus limitados recursos, las instituciones de educación superior han mostrado un considerable interés en la analítica del aprendizaje como medio para aliviar las presiones del aumento del número de estudiantes y las expectativas de estos. Tales enfoques se basan en el uso enorme del Big Data y han llevado a las instituciones a recopilar y analizar los miles de rastros

digitales que los estudiantes generan a través de sus inscripciones en los programas y sus interacciones con sistemas de gestión del aprendizaje. Aunque esta vasta colección de datos promete mucho, sería erróneo considerarla un remedio; las huellas digitales son intrínsecamente ambiguas y requieren de la lectura (Siemens, 2013). El reto, por tanto, es aprovechar esta información para proporcionar a estudiantes e instructores una visión práctica de los procesos y resultados del aprendizaje, garantizando al mismo tiempo que cualquier idea sea válida y tenga una base teórica (Gašević, et. al, 2015).

Se han desarrollado prometedoras aplicaciones del LA que utiliza los datos generados por los alumnos para personalizar y adaptar continuamente los entornos de aprendizaje, (Siemens & Long 2011). Se ha generado expectativa de que LA sea el apoyo sustancial pedagógico y tecnológico para producir intervenciones en todo momento durante el proceso de aprendizaje. Esto permitirá que los estudiantes que son la razón de ser de las instituciones educativas se beneficien de la LA mediante la optimización, tanto en aprendizaje personalizado, como en la detección temprana de riesgos o actuaciones de estos. (Gašević et al. 2015).

El LA puede marcar la diferencia entre obtener o no un título universitario (Boden et al 2019). Mediante el uso del análisis de los portafolios de competencias, a través del LA ya que documenta todos los procesos de aprendizaje dentro y fuera del aula para una mejora en el seguimiento y apropiación de los conocimientos de los estudiantes.

Varias preguntas guiaron la revisión de la literatura de este tema. ¿Dónde, cuándo y cuantos artículos de revistas revisadas por pares sobre LA se han publicado en los últimos 10 años? ¿A que instituciones y organizaciones pertenecen los autores publicados? ¿Cuántos estudios se basan en estudios empíricos? ¿Qué conclusiones y resultados relacionados con el LA examinan y discuten los autores?

La analítica de los aprendizajes es un campo de investigación reciente relacionado con la Minería de los Datos Educativos (MDE), y está ganando popularidad cada vez más desde que se describió como una tendencia próxima en el evento Horizon 2012.

Esta tendencia se refiere a los análisis del comportamiento de aprendizajes de los estudiantes mediante un amplio conjunto de datos que son considerados: por ejemplo, matriculación, historial académico, retroalimentaciones de los cursos mediante encuestas, métodos de enseñanza, datos de los foros de discusión en línea, participación de estos en las actividades en línea, entre otros.

Para realizar ese análisis del rendimiento de los estudiantes, se pueden utilizar varias técnicas, como los algoritmos de clasificación entre los que se encuentran los métodos de árbol de decisión, el clasificador del vecino más cercano, redes neuronales, la optimización mínima secuencial y los métodos de agrupación como el análisis semántico latente y los métodos de agrupación de K-medias.

Puede haber varias razones para que un estudiante fracase o abandone un curso, como problemas financieros, de salud, familiares, por cuestiones de gestión del tiempo, falta de preparación, entre otras. Sin embargo, las IES solo se interesan por las variables de predicción que

están bajo el ámbito y control institucional, es decir, la falta de preparación o responsabilidad de los estudiantes.

Si las IES son capaces de identificar con antelación a los estudiantes en riesgo que ocupan ayuda para completar un curso, pueden poner en curso acciones preventivas, como personalizar el material del curso para este tipo de estudiante o proporcionar apoyos adicionales. En este sentido, LA puede ayudar en la predicción del rendimiento de estos.

En este documento de estudio, examinamos los trabajos de investigación recientes en torno al campo de la analítica del aprendizaje. El estudio detallado en la siguiente sección.

