

Redes Sociales: teoría, métodos y aplicaciones en América Latina

EDICIÓN A CARGO DE
FRANCISCA ORTIZ RUIZ Y ALEJANDRO ESPINOSA-RADA

COLECCIÓN ACADEMIA

53

CIS

Centro de Investigaciones Sociológicas



Índice

PREFACIO. REDES: UNA VIBRANTE COMUNIDAD CON UN OCÉANO DE POR MEDIO. José Luis Molina e Isidro Maya Jariego	5
CIENCIAS DE REDES SOCIALES EN AMÉRICA LATINA: ÉNFASIS Y NUEVAS DIRECTRICES EN EL CAMPO DE LAS CIENCIAS SOCIALES. Francisca Ortiz Ruiz y Alejandro Espinosa-Rada.	9
SECCIÓN PRIMERA. Aspectos teóricos	
1. REDES, INTERACCIONES Y RELACIONES. Nick Crossley.	25
2. LA SOCIOLOGÍA ANALÍTICA Y EL ANÁLISIS DE REDES SOCIALES. Mauricio Salgado.	45
SECCIÓN SEGUNDA. Aspectos metodológicos	
3. MÉTODOS MIXTOS EN EL ANÁLISIS DE REDES SOCIALES. Elisa Bellotti	67
4. LA UTILIZACIÓN DE MODELOS ESTRUCTURALES EN ANTROPOLOGÍA: INTERSECCIONES ENTRE LA ETNOGRAFÍA Y EL ARS. Laura Teves, Lorena Pasarin y Julián Cueto.	101
5. ALCANCES Y LIMITACIONES DEL GENERADOR DE NOMBRES PARA DESCRIBIR EGO-REDES EN ENCUESTAS REPRESENTATIVAS. Ricardo González, Bernardo Mackenna y Esteban Muñoz	119
6. LAS REDES DEL MUNDO DIGITAL: NOCIÓN, RECOLECCIÓN DE DATOS Y ANÁLISIS RELACIONAL. Francisca Ortiz Ruiz y Alejandro Espinosa-Rada	135
7. APROXIMACIÓN METODOLÓGICA A LAS REDES PERSONALES Y EGO-REDES: ANÁLISIS DE LA RED COMPLETA Y CENTRALIDADES. Francisca Ortiz Ruiz.	161
8. ANÁLISIS MULTINIVEL PARA EL ESTUDIO DE REDES EGOCÉNTRICAS: APLICACIONES EN EL ESTUDIO DE LA HOMOFILIA EN CHILE. Alejandro Plaza Reveco, Roberto Cantillan Carrasco y Benjamín Muñoz Rojas.	183
9. LA VISUALIZACIÓN DE GRAFOS AGRUPADOS EN EL ESTUDIO DE LAS REDES PERSONALES. Daniel Holgado e Isidro Maya Jariego	203
10. MODELOS DE GRAFOS ALEATORIOS EXPONENCIALES (ERGMs): POSIBILIDADES DE APLICACIÓN Y EJEMPLOS PRÁCTICOS. Natalia Garrido.	221
11. USOS CONTEMPORÁNEOS DE LOS MODELOS ESTOCÁSTICOS ORIENTADOS EN EL ACTOR (SAOMs) PARA REDES DINÁMICAS. Alejandro Espinosa-Rada	239
SECCIÓN TERCERA. Estudios empíricos comparativos en Latinoamérica	
12. EL ANÁLISIS DE REDES SOCIALES EN LOS ESTUDIOS DE LA CIENCIA, TECNOLOGÍA E INNOVACIÓN EN AMÉRICA LATINA. Ronald Cancino, Mauricio García, Felipe Bustos, José Coloma y Luis Antonio Orozco	271

13. CUANDO LA FAMILIA MANDA: ANÁLISIS DE REDES CORPORATIVAS MEDIANTE <i>INTERLOCKING DIRECTORATES</i> Y ENLACES FAMILIARES DENTRO DE LOS GRANDES GRUPOS ECONÓMICOS DE CHILE Y PERÚ. Julián Cárdenas	305
14. REDES INTERORGANIZACIONALES Y DESARROLLO LOCAL EN AMÉRICA LATINA: ANÁLISIS DE CASOS CON DIFERENTES ESCALAS TERRITORIALES. Sebastián Goinheix, Pablo Galaso y Adrián Rodríguez Miranda	327
15. LA MEDICIÓN DEL BUEN GOBIERNO DESDE UN ENFOQUE RETICULAR: APLICACIÓN DEL ARS (ANÁLISIS DE REDES SOCIALES) AL ESTUDIO DE LOS <i>WORLDWIDE GOVERNANCE INDICATORS</i> PARA PAÍSES SUDAMERICANOS (1996-2018). Nicolás Vladimir Chuchco y Miguel Oliva	353
16. ¿ESTÁN SEGREGADOS LOS ESTUDIANTES INMIGRANTES? ANALIZANDO LAS REDES DE AMISTAD E INTEGRACIÓN DE ESTUDIANTES INMIGRANTES EN CHILE. Daniela Chávez, Diego Palacios, Paula Luengo-Kanacri y Christian Berger	375
17. LA DIFUSIÓN DEL PEZ CEBRA EN LA INVESTIGACIÓN BIOMÉDICA LATINOAMERICANA. Rodrigo Liscovsky Barrera	393
18. MAPEANDO EL USO DEL ANÁLISIS DE REDES SOCIALES EN LOS SISTEMAS EDUCATIVOS DE AMÉRICA LATINA. TENDENCIAS, APORTES Y DESAFÍOS. Diego Palacios, Cristóbal Villalobos, Christian Berger y Ernesto Treviño	417

