

Paradigmas analíticos en entornos virtuales y de aprendizaje: una revisión de sus principales puntos de encuentros y diferenciaciones teóricas y de enfoque

Pablo A. Rojas Castro¹

INTRODUCCIÓN

Esta es la paradoja de los datos: su ausencia significa que no se pueden tomar decisiones completas, no obstante, aún incluso con una gran cantidad de datos, se obtiene un infinitesimalmente pequeño número de puntos de vista. Para la Web, la paradoja de los datos es una lección de humildad: sí, hay una gran cantidad de datos, pero existen barreras fundamentales para la toma de decisiones inteligentes. (Kaushik, 2010)

El presente artículo realiza una revisión acerca de los paradigmas analíticos que emergen ante los entornos virtuales en general, y entornos virtuales de aprendizaje en particular. Los paradigmas analíticos revisados florecen a la par de los Big Data, macro datos o colección de datos que son obtenidos desde las distintas plataformas virtuales que soportan la totalidad o alguna parte del proceso de aprendizaje. La aplicación de estos enfoques analíticos se realiza con vistas a predecir, conocer patrones de comportamiento u optimizar los aprendizajes (individuales o grupales). Los paradigmas analíticos son: Educational data Mining (EDM), Learning Analytics (LA), Academic Analytics (AA) y Web Analytics (WA). El objetivo del artículo es presentar los principales hitos teóricos y enfoques analíticos de cada paradigma.

En el desarrollo temático se pretende asentar cada paradigma de acuerdo con sus propios objetos de estudio y especificidades. Es importante notar que el campo analítico de estos paradigmas es novel y se halla en plena fase de desarrollo, por lo que existen aún muchas fronteras borrosas o líquidas entre ellos.

El caso más relevante de fronteras borrosas sucede entre Learning Analytics y Educational Data Mining. Por lo que en el tratamiento analítico de estos paradigmas se hace un especial hincapié en las similitudes y diferencias que surgen en la literatura especializada.

Palabras claves: Learning Analytics, Analytics, Academic Analytics, Educational Data Mining, Big Data.

¹ Profesor de Filosofía, Magíster en Informática Educativa por la Universidad de Chile.

Abstract

Analytical paradigms in virtual learning environments: a revision of the main meeting grounds and theoretical differences and approaches.

This article revises analytical paradigms that emerge regarding virtual environments in general and digital learning environments specifically. Analytical paradigms arise together with Big Data, i.e. macro data or data collections, which are gathered from various visual digital platforms that support the totality or part of the learning process. The application of these analytical approaches is made with the intention of predicting, learning about behaviour patterns or optimizing individual or group learning. The analytical paradigms are: Educational data Mining (EDM), Learning Analytics (LA), Academic Analytics (AA) and Web Analytics (WA). It is also the purpose of this article to present the main historical milestones and analytical approaches of each paradigm.

The thematic development aims at stating each paradigm in accordance to its own study objectives and specificities. It is noteworthy to point out that the analytical field of these paradigms is quite new and in its developing stage; therefore, there are still many blurred borders between them.

The most relevant case of these blurred borders occurs between Learning Analytics and Educational Data Mining. That is why in the analytical treatment of these paradigms, there is a strong emphasis placed in the similarities and differences that arise from the specialized literature.

Key words: Learning Analytics, Analytics, Academic Analytics, Educational Data Mining, Big Data.

AMANECER Y MASIFICACIÓN DE LOS VLE

La aparición de ambientes virtuales ligados al aprendizaje pueden detectarse desde el surgimiento de los primeros dispositivos electrónicos implementados para efectuar cálculos o cómputos que de forma manual no son viables. Su historia es fecunda, no obstante, Se puede situar una inflexión en la década del 60 —con los trabajos del Profesor Doug Engelbart (Trafford y Shirota, 2011), y al desarrollo de la interfaz PLATO (Programmed Logic for Automated Teaching Operations) en la Universidad de Illinois— tendiente al desarrollo explícito de software e interfaces para el aprendizaje.

Los entornos virtuales de aprendizaje (EVA por su sigla en español, y VLE en inglés), pueden ser definidos como un sistema de información electrónica para la completa administración y soporte didáctico de procesos de aprendizaje en educación superior (Mueller y Strohmeier, 2011). En la actualidad, los sistemas electrónicos que soportan procesos de aprendizaje en la web, son conocidos como LMS (learning Management

System), y existe gran variedad de estos en las modalidades de software libre y propietario, contando entre los más populares a Moodle, Blackboard, WEBCT o Sakai. Al interior de los VLE, en su arquitectura, se pueden distinguir 5 áreas: i) Información: disposición y organización de información tales como anuncios, noticias, resultados académicos, datos, etc. ii) Contenido: el contenido puede ser dispuesto en forma de textos tradicionales y formatos multimedia, que incorporan audio, imágenes, animaciones, vídeo, entre otros. iii) Comunicación: disposición de distintas herramientas en línea para comunicación sincrónica y asincrónica. iv) Evaluación: las interfaces habilitan diferentes instancias evaluativas, tales como test, encuestas, cuestionarios, tareas o foros, entre otras. v) Gestión de estudiantes: los VLE permiten gestionar a los estudiantes, en términos de ingreso a los recursos, dinámicas de aprendizaje online, tiempos, etc. (Simkova y Stepanek, 2013; Mueller y Strohmeier, 2011; Trafford y Shirota, 2011)