Ferguson (2012) ofrece una revisión de la AA. El documento examina diversos factores, como los tecnológicos, los educativos y los políticos, que impulsan la AA, el Big Data, el aprendizaje en línea y las preocupaciones políticas y económicas. Se ha descrito cómo se desarrolló la analítica basada en datos y cómo surgió la AA y las relaciones entre la MDE y la analítica académica. Mientras que la minería de datos educativos se centra en cómo extraer datos útiles de un gran conjunto de datos de aprendizaje, la AA se centra en optimizar las oportunidades en el entorno de aprendizaje en línea. La analítica académica, por su parte, se centra en mejorar las oportunidades de aprendizaje y los resultados educativos a nivel nacional e internacional. Los autores también identifican un conjunto de retos futuros que debe abordar la AA, como el establecimiento de un conjunto claro de directrices éticas, el acoplamiento con tecnologías de aprendizaje recientes y emergentes, la comprensión de las perspectivas de los alumnos y el trabajo con una amplia gama de conjuntos de datos de aprendizaje.

Tradicionalmente, las tácticas y estrategias de aprendizaje se han detectado mediante instrumentos de autoinforme, como encuestas y cuestionarios. Zhou y Winne (2012) afirman que los datos de rastreo se correlacionan mejor con los logros de aprendizaje de los estudiantes que los autoinformes. Aun así, los autoinformes consiguen captar las percepciones e intenciones de los estudiantes y podrían ayudar a comprender cómo deciden actuar los estudiantes. Así, Zhou y Winne se refieren a los conocimientos obtenidos a través de los autoinformes como "propósitos percibidos." Por otro lado, los datos sobre los comportamientos de aprendizaje reales de los estudiantes, registrados en la base de datos de la plataforma de aprendizaje, reflejan las "propósitos realizados" de los estudiantes. El uso de rastreo de datos permite examinar la dimensión temporal de las tácticas y estrategias de aprendizaje (Winne, 2017).

Greller & Drachsler (2012) proponen un marco genérico para la AA que considera seis dimensiones críticas: objetivos, datos, instrumentos, limitaciones internas, restricciones externas y partes interesadas. El documento también aborda la perspectiva ética de la AA para proteger a los alumnos.

Por otro lado, la indagación de las condiciones de aprendizaje a nivel de sesión (es decir, dentro de un período de tiempo explícito durante el cual los estudiantes estuvieron interactuando continuamente con los materiales de aprendizaje) puede suministrar una reflexión cercana de cómo los estudiantes se involucraron en el proceso de aprendizaje (Fincham et al., 2019). Una estrategia de aprendizaje se precisa como la aplicación de una o más formas de aprendizaje (Malmberg et

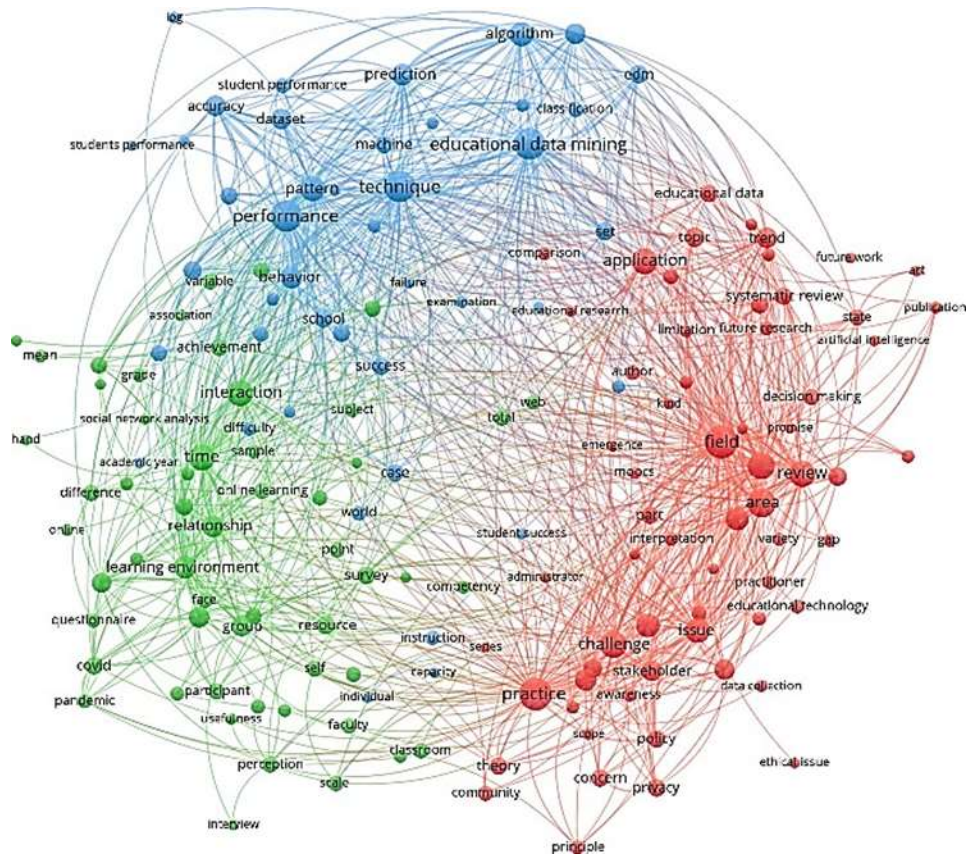
al., 2014) y, por lo tanto, puede identificarse detectando patrones en las trayectorias de aprendizaje de los estudiantes.

