

Use of Social Metrics to Discover Interaction Patterns that Impact Learning

Ofelia Cervantes¹, Regina Motz², Esteban Castillo¹, José-Luis Velázquez^{1,3}

¹ Universidad de las Américas Puebla, México

² Universidad de la República, Uruguay

³ Instituto Tecnológico Superior de San Martín Texmelucan, México

{ofelia.cervantes, esteban.castillojz}@udlap.mx, joseluisvzg@gmail.com,
rmoz@fing.edu.uy

Abstract. Social learning analytics is an emerging discipline that provides new methods to explore data from social educational environments and a better understanding of the student behaviour. In this work we propose the discovery of interaction patterns that impact learning, as a result of the interpretation of social metrics calculated on the graph that models the interactions between students, between students and teachers, as well as between students and educational resources that support their learning. The general architecture of DIIA is presented, an environment oriented to support teachers who use formal and informal social networks in their teaching activities. The environment has an interface that allows the visualization and simple interpretation of the patterns detected. In particular, social metrics implemented and their suggested interpretation applied to discover patterns that impact learning in either a favourably or unfavourably way are presented.

Keywords: Social metrics, graph analysis, centrality measures, social learning analytics, impact on learning.

1 Introducción

El aprendizaje a través de la participación y la construcción social del conocimiento y su significado, junto con el conocimiento de cómo ser miembro de una comunidad, son aspectos esenciales de lo que se ha denominado *aprendizaje en red*. El *aprendizaje en red* es aquel que se produce en el marco de un entramado de vínculos sociales tecnológicamente mediados. Según [1] cuando dicho entramado se encuentra orientado a la construcción colaborativa de conocimiento, se denomina "*red de aprendizaje*". Las redes de aprendizaje (Learning Networks) son redes sociales en línea mediante las cuales los participantes comparten información y colaboran para crear conocimiento. Según [2] quien acuñó el término *conectivismo*, el aprendizaje en la era digital ya no es una actividad individualista. El conocimiento se distribuye a través de las redes. En nuestra sociedad digital, las conexiones y las conectividades dentro de las redes conducen al aprendizaje. [3] enfatiza la naturaleza interconectada del aprendizaje. Sin entrar

en la discusión si estas son nuevas teorías del aprendizaje, se observa que las redes de aprendizaje, se construyen a través del flujo de las interacciones grupales. Como señala [4] estas interacciones, a diferencia de otras variantes de interacción grupal, por su naturaleza digital se vuelven visibles a través de los rastros que las interacciones dejan a lo largo del proceso. Es entonces que apoyándonos en este rastro podemos realizar análisis para detectar cuáles son las interacciones que impactan en el aprendizaje con el objetivo de brindar al profesor alertas sobre el proceso de sus estudiantes.

Trabajos del análisis de redes sociales proporcionan los medios para abordar el análisis de la estructura de la red social, mientras que el análisis de contenido nos permite centrarnos en la naturaleza del vínculo [5]. Una metodología de investigación facetada como la realizada por [6] permite explorar cómo estas dos líneas de investigación se cruzan y se complementan. Si bien [6] miran a través de estas facetas (que representan diferentes tipos de interacciones como publicaciones abiertas, mensajes individuales, etc.), el uso de los medios sociales en relación con las pedagogías empleadas y las prácticas docentes, con el fin de evaluar e informar el diseño del aprendizaje a nivel macro (es decir del grupo de estudiantes), nuestro enfoque en este trabajo es cómo estas mismas facetas pueden ser útiles a nivel micro (es decir a nivel de cada estudiante). Centrados en las necesidades del docente de conocer oportunamente las situaciones de riesgo de sus estudiantes, es nuestro objetivo diseñar una herramienta que le ofrezca oportunidades de fortalecimiento de su estrategia pedagógica basado en las interacciones en las redes sociales de sus estudiantes. Para lograr este objetivo, en el **proyecto DIIA** [7] (Descubrimiento de Interacciones que impactan en el Aprendizaje) estamos realizando trabajo interdisciplinario con docentes, psicólogos e informáticos.