En términos genéricos, la masificación de distintos VLE, incorporó nuevos elementos a las dinámicas de enseñanza aprendizaje, tanto en los programas presenciales —por el acompañamiento que propician los VLE, como en los programas no presenciales. Teniendo efectos insospechados, como incrementar a través de su uso el sentido de comunidad en los estudiantes (Macfadyen & Dawson; 2012). Tal como lo señala Díaz (2012), existe una clara diferencia entre los EVA (VLE) y la educación a distancia, básicamente en términos de interactividad, naturaleza de los recursos de aprendizaje y formas de comunicación entre los distintos actores. Los Entornos Virtuales de Aprendizaje permiten el trabajo colaborativo no presencial, supera las limitaciones geográficas y le otorga una dinámica temporal que no se constriñe a los horarios del aula tradicional. De la misma manera, los VLE permiten incorporar las bondades de los recursos multimedia a las actividades pedagógicas y facilita por distintos medios la construcción de diálogos, ya sean personales como grupales.

BIG DATA

A diario se genera una ingente cantidad de interacciones en las aulas que, para efectos investigativos, se pierden irremediablemente, Long y Siemens (2013) destacan que una conversación de pasillo se vaporiza tan pronto como termina; por el contrario, en los VLE cada acción o interacción queda registrada: "cada tweet, actualización del estado en Facebook, cada interacción social y cada página leída deja una huella digital" (Long y Siemens, 2013). Esta gran cantidad de información acumulada presenta una oportunidad de generación de conocimiento (Zafra et al, 2011) si se logra sistematizar y aplicar determinadas técnicas de análisis. En el área de las ciencias de la computación, desde hace mucho existe una línea de desarrollo que se preocupa por los grandes depósitos de información, por los "Big Data". Esta área es conocida como minería de datos o Data Mining. No obstante, como señala Snijders et al (2012), Big Data es un término que suele estar vagamente definido, el que se utiliza para describir conjuntos de datos tan grandes y complejos que llegan a ser muy difíciles de trabajar con el uso de software estadístico estándar. Dado que es un campo amplio, el concepto de Big Data se circunscribirá al conjunto de datos y registros que se generan al interior de los VLE, los que pueden ser

recolectados y analizados. En este sentido, resulta conveniente señalar que estos datos podrán ser recogidos de forma estructurada tales como logs o server statistical reports, entre otros; y de forma desestructurada, tales como post en foros de discusión o chats, entre otros (Brown, 2011).

RESPUESTAS A LOS NUEVOS ESCENARIOS

Frente al fenómeno de los VLE y los Big Data han emergido una serie de enfoques para su análisis e investigación, de esta manera en la última década aparecen los conceptos de Learning Analytics (LA), Educational data Mining (EDM), Academics Analytics (AA) o Web Analytics (WA), por mencionar los más relevantes. De esta manera, para comprender de mejor forma el Learning Analytics resulta imperioso diferenciarlo de estos enfoques que le son más cercanos, con los que comparte además distintas herramientas de análisis y de los que con frecuencia se utilizan como sinónimos.

Web Analytics.

De los paradigmas analíticos probablemente el Web Analytics es el más genérico, esto es el que posee mayor alcance en términos de aplicabilidad, yendo desde el sitio web más simple hasta los entornos virtuales más complejos. Lo interesante del WA es que surge a la par de la huella digital en entornos web. En otras palabras, el nacimiento del Web Analytics, puede rastrearse hasta el amanecer de la World Wide Web misma, como señala Kaushik (2007), el nacimiento oficial del WA se produce con los primeros "server logs" o "registros de servidor" que genera un servidor web. En un comienzo, los logs server se limitaban a los registros de errores por vínculos mal direccionados u otros errores. No obstante, los server logs fueron capturando no solo esa información, sino datos de direccionamiento IP, tiempo, navegador utilizado por el usuario, etc.

En su versión más tradicional, la métrica del WA se enfocaba en: Pages Views (estadísticas de páginas visitadas). Hits y Top Pages (estadísticas de páginas con mayores visitas), Website Engagement (estadísticas de participación en la web, tales como visitas a páginas únicas o rutas habituales) Kaushik (2007).

El giro natural del Web Analytics se produce hacia el área de los negocios (kaushik, 2010; Clifton, 2012). De acuerdo a la Guía para Web Analytics (Webtrends, 2010), este último consiste en una herramienta que ayuda a los profesionales del marketing a hallar respuestas a sus preguntas, donde a pesar de las distintas definiciones, se distinguen 3 etapas en el proceso analítico: i) Recolección de datos de la actividad web. ii) Análisis de los datos de interés. iii) generar reportes significativos sobre los datos recolectados (Webtrends, 2010). En esta misma línea, Clifton (2012) señala que WA es un termómetro de chequeo y monitoreo constante para los websites, en cuanto metodología estudia las experiencias online en orden a mejorarlas, y su ausencia en el ámbito de los negocios no es otra cosa que volar a ciegas.