SECCIÓN CUARTA. Estudios de casos en países Latinoamericanos

19. REDES DE COMUNICACIÓN EN EL CAMPO DE LA CIENCIA SOCIAL EN CHILE. Claudio Ramos Zincke	443
20. REDES, COLABORACIÓN CIENTÍFICA Y COMUNIDADES DE INVESTIGACIÓN DE LAS CIENCIAS AGRÍCOLAS CHILENAS CON AMÉRICA LATINA ENTRE 1989 Y 2016. Patricio Padilla-Navarro, José Coloma y Arturo Vallejos-Romero	469
21. LA INTERVENCIÓN EN REDES PERSONALES Y EN SU INSERCIÓN EN REDES COMUNITARIAS EN CONTEXTOS DE ALTA VULNERABILIDAD SOCIAL EN MENDOZA, ARGENTINA. Alejandro Paredes, Juan José Vera, Ricardo Salvador Domingo Álvarez y Nicolás Barroso	487
22. COLABORACIÓN ENTRE SERVICIOS DE SALUD PARA LA ATENCIÓN DE PACIENTES PEDIÁTRICOS EN UN HOSPITAL DE ALTA COMPLEJIDAD EN ARGENTINA. Mora Castro	509
23. LAS FAMILIAS NUCLEARES DEL CABILDO DE BUENOS AIRES: UN ANÁLISIS DINÁMICO DE REDES DE SOCIALES. Laura C. del Valle y Juan M. C. Larrosa	533
24. LA VOZ DE LAS REDES: PAPEL DE LAS REDES DE AMISTAD Y SOPORTE ACADÉMICO EN LA EXPERIENCIA SOCIAL Y EDUCATIVA DE ESTUDIANTES UNIVERSITARIOS PERUANOS. Martín Santos	563
25. LA COMPOSICIÓN Y DINÁMICA DE LA RED DE ACTORES IMPLICADOS EN LA REGULACIÓN DEL SERVICIO PÚBLICO DE LAS COMUNICACIONES EN COLOMBIA: EL PASO DE UNA COMUNIDAD DE POLÍTICAS A UNA RED TEMÁTICA. Raúl Andrés Tabarquino Muñoz y Joan Miquel Verd	587
26. LA INSTITUCIONALIDAD: UN LIMITANTE PARA LA CONSTRUCCIÓN DE REDES SOCIALES SIGNIFICATIVAS EN JÓVENES EGRESADOS DE UNA CASA DE PROTECCIÓN EN COLOMBIA. Margarita Rosa Losada Medina y John Gregory Belalcázar Valencia.	611
ÍNDICES DE TABLAS, GRÁFICOS, FIGURAS Y MAPAS.	637
NOTA BIOGRÁFICA DE AUTORES/AS	645

10. Modelos de Grafos Aleatorios Exponenciales (ERGMs): posibilidades de aplicación y ejemplos prácticos

Natalia Garrido¹

10.1. INTRODUCCIÓN A LOS ERGMs

En este primer apartado del capítulo se brindan definiciones fundamentales para el entendimiento de estos modelos que en la literatura son también llamados modelos *p-star*, a veces escrito como «p*» (Frank y Strauss, 1986; Holland y Leinhardt, 1981; Lusher, Koskinen, y Robins, 2013; Robbins, *et al.*, 2007; Wasserman y Pattison, 1996).

10.2. ¿QUÉ SON LOS ERGMs?

Los ERGMs son una clase de *modelos estadísticos* para redes sociales (Fienberg, 2012; Goldenberg *et al.*, 2009; Kolaczyk, 2009; Snijders, 2011) que permiten dar cuenta de la presencia o ausencia de conexiones de red considerando las dependencias entre las mismas, y de esta forma proveer un modelo de la estructura de la red.

Los ERGMs tienen algunas similitudes con los modelos lineares generalizados (GLMs) (Lusher *et al.*, 2013), pero para el caso de grafos y grafos dirigidos (o digrafos) propuesto por Frank (1991), y Wasserman y Pattison (1996), que reconoce las dependencias dentro de una estructura de datos relacionales. Estos modelos tienen como predecesores al modelo p1 (Holland y Leinhardt, 1981) y, más recientemente, al modelo p2 (Duijn, Snijders y Zijlstra, 2004).

Entre las características de los ERGMs es importante resaltar la noción de *interdependencia*. Mientras que los métodos de regresión tradicionales suponen independencia de las observaciones, en el análisis de redes sociales los lazos sociales dependen unos de otros, es decir, la presencia de un lazo puede afectar la presencia o ausencia de otros lazos o conexiones. Esta interdependencia es asumida por los ERGMs, en donde la estructura se trata como endógena.

Una ventaja de ERGMs en comparación con sus modelos predecesores es que permiten modelar las dependencias más allá del nivel de las relaciones entre dos actores, como por ejemplo la transitividad, que involucra tres actores.

¹ Internet Interdisciplinary Institute, Universitat Oberta de Catalunya (UOC).

Asimismo, los ERGMs permiten dar cuenta de diferentes dependencias al mismo tiempo (Lusher *et al.*, 2013). Estos modelos no solo analizan las variables de estructura de redes observadas, sino también de variables exógenas a las redes, denominadas covariables. Entre las covariables se encuentran, por un lado, los atributos de los actores en las redes, como por ejemplo el género, y, por el otro, aquellas covariables basadas en pares de actores (diádicas), por ejemplo, la distancia geoespacial entre los mismos.

Estos modelos expresan la probabilidad de observar la estructura de una red mayor a partir de ciertas características locales de una red específica sobre la que se tienen datos. El análisis se realiza a partir de una función logística. En concreto, los ERGMs son distribuciones de probabilidad en el espacio de todas las redes posibles, en el cual la red observada se espera que tenga una alta probabilidad en la distribución. En este sentido, la aportación de los ERGMs es que permiten modelar el proceso de formación subyacente en las conexiones en las redes. Su fortaleza reside en que permite testear hipótesis sobre la estructura de red y sobre los procesos subyacentes que generaron la red.

A partir de estos modelos se testean diferentes parámetros para inferir los procesos sociales que han constituido la red. La selección de estos parámetros depende del contexto social que se esté estudiando y del tipo de conexión de red analizada. En este sentido, se dice que los ERGMs son *guiados por la teoría*. Esto quiere decir que es el investigador o la investigadora quien necesita conocer las razones teóricas por las cuales las conexiones de red se han producido (Lusher *et al.*, 2013). En su aplicación concreta, las pruebas de hipótesis se realizan en función de la estimación de parámetros y de los ajustes del modelo.

Una de las características destacables de los ERGMs es su alta flexibilidad porque permite seleccionar las estadísticas de red y controlar los efectos (Robins *et al.*, 2007), en comparación con QAP, como se verá en el apartado siguiente.

En cuanto a la estimación de ERGMs, esta se basa en la simulación por medio de la construcción de cadenas de Markov (Snijders, 2002), generando una secuencia de redes en la que las redes se van actualizando sucesivamente a través de pequeños cambios. A partir de los ERGMs se consigue comparar una red empírica con las redes simuladas (Lusher *et al.*, 2013). Mediante la simulación se obtiene la distribución de probabilidad de ERGMs sobre el espacio de las redes hasta encontrar un equilibrio. Una de las dificultades en este sentido es conseguir que los modelos converjan. Para ello, uno de los indicadores de convergencia que se utilizan son las estimaciones de la ratio t , las cuales al encontrarse cerca del valor indican una buena convergencia del modelo. Que el modelo converja significa que existe un parámetro del modelo tal que la red observada sea de alta probabilidad en el modelo. Aunque existen también otros procesos de estimación que no requieren de este indicador, como es el caso del algoritmo desarrollado por Snijders (2002). Si un modelo no es una buena representación de la red observada, el algoritmo fallará en caso de que las redes si-

muladas producidas en las cadenas de Markov sean lo suficientemente diferentes a la red observada como para afectar el proceso de estimación (Handcock *et al.*, 2019).