El proyecto DIIA del cual se describen los elementos esenciales en este trabajo, se orienta al desarrollo de una plataforma de software que permita a los profesores visualizar patrones de interacción y relacionarlos con los niveles de aprendizaje de forma centrada en el alumno independientemente de los espacios (Facebook, CREA, PAM) donde se generan los datos. Los patrones de estas interacciones son información crítica que ayuda a los docentes a tomar decisiones estratégicas para mejorar el rendimiento académico de los estudiantes. Estos patrones son descubiertos al aplicar métricas sociales sobre el grafo que modela las interacciones existentes entre estudiantes, entre los estudiantes y los docentes, así como entre los estudiantes y los recursos educacionales que apoyan su aprendizaje.

En la sección 2 se describe la arquitectura general de DIIA, resaltando los componentes que la integran. En particular, el modelado del grafo social, el cálculo de las métricas sociales y el análisis de sentimientos, así como la interpretación de su impacto en el aprendizaje son presentados en la sección 3. El componente de visualización es presentado con detalle en [8] en el que se describe la manera en que se proporciona al docente el acceso oportuno a la información relevante y se le apoya en el proceso de aprendizaje de sus alumnos para ayudarlos a diseñar estrategias de educación inclusiva. Finalmente, el estado actual y perspectivas del crecimiento de la plataforma se presentan en la sección 4.

2 Arquitectura de la plataforma de DIIA

La plataforma DIIA, está orientada a apoyar al docente aportándole conocimiento (información estratégica) sobre el desempeño de sus estudiantes y el impacto de sus interacciones en las redes sociales formales e informales. De esta manera puede tomar decisiones oportunas que favorezcan su aprendizaje. La Fig. 1 muestra la arquitectura general de la plataforma desarrollada, diseñada de tipo MVC (*Model-View-Controller*) para mantener la claridad de las funciones de cada componente y así fomentar la facilidad para mantener y escalar el sistema.

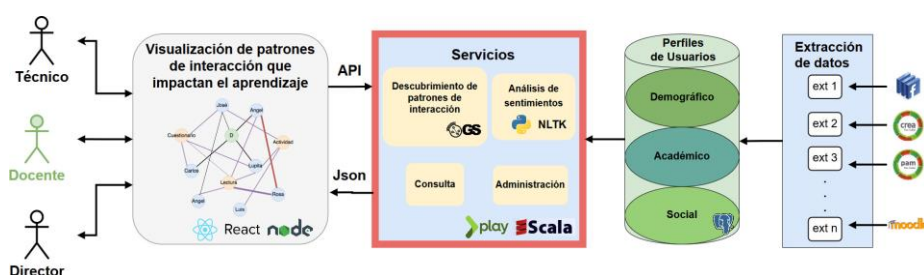


Fig. 1. Arquitectura general de la plataforma DIIA.

La plataforma DIIA puede alimentarse de los datos extraídos de diferentes plataformas educativas formales (como CREA2, PAM y Moodle) y de redes sociales (como Facebook), a partir de las cuales se construye el perfil del estudiante. Las plataformas formales aportan información demográfica y académica, así como cierto tipo de interacción social. Las redes sociales son el recurso adicional que los docentes pueden usar para fomentar la interacción informal y espontánea con sus estudiantes. El componente de extracción de datos incluye módulos especializados para cada tipo de fuente de datos y se ocupa de la extracción, limpieza y carga de los datos en la base de datos de DIIA. Esta base de datos es de gran volumen pues incluye la interacción social entre estudiantes, entre los estudiantes y los docentes, así como entre los estudiantes y los recursos educativos que los docentes colocan para fomentar el interés de los estudiantes, con materiales innovadores que enriquecen su experiencia de aprendizaje. Todos los datos son acumulados en la misma base de datos, para un mismo ciclo escolar, lo cual permite contar con un histórico sobre el cual se aplican las técnicas inteligentes de descubrimiento de patrones que permiten detectar situaciones de riesgo académico y/o oportunidades para estimular el interés de los estudiantes o bien influenciar positivamente su aprendizaje. En la primera etapa del proyecto, los datos son administrados en PostgreSQL, usando un conjunto de clases que definen el modelo de datos para la persistencia. Para acelerar el desarrollo se empleó ORM EBean, que realiza un mapeo objeto-relacional y administra las conexiones.