De esta manera, el WA se relaciona con una serie de procesos ligados a la esfera de negocios como tal, fundamentalmente en los estudios de marketing. La figura que sigue a continuación (figura 1.6, extraída de Clifton (2012)), grafica cómo el WA nutre e interactúa con distintas áreas del proceso de marketing.

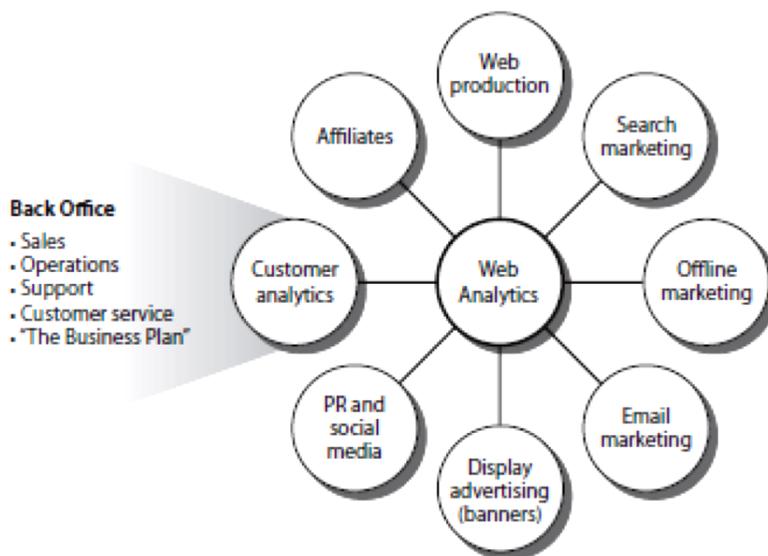


Figure 1.6 Where web analytics fits in an organization

Clifton (2012:17)

Con los avances en la conceptualización e interacciones en la World Wide Web, surge el concepto de Web Analytics 2.0, evolución del WA tradicional, entendido como el análisis cualitativo y cuantitativo de los "data" que provienen tanto del posible negocio local, como de la competencia, para dirigir un mejoramiento continuo de las experiencias online de los consumidores actuales, así como de los potenciales (Kaushik, 2007).

Si bien Mattingly et al (2012), define WA como el proceso de medición, recolección y análisis de datos relacionados con el comportamiento del usuario sobre un sitio web y las rutas de click habitualmente involucradas, que hasta hace poco ha sido utilizada básicamente para evaluar productos, procesos y acciones de los consumidores en el ámbito del marketing; a la vez sostiene que estos análisis constituyen oportunidades para que el educador reciba información sobre cómo los estudiantes de programas de educación a distancia usan el material allí dispuesto y acerca de su comportamiento en estos ambientes, de forma que la toma de decisiones informada pueda transformar los ambientes de aprendizaje on line. A grosso modo "estas oportunidades pueden impactar e influir en los ambientes académicos, que pueden transformar los programas de educación a distancia a través de técnicas estadísticas y modelos de predicción. Decisiones informadas por estos diversos análisis permitirán a las instituciones y los administradores implementar iniciativas estratégicas que

permiten personalizaciones para satisfacer las necesidades específicas de aprendizaje." Mattingly et al (2012)

Academics Analytics

Con el nacimiento del campo "Analytics" en la web, surgieron corrientes diferenciadas. Un paradigma analítico lo constituye el Academics Analytics (AA). En términos generales, Academics Analytics es el enfoque de la inteligencia de negocios (business intelligence) aplicado en el campo educativo (Goldstein, 2005; Siemens & Long, 2013; Fritz, 2011; Macfadyen & Dawson, 2012).

Cómo una constante en un campo emergente, surgen de forma paralela definiciones de AA que por momentos se alejan, ponen acentos en distintas áreas, pero conservan un sustrato base: bussiness intelligence en educación. Bajo esta premisa, Goldstein (2005) sostiene que AA describe la intersección de la tecnología, datos, cultura gerencial y la aplicación de información para la administración de la empresa académica. Bajo la misma lógica, Fritz (2011) sostiene que Academics Analytics es un enfoque que se aplica normalmente en los centros educativos para atender las preocupaciones administrativas y operativas, como "avance / recaudación de fondos, negocios y las finanzas, presupuesto y planificación, investigación institucional, recursos humanos, administración de la investigación y asuntos académicos". En la misma línea, Siemens y Long (2013) conceptualizan al AA como la aplicación del enfoque de "inteligencia de negocios" en educación, enfatizando el análisis de datos a nivel institucional, ya sea en predicción, modelamiento de procesos y optimización.

