

Identifying the new Influencers in the Internet Era: Social Media and Social Network Analysis

Identificando a los nuevos influyentes en tiempos de Internet: medios sociales y análisis de redes sociales

Miguel del Fresno García, Alan J. Daly y Sagrario Segado Sánchez-Cabezudo

Key words

- Network Analysis
- Social Communication
- Social Influence
- Media
- Social Networks

Palabras clave

- Análisis de redes
- Comunicación social
- Influencia social
- Medios de comunicación
- Redes sociales

Abstract

Social media influencers (SMIs) can be defined as a new type of independent actor who are able to shape audience attitudes through the use of social media channels in competition and coexistence with professional media. Being able to accurately identify SMIs is critical no matter what is being transmitted in a social system. Social Network Analysis (SNA) has been recognized as a powerful tool for representing social network structures and information dissemination. SMIs can be identified by their high-ranking position in a network as the most important or central nodes. The results reveal the existence of three different typologies of SMIs: disseminator, engager and leader. This methodology permits the optimization of resources to create effective online communication strategies.

Resumen

Los *social media* influyentes (SMIs) pueden ser definidos como un nuevo tipo de actores sociales independientes, con capacidad de influir en las actitudes de audiencias desde los medios sociales de Internet en competencia y cohabitación con los medios de comunicación profesionales. Poder identificar a los SMIs es crítico independientemente de los contenidos que circulen en el seno un sistema social en red. El Análisis de Redes Sociales (ARS) es una potente herramienta para la representación de los modelos de difusión de la información. Los SMIs pueden ser identificados por su posición destacada en una red como los nodos con mayor centralidad. Los resultados permiten identificar la existencia de tres diferentes tipologías de SMIs: diseminadores, relacionales y líderes. La metodología presentada permite la optimización de los recursos en la creación de estrategias de comunicación más eficaces.

Citation

Fresno García, Miguel del; Daly, Alan J. y Segado Sánchez-Cabezudo, Sagrario (2016). "Identifying the new Influencers in the Internet Era: Social Media and Social Network Analysis". *Revista Española de Investigaciones Sociológicas*, 153: 23-40. (<http://dx.doi.org/10.5477/cis/reis.153.23>)

Miguel del Fresno García: Universidad Nacional de Educación a Distancia | mdelfresno@der.uned.es

Alan J. Daly: University of California San Diego | ajdaly@ucsd.edu

Sagrario Segado Sánchez-Cabezudo: Universidad Nacional de Educación a Distancia | ssegado@der.uned.es

INTRODUCTION

We are embedded in dense networks of social interactions and relations that provide a flow of social influence and ideas. A social network consists of a finite set or sets of actors and the relation or relations embedded within those sets (Wasserman and Faust 1994: 20). Social networks play a central role in our activities and social life. They are present and influential in a variety of social phenomena, including economic exchanges, political processes, and even in other aspects of life seemingly distant from social interaction, such as health and general happiness (Christakis and Fowler, 2009). Examining the potential influence of these patterns of interactions and their relationship with a variety of behaviors has become increasingly important in many fields. Social Network Theory and Analysis provides a theoretical framework and robust set of methods for examining how seemingly autonomous individuals and organizations are, in fact, embedded in social relations and interactions that have consequences for individual and collective behaviors. In this sense sociological and communication network analysis examines individuals not as social islands (Flap, 2002), but as sets of collective and intentional agents of action and influence (e.g. institutions, companies, NGOs, etc.). The constellation of ties that surround actors can occur in both offline and online context, as part of the same *social continuum*. In this paper we are interested in the interactions within cyberspace, a social space without physical place (del Fresno, 2011b).

This study aims to identify Social Media Influencers (SMIs) within a large social media context. The paper is structured as follows. In the two first sections we provide the social science background of social network theory and analysis. In the next section we cover the basic concepts of centrality and influence focusing on the two main centrality measures we use in the study. We then review the

methods and results wherein we present and discuss three different typologies of SMIs.

SOCIAL MEDIA: WE THE MEDIA

Social media are online technology platforms focusing on synchronous and asynchronous human interactions with a local and global reach unprecedented in human history. The Internet and its architecture have enabled the development and use of these platforms, which are designed to support social interactions and give rise to a complex interplay between communication, social practices, and technology infrastructure. That *social continuum* reflects a complex labyrinth of networks of connections that link people who share information, ideas, perceptions, beliefs, myths, rumors, etc. in a real-time, immense, networked communication system. The result is that everything is connected today: people, information, data, events, and places, all with multiple interdependent relationships that form a vast aggregate social network.