En el centro de la arquitectura se ubica el componente que implementa la lógica de la aplicación, brindando los servicios que son usados por el componente de visualización de la interfaz con el docente. Se trata de servicios REST que pueden ser fácilmente

invocados por cualquier ambiente de desarrollo de interfaces de aplicaciones web y que serializa los datos usando el formato JSON como respuesta, logrando la compactación de datos y facilitando la integración con el front-end. Los servicios de la plataforma DIIA incluyen: descubrimiento de patrones de interacción usando métricas sociales, análisis de sentimientos, consulta de datos y administración (altas, bajas, cambios de las principales entidades del ambiente). En particular, el cálculo de las métricas sociales se realiza invocando librerías especializadas de GraphStream. En la siguiente sección se describen con mayor detalle los mecanismos usados para representar las interacciones en un grafo, calcular las métricas sociales e interpretarlas para descubrir los patrones que pueden impactar el aprendizaje de los estudiantes.

Finalmente, el componente de visualización pone a disposición del docente y del director de la escuela un conjunto de funcionalidades diseñadas para permitir detectar de manera innovadora, rápida y sencilla, los casos que requieren de atención especial como aislamiento (posible depresión), dificultad de aprendizaje, intimidación (bullying), agentes de comunicación estratégica (influencia positiva y/o negativa en la opinión), etc., detectados a partir del análisis de la interacción de los estudiantes en medios sociales. Los servicios de consulta y actualización están también disponibles a través de la interfaz tanto para el usuario de tipo director y/o técnico administrativo.

3 Patrones que impactan el aprendizaje

En esta sección se presenta una descripción del grafo construido a partir de las interacciones producidas en las redes formales e informales, así como las métricas aplicadas para la búsqueda de patrones de interacción entre distintos actores y materiales educativos en el proceso de enseñanza. En específico, se muestra cómo se modelaron los vértices y aristas del grafo de interacciones y se describen las técnicas propuestas para minar dicho grafo tomando en cuenta su topología, el tipo de información almacenada y una interpretación semántica.

3.1 Representación basada en grafos propuesta

La extracción de información valiosa o relevante a partir de las distintas interacciones asociadas con un curso o de cualquier proceso de interacción social [9] son una tarea difícil de abordar, debido a los distintos tipos de comunicaciones existentes entre los participantes en un curso, así como a la cantidad de información generada. Para poder detectar patrones a partir de las interacciones generadas en las redes sociales, se propone el uso de una representación basada en grafos [10, 11] para crear un multígrafo dirigido donde se modelen los distintos tipos de interacciones posibles entre los actores de un curso. Formalmente el multígrafo propuesto es representado por $G = (V, E, \alpha)$ donde:

- $V = \{v_i | i = 1, \dots, n\}$ es el conjunto finito de vértices de un grafo que consiste de los siguientes tipos de entidades en un curso: *estudiante*, *docente*, *recurso educativo*.

- $E \subseteq V \times V$ es el conjunto finito de aristas que representan una de las siguientes interacciones: *mensaje*, *publicación*, *reacción*, *comentario*, *visualización* y *mención*.
- $\alpha: E \rightarrow L$ es una función que asigna una etiqueta L a un par de vértices asociados por medio de una arista.