Con los ERGMs se obtienen también los parámetros que describen la prevalencia relativa de un subgrafo en la red total. Las hipótesis se testean en base a la estimación de los parámetros y la interpretación de los parámetros se realiza de manera similar a los modelos de evolución basados en actores (SIENA, por sus siglas en inglés) (Snijders, 2001), es decir, que los parámetros no tienen una escala normalizada, y no es posible asumir que se mantendrán *ceteris paribus* entre sí. Como los ERGMs son modelos de probabilidad, la presencia de un parámetro positivo significa la que la configuración de red determinada es más probable que esté presente que ausente (Robins *et al.*, 2007).

Con los ERGMs se detecta la formación de patrones específicos que en la terminología son las llamadas *configuraciones de red*. Las configuraciones de red utilizadas en ERGMs nos ayudan a identificar algunos procesos sociales subyacentes entre diferentes actores, por ejemplo, entre organizaciones. En ERGMs, como se mencionó anteriormente, hay que seleccionar las configuraciones de red que quieren analizarse. Estas configuraciones surgen de los procesos sociales locales y pueden modelarse varios efectos en simultáneo. Los resultados obtenidos permiten realizar inferencias sobre si hay distintos efectos de red presentes que los que se esperarían por azar.

En concreto, vemos que los ERGMs expresan la probabilidad de una estructura de red global en términos de parámetros asociados con estos patrones, y modela los micro-mecanismos subyacentes responsables de las interdependencias observadas entre los vínculos de red.

En cuanto al modelo estadístico de los ERGMs, hay diferentes formas de definirlo (Block, Stadtfeld y Snijders, 2019). A continuación se presenta una definición simplificada basada en la realizada por Goodreau *et al.* (2011), la cual se basa en Wasserman y Pattison (1996). Los autores definen la probabilidad de observar un grafo (conjunto de relaciones) en un conjunto fijo de nodos (conjunto de actores):

$$P(Y = y | \theta) = \frac{\exp(\theta' g(y))}{k(\theta)}$$

En donde Y es una red $g(y)$, en el modelo representa las estadísticas de la red (configuraciones de red o micromecanismos), θ es el vector de parámetros del modelo, $k(\theta)$ es el numerador sumado sobre todas las redes posibles en el conjunto de actores y .

Para analizar estas estadísticas de red y conseguir que los modelos converjan se han introducido nuevas configuraciones de red posibles para ERGMs (Hunter, 2007; Morris, Handcock y Hunter, 2008; Snijders *et al.*, 2006). La introducción de estas configuraciones ha sido importante

porque brindan más posibilidades de aplicación en los datos de red recolectados o reales dado que los supuestos de dependencia de los modelos gráficos Markov (Frank y Strauss, 1986) son demasiado fuertes para representar la transitividad observada en las redes sociales, por lo que ha sido necesario introducir una independencia condicional (Snijders *et al.*, 2006).

10.3. ¿CUÁLES SON LAS ESTADÍSTICAS DE RED UTILIZADAS EN ERGMs?

Entre algunas de las estadísticas de red disponibles en ERGMs, se selecciona aquí una muestra según las nomenclaturas establecidas en el proyecto *Statnet*², que es un *software* estadístico en el entorno informático R³ en continuo desarrollo, y se presentan a continuación los siguientes ejemplos organizados en dos grupos:

TABLA 10.1. *Atributos de los nodos e interacciones*

Nombre en Statnet	Referencia
Nodemix	Conexiones entre actores de los distintos grupos
Nodefactor	Suma de los grados de conexión de cada grupo
Nodematch	Conexiones entre actores de un mismo grupo

Fuente: Elaboración propia.

TABLA 10.2. *Triángulos, círculos de orden superior y distribución de actores compartidos*

Nombre en Statnet	Referencia
Gwdsp	Actores compartidos, ponderado por relaciones diádicas (para modelar si las conexiones son más probables por diadas).
Triangle	Triángulos de actores en la red.
Gwesp ⁴	Conexiones en triángulos en la red (dos actores «comparten» un actor si ambos tienen una conexión con el mismo actor, y cada actor compartido forma un triángulo si el par original está vinculado).

Fuente: Elaboración propia.

Para un análisis más extenso de las estadísticas de red utilizadas en ERGMs, las condiciones en las que pueden ser aplicadas, sus respectivas fórmulas y sus

² <http://statnet.org/>

³ <https://www.r-project.org/>

⁴ Hunter y Handcock (2006) introdujeron *Gwesp* como una reparametrización de una estadística de Snijders *et al.* (2006). Citado en (Goodreau, Kitts y Morris, 2009).

interpretaciones en el análisis de redes sociales véase Morris, Handcock y Hunter (2008) y la Documentación disponible en R para ERGMs⁵.

En ERGMs, una vez que tenemos un modelo que ha convergido, es importante también calcular la *bondad del ajuste* (Hunter, Goodreau y Handcock, 2008). Para la bondad del ajuste se realiza una simulación de la distribución de los grafos para ver si las características de los datos son centrales o extremas en la distribución. De esta forma puede saberse si el modelo consigue explicar bien los datos. En este caso, se esperaría que las características de los datos que fueron modeladas en un inicio no se encuentren en los extremos de la distribución de esta simulación.

10.4. SIMILITUDES Y DIFERENCIAS CON QAP Y SAOMS

El procedimiento de asignación cuadrática (que se denota como QAP, por sus siglas en inglés) es un método estadístico originalmente diseñado para comparar matrices de datos (Dekker, Krackhardt y Snijders, 2007; Hubert, 1987; Krackhardt, 1987; Mantel, 1967), y que permite comparar pares de redes múltiples. El análisis con QAP se realiza a partir de los siguientes pasos. Primero se calcula una correlación observada entre dos matrices para luego realizar una permutación aleatoria en una de las matrices y volver a calcular la correlación entre los nuevos datos ordenados aleatoriamente y la matriz original. Este procedimiento se repite produciendo una distribución de correlaciones estadísticas. Por último, se compara la correlación entre la versión original de las matrices y aquellas creadas a partir de las permutaciones aleatorias. De esta manera, por medio de QAP se evalúa la importancia de la asociación entre las matrices para saber si la asociación es grande o no, comparada con la asociación que se encontraría si las etiquetas de las matrices fuesen ignoradas, pero manteniendo las interdependencias entre las variables, dado que al permutar las etiquetas de los nombres las estructuras de las redes no cambian.

Para la aplicación de QAP puede utilizarse el *software* UCINET (Borgatti *et al.*, 2013), o también el *software* estadístico de código abierto R (paquete *sna*) (Butts, 2008).