Goldstein (2005), en el marco de un estudio cercano a 380 instituciones de educación superior, describe al AA como un término imperfecto equivalente para inteligencia de negocios, donde se utiliza la tecnología de información para apoyar las decisiones operacionales y financieras de corporaciones. En este estudio, destaca un grupo de 21 instituciones y 2 corporaciones que reportan un éxito ejemplar aplicando AA; se reporta que estas pocas organizaciones han logrado un uso amplio y profundo del Academics Analytics, proporcionando un marco útil de categorización de los hitos clave en cualquier aplicación institucional de AA, estos hitos son: i) Etapa 1: extracción y reporte de nivel de transacción de datos. ii) Etapa 2: análisis y monitoreo de desempeño operacional. iii) Etapa 3: Generación de escenarios para apoyar decisiones. iv) simulación y modelos predictivos. v) sistemas automáticos de procesos de negocio, tales como alertas.

En este contexto, Fritz (2011) acota que como apoyo, muchas instituciones están recurriendo al AA en educación superior para identificar o predecir aquellos estudiantes que puedan estar en riesgo, a través del estudio y análisis de los datos demográficos y de rendimiento de los ex alumnos en condiciones equivalentes.

Por su parte, Campbell et al (2007) se distancia de las anteriores definiciones y sitúa al AA como una respuesta frente a las presiones, tanto internas como externas, por un

"accountability" en áreas sensibles como resultados y éxito académico: "Con la creciente preocupación por el accountability, AA tiene el potencial de generar una inteligencia procesable para mejorar la enseñanza, el aprendizaje y el éxito académico del estudiante. Sistemas Tradicionalmente académicos como los de gestión cursos, de respuesta de estudiantes, y otras herramientas similares, han generado una amplia gama de datos que pueden estar relacionados con el esfuerzo del estudiante y el éxito"

Educational Data Mining

Romero y Ventura (2007) fijan al artículo " Discovering enrollment knowledge in university databases" de Sanjeev & Zytchow (1995) como la primera publicación sobre EDM. En este primer acercamiento al "dominio" educacional, Sanjeev & Zytchow toman los registros de distintas bases de datos de alumnos de la universidad estatal de Wichita (cohortes de los años 1986 y 1987), y les aplicaron técnicas de data mining, obteniendo resultados sobre tasas de retención y patrones de comportamiento de buenos estudiantes. Esta primera aproximación no se hizo sobre un VLE, no obstante las bases de datos incluyeron información demográfica y curricular de los estudiantes, lo que permitió establecer las relaciones y patrones referidos. Pasada una década y algo más, Romero & Ventura (2013), definen EDM como la investigación y aplicación de métodos computarizados para detectar patrones (de comportamiento o relaciones) en grandes conjuntos de datos educacionales que con otros métodos sería extremadamente difícil o imposible de analizar (e identificar). En otras palabras, se entiende como EDM la aplicación de técnicas de minería de datos (técnicas estadísticas, clustering, visualización de datos, algoritmos de análisis, etc.), sobre los Big Data que se generan y rescatan desde los VLE. En cuanto a las técnicas estadísticas, estas hacen referencia al uso de herramientas computacionales tanto generales como específicas, que por ejemplo permiten ver las distribución de tiempo en la conexión a los VLE. Las técnicas de visualización de datos complementan el nivel de comprensión de los datos. El clustering hace referencia al establecimiento de grupos y subgrupos al interior de los VLE, de acuerdo a distintos parámetros, tales como similitud demográfica, patrones de comportamiento, etc. (Romero et al 2008)

Por su parte, una definición recurrente en la literatura define Learning Analytics como la recolección, medición, análisis y reportes de datos acerca de los estudiantes y sus contextos, con el propósito de comprender y optimizar el aprendizaje y ambiente (virtual en

este caso) donde ocurre². Como se puede apreciar, EDM y LA son enfoques analíticos bastante cercanos, similares, que comparten unidades de análisis y herramientas, no obstante, cada uno tiene su propio foco y son plenamente distinguibles entre sí.

Romero & Ventura (2013), sitúan el eje diferenciador entre ambos paradigmas de acuerdo a los campos de conocimiento que los constituyen. De esta manera, EDM está definido por tres campos de conocimiento, a saber: Ciencias de la Computación, Campo Estadístico y Educativo. Por su parte, LA está constituido principalmente por 2 campos: Educativo y estadístico. Consecuentemente, a juicio de los autores antes señalados, el EDM es heredero de una tradición analítica de macro datos, lo que redundaría en una orientación analítica centrada en las relaciones entre los datos, alejada de aspectos cualitativos como el contexto; además, de acuerdo a estas premisas, cada vez que se atiende a la conducta, esto es para cuantificar, modelar y predecir el comportamiento del sistema, no de individuos o sus particularidades.

Otro aspecto diferenciador, radica en que LA, a diferencia del EDM, no aborda – o suele abordar— el desarrollo de nuevos métodos computacionales para el análisis de datos (como el caso del EDM que genera constantemente nuevos algoritmos para realizar los análisis), sino que se aboca a la aplicación de métodos y modelos conocidos para responder preguntas importantes que afectan el aprendizaje de los estudiantes y los sistemas de aprendizaje organizacional Bienkowski (2013).