Como ejemplo del grafo anteriormente descrito, en la Fig. 2 puede observarse un ejemplo del modelado de un curso, tomando en cuenta los distintos tipos de vértices y aristas propuestos. Considerando las propiedades del grafo propuesto, se pueden apreciar las siguientes características distintivas:

- Existen distintos tipos de vértices que representan a las instancias más comunes en un curso. Dependiendo del valor de un vértice con respecto a una medida de centralidad (sección de métricas de centralidad), el tamaño de éste cambiará (entre mayor la centralidad, más grande el vértice).
- Las aristas presentes en el grafo pueden identificar las distintas interacciones, como un mensaje entre estudiantes o una reacción de un estudiante a un recurso educativo (lectura, video, ejercicio, etc.) propuesto para el curso. El grosor de estas aristas estará determinado por el número de interacciones del mismo tipo, existentes entre los nodos.
- La dirección de las aristas en el grafo representa el orden de la relación entre las entidades, por ejemplo, la arista: estudiante \rightarrow material representa el acceso de un estudiante a un contenido del curso.
- La etiqueta asociada a cada arista describe el tipo de dicha interacción entre dos entidades en el grafo.

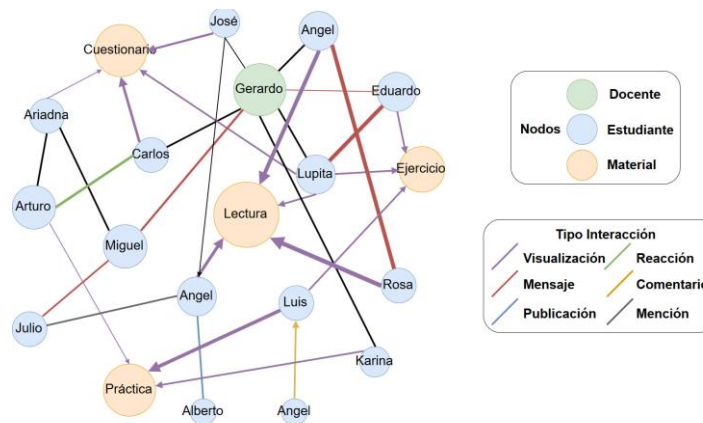


Fig. 2. Ejemplo del modelado de las interacciones usando un multigrafo.

3.2 Métricas de centralidad

Las métricas de centralidad de grafos [12, 13] se refieren a una **familia de medidas estructurales calculadas para encontrar la posición o importancia de un nodo o**

vértice dentro de un grafo dado. Estas métricas han sido usadas de manera exitosa para descubrir la relevancia de vértices en distintos tópicos como el Análisis de Redes Sociales [14], los Sistemas de Recuperación de Información [15] o las herramientas de Procesamiento del Lenguaje Natural [16] entre otros. En la plataforma de DIIA se decidió utilizarlas para descubrir patrones de interacción a partir de la estructura topológica del grafo. Es decir, analizar cómo se relacionan los vértices entre sí y cómo éste análisis puede ayudar a encontrar elementos representativos de la comunicación/interacción social entre los estudiantes, entre los estudiantes y el docente y finalmente, entre los estudiantes y los recursos educativos aportados por el docente para incrementar el interés de sus estudiantes. A continuación, se describen cada una de las métricas de centralidad empleadas:

- **Centralidad de grado (*degree centrality*):** Es definida como el número de aristas incidentes a un vértice dentro de un grafo dado. Existen dos subversiones de este tipo de centralidad, la centralidad de grado de entrada (in-degree), la cual se refiere al número de aristas que apuntan a un vértice dado, y la centralidad de grado de salida (out-degree), en la cual se mide el número de aristas que apuntan a otros vértices en el grafo desde un vértice dado.
- **Centralidad de cercanía (*closeness centrality*):** Está definida como el promedio de la suma de los caminos más cortos desde un vértice dado a todos los demás en el grafo. Esta centralidad se calcula de la siguiente manera:

$$Closeness(v) = \frac{|V|-1}{\sum_{i,v \neq v_i} \beta(v,v_i)} \quad (1)$$

Donde $|V|$ es el número total de vértices en un grafo y $\beta(v,v_i)$ es el número de caminos más cortos del vértice v al vértice v_i .

- **Centralidad de intermediación (*betweenness centrality*):** Es una medida del grado en que un vértice está en el camino más corto entre otros dos vértices en el grafo. Esta centralidad se calcula de la siguiente manera:

$$Betweenness(v) = \sum_{v_i, v_j \neq v} \frac{\beta_v(v_i, v_j)}{\beta(v_i, v_j)} \quad (2)$$

Donde $\beta_v(v_i, v_j)$ es el número de caminos más cortos del vértice v_i al vértice v_j que pasan a través del vértice v y $\beta(v_i, v_j)$ es el número de caminos más cortos del vértice v_i al vértice v_j .