Una diferencia importante entre QAP y ERGMs es que mientras que QAP permite testear hipótesis sobre las características de redes específicas, no realiza un modelo estadístico de la estructura de las redes como sí lo realizan los ERGMs. Por lo tanto, puede afirmarse que QAP infiere la asociación entre dos redes, dado que se mantiene la estructura diádica de los datos. Mientras que ERGMs, como se ha demostrado en el apartado anterior, da cuenta de la lógica interna de cada red y de los atributos de los actores en la red. En este sentido ERGMs, por lo tanto, nos brinda información adicional. Sin embargo, con ERGMs aparecen algunos desafíos adicionales si lo comparamos con la aplicación de QAP. Entre estos desafíos adicionales que presenta la aplicación de los

⁵ Véase *Terms used in Exponential Family Random Graph Models*.

ERGMs encontramos en un primer lugar el tener éxito en conseguir que el modelo propuesto converja, mientras que esta dificultad no ocurre con QAP.

Otro desafío importante es el referido a la interpretación de los resultados obtenidos. Como ya se ha explicado, los ERGMs son orientados por la teoría. Por lo tanto, la selección de las configuraciones de red y la interpretación de los resultados obtenidos deben realizarse teniendo en consideración el contexto social a los que refieren los datos recolectados, y el contenido de la red (tipo de red social que se está analizando), ya que los micromecanismos pueden significar procesos sociales diferentes según el contexto analizado.

En concreto, QAP predice los lazos o conexiones como una función de similitud, y esta como una función de la interacción. Mientras que, por otro lado, ERGMs predice la presencia o ausencia de conexiones como función de procesos endógenos (reciprocidad, transitividad, etc.).

En el caso de los Modelos Estocásticos Orientados al Actor (SAOMs, por sus siglas en inglés), introducido en 1996 (Snijders, 2001), y de ERGMs, ambos están en la tradición de los modelos lineales generalizados y permiten modelar los micro mecanismos subyacentes en la formación de redes sociales. Sin embargo, las diferencias entre ambos residen en el modo en el que la interdependencia entre las conexiones es considerada. En SAOMs, la interdependencia se evalúa por medio de una función basada en el actor en vez de una función basada en las conexiones de la red social, asumiendo que existe una función latente medida en tiempo continuo. Por otro lado, mientras ERGMs modela la estructura total de la red social, SAOMs se focaliza en la transición entre grafos adyacentes (Block *et al.*, 2019).

Otra diferencia es que los ERGMs se han utilizado tradicionalmente para el análisis de datos transversales, aunque existen extensiones para su aplicación a datos longitudinales, mientras que SAOMs se utilizan para datos longitudinales — aunque es poco habitual su aplicación a datos transversales, también puede realizarse en *RSiena* (Block *et al.*, 2019; Ripley, Snijders y Preciado, 2015).

Entre las diferencias fundamentales de estos modelos estadísticos se observa que tanto en ERGMs como en SAOMs las dependencias se modelizan explícitamente, mientras que en QAP estas simplemente se controlan. Estas diferencias, sin embargo, pueden llevar a resultados diferentes para el mismo tipo de datos y análisis efectuados. Por ello es importante considerar el tipo de datos que se quiere analizar y poder así seleccionar qué opción es más apropiada sabiendo estas posibles diferencias en cuanto a la posibilidad de convergencia de los modelos y a los resultados obtenidos.

Las diferencias entre QAP y ERGMs, entre SAOMs y ERGMs, y entre QAP, SAOMs y ERGMs esbozadas aquí brevemente son una primera guía sobre la cual profundizar para comprender las diferencias entre estas opciones, pero también para realizar una decisión informada sobre su aplicación e interpretación de los resultados en cada caso (Block *et al.*, 2019; Leifeld y Cranmer, 2019; Snijders, 2017).

10.5. HERRAMIENTAS DISPONIBLES PARA LA APLICACIÓN DE ERGMs

En este tercer apartado del artículo se presentan las herramientas disponibles para la aplicación de ERGMs: *statnet*, SIENA y PNet, y se explican algunas de las principales diferencias prácticas para cada una de las tres herramientas, así como también una descripción básica del uso de cada una de ellas.

1) Statnet

Se trata de un conjunto de paquetes disponibles, entre ellos *network*, *sna* y *ergm*, en el programa estadístico de código abierto R, que permite el análisis de redes sociales a través de los ERGMs (Handcock *et al.*, 2019; Handcock *et al.*, 2008). Las herramientas que incluye *statnet* permiten estimar y evaluar los modelos, y también realizar visualizaciones⁶ (Morris *et al.*, 2008). En cuanto al aprendizaje sobre su aplicación, existen manuales de acceso libre, así como diversas herramientas disponibles en línea para aprender sobre la aplicación de *statnet*. Sobre estos paquetes se realizan nuevos desarrollos de manera continua y también existen foros activos de consulta, así como posibilidad de contactar con sus propios desarrolladores en caso de necesidad de consulta⁷.

2) SIENA (Simulation Investigation for Empirical Network Analysis)

SIENA es un programa para el análisis estadístico de datos de redes sociales (completas), aunque existe la posibilidad de extenderlo a ego-redes (Crossley *et al.*, 2015). El nombre SIENA significa investigación de simulación para el análisis empírico de redes. Originalmente fue desarrollado en la Universidad de Oxford, y actualmente es mantenido principalmente por la Universidad de Groningen, Eidgenössische Technische Hochschule (ETH), University of Konstanz y University of Manchester (Ripley, Snijders y Preciado, 2020)⁸.

Este programa permite analizar varios tipos de datos, tales como datos de red longitudinales, datos longitudinales de redes y de comportamiento, y datos de red transversales. El modelo ERGMs se implementa en SIENA versión 3, pero ya no en la versión 4 (RSiena) aunque todavía está disponible (Ripley *et al.*, 2015), ya no se mantiene. La versión 3 de SIENA puede ser utilizada para el análisis datos transversales con ERGMs, mientras que los modelos longitudinales pueden ser analizados con RSiena (SIENA 4)⁹.

⁶ <http://statnet.org/>

⁷ https://statnet.github.io/Workshops/ergm_tutorial.html

⁸ <https://www.stats.ox.ac.uk/~snijders/siena/siena.html>

⁹ <https://cran.r-project.org/package=RSiena>

3) PNet¹⁰

Este programa actualmente se mantiene por el consorcio MELNET¹¹ con la participación de la Universidad de Swiburne y la Universidad de Melbourne (Robins *et al.*, 2007). Cabe destacar que PNet utiliza el mismo algoritmo de análisis que SIENA. El programa PNet se utiliza para el análisis de una red sencilla, mientras que MpNet se utiliza para redes múltiples. Este programa cuenta con un manual de uso en el que se explica cómo preparar los datos recolectados antes de comenzar con el análisis. Si bien el proceso de análisis está más automatizado que con otros programas, el proceso por el cual el modelo converge se vuelve menos transparente para el usuario. Esta situación deriva en que es complejo entender el significado de la combinación de resultados. Hay que considerar también que la denominación, los nombres que se utilizan, para identificar las configuraciones de red en PNet son diferentes a las utilizadas en *statnet*, aunqu se trate de las mismas configuraciones.