En recapitulación, la comprensión de las dimensiones temporales y secuenciales de los eventos de aprendizaje podría arrojar algo de luz sobre cómo se han desarrollado y transformado las tácticas y estrategias y admitir la detección de situaciones en las que se originan transiciones entre estados (Molenaar, 2014). Estos patrones de eventos evolucionan con el tiempo y se convierten en una característica del propio aprendizaje. Esta característica puede considerarse una competencia que podría pronosticar el comportamiento futuro de una persona (Winne et al., 2002).

Por otro lado, como mencionan Agudo-Peregrina et al. (2014), aunque la unidad de datos de aprendizaje más básica para la analítica del aprendizaje en entornos de aprendizaje virtuales es la interacción, no hay consenso sobre el tipo de interacciones que conducen a un aprendizaje eficaz.

Las variaciones y aparentes contradicciones en los resultados de la investigación que se han comentado anteriormente pueden ser el resultado de las diferencias en la recogida de datos, los algoritmos de procesamiento y la interpretación de estos; pero también pueden deberse a cuestiones como las diferencias fundamentales en los tipos de aprendizaje que se producen en los distintos cursos y niveles. Algunos autores ya han descrito la necesidad de tener en cuenta factores contextuales como la demografía de los estudiantes y del personal, la cultura y la visión institucional, y el tamaño y el presupuesto de la institución a la hora de implementar la AA (Gašević et al. 2016; West, et al. 2016). Ciertamente, las diferentes disciplinas requieren y despliegan diferentes actividades de aprendizaje para los estudiantes, y evalúan el rendimiento y los resultados del aprendizaje utilizando diferentes modos o métodos. Por lo tanto, tendría sentido esperar diferentes contrastes característicos para el aprendizaje en términos de rastros digitales en línea. Estas deferencias sugieren que cualquier análisis debe diseñarse cuidadosamente y adecuarse al contexto, en lugar de aplicarse de forma genérica e institucional. (Ver Fig. 1)

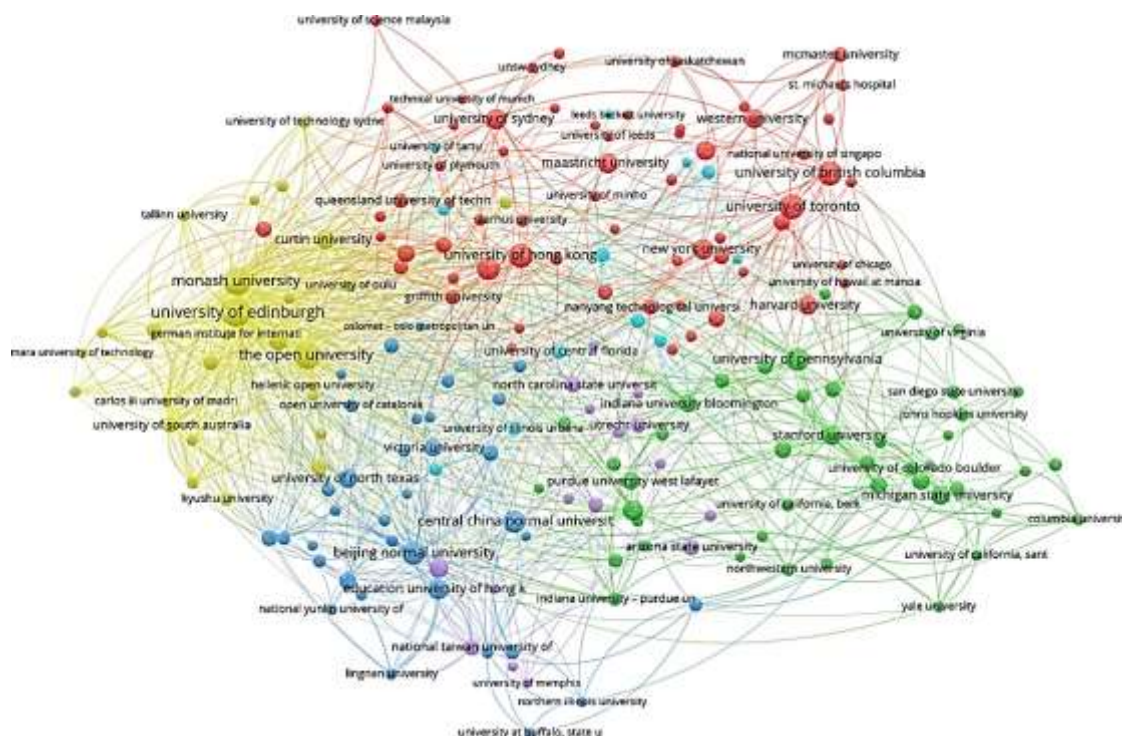
Figura 1: Mapa de estudios relacionados con Big Data y Analítica de los aprendizajes



