

# VISUALIZACIÓN DE DATOS UTILIZANDO GRAFOS: EJEMPLOS DE APLICACIÓN

---

Marisa A. Sánchez <sup>1</sup>

## Resumen

El objetivo del trabajo es exponer cómo formular un problema, hacerlo preciso, y definir relaciones fundamentales utilizando grafos. Se presentan los conceptos, definiciones y propiedades elementales relacionadas con grafos con especial énfasis en su aplicación en el análisis de redes sociales. Finalmente, se presentan ejemplos basados en datos para ilustrar cómo representarlos y qué preguntas se pueden formular a partir de datos reales sobre relaciones corporativas, una *Fan Page* de Facebook y proyectos de investigación.

---

## <sup>1</sup> Datos del autor:

MARISA A. SÁNCHEZ. Doctora en Ciencias de la Computación, Profesora Asociada del Departamento de Ciencias de la Administración, Universidad Nacional del Sur, Bahía Blanca, Argentina. Correo electrónico: [mas@uns.edu.ar](mailto:mas@uns.edu.ar)

---

## 1. Introducción

De acuerdo con un reporte reciente de IBM, el 90 % de los datos en el mundo han sido creados en los últimos dos años y su tasa de crecimiento aumenta día a día (IBM, 2017). La digitalización penetra en todas las áreas de la vida y crea nuevas formas de trabajo, comunicación y cooperación. Shirky (2008) menciona que la conexión de individuos, empresas, dispositivos y gobierno facilita la realización de transacciones, la colaboración y las interacciones sociales y resulta en enormes fuentes de datos. La interacción entre objetos que surge a partir del Internet de las Cosas agrega una multitud de nuevas fuentes de datos. La disponibilidad de datos demanda la utilización de técnicas y herramientas de análisis que permitan descubrir tendencias, patrones, anomalías, relaciones en grandes volúmenes de datos y en un tiempo acotado. En algunos casos, es necesario considerar el procesamiento en tiempo real de “flujo de datos” para dar apoyo a la toma de decisiones (Davenport, 2014). Un flujo de datos digital se refiere a una codificación y transmisión continua de datos que describen un tipo de eventos (por ejemplo, *tweets*, lecturas de un GPS, transmisión de contenidos de Netflix). Las técnicas disponibles para el análisis de datos van desde el análisis estadístico tradicional, la minería de datos, las técnicas apropiadas para abordar el tratamiento de grandes volúmenes o *big data*, hasta técnicas ideales para analizar modelos construidos a partir de nodos y conexiones. En este artículo, se consideran estas últimas propuestas.

Las configuraciones de nodos y conexiones ocurren en una gran diversidad de aplicaciones. Pueden representar redes físicas, tales como autopistas o estructuras moleculares. También se las utiliza para representar interacciones menos tangibles como las que surgen de redes sociales como Facebook o Twitter, los hipervínculos entre páginas web, o las citas entre artículos. Tales configuraciones se modelan utilizando estructuras denominadas grafos que constan de dos conjuntos, uno de vértices y otro de arcos, y una relación de incidencia entre ambos. Entender cómo formular un problema, hacerlo preciso, y definir relaciones fundamentales utilizando grafos constituye una herramienta muy poderosa para dar apoyo a la toma de decisiones. Este artículo pretende exponer brevemente cómo analizar, visualizar y entender las redes. Por motivos de extensión no es posible extender cada tema pero se espera cumplir con el objetivo de que el lector pueda comenzar a ver los datos desde una nueva perspectiva.

## 2. Grafos

Los grafos constituyen una herramienta muy versátil para analizar una gran variedad de problemas prácticos cuyos puntos y conexiones tienen una interpretación física o conceptual. Para realizar un análisis basado en fundamentos sólidos resulta necesario brindar definiciones y notaciones formales que exceden el objetivo del presente artículo. El lector interesado puede consultar el libro clásico de Judith Gersting (2006). Sean las siguientes descripciones libres de formalismos de notación: un grafo consiste en dos conjuntos, uno de vértices y otro de arcos, y una relación de incidencia entre ambos. Los vértices y los arcos pueden tener asociados otros atributos, como color, tipo, o cualquier otra propiedad útil para un modelo particular. Los modelos de grafos pueden pertenecer a distintas categorías. Por ejemplo, una red que vincula a un usuario que publicó un *post* en una red social con otros usuarios que comentaron su *post* requiere arcos con una dirección asociada; una red social que representa conocimiento mutuo (por ejemplo, Facebook) no requiere una dirección; una red que conecta vuelos con aeropuertos puede tener más de una conexión entre los vértices (vuelos y aeropuertos de origen y destino). Estos ejemplos ilustran la necesidad de utilizar diferentes tipos de grafos: con arcos dirigidos o no dirigidos, con múltiples conexiones entre los vértices, o con conexiones de un vértice a sí mismo.

