



Diego-Alonso Gómez-Aguilar, Francisco-José García-Peñalvo y Roberto Therón



Diego-Alonso Gómez-Aguilar es doctorando en la *Universidad de Salamanca*. Su investigación se centra en la combinación de la informática, la inteligencia artificial, el diseño gráfico, la analítica visual, *e-learning*, los sistemas adaptativos, la ingeniería web y web semántica. Actualmente forma parte del *Grupo de Investigación de Analítica Visual y Visualización de la Información (VisUsal)* y del grupo de investigación *Grial (Grupo de Investigación en Interacción y e-learning)*. Trabaja en el análisis visual de la información en *Moodle*.

<http://orcid.org/0000-0003-1915-4758>

dialgoag@usal.es



Francisco-José García-Peñalvo es doctor por la *Universidad de Salamanca* y director del grupo de investigación *Grial (Grupo de investigación en Interacción y e-learning)*. Sus principales intereses de investigación se centran en el *e-learning*, computadores y educación, sistemas adaptativos, ingeniería web, web semántica y reutilización de software. Ha dirigido y participado en más de 15 proyectos de innovación e investigación. Fue Vicerrector de Innovación Tecnológica de la *Universidad de Salamanca*, ha publicado más de 100 artículos en revistas y conferencias internacionales y revisor de varias revistas internacionales.

<http://orcid.org/0000-0001-9987-5584>

fgarcia@usal.es



Roberto Therón es doctor por la *Universidad de Salamanca*. Su investigación se centra en la combinación de campos como la informática, la inteligencia artificial, la estadística, el diseño gráfico y la visualización de datos como medio para la comprensión de datos complejos. Es director del *Grupo de Investigación de Analítica Visual y Visualización de la Información (VisUsal)*, dedicado al desarrollo de herramientas avanzadas que ayudan a los usuarios a comprender conjuntos de datos complejos provenientes de una variedad de campos. Ha participado y/o gestionado numerosos proyectos de excelencia en los ámbitos regional, nacional y europeo. Es autor de más de 100 artículos publicados en revistas y conferencias internacionales.

<http://orcid.org/0000-0001-6739-8875>

theron@usal.es

*Universidad de Salamanca. Facultad de Ciencias
Departamento de Informática y Automática
Plaza de los Caídos, s/n. 37008 Salamanca, España*

Resumen

Las tecnologías utilizadas en los procesos de aprendizaje implican el registro de todas las actividades realizadas. Estos datos se pueden aprovechar para la evaluación de estudiantes, profesores y de los propios procesos. Sin embargo, aunque existe esta gran cantidad de datos, sigue siendo difícil para los profesores (y otras partes interesadas) verificar hipótesis, extraer conclusiones o tomar decisiones basadas en hechos o situaciones detectadas. Se presenta un modelo de análisis de datos educativos basado en analítica visual, analítica del aprendizaje y analítica académica. Por medio de una herramienta de software permite realizar análisis de datos exploratorios y confirmatorios, en interacción con la información obtenida de un sistema típico de gestión de aprendizaje. El objetivo principal es el descubrimiento de nuevo conocimiento sobre el proceso de aprendizaje educativo que, a su vez, posibilite la mejora de éste.

Palabras clave

Minería de datos educativa, *E-learning*, Realimentación, Analítica del aprendizaje, Análisis de redes sociales, visualización, Analítica visual.

Title: Visual analytics in e-learning

Abstract

Current technologies used in *e-learning* processes require the logging of all activities performed. These data can be used in the assessment of students, instructors and the processes themselves. However, although this wealth of data exists, it is still difficult for those who teach (and interested stakeholders) to verify a hypothesis, extract conclusions, or make decisions based on the facts or situations that are discovered. This paper introduces an educational data analysis model based on visual analytics, learning analytics and academic analytics and using a software tool that allows performing confirmatory and exploratory data analysis through interaction with the information gathered from a typical Learning Management System. The main goal is to enable the discovery of knowledge on the specific learning process that, in turn, will permit its improvement.

Keywords

Educational data mining, Feedback, E-learning, Learning analytics, Inferring social network, Visualization, Visual analytics.

Gómez-Aguilar, Diego-Alonso; García-Peñalvo, Francisco-José; Therón, Roberto (2014). "Análítica visual en e-learning". *El profesional de la información*, mayo-junio, v. 23, n. 3, pp. 236-245.

<http://dx.doi.org/10.3145/epi.2014.may.03>

La analítica en la educación

La informática y la tecnología ubicuas han provocado una evolución en la educación hacia nuevos paradigmas de enseñanza, concediendo a los usuarios acceso a aulas virtuales y a bases de datos de conocimiento desde cualquier lugar y en cualquier momento. Como consecuencia, los procesos de aprendizaje están en continua evolución, apareciendo nuevos enfoques en la universidad hacia la docencia basada en medios electrónicos y sociales (Berlanga; Peñalvo; Sloep, 2010).

El análisis de datos educativos no es nuevo; el término "analítica académica" (en inglés, *academic analytics*, AA) lo acuñaron Goldstein y Katz (2005) definiéndolo como la aplicación de herramientas de inteligencia de negocios para el área de aprendizaje. La principal aplicación de la AA es la de ir más allá de un reporte simple de información y sugerir decisiones. A diferencia de la AA, donde se utilizan los datos capturados para tomar decisiones a nivel de institución, el objetivo de la "analítica del aprendizaje" (en inglés, *learning analytics*, LA), es el uso de estos datos y de cualquier otra observación adicional de la que se pueda obtener información, para tener un impacto directo sobre los estudiantes, los profesores y el proceso de aprendizaje (Long; Siemens, 2011).

Las herramientas de analítica visual hacen posible obtener un modelo mental de datos complejos y nuevo conocimiento

Siguiendo con el objetivo de mejora del aprendizaje, la minería de datos educativos (en inglés, *educational data mining*, EDM) es un campo que persigue un objetivo similar al de la LA. La EDM propone el uso de técnicas como el análisis estadístico, aprendizaje automático (del inglés, *machine learning*), minería de datos, etc., para resolver los problemas de investigación educativa y entender el entorno en el que los estudiantes aprenden (Baker; Yacef, 2009; Romero; Ventura, 2010). Entre estas técnicas se encuentran las regresiones (Agudo-Peregrina et al., 2014) como método

utilizado para este propósito. En la misma línea, la socialización y colaboración tienen un papel clave en los procesos de aprendizaje (Brown; Adler, 2008). Junto a esto, existe una fuerte evidencia de que en las actividades bien estructuradas, los procesos de construcción del conocimiento alcanzan niveles superiores de pensamiento crítico, donde los estudiantes son capaces de establecer y sostener grupos cohesivos. Esto justifica la necesidad del "análisis de redes sociales" (del inglés, *social network analysis*, SNA) y de herramientas que sean capaces de ofrecer en tiempo real análisis para los tutores y profesores (Bakharia; Dawson, 2011).