Fuente: Elaborada por el autor a partir de la base de datos Dimensions con VOSviewer.

De la misma manera pudimos apreciar cuales instituciones de educación están presentando una especial atención a la temática abordada visualizando a través del mapa mostrado en la figura 2 y a partir de la base de datos Dimensions las instituciones que se destacan más en el tema en cuestión. (Ver fig. 2)

Fig. 2 Instituciones educativas que están manejando la AA y el Big Data como apoyo al mejoramiento y atención de los aprendizajes de los estudiantes.



Fuente: Elaborada por el autor a partir de la base de datos Dimensions con VOSviewer.

### 3. El incremento del análisis del aprendizaje

Es importante resaltar que, en una exploración elaborada por Cui, et al. (2019), el número de publicaciones sobre el análisis predictivo del aprendizaje (APA) en la educación superior ha aumentado drásticamente en los últimos diez años, pero no así para México. Dados los desarrollos en constante expansión de las técnicas de ciencia de datos, más investigadores, administradores superiores y educadores se han dado cuenta del potencial de los datos disponibles en los diferentes sistemas educativos para mejorar los resultados educativos. Por ejemplo, el análisis predictivo, una importante línea de investigación en el ámbito de la AA, puede ayudar a las instituciones a identificar a los estudiantes que están en riesgo y puedan abandonar un programa o suspender un curso, a tomar mejores decisiones y a obtener información procesable y tomar mejores decisiones (Daniel, 2015).

Los alumnos en línea dejan rastros de datos, y la AA puede recopilar estos datos de diferentes fuentes y actividades de los alumnos, para luego analizarlos y proporcionar perspectivas y visualizaciones significativas para los administradores institucionales, los profesores e incluso para los mismos estudiantes. (Gedrimiene et al., 2020).

A pesar de las presumibles ventajas del uso de la AA, son pocas las publicaciones que exploran los beneficios del campo de la AA en las escuelas de media superior (Ifenthaler, 2021). Aunque la

AA podría abordar varios retos a los que se enfrentan las escuelas de media superior (por ejemplo, el abandono de los estudiantes y apoyar el desarrollo de habilidades de pensamiento computacional), esto es un tema que no ha sido utilizado de forma sólida en las diferentes instituciones (Charitopoulos et al., 2020; Ifenthaler, 2021). Este hecho podría ser el resultado de la falta de estudios que analicen el contexto y el potencial de la AA para las escuelas de educación media superior, y la escasez en la participación de los diferentes actores en el proceso de adopción de las herramientas de AA como se hace en la educación superior (Maldonado-Mahauad et al., 2018; Tsai et al., 2018). Por ejemplo, Charitopoulos et al. (2020) sintetizan los principales métodos y técnicas adoptados para apoyar el análisis de datos mediante el uso de la AA, basándose en los trabajos publicados entre 2010 y 2018. Waheed et al. (2018) presentaron un análisis bibliométrico del campo con el fin de analizar recuentos de publicaciones, recuentos de citas, patrones de coautoría, redes de citación y co-ocurrencia de términos. Entre las principales conclusiones, los autores afirmaron que la institución de educación superior es una palabra clave común en el campo.