Un número importante asociado a cada vértice es el “grado”, que se define como el número de arcos que inciden o salen de él. Para los grafos dirigidos se puede distinguir el “grado de entrada” (arcos que inciden) y el “grado de salida” (arcos que salen) de cada nodo. Otro concepto de interés es el “camino” que alude a cualquier ruta que recorre los arcos del grafo. Un camino puede seguir un único arco directamente entre dos vértices, o puede transitar por varios arcos entre múltiples vértices. Si existe un camino que conecta cualquier par de vértices en un grafo, se dice que ese grafo está conectado. Un camino que comienza y finaliza en el mismo vértice sin pasar más de una vez por cualquier arco se denomina circuito o camino cerrado. Un circuito que pasa por cada arco exactamente una vez y visita todos los vértices se denomina circuito de Euler. La tarea de encontrar el camino más corto entre dos nodos tiene grandes aplicaciones en problemas de ruteo de datos, productos y personas.

El beneficio de utilizar un modelo basado en las matemáticas radica en que se puede aprovechar el conocimiento de propiedades que otros científicos han analizado y demostrado extensivamente. Para el caso de grafos, se definen a continuación algunas propiedades. La más conocida es la denominada “efecto de la red de mundo pequeño”

que refleja que la mayor parte de pares de vértices parecen estar conectados, en la mayoría de las redes, por un pequeño camino en la red. Esta propiedad tiene implicancias en los procesos que tienen lugar en las redes. Por ejemplo, si se considera la difusión de información a través de una red, por efecto de la propiedad mencionada, su difusión será rápida en la mayoría de las redes. Uno de los primeros trabajos que estudia las características de las redes sociales a gran escala es el de Mislove *et al.* (2007). Sus resultados confirman la propiedad de “mundo pequeño”; propiedades que caracterizan la distribución de probabilidad del grado de un nodo; y “libre de escala” (son un tipo de redes en las cuales los nodos de grado alto tienden a conectarse con nodos de grado alto).

Para cerrar la sección, una reflexión: si bien la teoría de grafos es, en matemática, una de las disciplinas de mayor difusión en los últimos tiempos dada la innumerable cantidad de aplicaciones, el trabajo de Leonhard Euler (1707-1783) se considera el nacimiento de la teoría de grafos.

### **3. Análisis de redes sociales**

Una de los estudios más difundidos de la teoría de grafos en las ciencias sociales es el Análisis de Redes Sociales. Desde los años 50 ha habido un interés creciente por los métodos cuantitativos en la sociología y en la antropología. Los investigadores sociales comenzaron a interesarse por el lenguaje matemático de la teoría de grafos para examinar datos obtenidos de estudios etnográficos. Las redes sociales pueden definirse como un conjunto bien delimitado de actores que están vinculados unos a otros a través de una relación o un conjunto de relaciones sociales. En el análisis de redes sociales tradicional todos los actores representan individuos. Las redes unimodales vinculan un único tipo de entidad. Las entidades pueden referirse a individuos, grupos, organizaciones, comunidades, sociedades globales, entre otros. Las redes multimodales están compuestas por una mezcla de entidades. Por ejemplo, individuos, documentos y organizaciones pueden coexistir en una misma red. El Análisis de Redes Sociales aborda el tratamiento de redes de dos formas. Una utiliza redes egocéntricas que proveen una vista desde la perspectiva del actor en la red y la otra conceptualiza en la estructura completa de la red (Hanneman & Riddle, 2005), (Edwards, 2010), (Haythornthwaite, 1996). En el primer caso, el análisis comienza con el individuo – denominado ego– y estudia las relaciones que este individuo tiene con otros. Algunos autores se refieren a estas redes como redes personales o redes ego

(Granovetter, 1973), (Roberts, Dunbar, Pollet, & Kuppens, 2009). Describen una foto de un actor típico en un ambiente en particular y muestran cuántos vínculos tiene un actor con otro, qué tipo de vínculos mantienen, y qué tipo de información brindan o reciben de otros actores en la red. Este análisis es útil cuando el tamaño de la población es grande o cuando es difícil definir los límites de la población (Hanneman & Riddle, 2005).

Las redes completas describen las relaciones entre los individuos dentro de una población limitada o comunidad (Dodds, Muhamad & Watts, 2003). Es decir, no se construyen solo a partir de algunos actores. En principio, este enfoque requiere que cada miembro de un ambiente tenga información sobre el resto de sus miembros. Este requerimiento limita el tamaño de las redes que se pueden examinar (Hanneman & Riddle, 2005).

El análisis de las poblaciones en los medios sociales permite crear una fotografía de la estructura del mundo social de los usuarios y responder preguntas tales como: ¿qué patrones se crean por el conjunto de interacciones en el espacio de los medios sociales?; ¿cómo se conectan los participantes entre sí?; ¿qué roles sociales existen y quiénes juegan los roles críticos tales como puente, persona que responde, iniciador de la discusión, o curador de los contenidos?; ¿cuáles comentarios o discusiones han tenido mayor atracción? (Hansen, Shneiderman & Smith, 2011).

