

# Investigación en redes sociales digitales: consideraciones metodológicas desde el paradigma estructural



Para citar este artículo: Ricaurte, P. y Ramos-Vidal, I. (2015). Investigación en redes sociales digitales: consideraciones metodológicas desde el paradigma estructural. *Revista Virtualis*, 11 (1), 165-194.



# Investigación en redes sociales digitales: consideraciones metodológicas desde el paradigma estructural

Paola Ricaurte Quijano

Escuela de Educación,  
Humanidades y Ciencias Sociales  
Tecnológico de Monterrey

[pricaurt@itesm.mx](mailto:pricaurt@itesm.mx)

Ignacio Ramos-Vidal

Departamento de Psicología Social  
Universidad de Sevilla  
Facultad Latinoamericana de Ciencias Sociales  
(FLACSO-España)

[ignacioramosvidal@hotmail.com](mailto:ignacioramosvidal@hotmail.com)

## Resumen

En años recientes hemos sido testigos de la proliferación de numerosas comunidades virtuales como Facebook, Twitter, Youtube o Instagram que han modificado el modo de relacionarnos con nuestros semejantes. Este hecho unido a la incesante aparición de nuevas técnicas y procedimientos que permiten analizar el gran volumen de datos relacionales que a diario se generan en este tipo de plataformas, aconsejan poner de manifiesto algunas cuestiones teóricas, prácticas y éticas que pueden ayudar a los académicos interesados en este tópico a desarrollar sus investigaciones de forma exitosa. En este artículo metodológico mostramos las aplicaciones que el análisis estructural puede proporcionar para estudiar redes digitales. Con este objetivo de partida el manuscrito pretende: (a) mostrar las convergencias que existen entre la investigación

en redes convencionales y la investigación en redes sociales digitales; (b) abordar los aspectos metodológicos relevantes de cara al diseño de una investigación estructural y (c) presentar algunos de los principales programas empleados para extraer, analizar y visualizar datos de redes digitales. Emplearemos datos procedentes de un estudio de caso para ilustrar el potencial que despliega el análisis estructural en el estudio de espacios digitales. El manuscrito concluye abordando algunas cuestiones éticas que deben estar presentes en el diseño de este tipo de investigaciones.

Palabras Clave: Análisis de redes sociales; Evaluación estructural; Gephi; NodeXL; Redes digitales; Twitter.

## Abstract

In recent years, virtual communities such as Facebook, Twitter, YouTube and Instagram have changed the way we interact with others. This phenomenon, along with the emergence of new techniques and procedures to analyse the large volume of relational data generated by these platforms, challenges us with some theoretical, methodological and ethical issues. This paper is aimed to support students and scholars interested in this topic to develop their research as well as to demonstrate the potential of structural analysis for the study of digital networks. This paper is intended to: (a)

demonstrate the link between conventional social network research and digital networks research; (b) address relevant methodological aspects for the design of a structural investigation; (c) introduce some of the main programs used to extract, analyse and display data from digital networks. Data from a case study will be used to illustrate the potential of structural analysis applied to the digital environments.

Keywords: Digital networks; Gephi; NodeXL; Twitter; Social network analysis; Structural evaluation.

## Introducción

El Análisis de Redes Sociales (ARS)<sup>1</sup> como metodología para explicar fenómenos en el espacio digital ha adquirido un gran impulso en años recientes. Las razones para este interés creciente pueden encontrarse, por una parte, en el incremento del volumen de contenidos en sitios (blogs, Wikipedia) y la adopción generalizada de plataformas digitales para la interacción social (Facebook, Twitter, YouTube, etc.) que generan gran cantidad de datos en la red; y por otra en el desarrollo de programas que permiten su extracción, análisis y visualización, reduciendo de forma significativa el tiempo de procesamiento de dicha información. Estas dos condiciones aunadas a la solidez del análisis de redes para representar las relaciones estructurales en los distintos procesos e interacciones en Internet, despiertan la atención de un amplio grupo de científicos sociales que buscan herramientas metodológicas que les permitan aproximarse a la complejidad de las prácticas sociales, las interacciones y la producción cultural en el espacio digital.

<sup>1</sup> Aclaraciones conceptuales de partida: en el habla común en español se utiliza el término redes sociales como una simplificación para referirse a los servicios que ofrecen ciertas empresas para interactuar y publicar contenidos (*social media*). Kane et al. (2014) proponen hablar de *social media networks*. Sin embargo, en español no se zanja la confusión conceptual. La complejidad se acentúa si hacemos la distinción conceptual entre redes sociales, redes sociales en línea y sitios de redes sociales. Cuando hablamos de redes sociales nos referimos a la estructura reticular en donde los nodos son personas, organizaciones, instituciones, países, sitios de internet. Si nos referimos a redes sociales en línea, se hace referencia a la representación formal de una red social, en la que los datos sobre los nodos y sus vínculos son el resultado de interacciones en línea (*online*) entre individuos (Ackland, 2013, pp. 12-13). Los sitios de redes sociales (SNS por sus siglas en inglés) son plataformas y servicios que a través de diversas funcionalidades permiten la creación de perfiles, la publicación de contenidos y la interacción entre distintos usuarios. Cuando hablamos de ARS nos referimos específicamente al ámbito científico que se dedica al análisis de redes sociales (*Social Network Analysis*) a través de la ciencia de las redes.

En este escenario el Análisis de Redes Sociales (ARS) constituye un paradigma consolidado en Europa y Estados Unidos, sin embargo en el contexto latinoamericano aún se encuentra en fase de adopción (Molina, 2007). No obstante, cada vez hay más académicos latinoamericanos que aplican estrategias de análisis estructural en sus investigaciones, este hecho unido a que se imparte más formación especializada en la materia, es posible que conduzca a que en los próximos años el ARS en América Latina entre en fase de institucionalización. En el siguiente apartado se examina el uso potencial de las herramientas de evaluación estructural para analizar comunidades virtuales.

## ARS en el espacio digital

El análisis de redes abre un amplio abanico de posibilidades para los investigadores de los entornos digitales que buscan nuevas aproximaciones a los datos obtenidos de internet. En la medida en que la estructura de la red determina los procesos que ocurren en ella, el análisis estructural es fundamental para explicar procesos como (a) la difusión de información, (b) la influencia, (c) la formación de opiniones, (d) las dinámicas de cooperación y resolución de problemas y (e) el contagio, entre otros. Algunos ejemplos de la aplicación del análisis de redes en el espacio digital incluyen el análisis de las dinámicas de interacción en sitios de redes sociales (SNS, por sus siglas en inglés) o medios sociales (*social media*), las formas de participación en plataformas de creación de contenidos, la estructura de las comunidades virtuales, los procesos de participación política y los movimientos sociales o las “guerras” de edición en Wikipedia. En numerosas ocasiones, los estudios revelan relaciones significativas que son difíciles de identificar con otros métodos de investigación. Los vínculos entre sitios web, las interacciones entre los usuarios que se dan en foros de discusión en línea, listas de correos, blogs, wikis, sitios de redes sociales o mundos virtuales pueden ser estudiados desde la perspectiva del ARS. En la literatura podemos encontrar un amplio universo de posibilidades para el análisis de fenómenos reticulares en el espacio digital, que van desde la identificación de redes de comunicación electrónica (Bird, Gourley, Devanbu, Gertz, y Swaminathan, 2006) hasta redes de coautoría en publicaciones científicas (Newman, 2001). A continuación enumeramos algunos contextos donde podemos emplear estrategias de análisis estructural para analizar la información que en ellos se genera:

- Sitios de redes sociales (*social media networks*): los nodos son los usuarios y las aristas representan las interacciones entre las personas.
- Redes de comunicación electrónica: los nodos son las cuentas de correo electrónico y las aristas representan las interacciones.
- Redes de sitios Web: los nodos representan las páginas web y las aristas son hipervínculos entre esas páginas.


- Redes de Internet: los nodos representan las computadoras y las aristas la interconexión entre ellas.
- Redes de geolocalización: los lugares son los nodos y las aristas las visitas a esos nodos.
- Redes de Wikipedia: los artículos son los nodos y los enlaces entre artículos son los vínculos o en el caso de artículos las ediciones son interacciones entre los distintos editores.
- Redes de menciones y retweets: los nodos son usuarios y los vínculos las menciones y retweets.

## ARS y social media

En un artículo reciente, Kane y colaboradores (2014) realizan un análisis sobre las distinciones entre la investigación en redes sociales en el mundo offline y los estudios centrados en plataformas de redes sociales o social media. Para ello, proponen explorar los puntos de intersección y las implicaciones para el análisis y la agenda de investigación en este campo.

En ese trabajo los autores retoman la síntesis que efectúan Borgatti y Foster (2003) para sistematizar los cuatro tipos canónicos que existen para la investigación de redes. Estos tipos se organizan a partir de dos ejes básicos: los objetivos y los mecanismos explicativos. Por una parte, los objetivos explicativos están relacionados con la homogeneidad social (cómo las características de la red inciden en los nodos) o las variaciones en el desempeño (cómo y por qué ciertos nodos se desempeñan de manera distinta como resultado de su posición). Por otra, los mecanismos explicativos se relacionan con el contenido (recursos disponibles) o la estructura de la red (patrones visibles de nodos y lazos). Este marco interpretativo se encuentra representado en la tabla 1.