En síntesis, el tipo de herramienta que se seleccione para la aplicación de los ERGMs dependerá del tipo de datos recolectados (datos transversales, longitudinal, redes multinivel o simples) del tipo de análisis específico que quiera desarrollarse dentro de las opciones de ERGMs. La selección dependerá también del proceso de estimación a utilizar, de la familiaridad con el uso o no de herramientas que impliquen la escritura de código (R), y de las posibilidades de acceso a un conocimiento experto que guíe la aplicación del proceso.

10.6. EJEMPLOS PRÁCTICOS DEL USO DE ERGMs EN LAS CIENCIAS SOCIALES

En este apartado se proveen ejemplos prácticos del uso de ERGMs en las Ciencias Sociales, con especial foco en el estudio de las organizaciones. Asimismo, se presenta un caso de aplicación específico en base a datos disponibles de libre acceso. De esta forma se busca poder visualizar el marco de aplicación posible para los ERGMs.

Como se ha visto a lo largo de este capítulo, la mayoría de las referencias y de los estudios sobre los ERGMs se encuentran publicados en idioma inglés. Lo mismo ocurre en cuanto a sus aplicaciones prácticas, con algunas pocas excepciones al momento (Miguel, 2020; Palacios y Villalobos, 2016; Piña-Stranger y Lazega, 2010; Ruiz-Santacruz, 2019).

Se presentan aquí entonces algunos estudios académicos realizados en el campo de las organizaciones para comprender los beneficios y potencialidades de aplicar los ERGMs en este campo de estudio.

¹⁰ <http://www.melnet.org.au/pnet>

¹¹ <http://www.melnet.org.au>

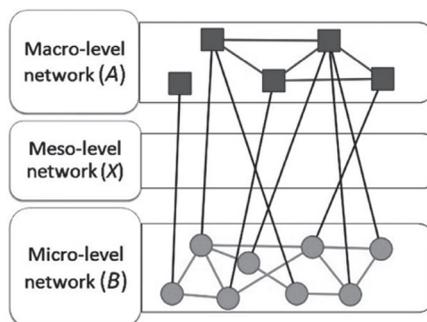
En primer lugar, un estudio aplicado al campo de las políticas públicas analiza el modo en que las redes de colaboración inter organizacionales (distintas organizaciones que colaboran de alguna manera entre sí) se vinculan con la política de desarrollo económico (Lee, Lee y Feiock, 2012). Para este análisis se aplican los ERGMs en redes de colaboración voluntarias entre los gobiernos locales para abordar las preocupaciones referidas al desarrollo económico. Entre los resultados de este estudio se encontró que las similitudes organizacionales (homofilia) son importantes y que en las colaboraciones predomina la reciprocidad y las estructuras de agrupamiento social.

En segundo lugar, se presenta un estudio sobre el modo en que las estructuras competitivas y cooperativas interpersonales impactan en el desempeño de tres equipos de trabajo (Lusher, Kremer y Robins, 2014). En este estudio, se identifican configuraciones de red asociadas a la confianza, tales como la reciprocidad, y otras que inhiben la confianza. Mediante el cruce de datos cualitativos y cuantitativos, este estudio encuentra que estas configuraciones impactan positivamente en el desempeño de cada uno de los equipos analizados.

En tercer lugar, un estudio reciente realiza un análisis de redes entre organizaciones que se encuentran agrupadas en clústeres formales e informales, y observa cómo este agrupamiento se relaciona con la financiación pública y con la financiación privada (Wältermann, Wolff y Rank, 2019). En este estudio, los autores aplican ERGMs para el análisis de 82 grupos en Alemania y exploran la influencia de los diferentes tipos de financiación en la propensión de las organizaciones de clúster a formar asociaciones, y de los gerentes de clúster para intercambiar consejos. A partir de la aplicación de ERGMs, los autores encuentran que las organizaciones de grupos con fondos privados tienen menos asociaciones formales, y que sus gerentes colaboran más activamente en el nivel informal. Los resultados demuestran también tendencias hacia la homofilia basada en el financiamiento.

Como vemos, la aplicación de ERGMs en el campo de las organizaciones puede poner luz sobre algunos micro procesos subyacentes que explican luego a un nivel macro aspectos tales como el desarrollo económico local, las colaboraciones organizacionales interclúster, así como también el reconocimiento de los mecanismos que favorecen a un mejor desempeño en los equipos de trabajo y en las colaboraciones organizacionales. Es importante destacar que el análisis de redes organizacionales puede realizarse tanto a nivel intraorganizacional (analizar las redes al interior de una organización específica), como interorganizacional (analizar las redes que existen entre diversas organizaciones) y conseguir una perspectiva multinivel (Wang *et al.*, 2013), la cual involucre los niveles micro, mezo y macro, tal como se muestra en la siguiente figura:

FIGURA 10.1. *Una red multinivel*



Fuente: Wang *et al.* (2013).

Esta diversidad de opciones demuestra que las potencialidades de conocimiento son muy amplias y ricas. Sin embargo, cabe reconocer que la recolección de datos de redes sociales a nivel organizacionales es un trabajo costoso tanto en términos de tiempo como de recursos necesarios para su realización. Por este motivo, en la actualidad, a partir de la disponibilidad de datos en línea, se intenta reducir cuando es posible alguno de estos costes, tal como se menciona al final del siguiente apartado.

En este apartado se presenta también un ejemplo de aplicación de los ERGMs en una base de datos disponible en el paquete *network* de *Statnet*. La base de datos ampliamente conocida y utilizada en varias publicaciones (Butts, 2008; Robins *et al.*, 2007) se llama *flo*¹², y se refiere a los datos de matrimonios florentinos en el periodo del Renacimiento italiano. En este ejemplo, se testeará por medio de *statnet* en *RStudio* si la variable riqueza de las familias, a nivel de los actores, incide en la conformación de los matrimonios dentro de este grupo específico de familias. Con ERGMs se analizará entonces si las probabilidades de matrimonio son una función de la riqueza (Handcock *et al.*, 2019).

Primero se leen los datos en R y se ven las características de la red social *flo*marriage. En resumen, se observa que la red contiene 16 actores, 20 conexiones y que no es dirigida.

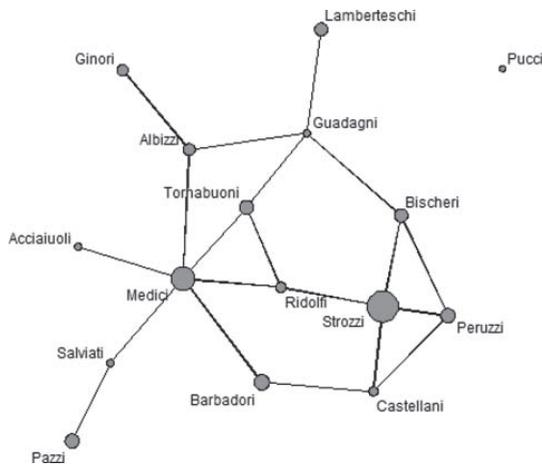
```
data (florentine)
> flo marriage
Network attributes:
vertices = 16
directed = FALSE
```

¹² Data (florentine) es un conjunto de datos de Padgett (1994), que consta de matrimonios entre las principales familias florentinas. Estos datos se almacenan en forma de matriz de adyacencia simétrica. Para más información sobre el artículo original véase Padgett (2011).

```
hyper = FALSE  
loops = FALSE  
multiple = FALSE  
bipartite = FALSE  
total edges= 20  
missing edges= 0  
non-missing edges= 20
```

Una primera aproximación a las características de la red en función de la variable riqueza (*wealth*) es observando su gráfico, tal como se realiza a continuación en la figura 10.2.