Se calculan diversas métricas basadas en los nodos (vértices) o en los grafos completos. La utilidad e interpretación de cada una depende de la aplicación específica que se esté considerando y de las preguntas de interés. Una de ellas es el grado definido en la sección anterior. La centralidad de intermediación cuenta las veces que un nodo aparece en los caminos más cortos entre cada par de nodos. Los nodos con un grado de intermediación alto pueden interpretarse como “puentes” entre diferentes grupos de una red. Además, resultan de interés los indicadores globales del grafo. Por ejemplo, la densidad del grafo indica cuán interconectados están los vértices entre sí, y se define como la tasa que compara el número de arcos en un grafo con respecto al número máximo de arcos que el grafo habría tenido si todos los vértices hubieran estado conectados entre sí. Una red con una densidad del 100 % se lograría si todos los nodos estuvieran conectados entre sí.

#### **4. Ejemplos de aplicación**

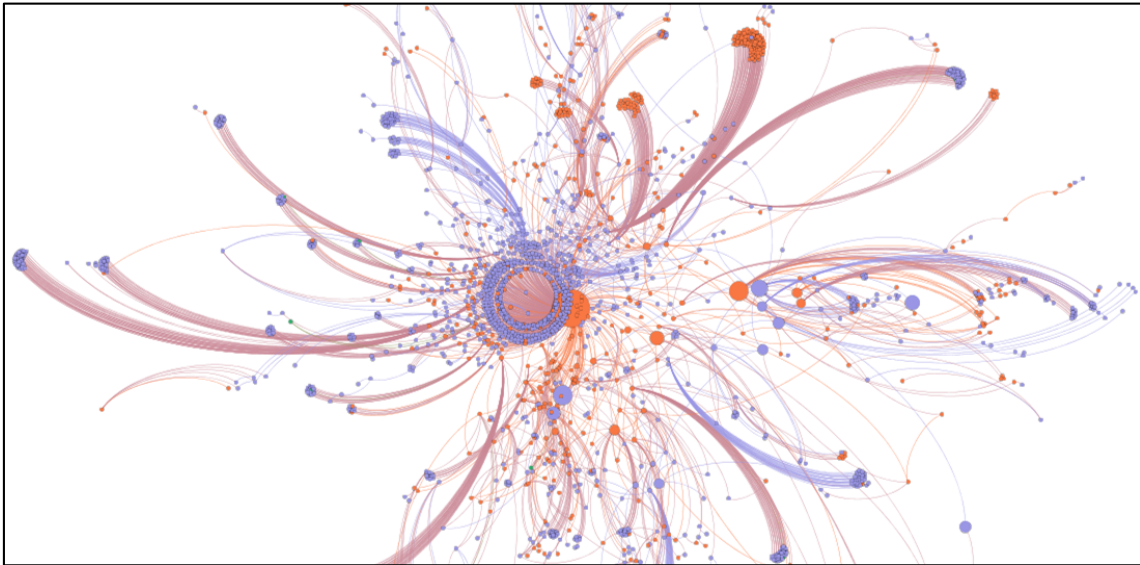
En una red se pueden representar clientes, transacciones, medios de pago, direcciones de IP, direcciones de correo electrónico, y un equipo antifraude puede realizar consultas atravesando millones de registros para detectar operaciones sospechosas. Google utiliza una representación basada en grafos para almacenar y recuperar relaciones semánticas entre diferentes tipos de entidades, y brindar las páginas web más relevantes ante una consulta utilizando el algoritmo PageRank basado en teoría de grafos (Page, Brin, Motwani, & Winograd, 1998). Y la lista continúa abarcando problemas de diversas disciplinas. El lector interesado puede consultar el trabajo de Kaundal (2017) en el cual se listan varias aplicaciones. A continuación, se presentan algunos ejemplos que ilustran cómo abordar diferentes problemas y se omiten análisis exhaustivos que exceden el objetivo del presente trabajo.

##### **4.1. Relaciones corporativas**

El caso se desarrolló a partir de los datos publicados en el artículo de BuzzFeedNews (Templon, Cormier, Campbell & Singer-Vine, 2017). Los datos representan más de 2.000 personas y organizaciones, y las relaciones corresponden con “propietario”, “director”, “inversor”, entre otras. Se prepararon los datos para ser procesados y analizados utilizando el *software* Gephi 0.9.1 (Bastian, Heymann & Jacomy, 2009).

La Figura 1 muestra la red conformada por 2.669 nodos y 3.380 aristas. El color de los nodos indica que el nodo representa una persona (naranja) o una organización (celeste). Se observan más de 100 relaciones diferentes, de las cuales el 13,99 % (473 elementos) se corresponden con “Presidente”; el 9,88 % (334) con “Propietario”; el 3,73 % (126) con “Director”, el 3,55 % (120) con “Inversor”, el 3,05 % (103) con “Miembro registrado”; y el resto participa en menos de un 2 %. El tamaño de los nodos representa su grado, por lo cual el lector se preguntará: “¿a quién representa el gran nodo naranja del centro con un anillo de numerosas relaciones?”.