Lo que si queda claro con todos esto es que la AA incorpora una escala temporal particular en el análisis del proceso de aprendizaje. Las técnicas de AA son capaces de captar los procesos de aprendizaje minuto a minuto (Molenaar et al. 2019), por ejemplo, las tareas en línea completadas, los trabajos en grupos o las interacciones con una variedad de sistemas universitarios. Es información que se puede obtener y procesar en tiempo real, facilitando la toma de decisiones de manera inmediata (Ifenthaler y Yau 2020).

#### **4. Retos para el análisis del aprendizaje**

Recientemente algunos estudiosos han criticado la AA por varios motivos. Una de las inquietudes es que el AA ha florecido sin la colaboración activa de estudiantes y profesores (Sergis y Sampson 2017; Selwyn 2019). Por lo general, son las instituciones desde sus administraciones centrales las que poseen la intervención de los procesos de recolección y análisis de los datos, quedando los estudiantes y profesores postergados a un papel de espectadores (Leitner et al. 2017; Tsai y Gasevic 2017) y lo que es más con insuficiente comprensión de las técnicas de la AA que se pone en práctica (Selwyn 2019).

Otra área reveladora de preocupación en la literatura le concierne a los estudiantes y su aprendizaje. Los estudiantes, al parecer, rara vez son consultados en el desarrollo de los sistemas de AA en las universidades (Lundie 2017). Además, es un principio clave de las técnicas de AA que se identifique a los estudiantes en riesgo y existe la preocupación en la literatura de que identificar así a los estudiantes podría poner en riesgo su intimidad como estudiante (Scholes 2016; Wintrup 2017) y afectar su porvenir y poner en entredicho los mismos problemas que la AA está diseñada para reducir. El personal académico también podría quedar atrapado en estos procesos, llegando a tener expectativas indebidamente expectativas excesivamente limitadas sobre el éxito académico de los estudiantes.

Los países con economías desarrolladas cuentan con infraestructura tecnológica que les facilita el aprendizaje virtual y semipresencial dentro de sus universidades lo que, a su vez, les permite o facilita la gestión de datos tanto para mejorar la toma de decisiones como para la investigación. Por otro lado, en países con economías menos desarrolladas se vieron obligados por la pandemia



a elaborar proyectos emergentes de entornos de aprendizaje e iniciativas de AA, pero su impacto y resultados aún no han sido investigados ni publicados en artículos científicos, aunque aparecen ya algunos de estas, las que hay aparecen en revistas con menor visibilidad que la que ofrece el WoS, además de que tienden a ser publicaciones que no están en el idioma inglés, lo que aumenta su invisibilidad. (Guzmán-Valenzuela y Gómez 2019).

Otra situación que llama la atención es que, aunque estamos hablando del ámbito educativo muchos de los trabajos aparecen en revistas de ingeniería y tecnología y no en revistas de investigación educativa, es muy probable que este fenómeno sea porque la mayoría de los estudios que se visualizaron están en documentos donde la tendencia es el uso de metodologías cuantitativas (Ifenthaler y Gibson 2020; Peña-Ayala et al 2017; Viberg et al 2018). La tendencia de la AA tiene un enfoque por lo general centrado en modelos matemáticos (Peña-Ayala 2017).

## **5. Conclusión**

El análisis de la información aquí muestra una directriz que muestra el aumento en el número de trabajos sobre AA en la enseñanza superior. Los efectos también exponen que la mayoría de estos trabajos se publican en revistas adscritas a Ingeniería y Tecnología, que tienden a utilizar metodologías cuantitativas, y que los países más desarrollados parecen estar mejor dotados de recursos para llevar a cabo la investigación sobre AA.

En un contexto en el que las tecnologías son omnipresentes y median los comportamientos humanos en todas las esferas de la vida, la colectividad de la analítica del aprendizaje en la educación superior está progresando rápidamente y está cautivando la atención y los esfuerzos de los investigadores en todo el mundo. Si bien esto es un rasgo efectivo, es transcendental poner atención a las cuestiones que están dejando en el vacío. Es necesario que la AA cuestione aspectos como la recogida y análisis de los datos, sus implicaciones para los distintos actores y la respetar sobre todo la integridad de la comunidad académica en general.