Tabla 1. Tipos de investigación en redes sociales (Borgatti y Foster, 2003, p. 1004)

		Mecanismos explicativos	
		Estructura	Contenido (flujos)
Objetivos explicativos	Homogeneidad social (difusión)	Configuración del ambiente	Contagio
	Variación en el desempeño (capital social)	Capital estructural	Acceso a recursos
	Redes sociales virtuales	<p>Analizan las redes que se generan a partir de interacciones en línea. Es posible realizar un análisis tanto a nivel egocéntrico (por ejemplo mediante la reconstrucción de la red personal de amigos en Facebook o los seguidores de un usuario en Twitter), así como el análisis de redes completas (por ejemplo, las redes de hipervínculos en los artículos de Wikipedia, red de menciones y retweets en torno a un hashtag en Twitter, etc.). En estas redes la escala es variable. El universo de la muestra dependerá de la naturaleza de la red y el acceso a los datos, puede oscilar entre unas pocas decenas a millones de actores. Los distintos enfoques en el análisis ofrecen distintas estructuras relacionales (análisis de conglomerados, análisis de la centralidad de los actores, análisis de los tipos de interacción, etc.). Las relaciones pueden ser dirigidas o no dirigidas. Los datos deben ser extraídos de la red a partir de estrategias diversas que varían de acuerdo con el tipo de red y las posibilidades de acceso a los datos con o sin el consentimiento expreso de los actores.</p>	

Los autores toman como base este modelo para reflexionar sobre los puntos en común que existen entre la investigación en redes sociales (*social network research*) y los estudios de redes sociales (*social media networks*). Consideran que los medios sociales son ambientes que, a partir de variables técnicas, normativas o económicas son capaces de facilitar o de restringir las posibilidades de los usuarios y por tanto, repercuten tanto en los objetivos como en los mecanismos explicativos (Kane et al, 2014, p. 282).

Tabla 2. Intersección entre la investigación en redes sociales y el análisis de redes en medios sociales (social media networks) (Kane et al., 2014)

		Mecanismos explicativos	
		<i>Estructura</i>	<i>Contenido</i>
Objetivos explicativos	<i>Homogeneidad social inducida por la plataforma</i>	<p>Configuración del ambiente</p> <p>Los nodos se comportan de manera similar debido a un ambiente de red común (Borgatti y Foster, 2003)</p> <p>Las plataformas posibilitan crear una lista articulada de lazos (Boyd y Ellison, 2007)</p>	<p>Contagio</p> <p>Los nodos se comportan de manera similar como resultado de la interacción con un mismo contenido (Borgatti y Foster, 2003)</p> <p>Las plataformas posibilitan crear un perfil establecido por el usuario, los miembros de la plataforma y la plataforma (Boyd y Ellison, 2007)</p>
	<i>Implicaciones para el ARS</i>	<p>Resulta sencillo determinar las características de los lazos en una plataforma, lo que provee más control sobre el ambiente donde interactúan las personas en red.</p>	<p>Los diseñadores pueden determinar qué tipos de contenido puede ser incluido en el perfil digital y cómo ese perfil refleja una identidad offline, afectando la manera en que la información se difunde en la red e influye sobre los usuarios.</p>
	<i>Variación en el desempeño por la conducta del usuario</i>	<p>Capital estructural</p> <p>Los nodos se benefician por ocupar posiciones estructurales particulares (Borgatti y Foster, 2003).</p> <p>Los usuarios pueden ver y navegar a través de esas conexiones en la red (Boyd y Ellison, 2007).</p>	<p>Acceso a recursos</p> <p>Los nodos se benefician del acceso a distintos recursos de la red a través de sus lazos. (Borgatti y Foster, 2003).</p> <p>Los usuarios pueden acceder a contenido digital y protegerlos a través de mecanismos provistos por la plataforma. (Boyd y Ellison, 2007).</p>
	<i>Implicaciones para el ARS</i>	<p>Las plataformas proveen información precisa y equitativa sobre la estructura de la red, permitiendo a los usuarios utilizarla de manera que pueden influir en el desarrollo de capital estructural.</p>	<p>Los distintos mecanismos de privacidad y acceso al contenido afectan el papel y la importancia de la estructura relacional para acceder a recursos en una red.</p>



Las reflexiones sobre las implicaciones de la teoría y la metodología de la investigación centrada en el ARS en el espacio digital, ofrecen interesantes puntos de partida y nuevas miradas que obligan a considerar las propias características de las plataformas como variables fundamentales para determinar las interacciones y la estructura de la red y, por tanto, el acceso a los recursos y las posibilidades de desarrollar cierto capital social. Estas discusiones abren también espacios de diálogo interdisciplinario para dar respuestas más integrales a los fenómenos de interacción social en línea que puedan considerar los múltiples factores que entran en juego al abordar un objeto de estudio de gran complejidad y dinamismo como Internet.

## Consideraciones metodológicas

Especialmente para los científicos sociales, uno de los mayores problemas que deben enfrentar cuando utilizan información de carácter relacional, es la limitación en el acceso a los datos. Esta puede parecer una afirmación contradictoria ante la magnitud y la velocidad de la producción de información en la red. Sin embargo, a efectos del proceso de investigación nos enfrentamos, por una parte, a la creciente industria de la información que restringe el acceso gratuito a los datos de los usuarios de servicios de internet (puesto que se han convertido en un lucrativo negocio) y, por otra, a la falta de competencias y de formación específica de los investigadores sociales que les permitan resolver adecuadamente los problemas técnicos asociados con la extracción desde las propias plataformas.

Por esta razón, los estudios exploratorios que utilizan ARS para examinar fenómenos en el espacio digital -en el caso de México y en algunos países de América Latina- frecuentemente utilizan servicios intermediarios que proveen un acceso limitado a los datos, lo que en ocasiones deriva en inconsistencias en aspectos metodológicos, como por ejemplo, realizar conclusiones generales a partir de muestras limitadas o en otros casos a la falta de transparencia en su procesamiento. Otro fenómeno que suele darse es la proliferación de visualizaciones realizadas con los datos obtenidos a partir de estos servicios intermediarios y que con frecuencia no ofrecen información substantiva de las características estructurales de las redes. Estos fenómenos, si bien contribuyen a generar un interés creciente en torno al campo, deben manejarse con cuidado para no caer en el riesgo de generar visiones distorsionadas sobre los usos potenciales del ARS. Es necesario insistir en la necesidad de discutir y profundizar en las decisiones y limitaciones metodológicas al momento de realizar un estudio de estas características.

Los investigadores que utilizan ARS para el análisis de datos de la red deben dedicar especial atención al proceso mismo de extracción de la información y al procesamiento de datos como una parte fundamental del diseño metodológico. Esta circunstancia



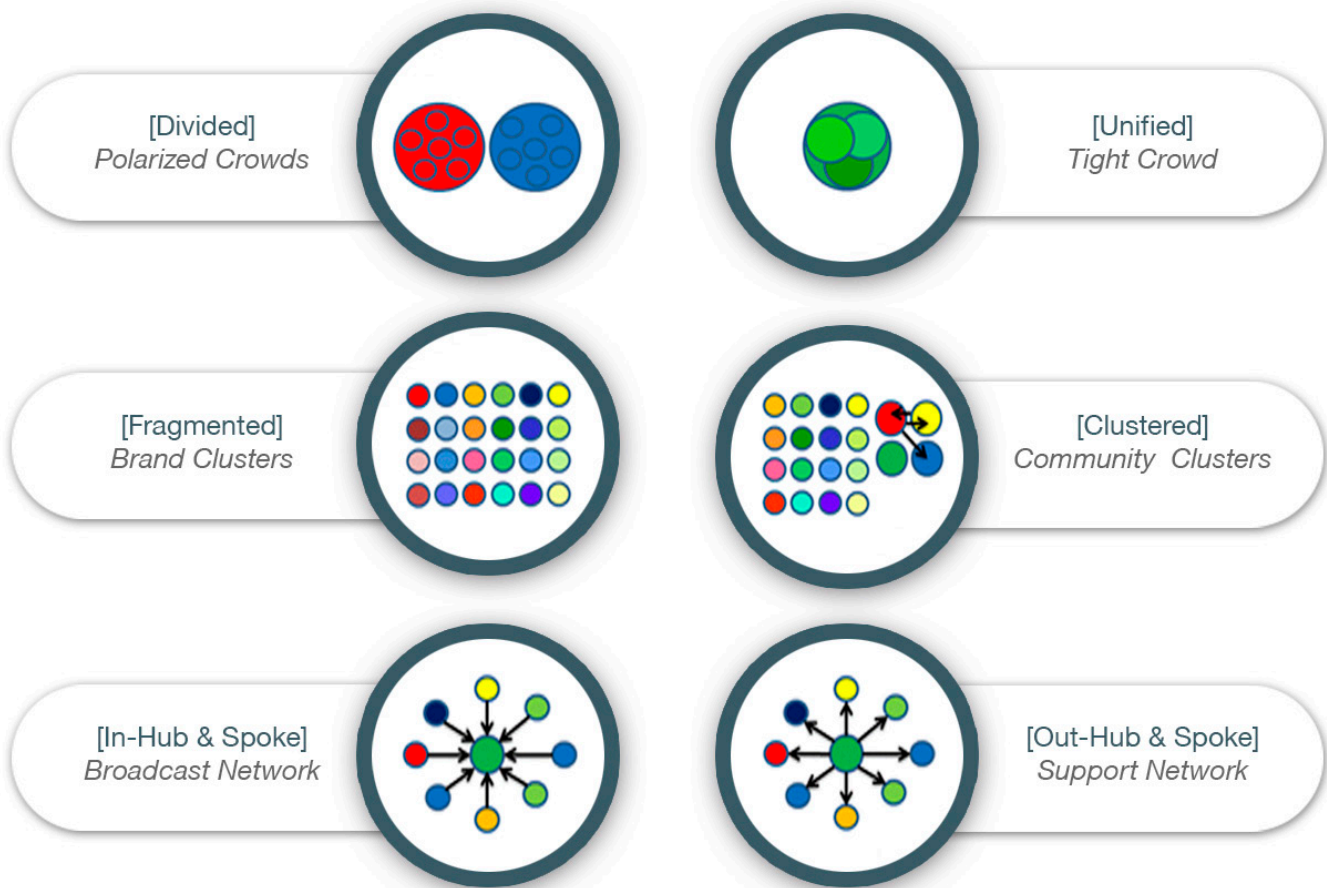
debe promover en un futuro próximo la conformación de equipos interdisciplinarios y el desarrollo de nuevas competencias entre los investigadores de las ciencias sociales y humanas. Los investigadores del entorno iberoamericano deben seguir promoviendo el desarrollo de estudios empíricos que analicen redes digitales. En este contexto ya se divisan interesantes contribuciones (i.e., Congosto y Aragón, 2012; Gayo, et al., 2011) que hacen presagiar la paulatina expansión en Iberoamérica del uso de estrategias de análisis estructural para investigar los espacios digitales. En el siguiente epígrafe nos detendremos a mostrar algunas técnicas de ARS que permiten analizar la comunidad virtual Twitter, que es una de las más utilizadas a nivel mundial (cuenta con más de 500 millones de usuarios) y por ser empleada como red social y como mecanismo de difusión -y captación- de información (Kwak, Lee, Park y Moon, 2010).