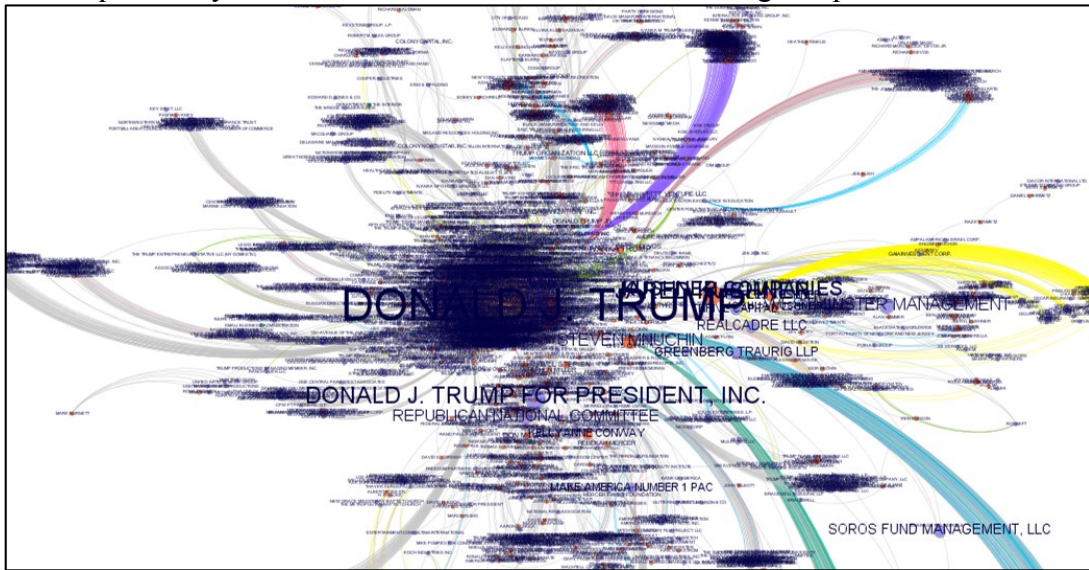
**Figura 1.** Red en la cual los nodos representan personas (naranja) u organizaciones (celeste). El tamaño de los nodos se corresponde con el grado.



Fuente: elaboración propia.

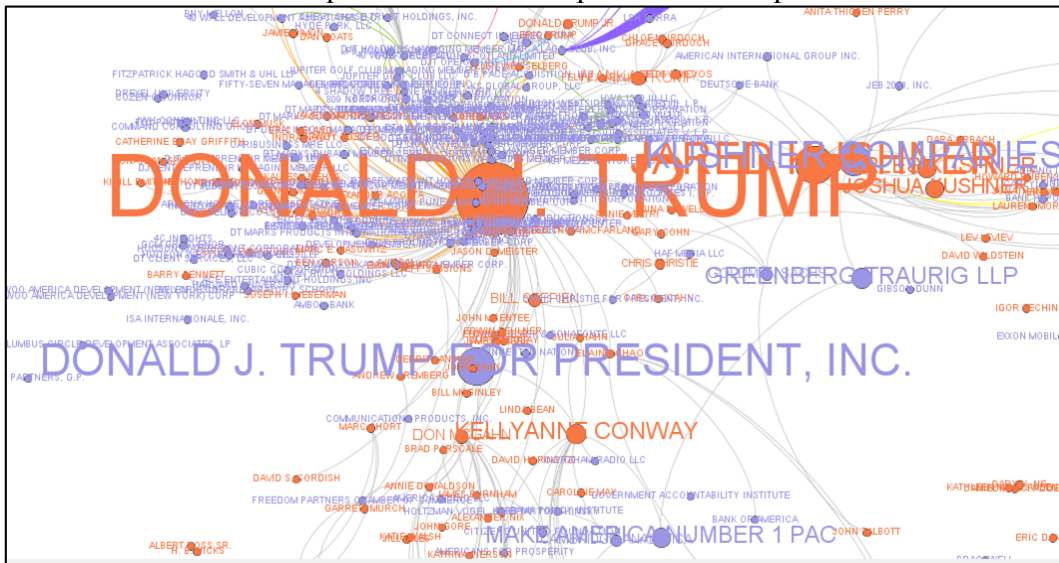
La Figura 2 aplaca la curiosidad cuando visualizamos la etiqueta “Donald J. Trump”. Los datos registran personas y organizaciones vinculadas con Donald J. Trump. Esta cuestión resulta de interés dado que se trata del presidente de Estados Unidos con mayor cantidad de relaciones corporativas y, para dar contexto al caso, diferentes organismos y medios periodísticos pueden plantear preguntas, por ejemplo, vinculadas con la recepción de fondos para la campaña presidencial (analizando el nodo etiquetado “Donald J. Trump for President, Inc.”), pero estos temas quedan fuera del objetivo del presente trabajo. El caso se incluye para ilustrar la capacidad de los grafos para estructurar y visualizar una gran cantidad de datos que fueron recopilados a partir de diferentes fuentes de información. Utilizando una herramienta como Gephi resulta muy fácil hacer *zoom* en las zonas de interés hasta leer cada etiqueta en los nodos. El grado promedio es 1,266 mientras que el grado máximo de entrada es de 757, correspondiente a Donald J. Trump; siguen Wilbur Ross (157), Steven Mnuchin (118) y Mar-a-Lago Club, Inc. (110), lo cual es de esperar dado que los datos se construyeron para registrar vínculos de Donald J. Trump. El hecho de que la red esté centrada en información de una persona, sin enfatizar los lazos con el resto, explica la baja densidad del grafo (cercana a cero).