- **Centralidad de vector propio (*eigenvector centrality*):** Esta es una medida de la importancia o influencia de cada vértice en el grafo. La suposición de esta métrica es que cada medida de centralidad sobre un vértice es la suma de las medidas de centralidad de los vértices que están conectados a éste. Para calcular esta métrica se debe obtener antes una matriz clásica de adyacencia al grafo G llamada $A = (a_{x,y})$. Teniendo dicha matriz se puede calcular la centralidad de vector propio de la siguiente manera:

$$\text{Eigenvector}(v) = \frac{1}{\lambda} \sum_{i \in N(G)} a_{v,i} \text{Eigenvector}(i) \quad (3)$$

Donde $N(G)$ es el conjunto de vecinos del vertice v y λ es una constante que representa el más grande eigenvalor relacionado con la métrica de centralidad.

- **Excentricidad (*eccentricity*):** La excentricidad no es una medida de centralidad, pero sirve para detectar la distancia máxima desde un vértice v hacia cualquier otro vértice en un grafo G siguiendo los caminos más cortos presentes en la estructura.

3.3 Análisis de sentimientos del contenido

Además de estudiar los patrones topológicos presentes en las distintas interacciones entre los principales actores de un curso, otra importante herramienta para entender el comportamiento social de estudiantes y docentes es el análisis de sentimientos [17] basado en el contenido de los textos intercambiados, donde la idea es la de encontrar la polaridad del sentimiento (positivo, negativo o neutro) de las publicaciones o comentarios compartidos en los cursos para determinar el estado de ánimo de los distintos actores.

Para la plataforma DIIA se desarrolló un clasificador de textos supervisado [18] que por medio de la extracción de características léxico-sintácticas como los trigramas de palabras (ventana de 3 elementos contiguos en el texto) con alta frecuencia de aparición, pueda diferenciar un sentimiento de otro. Este clasificador se basa en el entrenamiento de un modelo que busca las características presentes en un conjunto de datos de entrenamiento, para posteriormente buscar la existencia de los patrones en nuevos contenidos asociados a un curso. La Fig. 3 ilustra un ejemplo de grafo construido para reflejar el sentimiento acumulado en las interacciones con contenido textual. El grosor de la arista muestra la cantidad de interacciones y el tono del color refleja el promedio de las polaridades del sentimiento contenido en los textos analizados.

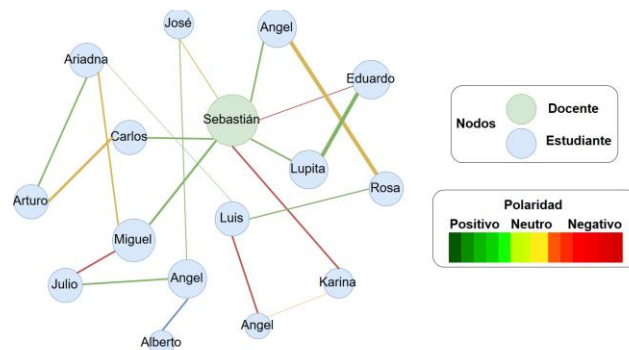


Fig. 3. Grafo que ilustra la polaridad del sentimiento expresado en los textos intercambiados en las redes sociales asociadas a un curso.

3.4 Interpretación de patrones de interacción

El grafo de interacciones propuesto en la sección anterior permite explotar y detectar patrones de interacción entre docentes, estudiantes y los distintos materiales educativos, de una manera intuitiva y relativamente fácil de implementar utilizando las distintas métricas de centralidad y el análisis de sentimientos. Para que los patrones descubiertos sean fácilmente visualizados y usados como apoyo en la toma de decisiones, se propuso dar una interpretación semántica de los resultados, la cual se muestra en la Tabla 1. Estas interpretaciones son reflejadas de manera gráfica a través del tamaño de la entidad y/o el grosor del arco que une a las entidades.