## Análisis de redes sociales en Twitter

El análisis de redes en Twitter permite obtener información relevante acerca de diferentes aspectos como: (a) el tipo de relaciones que tienen lugar entre los miembros de la red; (b) la existencia de subgrupos y agrupaciones que definen las dinámicas de la red; (c) el rol que desempeñan determinados actores en la configuración de la estructura y (d) la concurrencia de nodos que ocupan posiciones de intermediación ejerciendo de brókeres naturales o inducidos (Borgatti, Everett y Johnson, 2013; Everett y Borgatti, 2010). Los indicadores de estructura <sup>2</sup> (también denominadas medidas de cohesión) como la densidad o la reciprocidad analizan las propiedades de la red completa, mientras que los indicadores de centralidad examinan la posición que un determinado actor ocupa en la red.

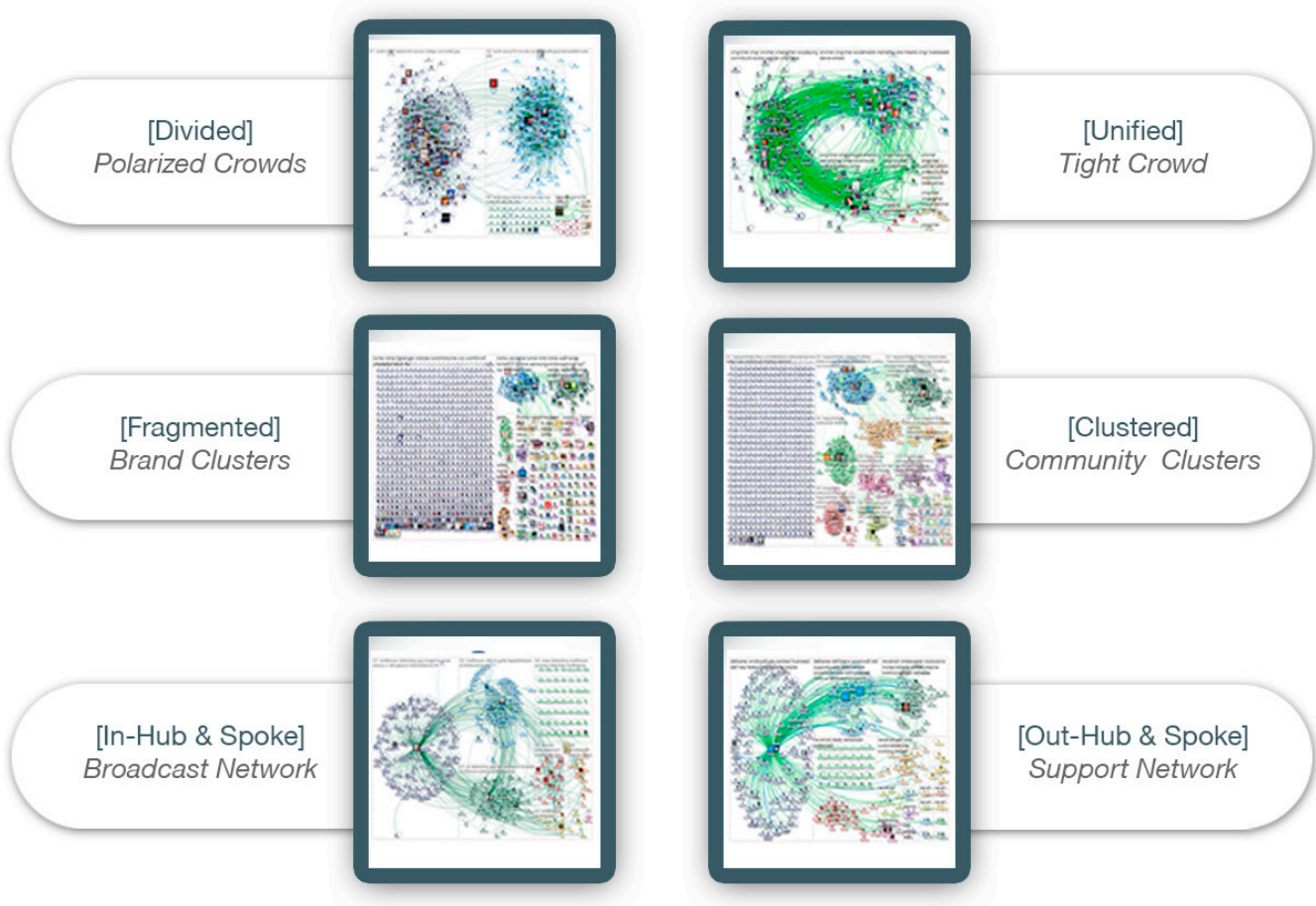
<sup>2</sup> En el artículo de Ramos-Vidal y Ricaurte-Quijano (2015) publicado en este mismo volumen se describen las características y los principales indicadores de centralidad y cohesión.

Figura 1. Tipos de configuración estructural  
(Smith, 2014)



La capacidad explicativa del ARS en estos casos aporta evidencias que contrastan con las opiniones generalizadas sobre fenómenos sociales de la historia reciente, como la acción colectiva (Segeberg y Bennet, 2011), los movimientos sociales (Toret, 2013), los procesos electorales (Aragón, Kappler, Kaltenbrunner, Laniado y Volkovich, 2013; Congosto, 2015; Congosto y Aragón, 2012; Gayo, Metaxas, y Mustafaraj, 2011), la polarización colectiva (Conover, Ratkiewicz, Goncalves, Flammini y Menczer, 2011) o la influencia que produce la ubicación geográfica en las interacciones entre usuarios (Takhteyev, Gruzd, y Wellman, 2012).

Figura 2. Tipología ideal de redes sociales identificadas en Twitter (Smith, 2014)



Smith (2014) plantea un modelo tipológico que categoriza las diferentes estructuras de interacción que ocurren con mayor frecuencia en Twitter. El autor sostiene que es posible observar diferentes configuraciones que denomina *multitudes polarizadas* (grandes componentes divididos); *multitudes unificadas* (comunidades cercanas y varios conglomerados medianos en los que existe una baja cercanía intermedia); *clústeres fragmentados* (muchos conglomerados entre los que se da poca interacción); *conglomerados múltiples* (nodos agrupados por intereses comunes que están parcialmente desconectados unos de otros); *red de amplificación* (presenta forma de estrella); *red de apoyo* (en este tipo de estructura los contactos se despliegan desde el nodo central hacia otros nodos desconectados). Los tipos descritos pueden presentar múltiples variantes en

la medida en que no es posible hablar de categorías excluyentes o puras, sin embargo esta categorización puede ser útil al proporcionarnos una serie de modelos ideales de referencia que nos sirvan de base comparativa.

Los datos que se extraen de Twitter permiten realizar análisis estructurales a distintos niveles. La información que se extrae de la plataforma puede agruparse y analizarse de modo independiente, lo que hace posible generar redes estratificadas en función del tipo de información recabada. El nivel inferior lo conforma la *red de retweets* entre los usuarios de Twitter; el nivel intermedio es la *red de relaciones* (entre un grupo de usuarios de Twitter) y el nivel superior es la *red de co-ocurrencias entre los hashtags* (u otros temas buscados) incluidos en los tweets enviados por los usuarios. Una vez que hemos presentado a grandes rasgos algunas consideraciones necesarias para aplicar herramientas de análisis estructural para evaluar redes digitales, en el siguiente punto nos centraremos en los aspectos metodológicos que implica el ARS.

## El proceso de extracción de datos

Dada la gran cantidad de información que se genera, para analizar los datos producidos en plataformas virtuales como Twitter es necesario disponer de aplicaciones para la recolección sistemática y el procesamiento de datos (p.ej., API streaming, streaming público, streaming de usuario, decahose, firehose<sup>3</sup>). Para ilustrar el caso que analizaremos, la muestra fue tomada de la API de streaming Twitter<sup>4</sup> a través del software Flocker. Si preferimos utilizar otro tipo de software, hay disponibles paquetes para extraer los tweets directamente de la API.<sup>5</sup> Es necesario recordar que para el caso de Twitter, el número de solicitudes se encuentra restringido<sup>6</sup>. A través de esta estrategia solamente se pueden recuperar tweets en tiempo real, debido a que Twitter no da acceso a tweets históricos, ni al flujo completo de tweets<sup>7,8</sup>. Por ello es importante tomar en cuenta las consideraciones que efectúan Kane y colaboradores (2014) sobre los resultados del análisis estructural a partir de la propia configuración de la plataforma, es decir, la medida en que los resultados obtenidos dependen del tipo de configuración que presente el sistema de extracción de información utilizado por los investigadores.

<sup>3</sup> <http://support.gnip.com/apis/firehose/overview.html>

<sup>4</sup> <https://dev.twitter.com/streaming/overview>

<sup>5</sup> [https://pypi.python.org/pypi/twitter\\_api](https://pypi.python.org/pypi/twitter_api)

<sup>6</sup> <https://dev.twitter.com/rest/public/rate-limiting>

<sup>7</sup> Twitter no da acceso libre a los tweets históricos, los comercializa a través de su empresa GNIP.