De acuerdo con Barry y Fulmer (2004), el grado en que otras personas pueden recuperar y leer mensajes de un individuo puede afectar su uso. En el "sistema de gestión de aprendizaje" (en inglés, *learning management system*, LMS), Silva y Figueira (2012) describen un sistema listo para utilizarse acoplado con un análisis de contenido para rechazar mensajes irrelevantes y recopilar métricas de redes sociales. Las métricas ayudan a obtener una mejor medición de las características de la red. Existen diversas aplicaciones que tratan el análisis de redes sociales desde diferentes técnicas visuales, y no sólo en el área educativa, (González-Teruel; Andreu-Ramos, 2013; Van-Ham; Schulz; Dimicco, 2009; Viégas; Donath, 2004; Von-Landesberger; Görner; Schreck, 2009).

Por otra parte la "analítica visual" (en inglés, *visual analytics*, VA) es un área emergente de la investigación y su práctica tiene como objetivo apoyar el razonamiento analítico a través de interfaces visuales interactivas (Thomas; Cook, 2006). En ésta, la visualización se integra como núcleo y, en conjunto con otras disciplinas científicas, mejora la división del trabajo entre el hombre y la máquina, combina el razonamiento analítico con visualización interactiva, es decir, representaciones visuales y técnicas de interacción (que explotan las capacidades perceptivas del ancho de banda del ojo humano para permitir a los usuarios ver, explorar y entender grandes cantidades de información de forma simultánea), así como técnicas de apoyo a la producción, presentación y difusión de resultados analíticos que comuniquen información en el contexto adecuado para una variedad de audiencias (Keim; Zhang, 2011).

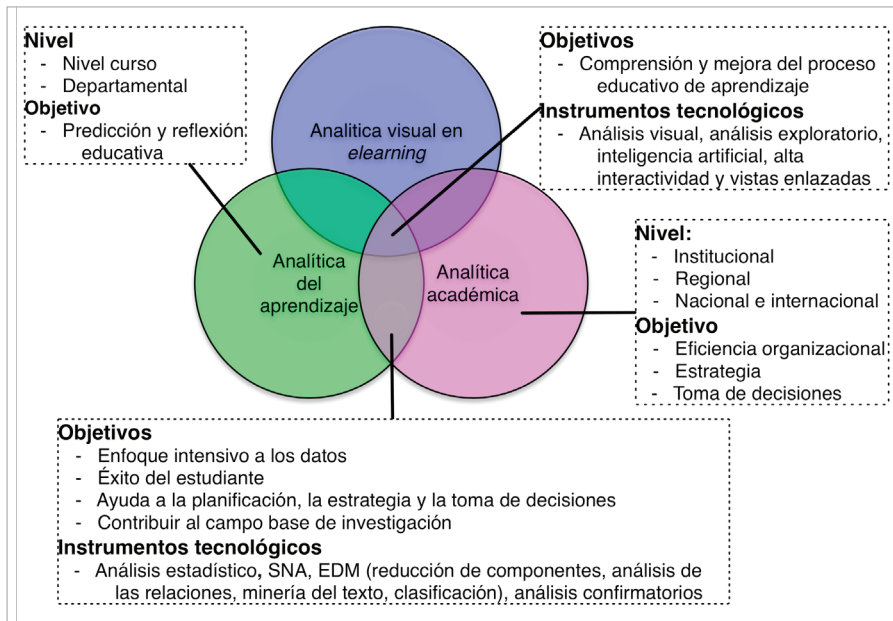


Figura 1. Modelo teórico de la visualización analítica en e-learning

Las herramientas de VA hacen posible obtener un modelo mental de los datos complejos y nuevo conocimiento (Keim et al., 2008; Thomas; Cook, 2005). El objetivo es ayudar a los usuarios a descubrir las anomalías inesperadas y sorprendentes, cambios de patrones y relaciones que luego son evaluadas para desarrollar nuevas ideas (Cook; Earnshaw; Stasko, 2007). En los últimos años, han sido aplicadas algunas de las técnicas basadas en el análisis visual: Gibbs, Olexa y Bernas (2006) presentan un software que representa el esquema temporal de las relaciones en los debates; De-Laat utiliza métodos del análisis de redes sociales para estudiar la naturaleza de los patrones de interacción dentro de una comunidad de aprendizaje en red (De-Laat, 2007; Haythornthwaite; De-Laat, 2010). Por último y más cercano al presente trabajo, Govaerts et al. (2012) presentan en paralelo un histograma y un diagrama de barras que evidencian las diferencias entre los datos.

En el presente trabajo de investigación se pretende mejorar la eficiencia del proceso de análisis de aprendizaje. El objetivo es proponer y validar un modelo que tome en cuenta técnicas de analítica visual y la información existente en un LMS, con el fin de mejorar el proceso de LA y AA, sin olvidar asegurar el éxito y desarrollo de la asignatura. Para ello, a manera de comprobación del modelo, se ha implantado un sistema y aplicado sobre un LMS para validar su expresividad.

Tabla 1. Abreviaturas utilizadas en este trabajo

AA	Analítica académica	Academic analytics
LA	Analítica del aprendizaje	Learning analytics
VA	Analítica visual	Visual analytics
EDM	Minería de datos educativos	Educational data mining
LMS	Sistema de gestión de aprendizaje	Learning management system
VeLA	Visualización analítica en e-learning	Visual e-learning analytics

1. Definición de un modelo de analítica visual en e-learning

Al igual que con la mayoría de las áreas de investigación, la terminología que identifica y diferencia EDM, AA y LA no es tan homogénea como sería deseable (Van-Barneveld; Arnold; Campbell, 2012), sin embargo, las tres áreas tienen en común, además del objetivo de mejorar y comprender el proceso de aprendizaje, la necesidad de una gran cantidad de observaciones de dicho proceso.

Por otro lado, Siemens et al. plantean que las comunidades de LA y EDM tienen un solapamiento considerable (tanto en términos de investigación como en sus investigadores), y que ambas

comunidades creen firmemente en la realización de investigaciones y aplicaciones que beneficien a los estudiantes, así como la mejora de las ciencias del aprendizaje; además plantean algunas diferencias entre estas comunidades (Siemens; Baker, 2012); Siemens et al., 2011).

Las técnicas, métodos y objetivos que diferencian e identifican la LA de la EDM se encuentran mencionados y aplicados en diversas áreas de la ciencia dentro del alcance de la VA, por tanto realizar una aplicación de VA en el área de la educación, más que ser excluyente a la AA y a LA, las complementa. La notable intersección de estas áreas y sus diferencias da lugar al presente modelo de “visualización analítica en e-learning” (en inglés, *visual e-learning analytics*, VeLA). El presente trabajo considera la EDM y SNA como parte de los métodos, técnicas e instrumentos tecnológicos que se utilizan en VeLA. En la figura 1 se muestra como las áreas de LA y AA confluyen en un conjunto de objetivos e instrumentos tecnológicos y cómo el área de VeLA complementaría y enriquecería el proceso de AA y LA (Chen et al., 2006; Keim; Mansmann; Thomas, 2010; Keim; Zhang, 2011; Von-Landesberger; Görner; Schreck, 2009), lo que se plantea como contribución del presente trabajo.