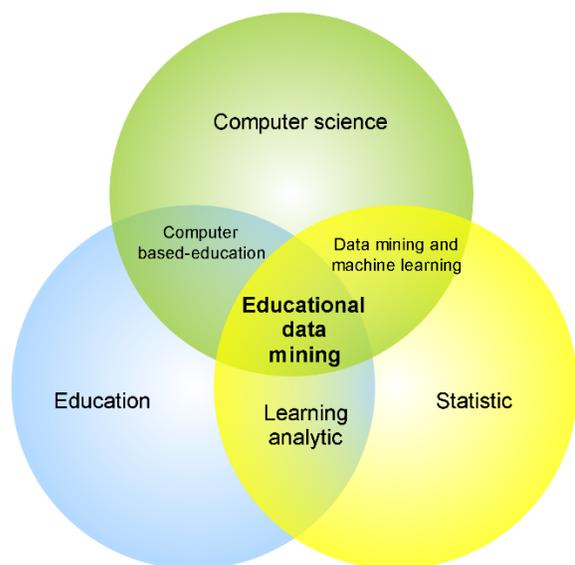


Figura 1. Áreas relacionadas con minería de datos educativos (Romero & Ventura, 2013)

² 1st International Conference on Learning Analytics and Knowledge, 2011.
[Http://tekri.athabascau.ca/analytics](http://tekri.athabascau.ca/analytics)

La Figura 1 (Romero & Ventura, 2013), grafica los distintos campos constitutivos de Educational Data Mining y Learning Analytics, donde se aprecia que en el caso de EDM posee dentro de sus ejes constitutivos el campo de conocimiento de las ciencias de computación, que en la praxis se observa por ejemplo en el constante foco o desarrollo de algoritmos y modelamientos computacionales.

A continuación, se presenta una tabla comparativa con vistas a favorecer la distinción entre estos conceptos.

Comparación entre LA y EDM

| | Learning Analytics | Educational Data Mining |
|---------------------------------|---|---|
| Técnicas | Técnicas estadísticas, Visualización de datos, análisis de redes sociales, análisis de opiniones, del discurso, conceptual, construcción de modelos de sentido. | Técnicas de clasificación, clustering (identificación, tipificación de grupos), modelos bayesianos. |
| Orígenes | Se basa en el concepto de la web semántica, análisis curricular (curriculum inteligente), intervención sistémica. | Software educacional, modelamiento computacional, predicción de de resultados. |
| Énfasis | - Descripción de datos y resultados. - Busca la comprensión en la totalidad del sistema - Hay lugar para respuestas personalizadas | - Descripción y comparación utilizando técnicas de data mining - Reducción en componentes para la comprensión - Las respuestas buscan ser automatizadas y generales |
| Tipos de Descubrimientos | El juicio y criterio humano es la llave principal, los procesos automatizados son herramientas | Procesos automatizados de descubrimiento son la llave principal, se complementa con el juicio humano |
| Métodos Computacionales | Utiliza los métodos informático computacionales que existen | Desarrolla nuevos métodos informático computacionales de acuerdo a las necesidades que se presenten |
| Objetivos | Analizar datos y procesos que ocurren en los VLE. Reflexionar sobre las interacciones y aprendizaje | Aplicar técnicas de análisis para mejorar proceso de enseñanza aprendizaje |
| Nivel de Análisis | Individual / Grupal | Grupal |

Tabla 1. Fuente: elaboración propia a partir de Romero y Ventura (2013), Chatti et al (2012), Greller & Drachsler (2012). Dringus (2012). Shum & Ferguson (2012). Bienkowski (2013).

LEARNING ANALYTICS

Si bien no existe en la literatura unanimidad sobre la definición de Learning Analytics, sí hay consenso en que este paradigma analítico incluye entornos virtuales de aprendizaje, incorpora técnicas de EDM, análisis estadísticos y elementos propios del campo educativo. En este sentido, la definición que con más frecuencia aparece referenciada —o subyaciendo— es aquella surgida en la primera conferencia internacional sobre learning analytics y conocimiento, desarrollada entre febrero y marzo del 2011 en Alberta, cuyo texto señala: "Learning Analytics es la medición, recolección, análisis y reporte de datos sobre los aprendices y sus contextos, con el propósito de comprender y optimizar el aprendizaje y el ambiente donde este ocurre" (Romero & Ventura, 2013; Siemens & Long, 2013; Zhuhadar et al, 2013; Mattingly et al, 2012).

The horizon Report (Johnson et al, 2011), define LA como la interpretación de un amplio rango de datos producidos y recolectados en favor de los estudiantes en orden de evaluar el progreso académico, predecir rendimiento, y detectar potenciales problemas. La definición agrega que, los datos son recolectados desde actividades estudiantiles explícitas tales como la realización de tareas o exámenes, y también desde actividades tácitas, que incluyen interacciones sociales en línea, actividades extracurriculares, posts en foros de discusión, y otras actividades que no son directamente evaluadas como parte del progreso educacional del estudiante. Conjuntamente con lo anterior, para Horizon Report, el objetivo del LA es habilitar a escuelas y educadores para adaptar las oportunidades educativas a cada nivel de Necesidades o habilidades del estudiante (Johnson et al, 2011).