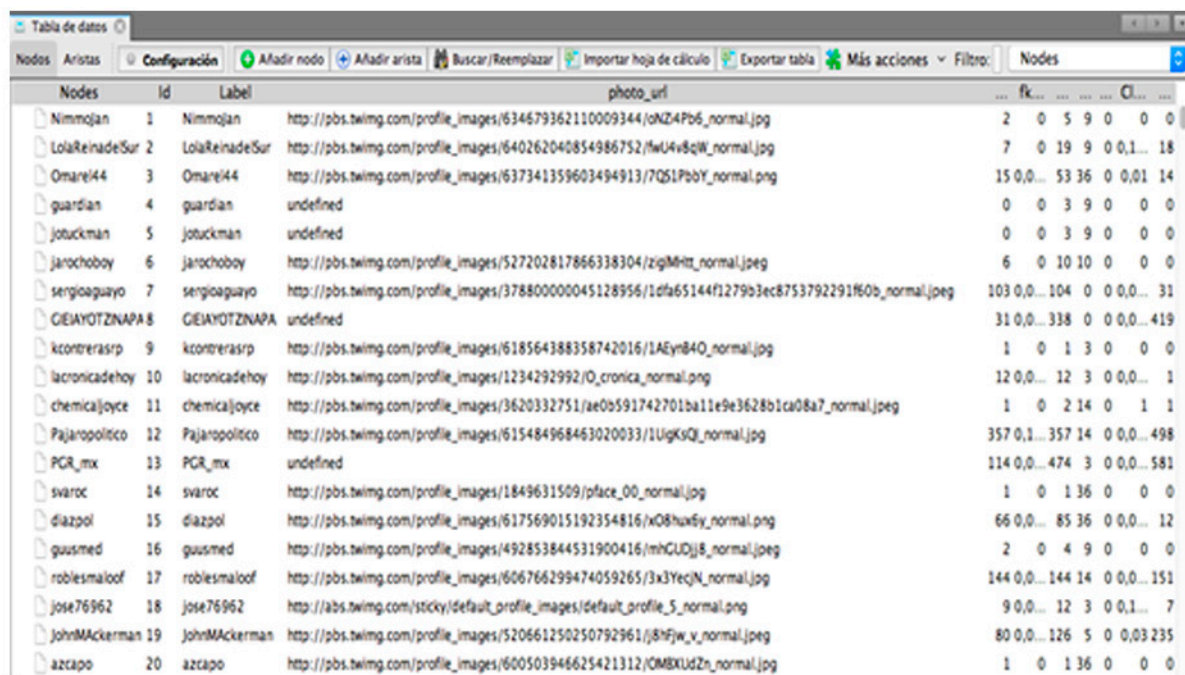
<sup>8</sup> <https://dev.twitter.com/streaming/firehose>



## Construcción de la base de datos

Algunos de los servicios mencionados permiten descargar la base de datos en diferentes formatos (por ejemplo archivos con extensión .csv o .gexf). La base de datos debe construirse a partir de los distintos elementos que caracterizan los tweets y que deben quedar registrados: ID, usuario, fecha de publicación, el texto, la fuente, si se trata de una mención o hashtag incluso las coordenadas geoespaciales. Es necesario también documentar la fecha y el tiempo de recolección de los tweets, el número de tweets y el tamaño de la muestra que nos permite establecer los límites formales de la red. Por esta razón, es importante que el muestreo tenga en cuenta distintos días (semana tipo, mes, etc.) con el objetivo de captar el dinamismo del grafo en el tiempo. En la figura 3 mostramos una captura de pantalla en la que se observa el interface que nos proporciona el software Gephi, una de las aplicaciones más extendidas para analizar la información y que hemos utilizado para ilustrar el estudio de caso expuesto en este manuscrito.

Figura 3. Interface del laboratorio de datos en Gephi



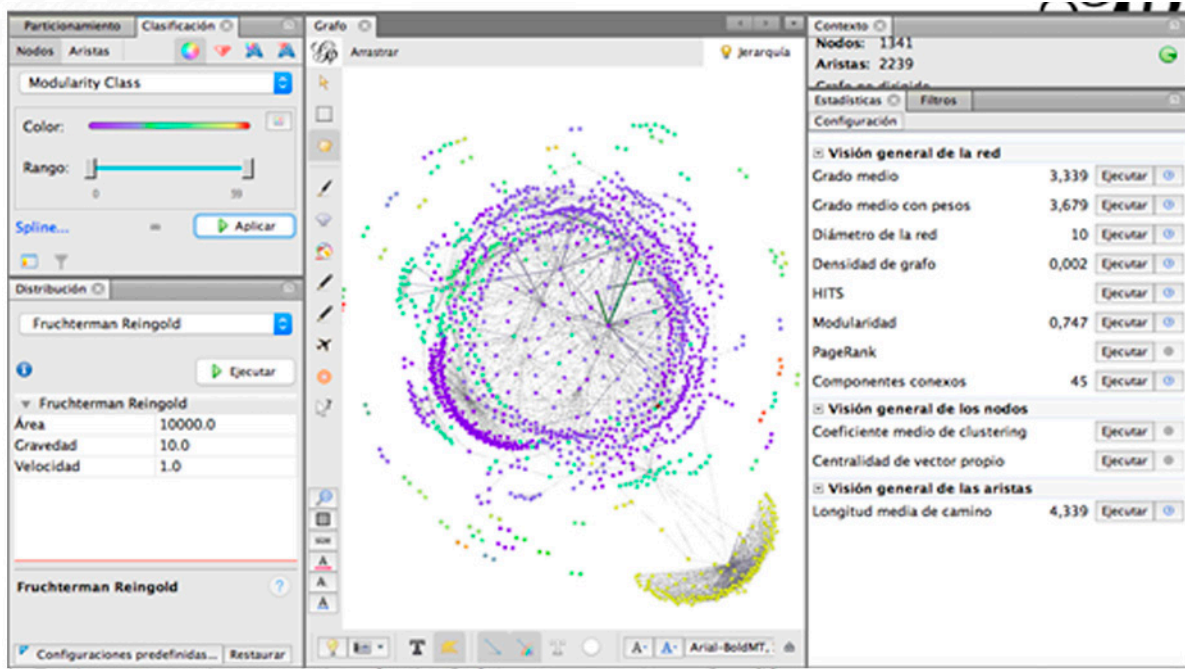
Nodes	Id	Label	photo_url	fk...	...	...	Cl...	...	
Nimmojan	1	Nimmojan	http://pbs.twimg.com/profile_images/634679362110009344/oNz4Pb6_normal.jpg	2	0	5	9	0	0
LolaReinadeSur	2	LolaReinadeSur	http://pbs.twimg.com/profile_images/640262040854986752/fwU4v8qW_normal.jpg	7	0	19	9	0	0,1... 18
Omarei44	3	Omarei44	http://pbs.twimg.com/profile_images/637341359603494913/7Q51PbY_normal.png	15	0,0...	53	36	0	0,01 14
guardian	4	guardian	undefined	0	0	3	9	0	0
jotuckman	5	jotuckman	undefined	0	0	3	9	0	0
Jarochoboy	6	Jarochoboy	http://pbs.twimg.com/profile_images/527202817866338304/zigMht_normal.jpeg	6	0	10	10	0	0
sergioaguayo	7	sergioaguayo	http://pbs.twimg.com/profile_images/37880000045128956/1dfa65144f1279b3ec8753792291f60b_normal.jpeg	103	0,0...	104	0	0	0,0... 31
GIEIAYOTZNAPA	8	GIEIAYOTZNAPA	undefined	31	0,0...	338	0	0	0,0... 419
kcontrerasrp	9	kcontrerasrp	http://pbs.twimg.com/profile_images/618564388358742016/1AEyn84O_normal.jpg	1	0	1	3	0	0
lacronicadehoy	10	lacronicadehoy	http://pbs.twimg.com/profile_images/1234292992/O_cronica_normal.png	12	0,0...	12	3	0	0,0... 1
chemicaljoyce	11	chemicaljoyce	http://pbs.twimg.com/profile_images/3620332751/ae0s91742701ba11e9e3628b1ca08a7_normal.jpeg	1	0	2	14	0	1
Pajaropolitico	12	Pajaropolitico	http://pbs.twimg.com/profile_images/615484968463020033/1UigKqI_normal.jpg	357	0,1...	357	14	0	0,0... 498
PGR_mx	13	PGR_mx	undefined	114	0,0...	474	3	0	0,0... 581
svaroc	14	svaroc	http://pbs.twimg.com/profile_images/1849631509/pface_00_normal.jpg	1	0	1	36	0	0
diazpol	15	diazpol	http://pbs.twimg.com/profile_images/617569015192354816/vx08hux6y_normal.png	66	0,0...	85	36	0	0,0... 12
gusmed	16	gusmed	http://pbs.twimg.com/profile_images/492853844531900416/mhGUDj8_normal.jpeg	2	0	4	9	0	0
roblesmaloo	17	roblesmaloo	http://pbs.twimg.com/profile_images/606766299474059265/3x3YecJ_normal.jpg	144	0,0...	144	14	0	0,0... 151
jose76962	18	jose76962	http://pbs.twimg.com/sticky/default_profile_images/default_profile_5_normal.png	9	0,0...	12	3	0	0,1... 7
JohnMackerman	19	JohnMackerman	http://pbs.twimg.com/profile_images/520661250250792961/j8Fjw_v_normal.jpeg	80	0,0...	126	5	0	0,03 235
azcapo	20	azcapo	http://pbs.twimg.com/profile_images/600503946625421312/OMBXUdZn_normal.jpg	1	0	1	36	0	0

En la figura 3 se ofrece información detallada sobre el contenido de la muestra. En las filas aparecen los casos (nodos) y en las columnas aparece la información atributiva de cada uno. Como veremos esta información puede emplearse para representar visualmente las características de los nodos.