**Figura 2.** Red en la cual los nodos representan personas (naranja) u organizaciones (celeste). El tamaño de los nodos se corresponde con el grado. Los nodos están etiquetados y resulta necesario efectuar un zoom en el grafo para un análisis.



Fuente: elaboración propia.

**Figura 3.** Detalle de la red. El tamaño de los nodos se corresponde con el grado. El color de las etiquetas es el mismo que el utilizado para el nodo.



Fuente: elaboración propia.

#### 4.2. Facebook

El caso considera una *Fan Page* asociada a un gimnasio multidisciplinario que tiene como objetivo promover la calidad de vida y el buen vivir, que abarca los conceptos de salud, belleza y diversión. En general, los *posts* tienen asociados texto e imágenes creadas por profesionales de diseño a fin de transmitir una imagen de excelencia y calidad. Los tópicos de interés para el administrador de la *Fan Page* están

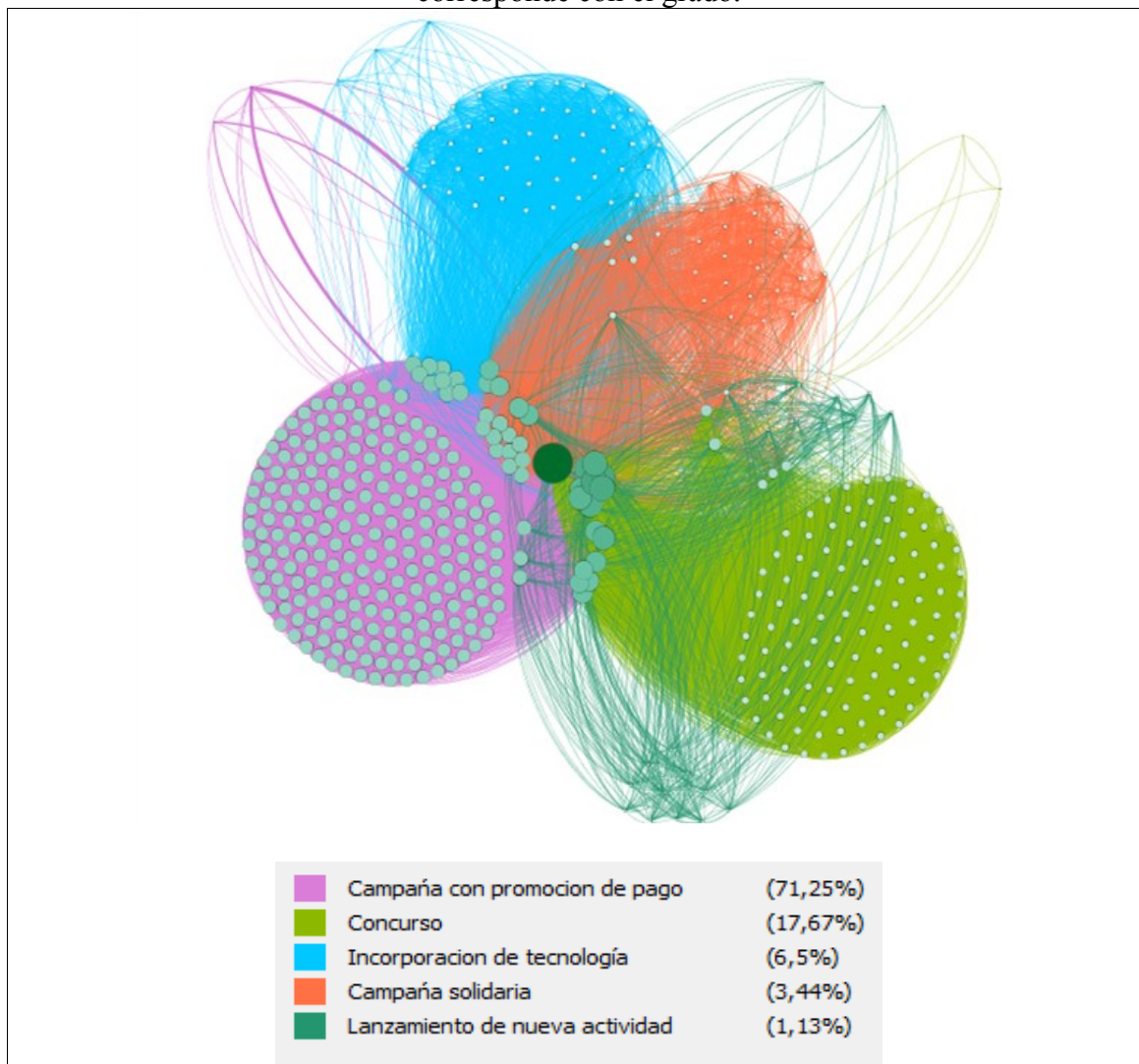


vinculados con el lanzamiento de una nueva actividad, la incorporación de tecnología, campañas solidarias, campañas de promoción de pago y concursos. A partir de la *Fan Page* de la empresa se recopiló la información correspondiente a una ventana temporal de una semana. Se clasificaron los *posts* de acuerdo a las categorías mencionadas previamente y se elaboró una red en la cual los nodos se corresponden con usuarios y se conectan los usuarios que indicaron “Me gusta” o comentaron sobre el mismo *post*. Se registran 483 nodos y 46.920 aristas (Figura 4). Utilizando Gephi es posible interactuar con la visualización de la red y seleccionar y arrastrar nodos. En este caso al interactuar con el nodo de mayor tamaño, se observa que participa de todos los *posts* porque inciden en él arcos de todos los colores (el nodo corresponde al del administrador de la *Fan Page*).

A partir de estos datos es posible efectuar diferentes análisis según el objetivo de estudio. Por ejemplo, se pueden tabular los datos correspondientes a la identificación del usuario, el *post* para el cual indicó “Me gusta”, comentó o compartió, e identificar el conjunto de usuarios en cada intersección. En este caso, las intersecciones no son muy numerosas, dicho de otra forma, los datos reflejan que los usuarios se agrupan por tópicos (homofilia basada en temas). La homofilia es el principio que indica que el contacto entre individuos similares ocurre a una tasa más alta que entre individuos no similares (McPherson, Smith-Lovin & Cook, 2001). La similitud entre los individuos puede cuantificarse en términos de características demográficas, lugares de residencia o tópicos de interés. El conjunto de los usuarios en la intersección de los grupos resulta más promisorio para incrementar la popularidad de la *Fan Page*. De esta forma, la empresa puede analizar si esos usuarios son clientes, empleados o potenciales clientes, y concentrar sus esfuerzos de marketing en un número reducido de individuos.

Asimismo, para cada usuario se puede calcular la cantidad de “Me gusta”, “Comentar” y “Compartir”. En este caso se distinguen cuatro grupos caracterizados de la siguiente manera: un grupo numeroso con poca interacción, un grupo compuesto por pocos usuarios con el máximo valor medio para “Me gusta” pero que no realizan comentarios, un grupo minoritario con el máximo valor promedio para “Comentar”; y el grupo mayoritario con un valor superior a la media para “Me gusta”. En general, se concluye observando que la mayoría de los usuarios participan indicando que les gusta un *post* pero difícilmente realizan comentarios sobre él o lo comparten. Estos resultados son consistentes con los hallazgos de Khobzi y Teimourpour (2015) para otras redes sociales.

**Figura 4.** Grafo para una red construida con datos de una *Fan Page* de Facebook. El color de los arcos está basado en el contenido del *post*. El tamaño de los vértices se corresponde con el grado.



Fuente: elaboración propia.

### 4.3. Gran volumen de datos

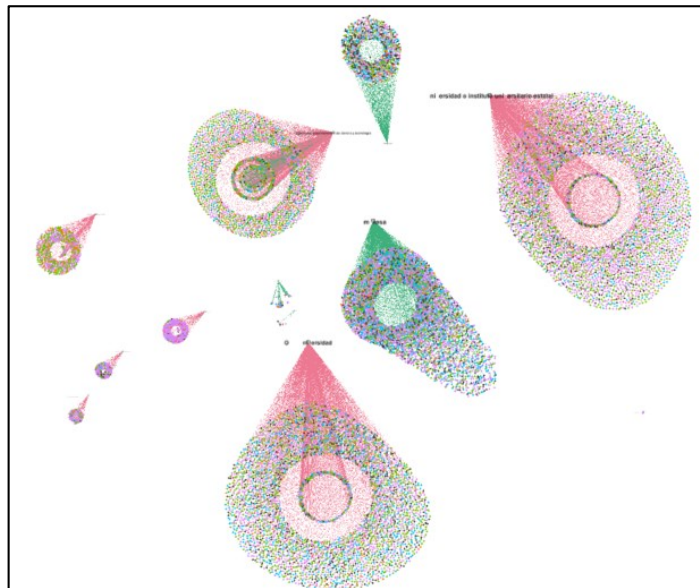
En este caso se desea ilustrar la capacidad de las redes para mostrar un gran volumen de datos y visualizar características generales que pueden orientar un análisis más detallado. Se consideraron datos de acceso abierto publicados por el Registro Nacional de Proyectos de Investigación, Desarrollo e Innovación (Portal de Información de Ciencia y Tecnología Argentino, 2017). Los datos incluyen 19.305 registros de proyectos desde el 2008 hasta el 2016 e información sobre la provincia de ejecución, el monto financiado y el total, el área del conocimiento, el tipo de proyecto (tecnología e innovación o ciencia), el tipo de organización ejecutora, entre otros. Se procesaron los datos para visualizar una red en la cual cada nodo representa un proyecto o un tipo de

organización ejecutora y los arcos vinculan un proyecto con el tipo de organización ejecutora (puede ser más de una).