De tal forma que los retos identificados en el análisis nos invitan a plantear cuestiones sobre la ubicación del poder de la AA; la mercantilización de la educación y la explotación de los datos; la gestión de los datos a nivel institucional y su conexión con las políticas educativas; la brecha y las formas en que ciertos conocimientos sobre las tecnologías se está ostentado, como se está presentado la AA en países frágiles económicamente; la necesidad de fortalecer la investigación educativa y la AA de tal manera de entender las nuevas formas del aprendizaje, entre otras.

Las tecnologías vinieron a fortalecer la formación y han creado nuevos entornos para el aprendizaje, a través de los cuales los estudiantes se acercan a los contenidos del currículo e interactúan con otros de forma virtual, sigue sin estar claro hasta qué punto los datos generados, recogidos y analizados corresponde al aprendizaje, desde la perspectiva de la AA. Los complejos procesos de aprendizaje podrían quedar infravalorados en las técnicas analíticas de extracción de datos asociadas a la AA, de modo que la sugerencia de que la AA debe pasar de tener un enfoque tecnológico a tener un enfoque más educativo. De tal forma que, la AA sea una poderosa herramienta para informar y mejorar el aprendizaje mediante intervenciones y acciones concretas (Ferguson 2012).

México aún le queda mucho por hacer en este tema tratado queda claro que existe casi nula información relacionada en las IES del país y que se necesita una preparación fuerte y la instrucción sobre validez en el marco de estos análisis, a fin de confirmar las promesas que suscita esta prometedora tecnología emergente

## **Referencias**

- Agudo-Peregrina, Á. F., Iglesias-Pradas, S., Conde-González, M. Á., & Hernández-García, Á. (2014).
- Can we predict success from log data in VLEs? Classification of interactions for learning analytics and their relation with performance in VLE-supported F2F and online learning. *Computers in Human Behavior*, 31, 542-550. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2013.05.031>
- Altbach, P. G., & Reisberg, L. (2018). Global trends and future uncertainties. *Change: The Magazine of Higher Learning*, 50(3-4), 63-67. <https://doi.org/10.1080/00091383.2018.1509601>
- Boden, C. J., Cherrstrom, C. A., & Sherron, T. (2019). Redesign of prior learning assessment in an award-winning degree completion program. *International Journal of Adult Vocational Education and Technology (IJAVET)*, 10(3), 1-19. <https://digital.library.txstate.edu/bitstream/handle/10877/8404/Carriet%20al.pdf?sequence=5>
- Charitopoulos, A., Rangoussi, M. & Koulouriotis, D. (2020). On the Use of Soft Computing Methods in Educational Data Mining and Learning Analytics Research: a Review of Years 2010–2018. *Int J Artif Intell Educ* 30, 371–430. <https://doi.org/10.1007/s40593-020-00200-8>
- Cui, Y., Chen, F., Shiri, A., & Fan, Y. (2019). Predictive analytic models of student success in higher education: A review of methodology. *Information and Learning Sciences*, 120(3/4), 208– 227. <http://dx.doi.org/10.1108/ILS-10-2018-0104>
- Daniel, B. (2015). Big data and analytics in higher education: Opportunities and challenges. *British Journal of Educational Technology*, 46(5), 904–920. <http://dx.doi.org/10.1111/bjet.12230>
- Ferguson, R. (2012). Learning analytics: drivers, developments and challenges, *International Journal of Technology Enhanced Learning*, 4(5/6), 304-317, <https://www.inderscienceonline.com/doi/abs/10.1504/IJTEL.2012.051816>
- Fincham, E., Gašević, D., Jovanović, J., & Pardo, A. (2019). From study tactics to learning strategies: An analytical method for extracting interpretable representations. *IEEE Transactions on Learning Technologies*, 12(1), 59-72. <https://dx.doi.org/10.1109/TLT.2018.2823317>