El modelo de la figura 1 (VeLA) se basa en el modelo de referencia de LA de Chatti et al. (2012), la teoría del ciclo de LA de Clow (2012) y el proceso de la exploración visual de datos de Keim (Keim et al., 2010; Keim; Zhang, 2011), y además toma en cuenta las restricciones y elementos del modelo de dimensiones críticas de la LA de Greller y Drachsler (2012). Por tanto, la aportación teórica principal de la utilización de la VA en el área de la educación es que el proceso de VeLA combina métodos de analíticas automáticas así como visuales exploratorias, que con una alta interacción disponible para el usuario adoptan la finalidad de obtener nuevo conocimiento de los datos educativos.

Ben Shneiderman (1996) propuso un paradigma de la búsqueda de la información que ha sido extendido por Daniel

Keim *et al.* (2008) para dar más capacidad de análisis en el bucle de antes y después de la generación de representaciones visuales interactivas. Con éstas, el usuario explora los datos para ayudarse a extraer modelos abstractos a partir de conjuntos de datos que son demasiado grandes o demasiado complejos para ser analizados de una manera directa, de tal forma que las preguntas del usuario se respondan y se creen durante el ciclo de exploración. Asimismo el paradigma de Keim, aplicado a la analítica educativa, puede extenderse a un paso final, la intervención, proporcionando al ciclo analítico una retroalimentación, quedando de la siguiente forma:

“Analyze first; Show the important; Zoom, filter and analyze further; Details on demand, Intervention”

Este ciclo está representado en la figura 2 en la parte central del proceso. Se muestra una visión general abstracta de las diferentes etapas (representadas a través de círculos) y sus transiciones (flechas) en el proceso de VeLA. Dentro de cada etapa se encuentran representadas las dos áreas de la analítica en la educación, la AA y LA, y su respectiva descripción en cada etapa. Como se aprecia en el diagrama, el modelo contempla distintos perfiles de usuario, la diferencia entre éstos es el objetivo y, por tanto, el tipo de información de su interés.

Dado que el tipo de dato que se maneja para el análisis tiene una temporalidad variable, una socialización y una alta cantidad de actividades sin restricción de tiempo o espacio, este trabajo, con el fin de mejorar el reconocimiento de patrones, aborda específicamente las siguientes necesidades y desafíos en el proceso de VeLA:

Temporalidad

- Analizar el contenido del curso de *e-learning* a través del tiempo y no sólo un curso, sino también un campus o toda una universidad.
- Definir una representación temporal compacta, a fin de encontrar patrones (en meses, horas o semanas), a través de interacción.
- Personalizar el análisis por agrupación de actividades, tiempo, persona específica y perfil.

Análisis del contenido semántico

- Determinar un diseño nube de etiquetas que represente su evolución en el tiempo, en múltiples niveles de detalle, equilibrando así la coherencia semántica, de contenido y la estabilidad espacial de la visualización.
- Plantear un diseño compacto para la legibilidad del *tag cloud* de forma que la importancia o la frecuencia y la evolución en el tiempo de una etiqueta se codifiquen directamente en espacio del tamaño de la palabra.

Análisis de redes sociales

- Realizar la comparación de la estructura jerárquica de la plataforma y las relaciones que se crean entre las personas (foros y contribuyentes compartidos entre foros).
- Definir una herramienta gráfica social que brinde la posibilidad de encontrar la relación directamente proporcional del desempeño de los estudiantes con la frecuencia de la lectura en los foros y/o recursos.
- Ofrecer la posibilidad de ocultar elementos de la red social a fin de ver más claramente la estructura y la relación de los elementos que interesen.

Métricas estadísticas

- Definir un sistema que permita múltiple selección de subconjuntos y/o el uso de diferentes categorías personalizadas de actividades, posibilitando diferenciarlas por su coloración con el objetivo de la identificación de patrones. Además de permitir generar un archivo con ellas posibilitando la importación y exportación.
- Soportar métodos de interacción, como el filtro de búsqueda, ocultación y reordenación de las diferentes métricas.

Con el fin de comprobar la utilidad y expresividad del modelo y su aplicabilidad se ha implementado un sistema de software de VeLA, como resultado de dos ciclos de investigación-acción, en febrero de 2013 y 2014, basados en los trabajos mencionados y en el modelo anteriormente descrito.

Estos ciclos tuvieron como realimentación el cuestionario realizado a los estudiantes del Máster Universitario en TICs en Educación de la *Universidad de Salamanca* (ver resultado de las encuestas en figura 3). Este cuestionario consta de 30 preguntas sobre usabilidad, practicidad y eficiencia del sistema, expuesto a los 35 participantes.

2. Sistema de VeLA

La propuesta está dedicada a la solución del problema de análisis de esa gran cantidad de información. El enfoque