The complex relationship structures that emerge online, such as climates of opinion on organizations, media, individuals and companies, as yet uncharted, can be represented and studied by means of computer programs and visualizations of information (del Fresno and López, 2013). Through social media, the interpretation and mediation of meaning occurs at the level of interaction, and these interactions represent explicit ties that bind people together. Through an innovative set of methods we propose in this paper, individuals can now capture, map, and analyze these interactions as a social network at a depth and scale never before possible, thus making the invisible visible. The relational data captured from social media offers many new opportunities to understand communication practices in the social media space, thought of as *infosociability* (del Fresno, 2011a). Infosociability has, in turn, given

rise to a two-fold phenomenon: on the one hand, the rise of *mass auto-communication* (Castells, 2009), and on the other, that every individual has the potential to become a source of micro-media (del Fresno, 2012), being at the same time the media *and* part of the message. In other words, new types of communication networks and new media exponentially increase our ability to address new complex social and communication problems. One such growing platform is Twitter.

Twitter is a free online global social network with no defined business model since its start that combines elements of blogging, text messaging and broadcasting. Users write short messages limited to 140 characters, known as 'tweets', which are delivered to everyone who has chosen to receive the tweets. Within each tweet it is possible to link to other media and to embed video, images and hash tags (a word or a phrase prefixed with the symbol # as meta data). Although it might seem difficult to communicate in a meaningful manner using just 140 characters or less, "Twitter users have found creative ways to get the most out of each *tweet* by using different communication tools" (Lovejoy *et al.*, 2012: 313). Twitter is evolving and used in an increasing variety of contexts (Larsson, 2011) that go beyond the intended use of the original core features of the networking service. Twitter can be defined as conversational micro-blogging and many companies, organizations, media, NGOs and government agencies have also embraced Twitter, using it for various communication purposes such as: marketing, customer care and service, news, and even activism. Despite early skepticism, given its deceptively simple and inherently flexible properties, particularly of brevity and speed, the service will no doubt be adapted to many more new uses and users in the future. Fueled by the growth of mobile media applications, for which it is particularly well suited (Arceneaux and Schmitz, 2010), Twitter will not likely slow its diffusion and commercial adoption. Arguably, one of the

most valuable aspects of Twitter is its evolving nature to be "a media of intersection of every media and medium" (Dorsey, 2012). This is particularly interesting from a research standpoint, as it is possible to locate a variety of information in real time —as well as retrospectively. Therefore, researchers gain an unprecedented access to the records of online human activity in space and time. Like any social space there will be individuals that are disproportionately influential on the system; these individuals can be thought of as opinion leaders.

OPINIONS LEADERS

The concept of opinion leader was created by Lazarsfeld, Berelson and Gaudet (1944). In their classic work, Lazarsfeld and colleagues regarded the media as holding the most influence over the public. Opinion leaders in this regard were portrayed as having significant influence over others as they selected, modified, and transmitted information/messages of their choosing to the wider public—in essence controlling both the means and the message. Katz and Lazarsfeld proposed a model entitled, Two Step-Flow, where the influence resided in the media because, "ideas often flow from radio and print to the opinion leaders and from them to the less active sections of the population" (Katz and Lazarsfeld, 1955: 309). In this view, opinion leaders were portrayed as privileged brokers in a simple uni-directional communication flow. This model has been criticized because information and influence were co-presented and undifferentiated (Bostian, 1970; Robinson, 1976).

In advancing the concept of opinion leader, Van Den Ban (1964) argued that influence came from informal and interpersonal communication rather than strictly by formal means, such as the professional media. By emphasizing the informal aspects of interpersonal communication Van Den Ban revisi-

ted and enriched the classic Two-Step-Flow model by offering a multi-step-flow model. This early approach to communication flows could be considered a precursor to later network perspectives. Building on this idea, future studies (e.g. O'Keefe, 1982) drew on social network analysis to examine informal communication flows in political campaigns. After the advent of social media, which is intrinsically an informal communication system, the effect of this informal and interpersonal communication network influence has increased exponentially.

Traditionally, opinion leaders have been defined as individuals who were likely to influence the opinions, attitudes, beliefs, motivations, and behaviors of other persons (Burt, 1999; Rogers and Cartano, 1962; Valente and Pumpuang, 2007) "in their immediate environment" (Katz and Lazarsfeld, 1955: 3). Opinion leaders are identified as those persons "to whom others turn for advice and information" (Rogers, 1961: 9). Opinion leaders "influence other individuals' attitudes or overt behavior informally in a desired way with relative frequency" (Rogers, 2003: 27), and it is possible to measure this behavior (Rogers and Cartano, 1962) and understand it as a communication network (Rogers and Kincaid, 1981).