## Construcción del grafo

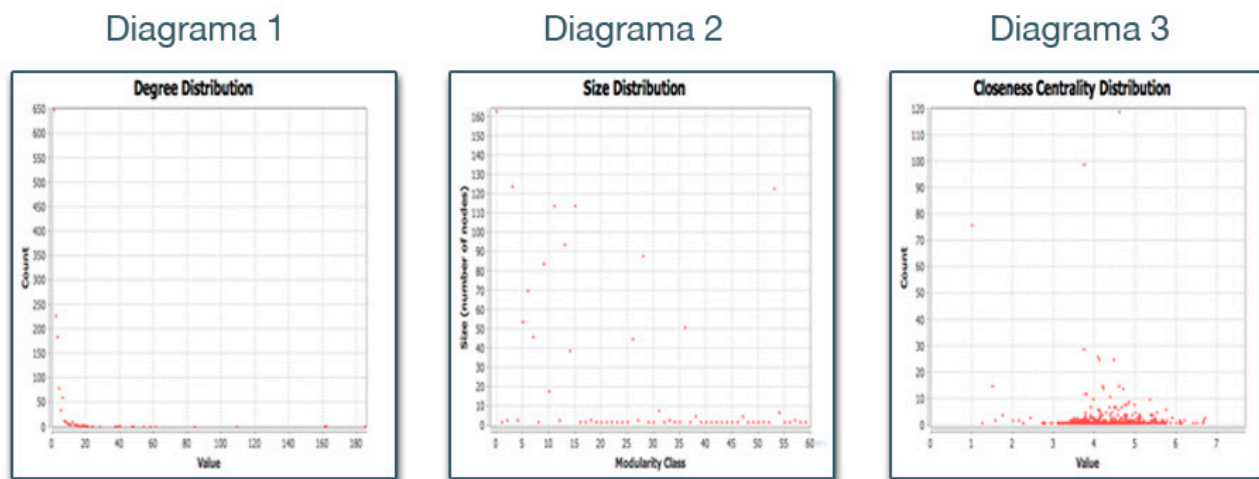
La representación gráfica de las redes debe ser lo más sencilla e intuitiva posible para facilitar la interpretación. En este sentido es recomendable no representar más de tres atributos de los nodos de forma simultánea (Freeman, 2000). La representación de las características o atributos de los nodos puede hacerse a través de las modificaciones del color, de la forma y del tamaño de los nodos, mientras que la caracterización de los vínculos suele efectuarse a través de las alteraciones en el color o en la intensidad del lazo, esto es, de la línea que conecta a dos nodos (suele emplearse para representar la fortaleza del vínculo); del color (se utiliza para identificar diferentes tipos de relaciones) y de la existencia de flechas (para señalar la direccionalidad del vínculo en el caso de redes dirigidas). Tanto los atributos que utilizaremos para la caracterizar a los nodos como los indicadores de cada actor (por ejemplo podemos representar el nivel de centralidad de un actor a través del tamaño del nodo), deben seleccionarse cuidadosamente en función de las preguntas y de los objetivos de la investigación. El programa Gephi permite alterar la red para destacar sus atributos principales. Es necesario tomar decisiones acerca de la estrategia de detección de comunidades, la creación de aristas, el tratamiento de los nodos faltantes, aislados o pendientes, la direccionalidad del grafo, etc. Gephi ofrece distintos algoritmos de distribución para obtener mejores resultados en la visualización. Una de las opciones que ofrece resultados más eficientes en la representación visual de datos relacionales de comunidades virtuales es el algoritmo *Force Atlas* (Fruchterman, & Reingold, 1991; Hu, 2005; Jacomy, 2009). Este algoritmo produce distribuciones gráficas de alta calidad empleando procedimientos de análisis multinivel (Hu, 2005, p. 54). Por otro lado la solución desarrollada por Girvan y Newman (2002) permite detectar subgrupos y meta-comunidades débilmente conectadas entre sí en redes de gran tamaño, por lo que también es una herramienta útil para identificar agrupaciones en redes amplias como las que habitualmente suelen formarse en las plataformas digitales. Además de la visualización, Gephi calcula diferentes métricas de cohesión y centralidad, sin embargo dadas las limitaciones que presenta la herramienta, puesto que está diseñada con una orientación más descriptiva que analítica -aunque se encuentra en permanente desarrollo- para realizar análisis más exhaustivos recomendamos extraer la información y procesarla en alguno de los programas de ARS orientados al estudio de redes de gran tamaño como por ejemplo Pajek (De Nooy, Mrvar, y Batagelj, 2011) o iGraph (Csardi, y Nepusz, 2006). En la siguiente imagen enseñamos un ejemplo de visualización de una red de gran tamaño con Gephi.

Figura 4. Ejemplo de grafo obtenido a través de Gephi



Como podemos observar en la figura 4, el programa genera una visualización en la que se aprecia un macro-componente principal, en su mayoría conformado por nodos de color azul y una agrupación periférica altamente centralizada, compuesta por nodos de color amarillo. En la figura 5 se muestra la distribución de los indicadores estructurales empleando diagramas de dispersión.

Figura 5. Diagramas de dispersión que analizan diferentes indicadores estructurales



La figura superior refleja la distribución de los parámetros analizados, entre los nodos que conforman la red extraída de Twitter a través de Gephi. Por ejemplo si observamos la distribución del grado nodal (Diagrama 1), vemos que la mayor parte de nodos están situados en el cuadrante inferior izquierdo del diagrama, lo que señala que existen pocos nodos que cuentan con gran cantidad de contactos, y una mayoría de actores que establecen pocas conexiones y ocupan posiciones periféricas. Esto puede ser el reflejo de una red con un alto índice de centralización y baja transitividad global. Este tipo de análisis exploratorio puede ofrecernos información de calidad para analizar la estructura de las redes sociales digitales. No obstante, para testar hipótesis es necesario desarrollar otro tipo de estrategias de análisis más avanzadas que posibiliten examinar con mayor grado de profundidad los fenómenos que se desean estudiar. En estos casos es habitual recurrir a herramientas orientadas a descifrar el contenido mismo de la información presente en el mensaje.

Además del cálculo de las métricas básicas de los grafos, de los indicadores de cada actor y de mostrar su variación en el tiempo, el análisis estructural puede complementarse con otros métodos que amplíen las posibilidades de responder a nuestras preguntas de investigación. Por ejemplo, es posible realizar análisis de contenido de los tweets para identificar las temáticas más relevantes dentro del corpus o para generar redes semánticas en torno a un tema (Abel, Gao, Houben, y Tao, 2011; Java, Song, Finin, y Tseng, 2007). También es posible realizar análisis estadísticos para conocer la frecuencia de los tópicos más relevantes. A partir de la detección de subgrupos podemos identificar si existe relación entre las comunidades y los distintos tópicos identificados. Las posibilidades son muy amplias y cada vez es más frecuente observar cómo los investigadores articulan distintos niveles y técnicas de análisis.



## Software(s) especializados en el análisis de redes digitales

Existen numerosas herramientas para realizar análisis de redes y de manera permanente se están desarrollando nuevos recursos que facilitan el trabajo de los investigadores, principalmente de aquellos que manejan grandes volúmenes de datos. Los programas para analizar datos relacionales hacen posible calcular los principales parámetros de la red en distintos niveles, tanto de la red completa como de los nodos individuales. Para seleccionar el software más adecuado de acuerdo con el propósito de la investigación, es necesario tomar en cuenta algunas consideraciones relacionadas con sus capacidades y características como por ejemplo: (a) su robustez, (b) si es de código abierto o no, (c) su estabilidad temporal, (d) la comunidad que lo mantiene, (e) el volumen de datos que puede manejar, (f) el sistema operativo y (g) si utiliza paquetes basados en una interfaz gráfica (más sencillos) o paquetes para lenguajes de programación (más poderosos, como por ejemplo R).

Recientemente se están desarrollando diferentes programas de ARS bajo el código de programación<sup>9</sup>R. De modo que programas que analizan datos reticulares de carácter longitudinal como Siena (Ripley, Snijders, y Preciado, 2011) o programas centrados en la visualización de grafos a partir de datos relacionales como Visone (Baur et al., 2002), están empezando a experimentar desarrollos paralelos gracias a este tipo de lenguaje de computación.

Actualmente R es el lenguaje de programación más popular para análisis estadístico. Posee la ventaja de ser de código abierto y de estar soportado por una consolidada comunidad de desarrolladores y usuarios. Además de ser robusto y de poseer un ambiente relativamente amigable, en conjunto con sus herramientas asociadas, abre un abanico de posibilidades para su aplicación para analizar datos relacionales. También existen diversos paquetes de análisis de datos reticulares que pueden descargarse libremente como por ejemplo iGraph y SNA, entre otros. En la siguiente sección examinamos las características de algunos de los paquetes más utilizados y cuyo uso recomendamos a los usuarios que quieran iniciarse en el análisis estructural de espacios digitales.

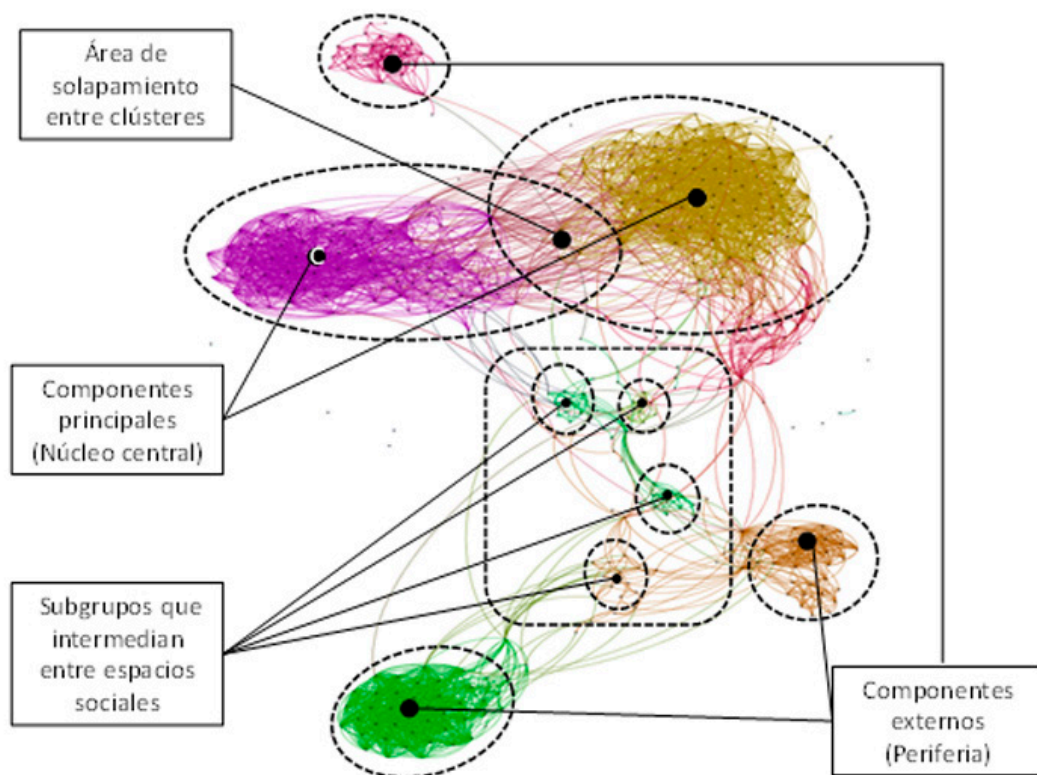
### Gephi

Es un software versátil e intuitivo para la visualización y análisis de redes de todo tipo. Es de código abierto y no comercial. Esta herramienta permite explorar y modificar la representación de la red con el objeto de identificar con mayor facilidad sus propiedades.