En la Figura 5 se observan nueve grupos en los cuales se agrupan los proyectos de acuerdo con la organización ejecutora (visualización generada aplicando el algoritmo Atlas Force-2 disponible en Gephi 0.9.1). La red incluye 15.784 nodos y 17.772 arcos. El color de los nodos representa la provincia de ejecución y el tamaño está asociado con el monto financiado. El color de los arcos distingue el tipo de proyectos: “Tecnología e Innovación” (turquesa) o “Ciencia” (rosa). Rápidamente puede apreciarse que hay dos tipos de organizaciones (“Persona física” y “Empresa”) vinculadas únicamente con proyectos clasificados como de “Tecnología e Innovación”. Las organizaciones asociadas a la mayor cantidad de proyectos son “Empresa” (3.915), “OCT-Universidad” (3.663), “Organismo Gubernamental de Ciencia y Tecnología” (2.168) y “Universidad o Instituto universitario estatal” (3.836). El *zoom* que se incluye en la Figura 6 permite identificar al proyecto etiquetado 68, que se destaca por su tamaño relacionado con el monto financiado. Una inspección de los datos revela que el monto es de 50 millones de pesos. En la Figura 7 se incluye el mismo grafo de la Figura 5, excepto que los nodos se colorearon de acuerdo con el área de conocimiento vinculada al proyecto. Predominan “Naturales y exactas” (33,96 %, rosa) y “Vacío” (31,45 %, verde) y estos últimos solo se observan vinculados a organizaciones “Persona física” y “Empresa”.

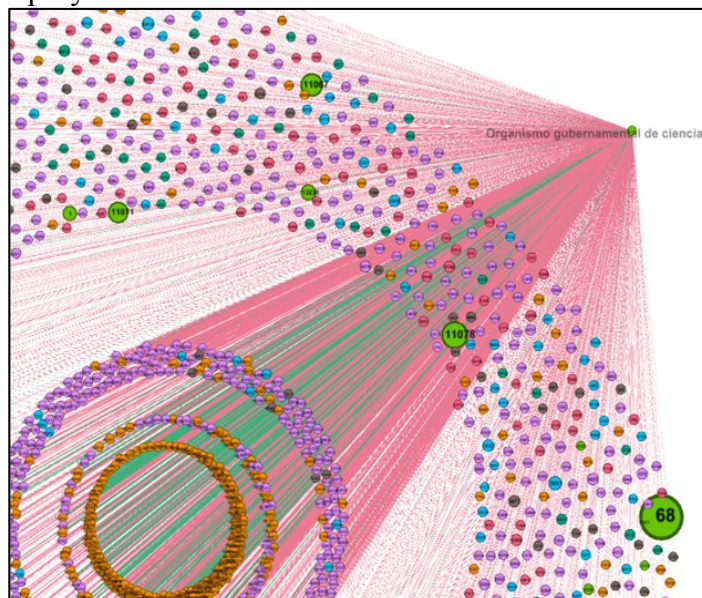
Esta visualización constituye una aproximación para detectar tendencias en grandes volúmenes de datos y es adecuada para un análisis preliminar previo a cualquier informe descriptivo de los datos.

**Figura 5.** Red desarrollada a partir de proyectos de ciencia, tecnología e innovación. Los proyectos se vinculan con el tipo de organización que lo ejecuta. El color de los nodos se corresponde con la provincia de ejecución, y el color de los arcos con el tipo de proyecto. Algoritmo Atlas Force-2.



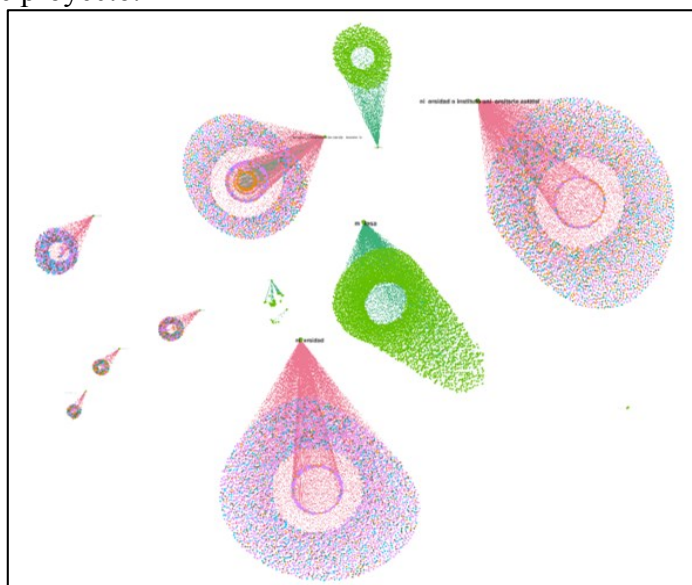
Fuente: elaboración propia.