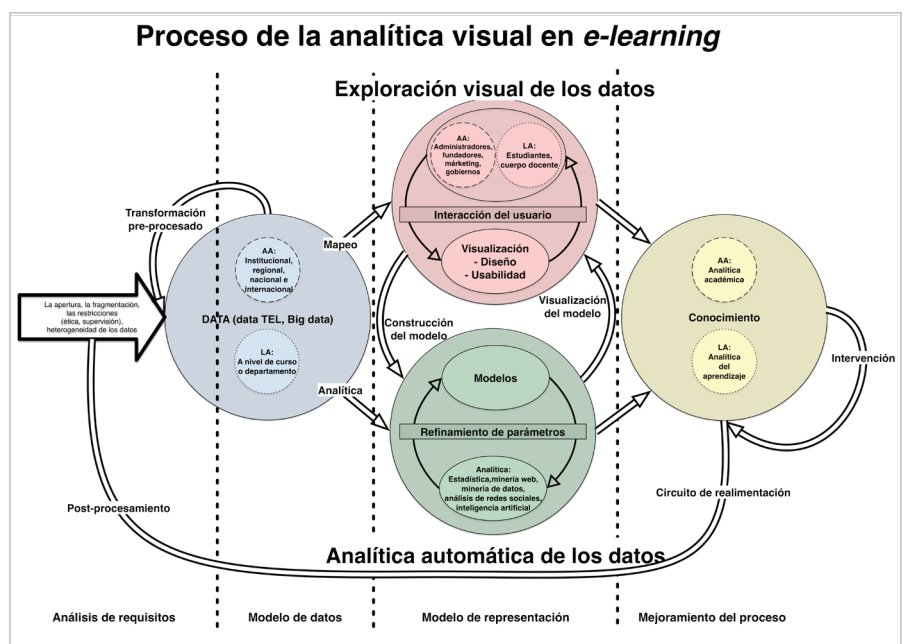


Figura 2. Proceso de analítica visual en e-learning

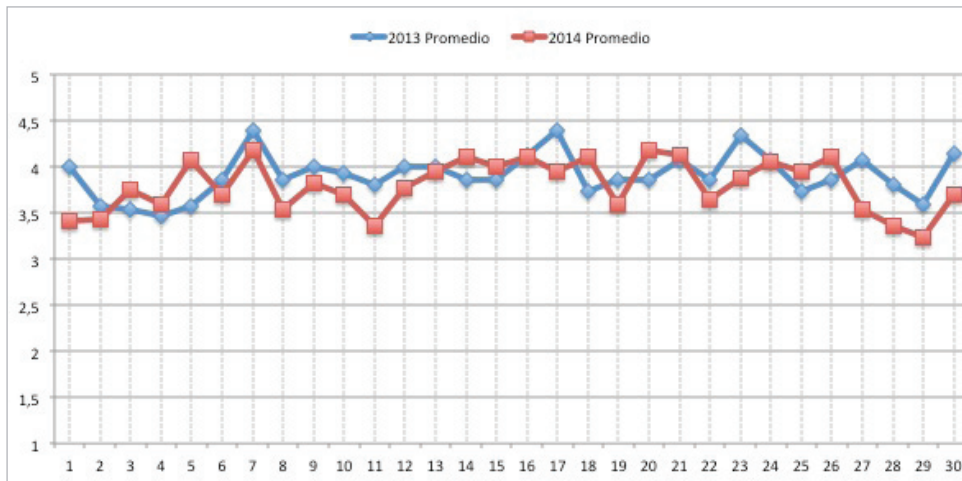


Figura 3. Promedio de las encuestas realizadas de los ciclos de investigación. Los valores van de 1 al 5, siendo 1 una respuesta “muy mala” y 5 “excelente”.

proporciona nuevos conocimientos útiles a través de una herramienta de *software* eficiente que soporta el pre-procesamiento de la información, análisis, visualización e interacción. Además, se utiliza de forma independiente de la versión del LMS, y puede ser utilizada offline, online, en web o como aplicación de escritorio. Está dirigida tanto a estudiantes, como profesores y académicos de una institución educativa. Los datos a los que el usuario puede acceder dependen de los permisos que tenga en el LMS, y éstos pueden variar desde un curso hasta un campus universitario completo. En este caso, ha sido adaptado para trabajar con Moodle, tiene capacidad de exploración y comparación usando cuatro técnicas de visualización, basadas en líneas de tiempo (Gómez-Aguilar; Therón; García-Peñalvo, 2009), nubes de etiquetas (Gómez-Aguilar et al., 2011) (Gómez-Aguilar; García-Peñalvo; Therón, 2013a), coordenadas paralelas (Gómez-Aguilar; García-Peñalvo; Therón, 2013b) y gráficos de redes sociales (Gómez-Aguilar; Therón; García-Peñalvo, 2013), y se describe a continuación:

Línea de tiempo en espiral

Es una representación visual interactiva que se utiliza para analizar el uso de un LMS a través del tiempo. Su objetivo es proporcionar una representación compacta de la actividad global del LMS y su aspecto global se puede observar en la figura 4. Este punto de vista se puede adaptar a las necesidades del usuario, por lo que se pueden explorar todos los datos temporales disponibles o pasar de la vista general al detalle (curso, persona, tiempo o actividad) de una persona o actividad en un período de tiempo determinados.

La visualización consta de tres paneles visuales que proporcionan diferentes vistas de datos. La representación principal es la línea de tiempo en espiral, en la parte

central, que en su forma más simple, no es más que una secuencia de eventos codificados por colores. Estos están ordenados siguiendo las agujas del reloj, colocando los datos más antiguos en el centro de la espiral y los eventos más recientes más alejados.

Cuenta con una técnica visual para equilibrar detalle y contexto en la visualización de datos, que se conoce como función de zoom semántico (Modjeska, 1997) o interfaces de múltiples escalas además del tradicional

zoom gráfico o físico. La distribución de interfaz gráfica, más allá de la zona central donde se encuentra la espiral, se presenta de la siguiente manera: los otros dos paneles proporcionan vistas adicionales de los datos mostrados en la espiral, en la vista superior se dibuja de forma lineal, mostrando los datos actuales seleccionados. En el lado derecho se encuentra una vista general (el contexto), que también incluye un control deslizable para seleccionar el período del enfoque.

Se pretende descubrir y analizar los tiempos en los que la participación del usuario es más representativa aplicando una línea de tiempo en espiral

Representación de nube de palabras

Las nubes de etiquetas proporcionan un medio para que los usuarios se formen una impresión general del conjunto de los contenidos y la esencia de lo que se trata. Son una lista de las etiquetas que, por lo general se muestran en orden

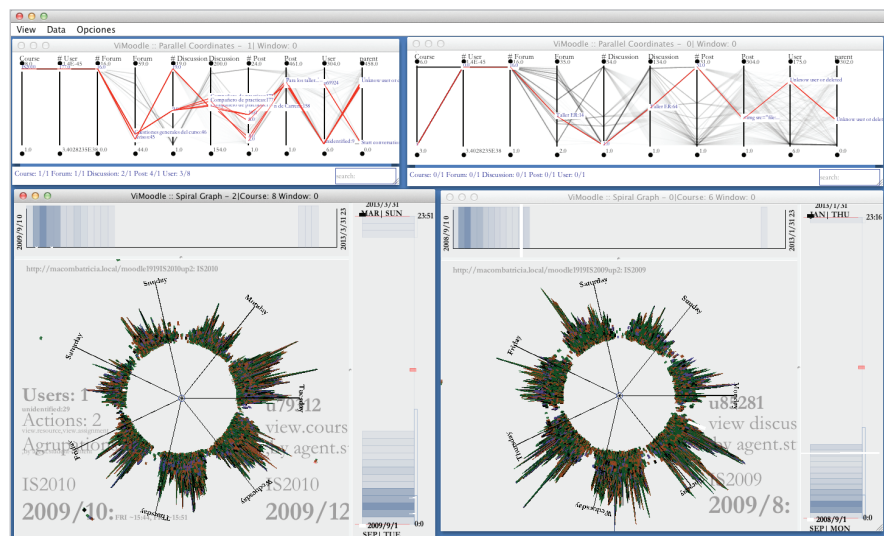


Figura 4. Representaciones de las coordenadas paralelas y la línea de tiempo en espiral

alfabético y ponderadas visualmente dependiendo de su popularidad. El tamaño de las etiquetas se corresponde con su frecuencia de uso (figura 5).

La popularidad de una etiqueta se expresa por el tamaño de la fuente (en relación con las otras etiquetas) y, por tanto, se reconoce fácilmente (Hassan-Montero; Herrero-Solana, 2006). A veces otras propiedades visuales, como color de la fuente, intensidad o peso, también se manipulan (Bateman; Gutwin; Nacenta, 2008). Las nubes de palabras pueden evolucionar a medida que los datos asociados cambian a través del tiempo. Esta necesidad de estudiar las tendencias y comprender cómo el contenido del texto o temas evolucionan en un período temporal ha sido el propósito de otras visualizaciones, por ejemplo los mini gráficos (Bongshin et al., 2010; Willett; Heer; Agrawala, 2007). Para transmitir mejor la evidencia del cambio a través de múltiples nubes de etiquetas, en esta propuesta se desarrolla un nuevo tipo de etiqueta en la nube que integra, en sí misma, un gráfico de onda y gráfico de barras (figura 5).