FIGURA 10.2. Flomarriage *dimensionado por la riqueza*



Fuente: Extraído y adaptado de Padgett y Ansell (1993).

La descripción de la red, sin embargo, no es suficiente para comprender las interdependencias que existen.

En cuanto a la aplicación de los ERGMs sobre esta red, siendo que la covariable a nivel de los actores que nos interesa es cuantitativa, se seleccionará el término de ergm «*nodecov*¹³», que es una estadística de red para cada atributo cuantitativo implicando a ambos actores de la relación diádica. El cálculo se realiza en código R a través de la siguiente fórmula:

```
> floErgmModel <- ergm(flomarriage~edges+nodecov(«wealth»))
```

¹³ Este término agrega una única estadística de red para cada atributo cuantitativo o columna de matriz al modelo que iguala la suma de *attr* (i) y *attr* (j) para todas las conexiones (i, j) en la red. (Para atributos categóricos en cambio se utiliza *nodefactor*). Para más información véase *Terms used in Exponential Family Random Graph Models* en R Documentation.

Donde `floErgmModel` es el nombre que asignamos de manera arbitraria al modelo, `floMarriage` es la base de datos (la red social) sobre la que se aplicarán las estadísticas de red: `edges`, que corresponde el número total de conexiones en la red, y `nodecov.wealth` (*wealth*). En este modelo entonces se sumará a la probabilidad de que exista una conexión entre dos actores, la probabilidad de que exista una conexión basada en la variable riqueza de cada una de las familias que conforman la red.

La aplicación de este código nos dará el siguiente resultado:

```

Monte Carlo MLE Results:
      Estimate Std. Error MCMC % p-value
edges      -2.594929   0.536056     0 <1e-04 ***
nodecov.wealth 0.010546   0.004674     0 0.0259 *
    
```

En primer lugar, siguiendo una aproximación estadística estándar, se observa que hay un efecto positivo significativo de la riqueza (0,01, $p < 0,05$) sobre las probabilidades de un vínculo entre los actores. Este efecto se diferencia con otro ampliamente utilizado llamado homofilia, que en este ejemplo en concreto sería la similitud en la riqueza de dos actores en un potencial vínculo, sino que aquí lo que se observa es que los actores con más riqueza tienen más vínculos.

10.7. CONCLUSIONES GENERALES Y REFERENCIAS ADICIONALES PARA PROFUNDIZAR EN EL TEMA

En este capítulo se presentaron los ERGMs con el fin de introducir al lector al entendimiento de estos modelos estadísticos aplicables al análisis de redes sociales completas. También se señalaron algunas de las diferencias principales en comparación con QAP y SAOMs para brindar una explicación más profunda sobre las singularidades de ERGMs en contraposición a otras opciones existentes de análisis de redes sociales. Es importante comprender que este tipo de aplicaciones se encuentran en continuo desarrollo y transformación, gracias al desarrollo de una mayor capacidad de análisis que proveen las herramientas tecnológicas. Lo mismo sucede con respecto a las tres herramientas (statnet, PNet y SIENA 3) presentadas en el apartado 1.3.

Los ERGMs poseen muchas potencialidades en cuanto que permiten conocer los micros mecanismos subyacentes que conforman las conexiones en una red global considerando las interdependencias de manera endógena. Si bien su correcta aplicación presenta desafíos adicionales, su desarrollo y posibilidades se han expandido notablemente en los últimos años y continúan en este sentido.

Del mismo modo, existen nuevos desarrollos y variantes específicas de estos modelos que se detallan en otros capítulos metodológicos de este li-

bro. Entre ellos se encuentran los Modelos de Grafos Aleatorios Exponenciales Temporales (TERGMs, por sus siglas en inglés) (Hanneke, Fu y Xing, 2010), en los que la probabilidad de transición entre dos puntos de tiempo consecutivos ($t_m - 1$ y t_m) está determinada por la distribución ERGMs; los Modelos de Grafos Aleatorios Exponenciales Separables Temporales (STERGMs), que permiten un modelado separable de las distribuciones de duración de las conexiones y la dinámica estructural de su formación, diferenciando los procesos de formación y disolución de las conexiones y su dependencia condicional (Krivitsky y Handcock, 2014); y los Modelos de Grafos Aleatorios Exponenciales Longitudinales (LERGs) (Koskinen, Caimo y Lomi, 2015), que modelan en tiempo continuo con cambios referidos a secuencias de cambios en las variables (Snijders, 2017).

La aplicación de los ERGMs también se ha extendido considerablemente a diversos campos de análisis que van desde el campo de las organizaciones (Lomi *et al.*, 2014).

Entre las limitaciones de los ERGMs, cabe destacar, como se ha mencionado al inicio de este capítulo, que no todas las redes empíricas resultan en modelos convergentes. Esto se debe a que existen asuntos tales como la degeneración de los modelos (Lusher *et al.*, 2013), la carencia de eficiencia computacional, o simplemente una representación inadecuada de los procesos sociales modelados (Lazega y Snijders, 2016). Asimismo, como se señaló en el apartado anterior, la recolección de datos de redes sociales suele ser muy costosa e intensiva. Por ello, con el uso de las herramientas en línea algunas investigaciones consiguen afrontar estas barreras. Por ejemplo, a partir de los datos de un evento realizado en París en 2016 se obtuvo información sobre 1505 participantes de 50 países y 258 ponentes. Con una aplicación de *software* se extrajo esta información y se aplicaron los ERGMs para analizar los criterios de selección de participación (Tubaro, 2018) *and community-acquired pneumonia* (CAP).

A nivel de los estudios de los llamados ciencias sociales computacionales, también se están desarrollando aplicaciones de ERGMs. Por ejemplo, un trabajo reciente extrae datos de redes sociales en línea y aplica ERGMs sobre una red social online con más de 1,6 millones de nodos (Stivala, Robins y Lomi, 2019). Otras potenciales extensiones se encuentran en las redes bipartitas, multiplexas y de multinivel (Lazega y Snijders, 2016), así como en la aplicación de los ERGMs para redes muy pequeñas (Vega, Slaughter y Haye, 2020).