Research on opinion leadership and the diffusion of information has centered on issues such as how information is spread in social networks (Lenart, 1994), as well as which actors are seeking or providing advice (Katz and Lazarsfeld, 1955). In addition, key characteristics of opinion leaders (Rogers 2003: 316) and which kind of attributes (personal, social, and demographic) are the most commonly associated with opinion leaders (Weimann, 1994) are also important elements. Of further importance is to understand the role mass media play in either being central or peripheral in this process (Levy, 1978), as well as to identify the types of behavioral or perceptual changes that can result.

In the social media space, we term "opinion leaders" as social media influencers (SMIs). SMIs from a psychological point of view are identified by studying key personality traits and audience perceptions (Freberg *et al.*, 2011), or by measuring "a cross-section of variables that numerically rate influencers in the social media conversation" (Booth and Matic, 2011: 184). The rapid emergence of social media and media innovations has played an increasing role in the social construction and deconstruction of communications, in which SMIs can play a crucial function (Schultz, Utz and Göritz, 2011). At the same time, the position of SMIs could be ambivalent, given that they may be rejected due to potential hostility (Gorry and Westbrook, 2009) or regarded as likely allies who establish effective outreach strategies.

In order to determine SMIs as diffusers within a network, we have to first solve how these SMIs can be identified among thousands of individuals embedded in dense networks of social interactions and relations. These dense networks of interactions have remained invisible until now, making it difficult to look for general attributes of SMIs. Specifically identifying SMIs within social media networked space, Social Network Analysis (SNA) offers distinctive advantages in comparison with other methods: 1) placing the focus on the relations, not the attribute; 2) identifying the directions of the relationship; 3) determining the strength of the relationships; 4) segmenting and identifying groups, cliques and communities, and 5) measuring the structural position that individuals have within a network. For this research these five characteristics of SNA provide analytic purchase in our ability to identify SMIs.

SOCIAL NETWORK ANALYSIS BACKGROUND

The earliest structural intuitions on social life come from Auguste Comte, founder of posi-

tivism, who was committed to the development of Sociology as a science investigating “the laws of social interconnection” (Freeman, 2004:13). At the end of the 19th century Georg Simmel wrote that a “society exists where a number of individuals enter into interaction” (Simmel, 1971: 24) and the object of study was “the study of the patterning of interaction” (Freeman, 2004: 16). For Simmel a collection of human beings becomes a society:

... only when one individual has an effect, immediate or mediate, upon another, [only then] is mere spatial aggregation or temporal succession transformed into society. If, therefore, there is to be a science whose subject matter is society and nothing else, it must exclusively investigate these interactions, these kinds and forms of association. (1971: 25).

Anthropologist A.R. Radcliffe-Brown was one of the earlier pioneers of social network analysis (SNA) with his concern about the identification of social structures that needed to be understood not only symbolically, but also measured and analyzed. Over time these ideas evolved and Emile Durkheim argued for *structural functionalism* as a foundational perspective in both sociology and anthropology. For Durkheim the reasons for social regularities were to be found in the structures of the social environments and not merely in the intentions of individual actors (Durkheim, 1997).

For four decades (1930-1970) the metaphors of *factory* or *web* created by Radcliffe-Brown dominated the sociological understanding of social life as social network structures. From 1930 to 1970 “an increasing number of social anthropologists and sociologists began to build on Radcliffe-Brown’s concept of ‘social structure’ and, in doing so, began to take seriously the metaphors of the ‘fabric’ and ‘web’ of social life” (Scott, 2011: 4). In the 1970’s “an avalanche of technical work and specialist applications appeared”

(Scott, 2011: 5) from which emerged the key theoretical concepts of SNA. By the 1980s, social network analysis “had become an established field within social sciences” (Borgatti *et al.*, 2009: 893) and in the 1990s, network analysis “radiated into a great number of fields, including physics and biology. It also made its way into several applied fields such as management consulting, public health, and crime/war fighting” (Borgatti *et al.*, 2009: 893).

Social Media Network Analysis

Social networks are particularly useful in studying multiple types of social influence phenomena and are useful for analyzing the diffusion of information and the formation of opinions and beliefs. SNA has four characteristics of importance for this study: 1) it adopts a *structural intuition* of social relations; 2) it gathers and analyzes relational data systematically; 3) it draws on mathematical models that are foundational to the analysis and utilizes technology and, 4) it creates and shares visualizations of relationships and interaction patterns, which allow the generation of significant structural insights and their communication to others (Freeman, 2000, 2004).