Tabla 1. Interpretación de las técnicas de minado del grafo y análisis de contenido.

Métrica (alto valor)	Tipo de interacción en el grafo	Interpretación
Grado de entrada	<i>Estudiantes → Estudiante</i>	<i>Estudiante</i> es prestigioso o importante dentro del grupo de <i>Estudiantes</i>
	<i>Docente → Estudiantes</i>	El <i>Docente</i> interactúa frecuentemente con los <i>Estudiantes</i>
	<i>Estudiante → Docente</i>	El <i>Estudiante</i> interactúa frecuentemente con el <i>Docente</i>
	<i>Estudiante → Material</i>	El <i>Material</i> tiene un gran impacto entre los <i>Estudiantes</i>
Grado de salida	<i>Estudiante → Estudiantes</i>	El <i>Estudiante</i> es altamente comunicativo con otros <i>Estudiantes</i>
	<i>Docente → Estudiantes</i>	El <i>Docente</i> es altamente comunicativo con los <i>Estudiantes</i>
	<i>Estudiante → Docente</i>	El <i>Estudiante</i> es altamente comunicativo con su <i>Docente</i>
	<i>Estudiante → Material</i>	El <i>Estudiante</i> usa varios materiales del curso
Centralidad de cercanía	<i>Estudiante – Estudiantes</i>	El <i>Estudiante</i> tiene mayor alcance en la difusión de mensajes hacia los demás <i>Estudiantes</i>
	<i>Docente – Estudiantes</i>	<i>Docente</i> que tiene alta influencia hacia los <i>Estudiantes</i>
Centralidad de vector propio	<i>Estudiante – Estudiantes</i>	El <i>Estudiante</i> es influyente por la intensidad de su interacción con otros <i>Estudiantes</i>
	<i>Docente – Estudiantes</i>	El <i>Docente</i> es influyente por la intensidad de su interacción con otros <i>Estudiantes</i>
Centralidad de intermediación	<i>Estudiante – Estudiantes</i>	El <i>Estudiante</i> es estratégico para difundir información entre otros <i>Estudiantes</i>
	<i>Docente – Estudiantes</i>	El <i>Docente</i> es estratégico para difundir información entre sus <i>Estudiantes</i>
Excentricidad	<i>Estudiante – Estudiantes</i>	El <i>Estudiante</i> tiene baja interacción con los <i>Estudiantes</i>
	<i>Docente – Estudiantes</i>	El <i>Docente</i> tiene baja interacción con sus <i>Estudiantes</i>

4 Estado actual y perspectivas

En este artículo se presenta una forma novedosa de detectar patrones de interacción que impactan el aprendizaje, aportando una interpretación semántica de las métricas sociales al aplicarlas sobre los grafos que modelan las interacciones estudiante-estudiante, estudiante-docente y estudiante-recurso educativo. Los patrones detectados no son visibles con técnicas tradicionales de análisis estadístico y su visualización a través de grafos facilita al docente la detección de casos que requieren de su intervención para mejorar las condiciones de aprendizaje de sus estudiantes. De esta manera, se propone cómo las métricas sociales y el análisis de sentimiento aportan un enfoque novedoso a la analítica del aprendizaje social. Un primer prototipo de la plataforma DIIA ya está disponible y se inició su evaluación sobre datos preliminares de cursos impartidos en el CERP de Colonia, Uruguay. Considerando los avances logrados, así como los retos existentes, como trabajo futuro se propone:

- Probar la plataforma desarrollada sobre un conjunto más amplio de datos proveniente de diferentes plataformas para los mismos cursos y realizar una evaluación cualitativa y cuantitativa de los resultados producidos.
- Ampliar las métricas o técnicas de minería de grafos [11] para detectar elementos más sofisticados que impacten aún más en el mejoramiento de un curso.
- Implementar nuevas técnicas de aprendizaje supervisado para mejorar la calidad del modelo de análisis de sentimientos.
- Proponer nuevas versiones de la representación basada en grafos para poder detectar nuevos patrones que pueden ser usados para apoyar la toma de decisiones sobre casos particulares de estudiantes.
- Implementar la evaluación de las métricas sociales en un ambiente distribuido y escalable para aumentar la eficiencia general de la plataforma.