**Figura 6.** Zoom de la red desarrollada a partir de proyectos de ciencia, tecnología e innovación. El color de los nodos se corresponde con la provincia de ejecución y su tamaño con el monto financiado; la etiqueta identifica al proyecto; y el color de los arcos con el tipo de proyecto.



Fuente: elaboración propia.

**Figura 7.** Red desarrollada a partir de proyectos de ciencia, tecnología e innovación. Los proyectos se vinculan con el tipo de organización que lo ejecuta. El color de los nodos se corresponde con el área de conocimiento asociada al proyecto, y el color de los arcos con el tipo de proyecto.



Fuente: elaboración propia.

## Conclusiones

En este artículo se han presentado ejemplos de aplicaciones de teoría de grafos en algunos problemas de interés para las ciencias sociales. El trabajo está motivado por el creciente interés en utilizar modelos basados en redes para entender y predecir el comportamiento de diversos sistemas. Los ejemplos ilustran cómo definir relaciones utilizando grafos y el tipo de preguntas que se pueden responder en cada caso. De esta forma, el trabajo pretende despertar la inquietud del lector por utilizar estas herramientas para analizar una gran variedad de problemas prácticos cuyos puntos y sus conexiones tienen una interpretación física o conceptual.

## Bibliografía

- Bastian, M., Heymann, S. & Jacomy, M. (2009). Gephi: An Open Source Software for Exploring and Manipulating Networks. *International AAAI Conference on Weblogs and Social Media* (págs. 361-362). Menlo Park: The AAAI Press.
- Davenport, T. (2014). *Big Data at Work. Dispelling the Myths, Uncovering the Opportunities*. Boston: Harvard Business Review Press.
- Dodds, P., Muhamad, R. & Watts, D. (2003). An experimental study of search in global social networks. *Science*, 301, 827-829.

- Edwards, G. (2010). *Mixed-Method Approaches to Social Network Analysis*. ESRC National Centre for Research Methods.
- Gersting, J. (2006). *Mathematical Structures for Computer Science*. New York: W. H. Freeman & Company.
- Granovetter, M. (1973). The strength of weak ties. *The American Journal of Sociology*, 78, 1360-1380.
- Hanneman, R. & Riddle, M. (2005). *Introduction to social network methods*. Riverside: University of California.
- Hansen, D., Shneiderman, B. & Smith, M. (2011). *Analyzing Social Media Networks with NodeXL*. Burlington: Morgan Kaufman.
- Haythornthwaite, C. (1996). Social Network analysis: An Approach and Technique for the Study of Information Exchange. *Library & Information Science Research*, 18(4), 323-342.
- IBM. (1 de July de 2017). *IBM*. Obtenido de 10 Key Marketing Trends for 2017: <https://public.dhe.ibm.com/common/ssi/ecm/wr/en/wrl12345usen/WRL12345USEN.PDF>
- Kaundal, K. (2017). Applications of Graph Theory in Everyday Life and Technology. *Imperial Journal of Interdisciplinary Research*, 3(3), 892-894.
- Khobzi, H. & Teimourpour, B. (2015). LCP segmentation: a framework for evaluation of user engagement in online social networks. *Computers in Human Behavior*, 50, 101-107.
- McPherson, M., Smith-Lovin, L. & Cook, J. (2001). Birds of a Feather: Homophily in Social Networks. *Annual Review of Sociology*, 27, 415-444.
- Mislove, A., Marcon, M., Gummadi, K., Druschel, P. & Bhattacharjee, B. (2007). *Measurement and Analysis of Online Social Networks*. ICM. San Diego: ACM Press.
- Page, L., Brin, S., Motwani, R., & Winograd, T. (1998). *The PageRank Citation Ranking: Bringing Order to the Web*. Technical Report, Stanford University.
- Portal de Información de Ciencia y Tecnología Argentino*. (1 de agosto de 2017). Obtenido de SICYTAr: <http://www.sicytar.mincyt.gob.ar>
- Roberts, S., Dunbar, R., Pollet, T. & Kuppens, T. (2009). Exploring variation in active network size: constraints and ego characteristics. *Social Networks*, 31, 138-146.
- Shirky, C. (2008). *Here Comes Everybody: How Change Happens when People Come together*. London: Penguin Books.

Templon, J., Cormier, A., Campbell, A. & Singer-Vine, J. (January 15, 2017). *BuzzFeedNews*. Obtenido de Help Us Map TrumpWorld: [https://www.buzzfeed.com/johntemplon/help-us-map-trumpworld?utm\\_term=.jrx1prDV4#.jfqGZpljJ](https://www.buzzfeed.com/johntemplon/help-us-map-trumpworld?utm_term=.jrx1prDV4#.jfqGZpljJ)

© 2017 por los autores; licencia otorgada a la Revista CEA. Este artículo es de acceso abierto y distribuido bajo los términos y condiciones de una licencia Atribución-No Comercial 4.0 Internacional (CC BY-NC 4.0) de Creative Commons. Para ver una copia de esta licencia, visite <https://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/>