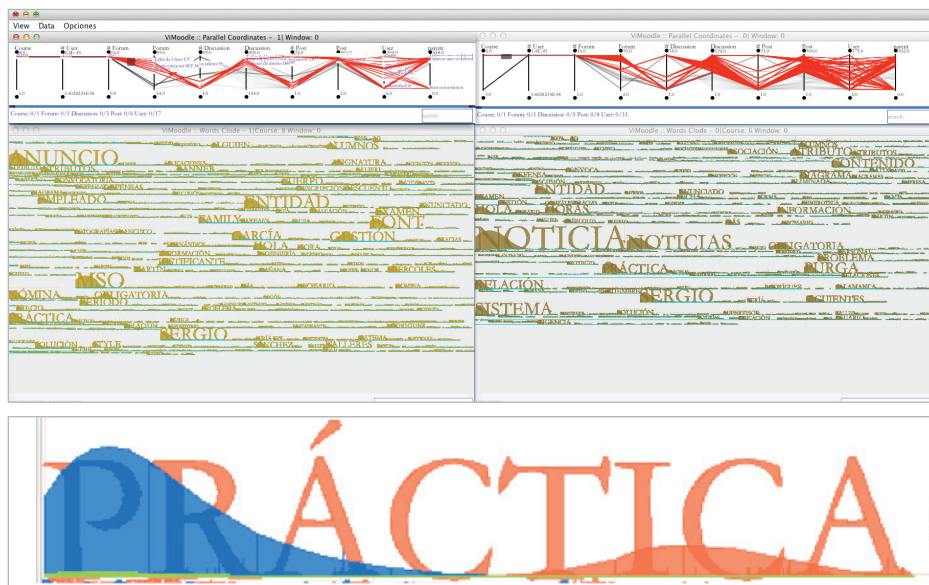


Figura 5. Representaciones de las coordenadas paralelas y la nube de palabras/etiquetas. Se observa que la etiqueta PRÁCTICA fue escrita al inicio del curso (expresado por la onda en azul sobre la palabra) y sin embargo fue leída hacia el final del curso (expresado por la onda en rojo).

El análisis de la nube de palabras de los contenidos del foro pone en evidencia cuáles son los conceptos más representativos para los estudiantes o los recursos más leídos, hilos y foros

Esta visualización se adapta a las necesidades del usuario, explorando todas las discusiones, foros, cursos y datos de los usuarios disponibles, y pasando de la vista general al detalle de una determinada persona, curso o discusión dentro de un período de tiempo.

Además habilitan al usuario tanto el zoom físico como el semántico. Cuando los usuarios utilizan el zoom semántico, dependiendo del contexto, la herramienta selecciona el foro, comentarios y contenido relacionados con la palabra seleccionada para su análisis.

Análisis de redes sociales

Aunque los usuarios de los LMS han construido estructuras masivas de conectividad social, las interfaces web típicas de estas construcciones sociales siguen siendo relativamente pobres. Esto causa problemas a sus miembros para explorar su comunidad en línea y evaluar la escala y los individuos a los que está expuesta su información personal de auto medición y auto reporte. La visualización de la red social se utiliza para representar el mapa de relaciones, con enlaces y frecuencias de actividades de los estudiantes y profesores, en función del

tamaño y el color de los iconos en la misma gráfica. En la visualización se implantaron como un nodo algunas entidades codificadas según se presenta en la figura 6.

La posición de cada elemento en el gráfico se basa en una simulación de la física de las fuerzas que interactúan entre los nodos, generando atracciones y repulsiones entre sí. Estas fuerzas dependen del peso de los elementos y, a su vez, del número de relaciones que cada uno de ellos tiene. Además el tamaño de estos íconos depende de su grado de entrada y salida y de su jerarquía de profundidad. Cabe mencionar que estos grados están directamente relacionados con la frecuencia de interacción del usuario, repercutiendo directamente en la distancia de los nodos hacia el punto central, el curso; quedando más alejados del nodo del curso los nodos menos activos.

La visualización de la red social se utiliza para representar el mapa de relaciones, con enlaces y frecuencias de actividades de los estudiantes y profesores

Por otra parte, en la red social diferentes nodos se pueden ocultar o cambiar de color, de forma individual o en grupo. En el caso del nodo de las personas, hay tres tipos como se puede ver en la figura 7: profesores (en azul), estudiantes (rojo a la izquierda y naranja en la parte derecha de dicha figura). Además, la red está dotada de función de búsqueda, un cuadro de texto en la base de la visualización.

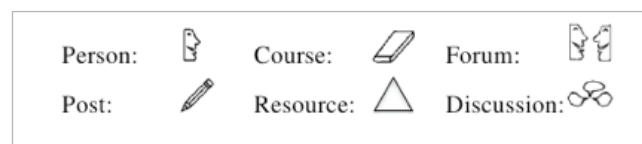


Figura 6. Elementos de la red social

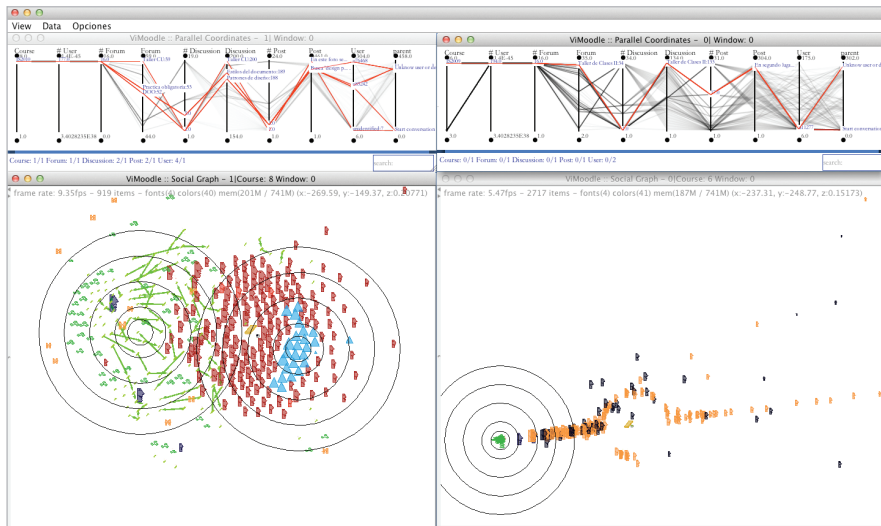


Figura 7. Representación de las coordenadas paralelas y de la red social.

Por último, dado que se ha demostrado en otros estudios la relación entre la frecuencia de la lectura y la escritura en los foros con el rendimiento de los estudiantes, y entre la frecuencia de los recursos de lectura y el rendimiento de los estudiantes (Agudo-Peregrina; Hernández-García; Iglesias-Pradas, 2012; Lipponen *et al.*, 2003), siguiendo esta idea a través del menú contextual, el usuario puede ver la distribución de los estudiantes en función de dichas relaciones (figura 7 a la derecha).

Representación de las coordenadas paralelas

Son una forma común de visualizar los datos de alta dimensión en espacio limitado y permitir la exploración de las tendencias (Inselberg; Dimsdale, 1990). En Govaerts *et al.* (2012), así como en el presente prototipo, los ejes verticales representan diferentes métricas, siendo cada estudiante una línea horizontal polígona; de igual forma para el caso de los cursos, las métricas serían el promedio de uso de los estudiantes, el promedio de notas de éstos, el número de foros, discusiones y posts, etc. (figura 8).