<sup>9</sup> <https://www.r-project.org/>

Una de las ventajas es que permite trabajar con datos complejos, redes jerárquicas y de libre escala, ofrece una interfaz intuitiva y produce grafos de alta calidad. Una desventaja es que la última versión (0.8.2) requiere de algunos ajustes para que funcione correctamente en el sistema operativo IOS. En la figura 6 mostramos el potencial que nos ofrece Gephi para identificar subgrupos empleando el algoritmo de Girvan-Newman.

Figura 6. Detección de comunidades en una red de amigos en Facebook usando Gephi



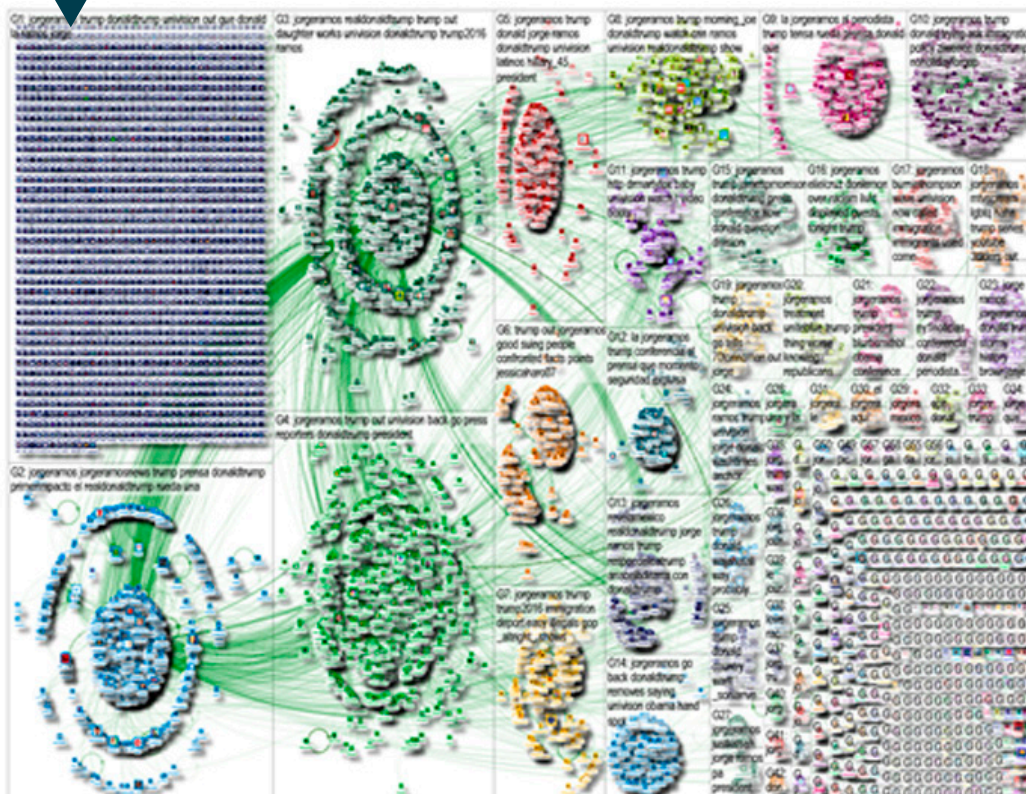
Como se aprecia en la figura 6, el programa distingue los subgrupos densamente cohesivos, la unión entre componentes, la distancia que existe entre cada agrupación y los grupos de nodos situados en el centro de la estructura que actúan articulando la configuración centro-periferia que -en mayor o menor medida- suele darse en las redes sociales (Hojman, y Szeidl, 2008; Morgan, Neal, y Carder, 1997). Al mismo tiempo hemos delimitado los principales subgrupos que se observan, de modo que vemos la existencia de (a) dos clústeres de gran tamaño entre los que existe (b) un área de superposición de vínculos, (c) tres agrupaciones de tamaño moderado que ocupan posiciones periféricas y (d) un área de baja densidad ocupada por cuatro subgrupos débilmente conectados que actúan como

ejes entre el núcleo duro de relaciones y la periferia de la red. Este tipo de ejercicios de exploración visual son un instrumento de gran utilidad para efectuar aproximaciones a la estructura de la red porque facilitan la comprensión de las dinámicas de funcionamiento interno que modelan su estructura.

## NodeXL

Otro de los programas para analizar redes virtuales más utilizados por parte de la comunidad científica es NodeXL. Este programa es un software de código abierto exclusivo para Microsoft Excel que se utiliza para explorar las propiedades de las redes digitales. Sus posibilidades de aplicación incluyen la importación de datos de distintas plataformas, el cálculo de las estadísticas, la obtención de indicadores y la visualización. La ventaja es que puede resultar una herramienta sencilla para personas que se están familiarizando con el ARS. La desventaja es que sirve exclusivamente para el sistema operativo Windows. En la figura 7 se muestra un ejemplo de visualización obtenida con NodeXL.

Figura 7. Representación de la red utilizando el software NodeXL





Como queda reflejado en la imagen, una de las peculiaridades que ofrece NodeXL es que el propio programa efectúa una delimitación de agrupaciones empleando para realizar esta clasificación los indicadores de cohesión y diferentes parámetros de agrupamiento. En la figura 8 se observa una captura de pantalla con la información procesada.

Figura 8. Interface de NodeXL mostrando los datos de los Tweets

Vértice 1	Vértice 2	Reciprocidad	Relación	Fecha de la interacción (UTC)	Tweet	URL en el Tweet	Dominios en el Tweet	Hashtags en el Tweet	Fecha de publicación	Liga al Tweet
jackieguzman	jackieguzman	No	Tweet	8/18/15 0:10	Well said #JorgeRam	<a href="https://www.facebook.com/jorgeramos">https://www.facebook.com/jorgeramos</a>	facebook.com	jorgeramos	8/18/15 0:10	<a href="https://twitter.com/jackieguzman/status/6341234567890">https://twitter.com/jackieguzman/status/6341234567890</a>
bradleygay	bradleygay	No	Tweet	8/18/15 2:25	#JorgeRamos I don't give a flying #S&#amp;* what you think of #			jorgeramos donal	8/18/15 2:25	<a href="https://twitter.com/bradleygay/status/6341234567890">https://twitter.com/bradleygay/status/6341234567890</a>
gmf71	gmf71	No	Tweet	8/18/15 2:27	Shouldn't #JorgeRamos be accompanied by a little person name			jorgeramos hanni	8/18/15 2:27	<a href="https://twitter.com/gmf71/status/6341234567890">https://twitter.com/gmf71/status/6341234567890</a>
dabrx10	dabrx10	No	Tweet	8/18/15 2:27	#jorgeramos schooling #hannity lol I love it #foxnews			jorgeramos hanni	8/18/15 2:27	<a href="https://twitter.com/dabrx10/status/6341234567890">https://twitter.com/dabrx10/status/6341234567890</a>
msdianesolomon	hotpink100	No	Mención	8/18/15 2:28	RT @hotpink100: I hate this guy #jorgeramos. He needs Americ			jorgeramos hanni	8/18/15 2:28	<a href="https://twitter.com/msdianesolomon/status/6341234567890">https://twitter.com/msdianesolomon/status/6341234567890</a>
barefootpoet107	barefootpoet107	No	Tweet	8/18/15 2:30	A good 1st step ZANY immigration reform wld be to get rid of th			jorgeramos	8/18/15 2:30	<a href="https://twitter.com/barefootpoet107/status/6341234567890">https://twitter.com/barefootpoet107/status/6341234567890</a>
onlyme9000	seanhannity	No	Respuesta	8/18/15 2:30	@seanhannity illegal is illegal, they are breaking the law so why			jorgeramos	8/18/15 2:30	<a href="https://twitter.com/onlyme9000/status/6341234567890">https://twitter.com/onlyme9000/status/6341234567890</a>
joealex440	seanhannity	No	Respuesta	8/18/15 2:29	@seanhannity #jorgeramos When is the real problem going to b			jorgeramos	8/18/15 2:29	<a href="https://twitter.com/joealex440/status/6341234567890">https://twitter.com/joealex440/status/6341234567890</a>
joealex440	seanhannity	No	Respuesta	8/18/15 2:31	@seanhannity #jorgeramos #Mexico leaders need to stop corru			jorgeramos mexic	8/18/15 2:31	<a href="https://twitter.com/joealex440/status/6341234567890">https://twitter.com/joealex440/status/6341234567890</a>
davesmyname	davesmyname	No	Tweet	8/18/15 2:31	#jorgeramos SHUT THA' F*CK UP YOU IDIOT			jorgeramos	8/18/15 2:31	<a href="https://twitter.com/davesmyname/status/6341234567890">https://twitter.com/davesmyname/status/6341234567890</a>
kelleyb227	kelleyb227	No	Tweet	8/18/15 2:31	Why yes #jorgeramos we need to deport 11 million illegal immi			jorgeramos hanni	8/18/15 2:31	<a href="https://twitter.com/kelleyb227/status/6341234567890">https://twitter.com/kelleyb227/status/6341234567890</a>
sentfoe	hotpink100	No	Mención	8/18/15 2:33	RT @hotpink100: #hannity #jorgeramos Illegal Aliens owe Amer			hannity jorgeram	8/18/15 2:33	<a href="https://twitter.com/sentfoe/status/6341234567890">https://twitter.com/sentfoe/status/6341234567890</a>
apprazer54	seanhannity	No	Mención	8/18/15 2:33	@seanhannity Hammer this fraud, Sean! #jorgeramos			jorgeramos	8/18/15 2:33	<a href="https://twitter.com/apprazer54/status/6341234567890">https://twitter.com/apprazer54/status/6341234567890</a>

En la figura 8 se aprecia una interface relativamente sencilla que muestra la información básica correspondiente a cada una de las unidades de análisis. Por tanto es posible obtener información detallada acerca de quién emitió un tweet, el momento exacto en que lo hizo y si obtuvo o no respuesta. Describiremos con mayor profundidad los ejemplos empleados en orden a ilustrar el potencial de esta herramienta para evaluar redes digitales.