Más allá de las aparentes discrepancias, ambas definiciones poseen elementos fundacionales comunes; En primer lugar, recolección de datos de los alumnos; en segundo lugar, el análisis de los datos es en función de comprender aquello que los aprendices necesitan; tercero, el análisis incluye el contexto; cuarto, la información busca mejorar distintos aspectos del proceso (Zhuhadar et al, 2013)

Shum y Ferguson (2012) plantean que LA tiene su origen en dos corrientes analíticas muy distantes del área educativa o del aprendizaje. Estas corrientes son la Inteligencia de Negocios y la Minería de datos. Dado este origen compartido es que algunos autores como Mattingly et al (2012), quienes declaran en aquel paper (p. 238), LA y AA son "más o menos" sinónimos. De tal suerte que sitúan la definición de LA muy cercana con la de Academic Analytis, que para estos investigadores consiste en el enlazamiento de grandes conglomerados de información con técnicas estadísticas y modelos de predicción para mejorar la toma de decisiones. Esta definición de AA, no se encuentra muy distante con la determinación del LA (Mattingly et al, 2012) como la medición, recolección, análisis y reportes de datos sobre los aprendices y sus contextos —para mejorar tanto la toma de decisiones, como la enseñanza y el aprendizaje. Bienkowski (2013) destaca que LA enfatiza por una parte, la medición y recolección de datos como actividades que las instituciones necesitan realizar y comprender, situando el foco sobre el análisis y reporte de los datos; y por otra no enfatiza la reducción del aprendizaje en sus componentes elementales (y

realizar análisis dicotómicos), sino que busca comprender la totalidad del sistema y apoyar la toma de decisiones.

Otra visión de LA (Becker, 2013), lo concibe como el proceso de recolectar y estudiar datos de usuarios en función de decisiones instruccionales que repercutirán en el éxito académico de los estudiantes. Donde el énfasis se da sobre los datos cualitativos originados por los comportamientos de aprendizaje, permitiendo abordar no necesariamente la generalidad de hábitos o comportamientos, sino profundizar sobre estilos de aprendizajes o patrones de subconjuntos o grupos específicos de estudiantes. Becker (2013), estima que el análisis debe ser intencionado desde tres componentes de interacción: Timing, locación y población. El timing está referido a la ponderación o cronometraje del tiempo que los estudiantes dedican en actividades en línea, reconocimiento de patrones y relaciones con éxito académico. Locación es definida en cómo y dónde los estudiantes están accediendo a los espacios de aprendizaje. Por Población se entiende a las características del grupo de aprendices que participan del espacio de virtual de aprendizaje durante el período de observación (Becker,2013).

Otra propiedad del LA dice relación con la reflexión en torno a las interacciones, comportamiento y proceso de aprendizaje, tanto a nivel individual (Govaerts et al, 2010), como en conglomerados de estudiantes (Greller & Drachsler, 2012). Algunos estudios de LA, incorporan en un momento posterior elementos cualitativos, tales como el trabajo desarrollado por Macfadyen & Dawson (2012), que incluyen a la observación participante como técnica de recogimiento de información complementaria.

LA se basa fuertemente en las herramientas de análisis de red social (social network analysis), este último es una perspectiva que se ha desarrollado para investigar los procesos y las propiedades de los vínculos, relaciones, roles y las formaciones de la red de redes, y al mismo tiempo para comprender cómo las personas desarrollan y mantienen estas relaciones para apoyar el aprendizaje (Haythornthwaite & de Laat, 2010; Shum & Ferguson, 2012). Estas redes se componen de los actores (tanto de personas y recursos) y de las relaciones entre estos. En este sentido, se establece que los actores relacionados ligados, y que estos lazos pueden ser clasificados como fuertes o débiles, dependiendo de su frecuencia, la calidad o la importancia (Granovetter, 1973 citado por Shum & Ferguson, 2012).

Un ejemplo de análisis de red social son las preguntas acerca de la relación estudiante-estudiante o la relación profesor-estudiante, y las interacciones que permiten identificar a los estudiantes desconectados, o a aquellos que ejercen algún tipo de liderazgo, entre otros. Bienkowski (2013).

A continuación, se presenta una tabla (tabla 2) que sintetiza objetivos, herramientas analíticas, campos asociados, autores y preguntas asociadas.