Los cuatro puntos de vista (nubes de palabras, red social, línea de tiempo y coordenadas paralelas) están interrelacionados. Esto significa que, dado que todos los puntos de vista son diferentes maneras de transmitir información, cuando el usuario interactúa con uno de ellos y cambia la representación, los otros puntos de vista también cambian dependiendo de la acción realizada originalmente.

3. Conclusiones

Se han aplicado cuatro representaciones para la información recuperada de los LMS en el sistema de VeLA. En concreto,

las herramientas aplicadas están orientadas a analizar y descubrir las diferentes dimensiones de la información: los tiempos en los que la participación del usuario es más representativa aplicando una línea de tiempo en espiral. Esto permite definir los momentos más importantes durante el curso académico con el fin de introducir el nuevo personal o herramientas, y proporciona información sobre otros momentos con mayor y menor participación.

Además, el análisis de la nube de palabras de los contenidos del foro pone en evidencia cuáles son los conceptos más representativos para los estudiantes o los recursos más leídos, hilos y foros. Esta información hace posible tomar decisiones sobre la inclusión de nuevos temas, herramientas, actividades, y cuando estos elementos ayudan a los estudiantes a comprender conceptos difíciles.

La aplicación de técnicas de VA facilita la toma de decisiones sobre cómo y dónde desplegar los recursos, permitiendo la optimización de los procesos de aprendizaje

Por otra parte, en muchas actividades de aprendizaje la participación se considera en la evaluación del estudiante

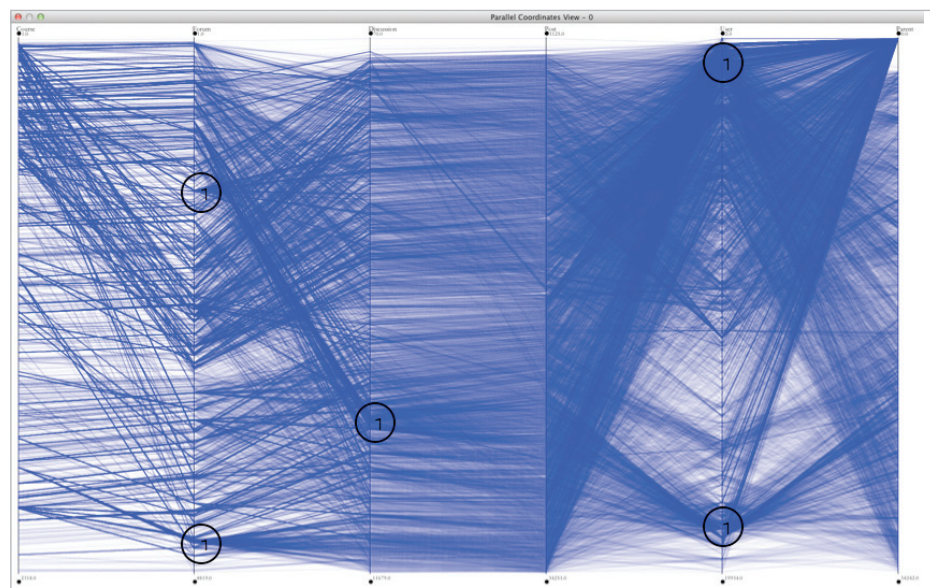


Figura 8. Representación de las coordenadas paralelas. Se representa una vista global de un campus completo de una universidad. Nótese a simple vista que con la ayuda de la transparencia en las líneas y las tonalidades, se perciben las zonas donde se acumula mayor frecuencia (indicadas con círculos negros sobre la imagen), ya sea de foros de un curso (segunda columna) o de posts de un usuario específico (quinta columna) o de discusiones de un foro (tercera columna) a simple vista y sin haber realizado ninguna interacción.

(por lo general con puntos adicionales por su intervención). Sin embargo, es difícil medir de manera eficaz esta interacción, las visualizaciones de la red social son muy útiles en este sentido, proporcionando información sobre cuáles son los usuarios más activos, las discusiones más importantes, los foros más relevantes y el nivel de participación en cada uno de ellos. En la visualización propuesta de la red social se representa la distribución de los estudiantes (figura 7 a la derecha) en función de la relación entre la frecuencia de lectura y escritura en foros y recursos, proporcionando una predicción de su rendimiento y la posible nota del curso. Obviamente cuanto mayor sea la actividad global que se realice más precisa será la predicción, posibilitando definir estrategias para mejorar la participación de los estudiantes teniendo en cuenta las experiencias anteriores y, por tanto, su rendimiento.

Gracias a estos conocimientos, la aplicación de técnicas de VA, que combina la representación visual con una interacción sobre la visualización, en el área de LA (como se describe en el modelo) ayuda sin duda a mejorar los cursos, proporciona información que de otro modo no sería conocida y facilita la toma de decisiones sobre cómo y dónde desplegar los recursos, permitiendo la optimización de los procesos de aprendizaje en la materia.

4. Agradecimientos

Los autores agradecen el apoyo del *Ministerio de Ciencia e Innovación* (proyectos FFI2010-16234 y TIN2010-21695-C02-01) y la *Consejería de Educación* de la *Junta de Castilla y León* (proyecto SA294A12-2).

5. Bibliografía

Agudo-Peregrina, Ángel F.; Hernández-García, Ángel; Iglesias-Pradas, Santiago, (2012). "Predicting academic performance with learning analytics in virtual learning environments: a comparative study of three interaction classifications". En: *International Symposium on Computers in Education (SIIE)*, 29-31 Oct., pp. 1-6.

Agudo-Peregrina, Ángel F.; Iglesias-Pradas, Santiago; Conde-González, Miguel Ángel; Hernández-García, Ángel, (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*, v. 31, pp. 542-550. <http://dx.doi.org/10.1016/j.chb.2013.05.031>

Baker, Ryan S.J.D.; Yacef, Kalina, (2009). "The state of educational data mining in 2009: a review and future visions". *Journal of educational data mining*, v. 1, n. 1. <http://educationaldatamining.org/JEDM/index.php/JEDM/article/viewFile/8/2>

Bakharia, Aneesa; Dawson, Shane, (2011). "SNAPP: a bird's-eye view of temporal participant interaction". En: *Proceedings of the 1st International Conference on Learning Analytics and Knowledge* (Alberta, Canada), pp. 168-173. <http://dx.doi.org/10.1145/2090116.2090144>

Barry, Bruce; Fulmer, Ingrid-Smithey (2004). "The medium and the message: the adaptive use of communication media in dyadic influence". *The academy of management review*, v.

29, n. 2, pp. 272-292.

<http://dx.doi.org/10.2307/20159033>

Bateman, Scott; Gutwin, Carl; Nacenta, Miguel, (2008). "Seeing things in the clouds: the effect of visual features on tag cloud selections". En: *Proceedings of the nineteenth ACM conference on Hypertext and hypermedia* (Pittsburgh, USA), pp. 193-202.