## Descripción del estudio de caso

Para comprender con mayor detalle los conceptos e instrumentos presentados, a continuación pasaremos a describir las visualizaciones representadas en las diferentes figuras. Si prestamos atención a los datos de la extracción y a la representación de la red, vemos que el gráfico muestra una amplia red de 10310 usuarios de Twitter cuyos tweets contenían el hashtag “#JorgeRamos”, o a quienes se respondió o se menciona en esos tweets. Esta muestra se tomó de un conjunto de datos limitados a un máximo de 18000



tweets, esto nos permite establecer los límites formales del universo muestral. La red se obtuvo mediante la API de streaming de Twitter el miércoles 26 de agosto de 2015 a las 15:18 UTC. El grafo representado es dirigido, es decir, conocemos la orientación de los vínculos. Los tweets fueron publicados en un rango de ocho días, desde el martes 18 de agosto de 2015 a las 02:26 GMT al miércoles 26 de agosto 2015 a las 15:00 UTC. Los vértices del grafo se agruparon por conglomerados jerárquicos utilizando el algoritmo de Clauset, Newman y Moore (2004). Para visualizar la red aplicamos el algoritmo de diseño multiescala propuesto Harel y Koren (2001), que facilita la identificación de componentes. Los colores y el grosor de las aristas fueron representados de acuerdo con su valor, es decir, se encuentran ponderados lo que hace posible identificar la intensidad del vínculo entre dos nodos. Los tamaños de los vértices están basados en los valores de los seguidores. En la tabla 3 describimos los indicadores básicos de la red que nos proporciona el programa.

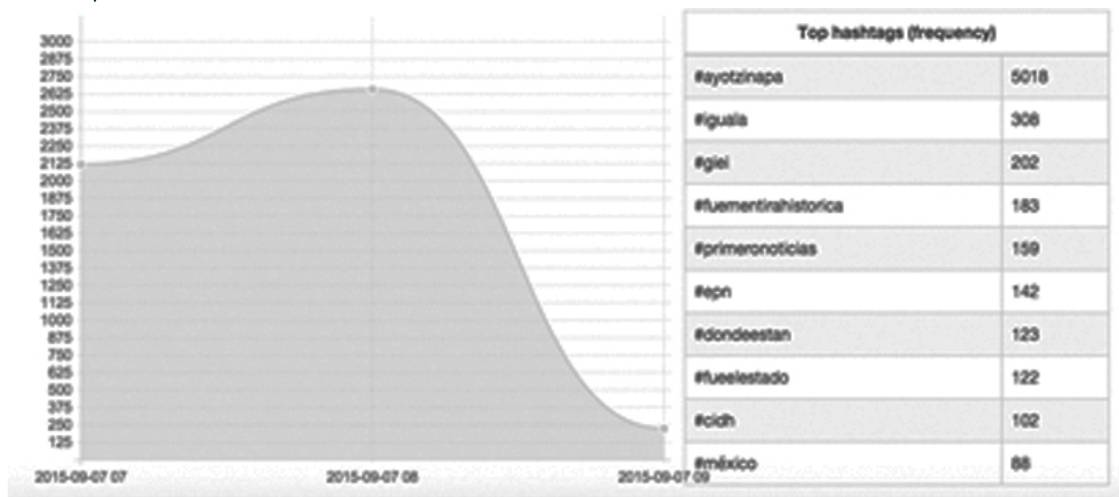
Tabla 3. Parámetros descriptivos de la red de amigos en Facebook

Indicador	Valor
Número de vértices	10,310
Aristas únicas	15,504
Aristas duplicadas	2955
Aristas totales	17459
Auto-loops	3396
Componentes conectados	1871
Componentes conectados por vértices únicos	1529
Máximo número de vértices en un componente conectado	7747
Número máximo de aristas en un componente conectado	14515
Máxima distancia geodésica (diámetro)	13
Distancia geodésica media	4.585318
Densidad	0.00012335
Modularidad	0.651937

## Socioviz

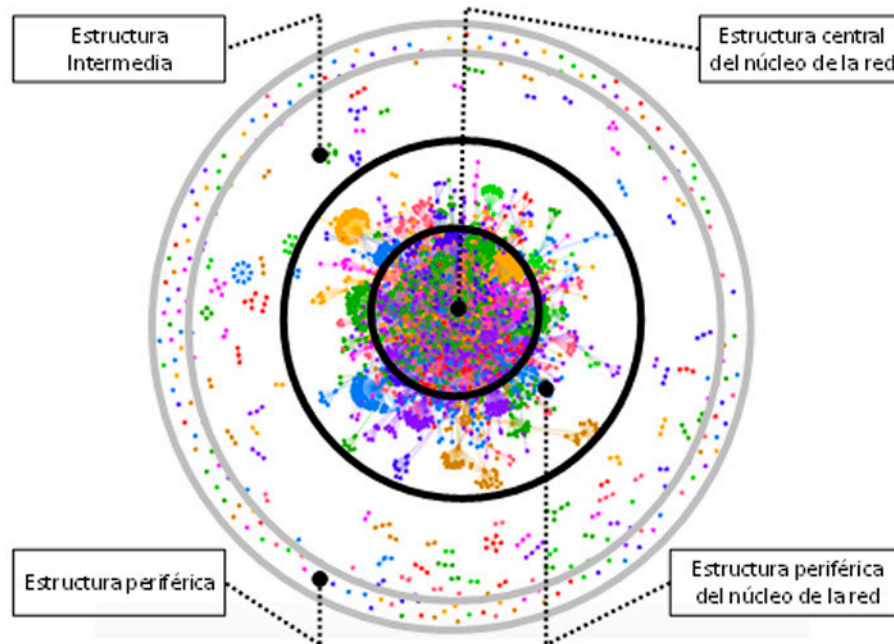
Es un servicio basado en una web que ofrece extracción de datos de la API de Twitter. La aplicación realiza análisis estadístico, cálculo de las principales características de la red y es capaz de visualizar la información que proporciona. Entre las ventajas que presenta esta herramienta se encuentra el disponer de una interfaz sencilla y la posibilidad de descargar los datos en archivos con extensión .gexf, para posteriormente realizar la visualización en la misma aplicación o para exportar los datos a alguno de los programas disponibles para analizar datos relacionales. Socioviz al igual que NodeXL ofrece la posibilidad de representar las frecuencias de los hashtags en formato de diagramas de frecuencia entre otras alternativas como podemos ver en la figura 9.

Figura 9. Análisis de frecuencia de hashtags en Twitter con Socioviz



Además de este tipo de representación nos ofrece información interesante relativa a la frecuencia de un determinado fenómeno, el programa también realiza visualizaciones de grafos de amplio tamaño en los que se prioriza mostrar la distribución centro-periferia y la formación de subgrupos como se puede observar en la figura 10.

Figura 10. Visualización de la red con Socioviz identificando las principales regiones



El grafo representado en la figura 10 muestra una red con una clara diferenciación entre la estructura central y la periférica, y al mismo tiempo podemos observar una estructura que podemos denominar intermedia que actúa como eje de articulación entre centro y periferia. En el centro aparece un macro-conglomerado formado a su vez por distintos subgrupos, aunque se observa una clara predominancia de nodos en color azul. En esta agrupación existe una elevada cohesión interna y un elevado grado de solapamiento entre los clústeres que la forman, lo que dificulta la identificación de los subgrupos que componen la facción principal. Sin embargo una primera aproximación visual puede ayudarnos a comprender los procesos que modulan la estructura. Hemos diferenciado a través de círculos concéntricos los distintos niveles que dan forma a la red. El primer círculo representa el núcleo duro de la red, altamente cohesionado y en el que se da un alto grado de solapamiento. El siguiente anillo representa lo que algunos autores denominan la periferia del centro (Borgatti y Everett, 1999), en esa estructura apreciamos diferentes componentes que presentan múltiples conexiones en el centro. En la siguiente zona delimitada con un círculo gris encontramos una región intermedia integrada por grupos de actores y por nodos aislados que ocupan una región intermedia integrada por grupos de actores y por nodos aislados que ocupan un área relativamente despoblada y en la que se alcanza a observar una amplia distancia

media entre los distintos componentes. Por último, el anillo final delimita a los actores periféricos. En esta zona están ubicados los actores aislados que no mantienen contacto con otros nodos. Este tipo de ejercicios interpretativos deben ser contrastados a través del cálculo de parámetros específicos como el indicador *Coreness* (que muestra la proporción de actores que se sitúan en el centro o en la periferia de la red), analizando la existencia de diferentes estructuras centro-periferia contrastando procedimientos de fragmentación estructural continuos y categóricos (Borgatti y Everett, 1999), o analizando la centralidad de cada uno de los conglomerados identificados previamente a través de la visualización (Everett y Borgatti, 1999).

## Consideraciones éticas

Debemos poner de relieve la responsabilidad y el reto que supone trabajar con datos de carácter relacional, en los que a menudo entran en juego importantes cuestiones relacionadas con el contenido confidencial de los mensajes y con el derecho a la privacidad de quienes proporcionan la información. Las cuestiones éticas son un punto clave para conseguir un desarrollo sostenible del ARS, buena prueba de ello es el interés que despierta este tema en las últimas ediciones celebradas por la principal asociación mundial para el análisis de redes sociales (INSNA). Por ejemplo, en el campo de la gestión empresarial se han desarrollado una serie de principios éticos que deben estar presentes en los diseños de investigación en los que se incorpore ARS (Borgatti y Molina, 2003) con el fin de garantizar el anonimato de los encuestados al tratarse de información sensible y para que los datos no sean utilizados con otra finalidad para la que fueron recabados.