Tabla 2. Elaboración propia.

| Objetivos e Instrumentos | Autores | Preguntas a responder |
|-------------------------------------|---|--|
| Predicción | Greller & Drachsler (2012). Bienkowski (2013). Macfadyen & Dawson (2012). Mattingly et al (2012). Picciano (2012). Zhuhadar et al (2013). | ¿Es posible determinar éxito, fracaso, deserción en base a patrones de comportamiento o conductas? |
| Reflexión / Comprensión | Greller & Drachsler (2012). Siemens & Long (2013). Becker (2013). Zhuhadar et al (2013). (Govaerts et al, 2010) | ¿Cuáles son las necesidades de los alumnos con fracaso académico? ¿Cómo se origina la deserción? ¿Qué tipo de interacciones se están generando? ¿Cómo afectan las interacciones al éxito académico o al aprendizaje? |
| Modelamiento | Siemens & Long (2013). Becker (2013). Bienkowski (2013). Macfadyen & Dawson (2012). Mattingly et al (2012). Zhuhadar et al (2013). | ¿Cuáles son las características de los aprendices exitosos, con fracaso académico? ¿qué patrones conductuales existen? |
| Informar Progreso Individual | Dringus (2012). Bienkowski (2013). Macfadyen & Dawson (2012). | ¿cuál es el rastro de información —data trail— del estudiante? ¿corresponde a un patrón de éxito o fracaso académico? ¿Qué están haciendo los aprendices online? |
| Informar Progreso Grupal | Dringus (2012). Becker (2013). Zhuhadar et al (2013). | ¿Qué subgrupos existen? ¿Estos subgrupos se corresponden con algún patrón de éxito o fracaso? |
| Evaluar Proceso | Dringus (2012). Becker (2013). Bienkowski (2013). Mattingly et al (2012). Zhuhadar et al (2013). | ¿Cuáles son los elementos del proceso de aprendizaje en línea? ¿Qué etapas del proceso presentan mayores dificultades o tasas de fracaso? |
| Clustering | Bienkowski (2013). Mattingly et al (2012). Picciano (2012). Zhuhadar et al (2013). | ¿Qué grupos o tipos de estudiantes existen? |
| Análisis Estadístico | Greller & Drachsler (2012). Bienkowski (2013). Macfadyen & Dawson (2012). Mattingly et al (2012). Picciano (2012). Zhuhadar et al (2013). | ¿Cuáles son las variables dependientes e independientes? ¿Hay correlación por ejemplo entre éxito académico y alta participación en VLE? |

| | | |
|---|---|---|
| | Dringus (2012). Shum & Ferguson (2012). | |
| Social Network Analysis | Greller & Drachsler (2012). Shum & Ferguson (2012). Bienkowski (2013). Zhuhadar et al (2013). | ¿Cuáles son los nodos al interior de las interacciones sociales? |
| Análisis social del discurso | Shum & Ferguson (2012). | ¿Cuál es la estructura del lenguaje que utilizan los aprendices? ¿Hay relación entre la calidad de los diálogos y logro académico? |
| Basado en teoría socio-constructivista | Greller & Drachsler (2012). | ¿Con qué modelo pedagógico las estrategias de aprendizaje se establecen? De acuerdo al modelo de aprendizaje existente ¿Cuáles son los resultados de aprendizaje esperados? |

Como se desprende de la Tabla 2, existe variabilidad en los autores al momento de precisar los límites del LA. El elemento común a todos es el análisis estadístico, independientemente del foco u orientación en la definición de LA, todos suponen un análisis estadístico en el tratamiento de los datos. En esta misma línea, otros elementos comunes importantes son el modelamiento y la predicción; un elemento esencial del LA es el modelamiento de patrones de comportamiento o de tipos de aprendices, entre otros.

Un punto destacable del LA es el amplio y variado abanico de posibilidades y perspectivas que permite al momento de afrontar la ardua tarea de analizar los big data. Los que combinan herramientas de análisis duros, como por ejemplo las estadísticas, con otras menos densas, pero no menos importantes o informativas, como el data trail o el levantamiento de las necesidades de los aprendices entre otras.

PALABRAS FINALES SOBRE LOS PARADIGMAS

La clave para comprender adecuadamente cada uno de los paradigmas es atender a los énfasis que cada uno posee.

Academic Analytics: sitúa su foco en la institución o su equivalente, aplicando inteligencia de negocios en educación. De esta manera, todas las lecciones del proceso y de sus protagonistas se canaliza hacia la optimización de la institución.

Web Analytics: Si bien puede ser aplicado a la academia como institución, su foco se encuentra en el marketing, en el análisis de las relaciones, comportamientos al interior de entornos virtuales para mejorar la experiencia del usuario.

Educational Data mining: El principal énfasis que posee EDM radica en la descripción, comparación y análisis a través de técnicas de computacionales de data mining.

Learning Analytics: La principal distinción del LA, es que en su foco incorpora de manera importante el contexto de los datos, siendo su eje principal el aprendizaje como proceso (esta última cualidad le es propia y le distingue de los otros paradigmas analíticos).

La promesa del mejoramiento continuo.