<http://hci.usask.ca/publications/2008/jp039-bateman.pdf>

<http://dx.doi.org/10.1145/1379092.1379130>

Berlanga, Adriana J.; Peñalvo, Francisco G.; Sloep, Peter B., (2010). "Towards e-learning 2.0 university". *Interactive learning environments*, v. 18, n. 3, pp. 199-201.

<http://dx.doi.org/10.1080/10494820.2010.500498>

Bongshin, Lee; Riche, Nathalie-Henry; Karlson, Amy K.; Carpendale, Sheelagh (2010). "SparkClouds: visualizing trends in tag clouds". En: *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, v. 16, n. 6, pp. 1182-1189.

<http://research.microsoft.com/EN-US/UM/REDMOND/GROUPS/cue/publications/TVCG2010-SparkClouds.pdf>

<http://dx.doi.org/10.1109/TVCG.2010.194>

Brown, John-Seely; Adler, Richard P. (2008). "Minds on fire: open education, the long tail, and learning 2.0". *Educause quarterly*, v. 42, n. 6, pp. 16-32.

<http://www.educause.edu/ero/article/minds-fire-open-education-long-tail-and-learning-20>

Chatti, Mohamed-Amine; Dyckhoff, Anna-Lea; Schroeder, Ulrik; Thüs, Hendrik (2012). "A reference model for learning analytics". *International journal of technology enhanced learning*, v. 4, n. 5/6, pp. 318-331.

http://learntech.rwth-aachen.de/dl1139%7CCDST12_IJTEL.pdf

<http://dx.doi.org/10.1504/ijtel.2012.051815>

Chen, Chaomei; Ibekwe-SanJuan, Fidelia; SanJuan, Eric; Weaver, Chris (2006). "Visual analysis of conflicting opinions". En: *IEEE Symposium on Visual Analytics Science And Technology*, pp. 59-66.

<http://fidelia1.free.fr/chen.pdf>

<http://dx.doi.org/10.1109/VAST.2006.261431>

Clow, Doug, (2012). "The learning analytics cycle: closing the loop effectively". En: *Proceedings of the 2nd International Conference on Learning Analytics and Knowledge* (Vancouver, Canada), pp. 134-138.

<http://oro.open.ac.uk/34330>

<http://dx.doi.org/10.1145/2330601.2330636>

Cook, Kris; Earnshaw, Rae; Stasko, John (2007). "Guest editors' introduction: discovering the unexpected". *Computer graphics and applications*, Sep-Oct, v. 27, n. 5, pp. 15-19.

<http://dx.doi.org/10.1109/MCG.2007.126>

De-Laat, Maarten; Lally, Vic; Lipponen, Lasse; Simons, Robert-Jan (2007). "Investigating patterns of interaction in networked learning and computer-supported collaborative learning: a role for social network analysis". *International journal of computer-supported collaborative learning*, v. 2, n. 1, pp. 87-103.

<http://dx.doi.org/10.1007/s11412-007-9006-4>

Gibbs, William J.; Olexa, Vladimir; Bernas, Ronan S. (2006). "A visualization tool for managing and studying online com-

munications". *Journal of educational technology & society*, v. 9, n. 3, pp. 232-243.

http://www.ifets.info/journals/9_3/20.pdf

Goldstein, Philip J.; Katz, Richard N. (2005). *Academic analytics: the uses of management information and technology in higher education*. Educause Center for Applied Research, v. 8.

<https://net.educause.edu/ir/library/pdf/ers0508/rs/ers0508w.pdf>

Gómez-Aguilar, Diego-Alonso; Conde-Gonzalez, Miguel-Ángel; Therón, Roberto; García-Peñalvo, Francisco-José (2011). "Revealing the evolution of semantic content through visual analysis". En: *11th IEEE International Conference on Advanced Learning Technologies (ICALT)* (6-8 July 2011), pp. 450-454.

<http://dx.doi.org/10.1109/ICALT.2011.141>

Gómez-Aguilar, Diego-Alonso; García-Peñalvo, Francisco-José; Therón, Roberto, (2013a). "Evaluación visual de las relaciones entre participación de los estudiantes y sus resultados en entornos de e-learning". En: *XV Simposio Internacional de Tecnologías de la Información y las Comunicaciones en la Educación Conjuntamente con el Congreso Español de Informática (CEDI 2013)*. ISBN: 978 84 695 8362 3

<http://grialdspace.usal.es:443/handle/grial/270>

Gómez-Aguilar, Diego-Alonso; García-Peñalvo, Francisco-José; Therón, Roberto (2013b). "Tap into visual analysis of the customization of grouping of activities in e-learning". En: *Proceedings of the First International Conference on Technological Ecosystem for Enhancing Multiculturalism* (Salamanca, Spain), pp. 253-259.

<http://dx.doi.org/10.1145/2536536.2536575>

Gómez-Aguilar, Diego-Alonso; Therón, Roberto; García-Peñalvo, Francisco-José (2009). "Semantic spiral timelines used as support for e-learning". *Journal of universal computer science (j-uics)*, April, v. 15, n. 7, pp. 1526-1545.

<http://dx.doi.org/10.3217/jucs-015-07-1526>

Gómez-Aguilar, Diego-Alonso; Therón, Roberto; García-Peñalvo, Francisco-José (2013). "Reveal the relationships among students participation and their outcomes on e-learning environments: case study". En: *IEEE 13th International Conference on Advanced Learning Technologies (ICALT)* (15-18 July 2013), pp. 443-447.

<http://dx.doi.org/10.1109/ICALT.2013.136>

González-Teruel, Aurora; Andreu-Ramos, Carolina (2013). "Investigación del comportamiento informacional a través del análisis de redes sociales". *El Profesional de la Información*, v. 22, n. 6, pp. 522 - 528.

http://eprints.rclis.org/20686/1/Gonza%CC%81lez-Teruel_Andreu-Ramos_2013.pdf

<http://dx.doi.org/10.3145/epi.2013.nov.04>

Govaerts, Sten; Verbert, Katrien; Duval, Erik; Pardo, Abelardo (2012). "The student activity meter for awareness and self-reflection". En: *CHI'12 Extended Abstracts on Human Factors in Computing Systems* (Austin, Texas, USA), pp. 869-884.

<https://lirias.kuleuven.be/bitstream/123456789/343059/1/sigchi2012-casestudy.pdf>

<http://dx.doi.org/10.1145/2212776.2212860>

Greller, Wolfgang; Drachsler, Hendrik (2012). "Translating learning into numbers: a generic framework for learning analytics". *Journal of educational technology & society*, v. 15, n. 3, pp. 42-57.

http://www.ifets.info/journals/15_3/4.pdf

Hassan-Montero, Yusef; Herrero-Solana, Victor (2006). "Improving tag-clouds as visual information retrieval interfaces". En: *1 International Conference on Multidisciplinary Information Sciences and Technologies* (Mérida, Spain), pp. 25-28.

http://www.yusef.es/improving_tagclouds.pdf

Haythornthwaite, Caroline; De-Laat, Maarten (2010). "Social networks and learning networks: using social network perspectives to understand social learning". En: *Proceedings of the 7th International Conference on Networked Learning 2010* (2010).