- Gašević, D., Dawson, S., & Siemens, G. (2015). Let's not forget: Learning analytics are about learning. *TechTrends*, 59(1), 64-71. <https://doi.org/10.1007/s11528-014-0822-x>
- Gašević, D., Dawson, S., Rogers, T., & Gasevic, D. (2016). Learning analytics should not promote one size fits all: The effects of instructional conditions in predicting academic success. *The Internet and Higher Education*, 28, 68-84. <https://doi.org/10.1016/j.iheduc.2015.10.002>
- Gedrimiene, E., Silvola, A., Pursiainen, J., Rusanen, J., & Muukkonen, H. (2020). Learning analytics in education: Literature review and case examples from vocational education. *Scandinavian Journal of Educational Research*, 64(7), 1105-1119. <https://www.tandfonline.com/doi/full/10.1080/00313831.2019.1649718>
- Greller, W., & Drachsler, H. (2012). Translating learning into numbers: A generic framework for learning analytics. *Journal of Educational Technology & Society*, 15(3), 42-57. <https://core.ac.uk/download/pdf/55537277.pdf>
- Gunn, A. (2018). Metrics and methodologies for measuring teaching quality in higher education: developing the Teaching Excellence Framework (TEF). *Educational Review*, 70(2), 129-148. <https://doi.org/10.1080/00131911.2017.1410106>
- Guzmán-Valenzuela, C., & Gómez, C. (2019). Advancing a knowledge ecology: Changing patterns of higher education studies in Latin America. *Higher Education*, 77(1), 115–133. <https://doi.org/10.1007/s10734-018-0264-z>
- Ifenthaler, D., & Gibson, D. (Eds.). (2020). *Adoption of Data Analytics in Higher Education Learning and Teaching*. Springer Nature.
- Ifenthaler, D. (2021). “Learning Analytics for School and System Management,” in *OECD Digital Education Outlook 2021 Pushing the Frontiers with Artificial Intelligence, Blockchain and Robots: Pushing the Frontiers with Artificial Intelligence, Blockchain and Robots*, 161.
- Ifenthaler, D., & Yau, J. Y. K. (2020). Utilising learning analytics to support study success in higher education: a systematic review. *Educational Technology Research and Development*, 68(4), 1961-1990. <https://doi.org/10.1007/s11423-020-09788-z>
- Kandiko Howson, C. B., & Mawer, M. (2013). *Student Expectations and Perceptions of Higher Education*. King's Learning Institute. [https://kclpure.kcl.ac.uk/portal/files/58541527/QAA\\_Student\\_Expectations\\_and\\_Perceptions\\_Final\\_Report.pdf](https://kclpure.kcl.ac.uk/portal/files/58541527/QAA_Student_Expectations_and_Perceptions_Final_Report.pdf)
- Leitner, P., Khalil, M., & Ebner, M. (2017). Learning analytics in higher education—a literature review. In A. Peña-Ayala (Ed.), *Learning analytics: Fundamentals, applications, and trends*. 94, 1–23. (Studies in Systems, Decision and Control). Springer International Publishing AG. <http://www.springer.com/de/book/9783319529769>

- Lundie, D. (2017). The givenness of the human learning experience and its incompatibility with information analytics. *Educational Philosophy and Theory*, 49(4), 391–404. <https://doi.org/10.1080/00131857.2015.1052357>
- Maldonado-Mahauad, J., Hilliger, I., De Laet, T., Millecamp, M., Verbert, K., Ochoa, X. & Pérez-Sanagustin M. (2018). The LALA Project: Building Capacity to Use Learning Analytics to Improve Higher Education in Latin America, in *Companion Proceedings of the 8th International Learning Analytics & Knowledge Conference on Learning Analytics & Knowledge (LAK'18)*, 630–637. Society for Learning Analytics Research.
- Malmberg, J., Järvelä, S., & Kirschner, P. A. (2014). Elementary school students' strategic learning: does task-type matter? *Metacognition and learning*, 9(2), 113-136. <https://dx.doi.org/10.1007/s11409-013-9108-5>
- McCowan, T. (2017). Higher education, unbundling, and the end of the university as we know it. *Oxford Review of Education*, 43(6), 733-748. <https://doi.org/10.1080/03054985.2017.1343712>
- Molenaar, I. (2014). Advances in temporal analysis in learning and instruction. *Frontline Learning Research*, 6, 15–24. <https://dx.doi.org/10.14786/flr.v2i4.118>
- Moore, T., & Morton, J. (2017). The myth of job readiness? Written communication, employability, and the 'skills gap' in higher education. *Studies in Higher Education*, 42(3), 591-609. <https://doi.org/10.1080/03075079.2015.1067602>
- Peña-Ayala, A. (2017). *Learning Analytics: fundamentals, applications, and trends. A view of the current state of the art to enhance e-learning. (Vol. 94)*. Springer International Publishing, New York.  
<http://ndl.ethernet.edu.et/bitstream/123456789/32727/1/315.Alejandro%20Pe%C3%B1a-Ayala.pdf>
- Scholes, V. (2016). The ethics of using learning analytics to categorize students on risk. *Educational Technology Research and Development*, 64(5), 939–955. <https://doi.org/10.1007/s11423-016-9458-1>
- Selwyn, N. (2015). Data entry: towards the critical study of digital data and education. *Learning, Media and Technology*, 40(1), 64–82. <https://doi.org/10.1080/17439884.2014.921628>
- Sergis, S., & Sampson, D. G. (2017). Teaching and learning analytics to support teacher inquiry: A Systematic literature review. In A. Peña-Ayala (Ed.), *Learning analytics: Fundamentals, applications, and trends. studies in systems, decision, and control (Vol. 94)*. Cham: Springer. [https://doi.org/10.1007/978-3-319-52977-6\\_2](https://doi.org/10.1007/978-3-319-52977-6_2).
- Siemens, G. (2013). Learning analytics: The emergence of a discipline. *American Behavioral Scientist*, 57(10), 1380-1400. <https://doi.org/10.1177/0002764213498851>