En la instancia de cerrar este momento de la reflexión, se quiere dejar planteada una tensión que también es muy propia de los nuevos escenarios que plantean los VLE. Una característica muy propia de los sistemas sociales es su impredecibilidad. Como corolario de la revisión de los distintos paradigmas de análisis de los Big Data que se generan al interior de los VLE, es la reflexión que plantean Macfadyen & Dawson (2012), en relación a la poca influencia en la toma de decisiones, que han demostrado en educación superior las herramientas analíticas como LA —o EDM, AA y WA, la que radicaría en la cultura propia de estas instituciones, que acusan falta de atención a estos temas, resistencia a la innovación y cambio, entre otras falencias. Consecuentemente, la mejor opción para optimizar procesos, aprendizajes, logros o bajar la deserción, supone además de herramientas analíticas de alto nivel, un esfuerzo por incorporar en la cultura local alguno de estos conceptos.

BIBLIOGRAFÍA

Becker, B. (2013) Learning Analytics: insights into the natural learning behavior of our students.

Brown, M. (2011). Learning Analytics: The Coming Third Wave. EDUCASE

Campbell, J . De Blois, P. Oblinger, D (2007). Academic Analytics: A New Tool for a New Era. *EDCAUSE Review*, vol. 42, no. 4

Chatti, M. Dyckhoff, A. Schroeder, U. Thüs, H. (2012) A reference model for learning analytics. *International Journal of Technology Enhanced Learning (IJTEL)*.

- Clifton, B (2012). *Advanced Web Metrics with Google Analytics*. Wiley Publishing Inc. Indiana
- Díaz V, J. (2012). Modelos Pedagógicos en Educación a Distancia. *REDHECS: Revista electrónica de Humanidades, Educación y Comunicación Social*, N° 12.
- Fritz, J. (2011). Classroom walls that talk: Using online course activity data of successful students to raise self-awareness of underperforming peers. *The Internet and Higher Education*, Volume 14, 2.
- Goldstein, P. J. (2005). Academic analytics: The uses of management information and technology in higher education . EDUCAUSE.
<http://net.educause.edu/ir/library/pdf/EKF/EKF0508.pdf>
- Greller, W. Drachsler, H. (2012). Translating Learning into Numbers: A generic Framework for Learning Analytics. *Educational Technology & Society*, 15 (3), 42-57.
- Kaushik, A. (2007). *Web Analytics: An Hour a Day*. Wiley Publishing Inc. Indiana
- Kaushil, A (2010). *Web Analytics 2.0*. Wiley Publishing Inc. Indiana
- Macfadyen, L. P. Dawson, S. (2012). Numbers Are Not Enough. Why e-Learning Analytics Failed to Inform an Institutional Strategic Plan. *Educational Technology & Society*, 15 (3), 149-163.
- Mattingly, K. Rice, M. Berge. Z (2012). Learning analytics as a tool for closing the assessment loop in higher education. *Knowledge Management & E-Learning: An International Journal (KM&EL)*, Vol 4, No 3
- Mueller, D. & Strohmeie, S. (2011). Design characteristics of virtual learning environments: state of research. *Computers & Education*, Volume 57, Issue 4, pp 2505-2516
- Romero, C. Ventura, S. (2007). Educational data mining: A survey from 1995 to 2005, *Expert Systems with Applications*, Volume 33, Issue 1, pp 135-146.
<http://dx.doi.org/10.1016/j.eswa.2006.04.005>.
- Romero, C. Ventura, S. García, E. (2008). Data mining in course management systems: Moodle case study and tutorial. *Computer and Education* 51, pp368-384
- Romero, C. and Ventura, S. (2013). Data mining in education. *WIREs Data Mining Knowl Discov*, 3: 12–27. doi: 10.1002/widm.1075
- Siemens, G. Long, P. (2013). Penetrating the Fog: Analytics in Learning and Education. *EDUCAUSE Review* 46, 31–40.
<http://www.educause.edu/ero/article/penetrating-fog-analytics-learning-and-education>
- Sanjeev, P., & Zytchow, J. M. (1995). Discovering enrollment knowledge in university databases. In *KDD* (pp. 246–251).

Simkova, M. & Stepanek, J. (2013). Effective Use of Virtual Learning Environment and LMS. *Social and Behavioral Sciences*, Volume 83, 4 July 2013, Pages 497-500.

Snijders, C. Matzat, U. y Reips, U. (2012). "Big Data": Big Gaps of Knowledge in the Field of Internet Science (Editorial). *International Journal of Internet Science*, Vol. 7 N° 1.

Shum, B.S. Ferguson, R. (2012). Social Learning Analytics. *Educational Technology & Society*, 15 (3), pp 3-26

Trafford P. and Shirota Y. 2011. An Introduction to Virtual Learning Environments. *Gakushuin Economic papers*, Vol.48, No.3 pp. 143-151. Disponible en: http://www.gakushuin.ac.jp/univ/eco/gakkai/pdf_files/keizai_ronsyuu/contents/contents2006/4803/4803paul/4803paul.pdf

Webtrends (2010). Guide to Web Analytics. *Fall Editions Webtrends Inc.*

Zafra, A. Romero, C. Ventura, S. (2011). Multiple Instance Learning for Classifying Students in Learning Management Systems. *Expert Systems with Applications* N° 38.

Zhuhadar, L. Yang, R. Lytras, M. D. (2013). The impact of Social Multimedia Systems on cyberlearners. *Computers in Human Behavior* 29.