En el caso de los estudios que incorporan herramientas de evaluación estructural en entornos digitales, también han surgido intensos debates acerca de las implicaciones éticas que se derivan de hacer visible la estructura de una red con propósitos distintos a los académicos. Los gobiernos y las empresas contratan investigadores para aplicar técnicas de análisis estructural al estudio de grandes volúmenes de datos obtenidos de la red con objetivos políticos o comerciales. Por ejemplo, existen corporaciones como IBM que ofrecen a gobiernos y empresas la posibilidad de utilizar los datos para identificar quiénes son los nodos de mayor influencia en una determinada comunidad. El imparable crecimiento en el tráfico de información y de las aplicaciones y programas que se están desarrollando para analizar tal cantidad de datos, debe también ir acompañado de un compromiso ético que garantice el derecho a la privacidad, al anonimato y a la confidencialidad de quien – voluntaria o involuntariamente- proporciona la información.



## Conclusiones

A lo largo del texto hemos mostrado al análisis estructural y en general a la ciencia de las redes como un potente instrumento capaz de dar respuesta a una gran variedad de fenómenos y procesos sociales. Su eficacia lo convierte en una opción cada vez más utilizada entre los científicos que buscan herramientas y modelos que faciliten una comprensión profunda de la complejidad que se imbrica en las interacciones sociales. La rápida evolución del campo y su creciente popularidad a partir de la emergencia de comunidades digitales, hace necesaria una reflexión que permita ubicar las principales discusiones y aproximaciones para dar respuesta a los retos que demanda la sociedad.

El potencial del ARS no se ha desarrollado aún en plenitud. Existen numerosos investigadores que rechazan el paradigma estructural por considerarlo limitado frente a los enfoques procesuales. Otros en cambio, encuentran dificultades para comprender los aspectos matemáticos o la significación de las medidas estructurales para poder interpretar una problemática relacional. Desde luego no son bondades todo lo que nos ofrece el ARS. El desarrollo de un análisis estructural riguroso exige dedicarle gran cantidad de tiempo a la obtención, a la depuración y al análisis de dicha información. Este aprendizaje puede ser un proceso costoso que requiere la inversión de recursos.

Por otro lado no basta con quedarnos en el plano meramente descriptivo y con emplear en la investigación algunas herramientas que pueden parecer visualmente atractivas en un primer momento. Es necesario conocer los principios fundacionales del análisis estructural, tomar consciencia de que el ARS constituye una ciencia en sí misma y que esencialmente lo que nos proporciona, es una vía alternativa para analizar fenómenos sociales. Desde nuestro punto de vista creemos que la clave para la plena institucionalización del análisis estructural en la comunidad iberoamericana es promover la formación especializada en ARS y alcanzar la excelencia científica llevando a cabo estudios empíricos que cuenten con el máximo nivel de reflexión ética, teórica y metodológica.

## Referencias

- Abel, F., Gao, Q., Houben, G. J., & Tao, K. (2011, May). Semantic enrichment of twitter posts for user profile construction on the social web. In Proceedings of the 8th extended semantic web conference on *The semantic web: research and applications*. Volume Part II (pp. 375-389).
- Ackland, R. (2013). *Web social science: Concepts, data and tools for social scientists in the digital age*. London: Sage.
- Aragón, P., Kappler, K. E., Kaltenbrunner, A., Laniado, D., & Volkovich, Y. (2013). Communication dynamics in twitter during political campaigns: The case of the 2011 Spanish national election. *Policy & Internet*, 5(2), 183-206.
- Baur, M., Benkert, M., Brandes, U., Cornelsen, S., Gaertler, M., Köpf, B., & Wagner, D. (2002, January). Visone Software for visual social network analysis. In *Graph Drawing* (pp. 463-464). Springer Berlin Heidelberg.
- Bird, C., Gourley, A., Devanbu, P., Gertz, M., & Swaminathan, A. (2006). Mining email social networks. In *Proceedings of the 2006 international workshop on Mining software repositories* (pp. 137-143). ACM.
- Borgatti, S.P., & Everett, M. (1999). Models of Core/Periphery structures. *Social Networks*, 21, 375-395.
- Borgatti, S. P., Everett, M. G., & Johnson, J. C. (2013). *Analyzing social networks*. London: Sage.
- Borgatti, S. P., & Foster, P. C. (2003). The network paradigm in organizational research: A review and typology. *Journal of Management*, 29(6), 991-1013.
- Borgatti, S. P., & Molina, J. L. (2003). Ethical and strategic issues in organizational social network analysis. *The Journal of Applied Behavioral Science*, 39(3), 337-349.
- Boyd, D. & Ellison, N. B. (2007). Social network sites: Definition, history, and scholarship. *Journal of Computer Mediated Communication*, 13(1), 210-230.
- Clauset, A., Newman, M. E., & Moore, C. (2004). Finding community structure in very large networks. *Physical Review E*, 70(6), 066111.

- Conover, M. D. , J. Ratkiewicz, J., Francisco, M. ,Goncalves, B., A. Flammini, A. y Menczer, F. (2011). Political Polarization on Twitter. Proc. of the V *International AAAI Conference on Weblogs and Social Media*.
- Congosto, M. L., & Aragón, P. (2012). Twitter, del sondeo a la sonda: nuevos canales de opinión, nuevos métodos de análisis. *Más Poder Local*,12, 50-56.
- Congosto, M. L. (2015). Elecciones Europeas 2014: Viralidad de los mensajes en Twitter. *Redes: revista hispana para el análisis de redes sociales*, 26(1), 23-52.
- Csardi, G., & Nepusz, T. (2006). The igraph software package for complex network research. *InterJournal, Complex Systems*, 1695(5), 1-9.
- De Nooy, W., Mrvar, A., & Batagelj, V. (2011). *Exploratory social network analysis with Pajek* (Vol. 27). Cambridge: University Press.
- Everett, M. G., & Borgatti, S. P. (1999). The centrality of groups and classes. *The Journal of Mathematical Sociology*, 23(3), 181-201.
- Everett, M. G., & Borgatti, S. P. (2010). Induced, endogenous and exogenous centrality. *Social Networks*, 32(4), 339-344.
- Freeman, L. C. (2000). Visualizing social networks. *Journal of Social Structure*, 1(1) [disponible online] <https://www.cmu.edu/joss/content/articles/volume1/Freeman.html>
- Fruchterman, T. M., & Reingold, E. M. (1991). Graph drawing by force-directed placement. *Softw., Pract. Exper.*, 21(11), 1129-1164.
- Gayo, D., Metaxas, P. T., & Mustafaraj, E. (2011). Limits of electoral predictions using twitter. In Proceedings of the Fifth *International AAAI Conference on Weblogs and Social Media*. Association for the Advancement of Artificial Intelligence.
- Girvan, M., & Newman, M. E. (2002). Community structure in social and biological networks. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 99(12), 7821-7826.
- Harel, D., & Koren, Y. (2001). A fast multi-scale method for drawing large graphs. In *Graph drawing* (pp. 183-196).
- Hojman, D. A., & Szeidl, A. (2008). Core and periphery in networks. *Journal of Economic Theory*, 139(1), 295-309.

- Hu, Y. (2005). Efficient, high-quality force-directed graph drawing. *Mathematical Journal*, 10(1), 37-71.
- Jacomy, M. (2009). Force-atlas graph layout algorithm. URL: <http://gephi.org/2011/forceatlas2-the-new-version-of-our-home-brew-layout>.
- Java, A., Song, X., Finin, T., & Tseng, B. (2007). Why we twitter: understanding microblogging usage and communities. In *Proceedings of the 9th WebKDD and 1st SNA-KDD 2007 workshop on Web mining and social network analysis* (pp. 56-65). ACM.
- Kane, G. C., Alavi, M., Labianca, G. J., & Borgatti, S. (2014). What's different about social media networks? A framework and research agenda. *MIS Quarterly*, Vol. 38, No.1, pp. 275-304.
- Kwak, H., Lee, C., Park, H., & Moon, S. (2010). What is Twitter, a social network or a news media?. In *Proceedings of the 19th international conference on World Wide Web* (pp. 591-600). ACM.
- McKelvey, K.; Rudnick, A.; Conover, M. & Menczer, F. (2012). Visualizing Communication on Social Media: Making Big Data Accessible, in Proc. *CSCW Workshop on Collective Intelligence as Community Discourse and Action*.
- Molina, J. L. (2007). The Development of Social Network Analysis in the Spanish-Speaking World: A Spanish Chronicle. *Social Networks*, 29, 324-329.
- Morgan, D. L., Neal, M. B., & Carder, P. (1997). The stability of core and peripheral networks over time. *Social Networks*, 19(1), 9-25.
- Newman, M. E. (2001). The structure of scientific collaboration networks. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 98(2), 404-409.
- Ripley, R. M., Snijders, T. A., & Preciado, P. (2011). Manual for SIENA version 4.0. University of Oxford.
- Segeberg, A., & Bennett, W. L. (2011). Social media and the organization of collective action: Using Twitter to explore the ecologies of two climate change protests. *The Communication Review*, 14(3), 197-215.



- Smith, M. (2014). 6 Kinds of Twitter Social Media Network Structures. Connected Action. Disponible en <http://www.smrfoundation.org/2014/03/02/6-kinds-of-twitter-social-media-network-structures/>
- Takhteyev, Y., Gruzd, A., & Wellman, B. (2012). Geography of Twitter networks. *Social Networks*, 34(1), 73-81.
- Truthy (2013), Information Difussion Research Project. Indiana University. <http://truthy.indiana.edu/>
- Toret, J. (2013). *Tecnopolítica: la potencia de las multitudes conectadas. El sistema red 15M, un nuevo paradigma de la política distribuida*. IN3 Working Paper Series.