- Siemens, G., & Long, P. (2011). Penetrating the fog: Analytics in learning and education. *EDUCAUSE review*, 46(5), 30. <https://eric.ed.gov/?id=EJ950794>
- Tomlinson, M. (2017). Student perceptions of themselves as ‘consumers’ of higher education. *British Journal of Sociology of Education*, 38(4), 450-467. <https://doi.org/10.1080/01425692.2015.1113856>
- Tsai, Y. S., & Gasevic, D. (2017). Learning analytics in higher education—challenges and policies: a review of eight learning analytics policies. *Proceedings of the seventh international learning analytics & knowledge conference* (pp. 233–242).
- Tsai, Y. S., Moreno-Marcos, P. M., Tammets, K., Kollom, K., & Gašević, D. (2018, March). SHEILA policy framework: informing institutional strategies and policy processes of learning analytics. In *Proceedings of the 8th international conference on learning analytics and knowledge* (pp. 320-329). Society for Learning Analytics Research. <https://doi.org/10.1145/3170358.3170367>
- Waheed, H., Hassan, S.-U., Aljohani, N. R., and Wasif, M. (2018). A Bibliometric Perspective of Learning Analytics Research Landscape. *Behav. Inf. Tech.* 37, 941–957. <https://doi.org/10.1080/0144929X.2018.1467967>
- West, D., Heath, D., & Huijser, H. (2016). Let's talk learning analytics: A framework for implementation in relation to student retention. *Online Learning Journal*, 20(2), 1-21. [https://eprints.qut.edu.au/125322/1/Lets\\_talk.pdf](https://eprints.qut.edu.au/125322/1/Lets_talk.pdf)
- Winne, P. (2017). Learning Analytics for Self-Regulated Learning. In Lang, C., Siemens, G., Wise, A. F., and Gasevic, D., Eds., *The Handbook of Learning Analytics*, pp. 241–249. Society for Learning Analytics Research. (SoLAR), Alberta, Canada, 1 edition. <https://dx.doi.org/10.18608/hla17.021>
- Winne, P. H., Jamieson-Noel, D., & Muis, K. (2002). Methodological issues and advances in researching tactics, strategies, and self-regulated learning. In *Advances in motivation and achievement: new directions in measures and methods* 12, 121–155. <http://www.sfu.ca/~winne/EDUC%20971/Winne,%20Jamieson-Noel,%20&%20Muis.pdf>
- Wintrup, J. (2017). Higher education’s panopticon? Learning analytics, ethics, and student engagement. *Higher Education Policy*, 30(1), 87-103. <https://doi.org/10.1057/s41307-016-0030-8>
- Zhou, M., & Winne, P. H. (2012). Modeling academic achievement by self-reported versus traced goal orientation. *Learning and Instruction*, 22(6), 413–419. <https://doi.org/10.1016/j.learninstruc.2012.03.004>