Las evidencias, por lo tanto, parecen indicar una mayor expansión y adaptación de estos modelos a nuevos tipos de datos (como los digitales) y herramientas, así como a nuevos campos de aplicación para los cuales resulta fundamental comprender los principios básicos sobre los que se articulan los ERGMs, y que este capítulo ha intentado brindar de manera sintética.

BIBLIOGRAFÍA

- Block, Per; Stadtfeld, Christoph y Snijders, Tom A. B. (2019). «Forms of Dependence: Comparing SAOMs and ERGMs From Basic Principles». *Sociological Methods and Research*, 48(1), pp. 202-239.
- Bodin, Örjan; Sandström, Annica y Crona, Beatrice (2017). «Collaborative Networks for Effective Ecosystem-Based Management: A Set of Working Hypotheses». *Policy Studies Journal*, 45(2), pp. 289-314.
- Borgatti, Stephen; Everett, Martin y Johnson, Jeffrey (2013). *Analyzing Social Networks*. Thousand Oaks: SAGE Publications.
- Butts, Carter T. (2008). «Network: A Package for Managing Relational Data in R.» *Journal Of Statistical Software*, 24(2), pp. 1-36.
- Butts, Carter T.; Martina Morris, Pavel N.; Krivitsky, Zack; Almquist, Mark S.; Handcock, David R.; Hunter, Steven M.; Goodreau y Skye Bender de-Moll (2014). *Introduction to Exponential-family Random Graph (ERG or p*) modeling with ergm*. European University Institute, Florence. Disponible en: <http://cran.r-project.org/web/packages/ergm/vignettes/ergm.pdf>.
- Crossley, Nick; Bellotti, Elisa; Edwards, Gemma; Everett, Martin; Koskinen, Johan y Tranmer, Mark (2015). *Social Network Analysis for Ego-nets*. London: SAGE Publications Ltd.
- Dekker, David; Krackhardt, David y Snijders, Tom A. B. (2007). «Sensitivity of MRQAP Tests to Collinearity and Autocorrelation Conditions». *Psychometrika*, 72(4), pp. 563-581.
- Dujin, Marijtie, A. J. van; Snijders, Tom A. B. y Zijlstra, Bonne J. H. (2004). «p2: A Random Effects Model with Covariates for Directed Graphs». *Statistica Neerlandica*, 58(2), pp. 234-254.
- Fienberg, Stephen E. (2012). «A Brief History of Statistical Models for Network Analysis and Open Challenges». *Journal of Computational and Graphical Statistics*, 21(4), pp. 825-839.
- Frank, Ove (1991). «Statistical Analysis of Change in Networks». *Statistica Neerlandica*, 45(3), pp. 283-293.
- Frank, Ove y Strauss, David (1986). «Markov Graphs». *Journal of the American Statistical Association*, 81(395), pp. 832-842.
- Goldenberg, Anna; Zheng, Alice X.; Fienberg, Sephen E. y Airoidi, Edoardo M. (2009). «A Survey of Statistical Network Models». *Foundations and Trends in Machine Learning*, 2.
- Goodreau, Steven M.; Kitts, James A. y Morris, Martina (2009). «Birds of a Feather, or Friend of a Friend? Using Exponential Random Graph Models to Investigate Adolescent Social Networks». *Demography*, 46(1), pp. 103-125.
- Handcock, Mark; Hunter, David; Butts, Carter; Goodreau Steven y Krivitsky Pavel, M. M. (2019). «_ergm: Fit, Simulate and Diagnose Exponential-Family Models for Networks_». The Statnet Project (Disponible en: <https://>

- statnet.org>). R package version 3.10.4, Disponible en: <https://CRAN.R-project.org/package=ergm>
- Handcock, Mark S.; Hunter, David R.; Butts, Carter T.; Goodreau, Steven M. y Morris, Martina (2008). «Statnet: Software Tools for the Representation, Visualization, Analysis and Simulation of Network Data». *Journal of Statistical Software* 24 (pp. 1-9). Disponible en: <https://www.jstatsoft.org/v24/>
- Handcock, Mark S.; Hunter, David R.; Butts, Carter T.; Goodreau, Steven M. y Morris, Martina (2008). «Statnet: Software Tools for the Representation, Visualization, Analysis and Simulation of Network Data». *Journal of Statistical Software*, 24(1), pp. 1-11.
- Hanneke, Steve; Fu, Wenjie y Xing, Eric P. (2010). «Discrete Temporal Models of Social Networks». *Electronic Journal of Statistics*, 4, pp. 585-605.
- Holland, Paul W. y Leinhardt, Samuel (1981). «An Exponential Family of Probability Distributions for Directed Graphs». *Journal of the American Statistical Association*, 76(373), pp. 33-50.
- Hubert, Lawrence (1987). *Assignment Methods in Combinatorial Data Analysis*. New York: Marcel Dekker Inc.
- Hunter, David R. (2007). «Curved Exponential Family Models for Social Networks». *Social Networks*, 29(2), pp. 216-230.
- Hunter, David R.; Goodreau, Steve M. y Handcock, Mark S. (2008). «Goodness of Fit of Social Network Models». *Journal of the American Statistical Association*, 103(481), pp. 248-258.
- Kolaczyk, Eric D. (2009). *Statistical Analysis of Network Data*. Boston, USA: Springer.
- Koskinen, Johan; Caimo, Aberto y Lomi, Alessandro (2015). «Simultaneous modeling of initial conditions and time heterogeneity in dynamic networks: An application to Foreign Direct Investments». *Network Science*, 3(1), pp. 58-77.
- Krackhardt, D. (1987). «QAP Partialling as a Test of Spuriousness». *Social Networks*, 9, pp. 171-186.
- Krivitsky, Pavel N. y Handcock, Mark S. (2014). «A Separable Model for Dynamic Networks». *Journal of the Royal Statistical Society. Series B: Statistical Methodology*, 76(1), pp. 29-46.
- Lazega, Emmanuel y Snijders, Tom A. B. (2016). *Multilevel Network Analysis for the Social Sciences. Theory, Methods and Applications*. New York: Springer International Publishing.
- Lee, Youngmi; Lee, In Won y Feiock, Richard C. (2012). «Interorganizational Collaboration Networks in Economic Development Policy: An Exponential Random Graph Model Analysis». *Policy Studies Journal*, 40(3), pp. 547-573.
- Leifeld, Philip y Cranmer, Skyler J. (2019). «A Theoretical and Empirical Comparison of the Temporal Exponential Random Graph Model and the Stochastic actor-oriented model». *Network Science*, 7(1), pp. 20-51.