<http://www.lancaster.ac.uk/fss/organisations/netlc/past/nlc2010/abstracts/PDFs/Haythornwaite.pdf>

Inselberg, Alfred; Dimsdale, Bernard, (1990). "Parallel coordinates: a tool for visualizing multi-dimensional geometry". En: *Proceedings of the First IEEE Conference on Visualization*, (23-26 Oct. 1990), pp. 361-378.

http://www.ifs.tuwien.ac.at/~mlanzenberger/teaching/ps/ws04/stuff/auth/00146402.pdf?origin=publication_detail
<http://dx.doi.org/10.1109/VISUAL.1990.146402>

Keim, Daniel; Andrienko, Gennady; Fekete, Jean-Daniel; Görg, Carsten; Kohlhammer, Jörn; Melançon, Guy (2008). "Visual analytics: definition, process, and challenges". En: Kerren, Andreas; Stasko, John; Fekete, Jean-Daniel; North, Chris (eds.) *Information visualization*, Springer Berlin Heidelberg, pp. 154-175. ISBN: 978 3 540 70955 8

http://hal-lirmm.ccsd.cnrs.fr/docs/00/27/27/79/PDF/VChapter_final.pdf
http://dx.doi.org/10.1007/978-3-540-70956-5_7

Keim, Daniel A.; Kohlhammer, Jörn; Ellis, Geoffrey; Mansmann, Florian (2010). "Mastering the Information age-solving problems with visual analytics". Florian Mansmann. <http://www.vismaster.eu/wp-content/uploads/2010/11/VisMaster-book-lowres.pdf>

Keim, Daniel A.; Mansmann, Florian; Thomas, Jim (2010). "Visual analytics: how much visualization and how much analytics?". *SIGKDD Explorations newsletter*, v. 11, n. 2, pp. 5-8.
<http://dx.doi.org/10.1145/1809400.1809403>

Keim, Daniel; Zhang, Leishi (2011). "Solving problems with visual analytics: challenges and applications". En: *Proceedings of the 11th International Conference on Knowledge Management and Knowledge Technologies* (Graz, Austria), pp. 1-4.

<http://bib.dbvis.de/uploadedFiles/343.pdf>
<http://dx.doi.org/10.1145/2024288.2024290>

Lipponen, Lasse; Rahikainen, Marjaana; Lallimo, Jiri; Hakkarainen, Kai (2003). "Patterns of participation and discourse in elementary students' computer-supported collaborative learning". *Learning and instruction*, v. 13, n. 5, pp. 487-509.
[http://dx.doi.org/10.1016/S0959-4752\(02\)00042-7](http://dx.doi.org/10.1016/S0959-4752(02)00042-7)

Long, Phil; Siemens, George (2011). "Penetrating the fog: analytics in learning and education". *Educause review*, v. 46, n. 5, pp. 30-32.
<https://net.educause.edu/ir/library/pdf/ERM1151.pdf>

Modjeska, David (1997). *Navigation in electronic worlds: research review for depth oral Exam*. University of Toronto. Department of Computer Science.

Romero, Cristóbal; Ventura, Sebastián (2010). "Educational data mining: a review of the state of the art". *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics. Part C: applications and reviews*, v. 40, n. 6, pp. 601-618.
<http://dx.doi.org/10.1109/TSMCC.2010.2053532>

Shneiderman, Ben (1996). "The eyes have it: a task by data type taxonomy for information visualizations". En: *Proceedings IEEE Symposium on Visual Languages*, pp. 336-343.
<http://dx.doi.org/10.1109/VL.1996.545307>

Siemens, George; Baker, Ryan S.J.d. (2012). "Learning analytics and educational data mining: towards communication and collaboration". En: *Proceedings of the 2nd International Conference on Learning Analytics and Knowledge* (Vancouver, Canada), pp. 252-254.
<http://users.wpi.edu/~rsbaker/LAKs%20reformatting%20v2.pdf>
<http://dx.doi.org/10.1145/2330601.2330661>

Siemens, George; Gasevic, Dragan; Haythornthwaite, Caroline; Dawson, Shane; Buckingham Shum, Simon; Ferguson, Rebecca; Duval, Erik; Verbert, Katrien; Baker, Ryan S.J.d. (2011). *Open learning analytics: an integrated & modularized platform. Proposal to design, implement and evaluate an open platform to integrate heterogeneous learning analytics techniques*.
<http://solaresearch.org/OpenLearningAnalytics.pdf>

Silva, André; Figueira, Álvaro (2012). "Visual analysis of online interactions through social network patterns". En: *IEEE 12th International Conference on Advanced Learning Technologies (ICALT)* (4-6 July), pp. 639-641.
<http://dx.doi.org/10.1109/ICALT.2012.57>

Thomas, James J.; Cook, Kristin A. (2005). *Illuminating the path: the research and development agenda for visual*

analytics. National Visualization and Analytics Center.
http://vis.pnnl.gov/pdf/RD_Agenda_VisualAnalytics.pdf

Thomas, James J.; Cook, Kristin A. (2006). "A visual analytics agenda". *Computer graphics and applications*, v. 26, n. 1, pp. 10-13.
<http://dx.doi.org/10.1109/MCG.2006.5>

Van-Barneveld, Angela; Arnold, Kimberly, E.; Campbell, John, P. (2012). *Analytics in higher education: establishing a common language*.
<http://qa.itap.purdue.edu/learning/docs/research/ELI3026.pdf>

Van-Ham, Frank; Schulz, Hans-Jörg; Dimicco, Joan M. (2009). "Honeycomb: visual analysis of large scale social networks". En: *Proceedings of the 12th IFIP TC 13 International Conference on Human-Computer Interaction: Part II* (Uppsala, Sweden), pp. 429-442.
<http://www.informatik.uni-rostock.de/~hs162/pdf/interactpaper.pdf>
http://dx.doi.org/10.1007/978-3-642-03658-3_47

Viégas, Fernanda B.; Donath, Judith (2004). "Social network visualization: can we go beyond the graph". En: *Workshop on Social Networks for Design and Analysis: Using Network Information in CSCW' 04* (Chicago, USA), pp. 6-10.
<http://wiki.commres.org/pds/CommunicationTheory/SocialNetworkVisualization.pdf>

Von-Landesberger, Tatiana; Görner, Melanie; Schreck, Tobias (2009). "Visual analysis of graphs with multiple connected components". En: *IEEE Symposium on Visual Analytics Science and Technology. VAST 2009* (12-13 Oct.), pp. 155-162.
<http://dx.doi.org/10.1109/VAST.2009.5333893>

Willett, Wesley; Heer, Jeffrey; Agrawala, Maneesh (2007). "Scented widgets: Improving navigation cues with embedded visualizations". En: *IEEE Transactions on Visualization and computer graphics*, v. 13, n. 6, pp. 1129-1136.
http://vis.berkeley.edu/papers/scented_widgets

Da visibilidad a tu trabajo depositándolo en e-LIS, el mayor repositorio internacional sobre biblioteconomía, documentación y comunicación

<http://eprints.rclis.org>