Agradecimientos

La investigación que da origen a los resultados presentados en la presente publicación recibió fondos de la Agencia Nacional de Investigación e Innovación bajo el código FSED_2_2016_1_130712.

Referencias

- [1] P. Sloep and A. Berlanga, "Redes de aprendizaje, aprendizaje en red," *Comunicar*, vol. 19, no. 37, pp. 55-64, 2011.
- [2] G. Siemens, "Connectivism: A learning theory for the digital age," in *International Journal of Instructional Technology and Distance Learning*, 2005.
- [3] S. Downes, "Connectivism and Connective Knowledge: essays on meaning and learning networks," *Essays on meaning and learning networks*, vol. 1, no. 1, pp. 1-613, 2012.

- [4] G. P. Caldeiro, "El aprendizaje en red y el trabajo colaborativo en entornos mediados por tecnología," *Virtualidad, Educación y Ciencia*, vol. 5, no. 9, pp. 102-103, 2014.
- [5] A. Gruzd and C. Haythornthwaite, "The analysis of online communities using interactive content-based social," *Proceedings of the Association for Information Science and Technology*, vol. 45, no. 1, pp. 1-5, 2008.
- [6] A. Gruzd, D. Paulin and C. Haythornthwaite, "Analyzing Social Media And Learning Through Content And Social Network Analysis: A Faceted Methodological Approach," *Journal of Learning Analytics*, vol. 3, no. 3, pp. 46-71, 2016.
- [7] "ANII Uruguay. Proyecto no. FSED_2_2016_130712. DIIA: Descubrimiento de Patrones que Impactan el Aprendizaje."
- [8] B. Techera, C. Rodríguez, T. Ferrero and R. Motz, "Learning Analytics for Teachers," *Anais dos Workshops do Congresso Brasileiro de Informática na Educação*, vol. 6, no. 1, pp. 1-10, 2017.
- [9] M. Tsvetovat and A. Kouznetsov, *Social Network Analysis for Startups*, Sebastopol, Beijing, Cambridge: O'Reilly Media, 2011.
- [10] R. Mihalcea and . D. Radev, *Graph-based Natural Language Processing and Information Retrieval*, New York, USA: Cambridge University Press , 2011.
- [11] N. F. Samatova, W. Hendrix, J. Jenkins, K. Padmanabhan and A. Chakraborty, *Practical Graph Mining with R*, Florida, USA:: Chapman & Hall/CRC, 2013.
- [12] L. C. Freeman, "Centrality in social networks conceptual clarification," *Social Networks*, vol. 1, no. 3, pp. 15-18, 1978.
- [13] M. R. Bouadjenek, H. Hacid and M. Bouzeghoub, "Social networks and information retrieval, how are they converging? A survey, a taxonomy and an analysis of social information retrieval approaches and platforms," *Information Systems*, vol. 56, pp. 1-18, 2016.
- [14] P. V. Marsden , "Network Centrality, Measures of," *International Encyclopedia of the Social & Behavioral Sciences*, pp. 532 - 539, 2015.
- [15] F. Riquelme and P. González-Cantergiani, "Measuring user influence on Twitter: A survey," *Information Processing & Management*, vol. 52, no. 5, pp. 949-975, 2016.
- [16] G. Algaphari, A. Moharram and F. M. Ba-Alwi, "Text Summarization using Centrality Concept," *International Journal of Computer Applications*, vol. 79, no. 1, pp. 5 - 12, 2013.
- [17] B. Pang and L. Lee, "Opinion mining and sentiment analysis," *Foundations and Trends in Information Retrieval*, vol. 2, no. 1, pp. 1-135, 2008.
- [18] P. Harrington, *Machine Learning in Action*, Greenwich, USA: Manning Publications Co., 2012.