- Lomi, Alessandro, Lusher, Dean, Pattison, Philippa E. y Robins, Gary (2014). «The Focused Organization of Advice Relations: A Study in Boundary Crossing». *Organization Science*, 25(2), pp. 438-457.
- Lusher, Dean; Koskinen, Johan y Robins, Gary (2013). *Exponential Random Graph Models for Social Networks. Theory, Methods, and Applications*. New York: Cambridge University Press.
- Lusher, Dean; Kremer, Peter y Robins, Gary (2014). «Cooperative and Competitive Structures of Trust Relations in Teams». *Small Group Research*, 45(1), pp. 3-36.
- Mantel, Nathan (1967). «The Detection of Disease Clustering and a Generalized Regression Approach». *Cancer Research*, 27(2), pp. 209-220.
- Miguel Luken, Verónica de (2020). «Potencialidades del análisis de redes para el estudio de las migraciones». *Empiria. Revista de Metodología de Ciencias Sociales*, 46, p. 179.
- Morris, Martina; Handcock, Mark S. y Hunter, David R. (2008). «Specification of Exponential-Family Random Graph Models: Terms and Computational Aspects». *Journal of Statistical Software*, 24(4), pp. 1548-7660.
- Padgett, John F. y Ansell, Christopher K. (1993). «Robust Action and the Rise of the Medici, 1400-1434». *American Journal of Sociology*, 98(6), pp. 1259-1319.
- Padgett, John F. (2011). Introduction to «Marriage and Elite Structure in Renaissance Florence, 1282-1500». *REDES: Revista Hispana Para El Análisis de Redes Sociales*, 21, p. 2e.
- Palacios, Diego y Villalobos, Cristóbal (2016). «Redes académicas al interior de las escuelas chilenas: Un estudio exploratorio utilizando Modelos Exponenciales de Grafos Aleatorios (ERGM)». *Redes. Revista Hispana Para El Análisis de Redes Sociales*, 27(2), pp. 33-44.
- Piña-Stranger, Alvaro y Lazega, Emmanuel (2010). «Redes de consejo en la industria biotecnológica en Francia». *Redes. Revista Hispana Para El Análisis de Redes Sociales*, 19(2), p. 2018.
- Ripley, Ruth M.; Snijders, Tom A. B. y Preciado, Paulina (2015). *Manual for RSiena*. University of Oxford; Department of Statistics; Nuffield College., (2007), Retrieved online May 2015. Disponible en: http://www.stats.ox.ac.uk/~snijders/siena/RSiena_Manual.pdf
- Robins, Gary; Snijders, Tom; Wang, Per; Handcock, Mark y Pattison, Pip (2007). «An Introduction to Exponential Random Graph (p*) Models for Social Networks». *Social Networks*, 29(2), pp. 173-191.
- Ruiz-Santacruz, Javier S. (2019). «Sistemas migratorios latinoamericanos y desarrollo humano: el alcance de usar el análisis de redes sociales». *Revista Hispana Para El Análisis de Redes Sociales*, 30(1), pp. 79-87.

- Snijders, Tom A. B. (2001). «The Statistical Evaluation of Social Network Dynamics». *Sociological Methodology*, 31(1), pp. 361-395.
- Snijders, Tom A. B. (2002). *Markov Chain Monte Carlo Estimation of Exponential Random Graph Models*. Groningen: The Netherlands.
- Snijders, Tom A. B. (2011). «Statistical Models for Social Networks». *Annual Review of Sociology*, 37, pp. 131-153.
- Snijders, Tom A. B. (2017). «Stochastic Actor-Oriented Models for Network Dynamics». *Annual Review of Statistics and Its Application*, 4(1), pp. 343-363.
- Snijders, Tom A. B.; Pattison, Pip. E.; Robins, Gary L. y Handcock, Mark S. (2006). «New Specifications for Exponential Random Graph Models New Specifications for Exponential Random Graph Models». *Sociological Methodology*, 36(1), pp. 99-153.
- Stivala, Alex; Robins, Garry y Lomi, Aleassandro (2019). «Exponential Random Graph Model Parameter Estimation for very Large Directed Networks». doi: doi.org/10.1371/journal.pone.0227804
- Tubaro, Paola (2018). Emergent Relational Structures at a «Sharing Economy» Festival. En: *Proceedings The 7th International Conference on Complex Networks and Their Applications COMPLEX NETWORKS* (Vol. 689).
- Vega Yon, Georg G.; Slaughter, Andrew y Haye, Kayla de la (2020). «Exponential Random Graph Models for Little Networks». *Social Networks*, 64, pp. 225-238.
- Wältermann, Michael; Wolff, Georg y Rank, Olaf (2019). «Formal and Informal Cross-cluster Networks and the Role of Funding: A Multi-level Network Analysis of the Collaboration Among Publicly and Privately Funded Cluster Organizations and their Managers». *Social Networks*, 58, pp. 116-127.
- Wang, Peng; Robins, Gary; Pattison, Philippa y Lazega, Emmanuel (2013). «Exponential Random Graph Models for Multilevel Networks». *Social Networks*, 35(1), pp. 96-115.
- Wasserman, Stanley y Pattison, Philippa (1996). «Logit Models and Logistic Regressions for Social Networks: I. An Introduction to Markov Graphs and p». *Psychometrika*, 61(3), pp. 401-425.

El estudio sistemático sobre las redes sociales ha sido de gran interés en los últimos años para representar y entender complejos fenómenos sociales. Los científicos de redes, y quienes se dedican a analizar redes sociales, usualmente poseen una perspectiva común y utilizan métricas formales para explicar complejos fenómenos sociales más allá de su interpretación metafórica, concentrándose en las interacciones y relaciones sociales entre entidades sociales. En el mundo hispanoparlante, un grupo importante de investigadores han afianzado lazos para formar una comunidad de científicos de redes que participan activamente en las conferencias más relevantes sobre esta perspectiva de interés, mantienen un diálogo permanente a través de la «lista REDES», publican y se informan sobre esta área de interés en revistas tales como la *Revista Hispana para el Análisis de Redes Sociales* o en libros ya publicados en la editorial CIS. No obstante, pese a su consolidación en los últimos años y su rápido desarrollo, no hay tantos libros que introduzcan y den cuenta de desarrollos recientes del análisis de redes sociales y del tipo de preguntas substantivas que surgen en la producción empírica latinoamericana. Así, el objetivo general del libro es promover el uso del análisis de redes sociales en la comunidad hispanoparlante, mediante la discusión de aspectos teóricos y metodológicos. Además de ello, el libro busca ser un referente para la región sobre cómo realizar investigaciones sobre redes sociales, presentando estudios empíricos comparativos en Latinoamérica y estudios de casos en países específicos de la misma localidad. Este libro ofrece una visión general sobre el estado actual del campo de las redes sociales, útil para investigadores, profesores y estudiantes con interés en teoría social y métodos de investigación que quieran tener una visión crítica sobre los orígenes del campo y sobre el estado actual de esta área de estudio en las ciencias sociales. En total, el manuscrito cuenta con cuatro secciones: aspectos teóricos, aspectos metodológicos, estudios empíricos comparados en Latinoamérica y estudios de casos en países latinoamericanos.