Rather than trying to understand the interpretation and use of data based primarily on the attributes of the individual (gender, years of experience, training, education, beliefs, etc.), network theorists focus on the influence of an actor’s position vis-à-vis social ties with others, as well as the overall social structure of a network. As Borgatti suggests, network theory represents a paradigmatic shift from “theoretical constructs from monadic variables (attributes of individuals) to dyadic variables (attributes of pair of individuals)” (Borgatti and Foster, 2003: 2). Similar to other theoretical and methodological paradigms, a series of assumptions undergird social network theory and resulting research (DeGenne and Forsé, 1999). First,

actors in a social network are assumed to be interdependent rather than independent (DeGenné and Forsé, 1999; Wasserman and Faust, 1994). Second, relationships are regarded as conduits for the exchange or flow of resources (Burt, 1982, 1997; Kilduff and Tsai, 2003; Powell, Koput, and Smith-Doerr, 1996). Third, the structure of a network has influence on the resources that flow to and from an actor (Borgatti and Foster, 2003) and, fourth, patterns of relationships, captured by social networks, may present dynamic tensions as these patterns can act as both opportunities and constraints for individual and collective communication and action (Brass and Burkhardt, 1993; Burt, 1982; Gulati, 1995).

It is not surprising that there are numerous studies in different scientific fields on the *network approach* to interaction and influence (DeGroot, 1974; Hoede and Bakker, 1982; Friedkin and Johnsen, 1990, 1997; DeMarzo, Vayanos and Zwiebel, 2003; Jackson, 2008; Valente, 2010). SNA researchers in the fields of sociology, mathematics, physics and computer science have contributed concepts and metrics that can be applied today to the systematic study of social processes of online social communications practices that were unthinkable just a few years ago. SNA is a scientific method aimed at optimizing research undertaken in the field of social media and substitutes other anecdotal approaches (i.e. number of friends, followers, likes, etc.) and useful outcomes, such as identifying key communication actors within social networks.

Social networks are driven by motivations, expectations, and cognitive limitations and “characterized by *multiplexity* —having more than one relationship among the social units” (Daly, 2010; Kadushin, 2012: 202). “Users intentionally and knowingly create explicit connections, whereas implicit connections are inferred from online behaviors” (Golbeck, 2013: 16). The most common form of explicit connection in social media is reci-

procal *friending* (e.g. in Facebook), although this is not always significant given that it is based on an alleged connection that in practice might or might not be active and, in fact, is not compulsory in all social media (e.g. Twitter). Other forms of explicit connections are likes, follows, blocks, favorites, lists, emails, instant messages, pokes, +1, retweets, mentions, answers, etc. depending on the social media channel in question. The diversity or lack of explicit connections (e.g. dislikes on Facebook) is defined by user experience, which in turn is determined by the code used to program the platform. On the Internet “the code is cyberspace’s law” (Mitchell, 1995: 111), that is, the way in which social communication is enabled or restricted in cyberspace.

Given the increasing persuasive impact of SMIs, monitoring technologies have been developed from several different companies offering tools and services (Radian6, Alto Analyzer, Hotsuite, Klout, NetBase, etc.) to facilitate the monitoring of a variety of social media channels from blogging, video, forums, Facebook to Twitter. This may allow companies to track what individuals are saying and sharing about different and specific topics. Companies or institutions can then ignore or respond to these opinions and interact with consumers through social media platforms. The logical next question therefore is: who are the SMIs and how do we identify them? This is a complex issue from both a definitional and methodological perspective.

The majority of efforts to identify SMIs are based on quantitative approaches using such factors as the number of daily visits to a blog, times a message is shared, or the number of followers or friends. Since influence is something essentially qualitative, these technologies must be accepted as mere starting points (Basille, 2009; Straley, 2010). Merely identifying SMIs through their activity (regardless of the quality of the content) and/or through counting their followers or friends is not a nuanced enough approach and may

lead to poor selections. Although SMI is a new buzzword in many areas, few studies suggest how those individuals should be scientifically identified in each social media channel and how their identification could influence the functions they carry out.

In order to identify SMIs, the different types of explicit communication connections built in social media have to be captured and analyzed. In addition, how the accumulation of connections creates social systems must also be analysed. These systems can be studied using the algorithms, tools and insights provided by Social Network Analysis (SNA) and evaluated for capturing the dynamics of online social practices (Biddix and Han Woo, 2008). Communication scholars/practitioners need scientific tools to identify SMIs that go deeper than simply follower or friend relationships in order for their organizations, leaders, media, brands and products to prioritize their strategies and maximize available resources. SNA has been recognized as a powerful tool for analyzing and representing social network structures as well as for understanding information dissemination models, and yet its potential to identify SMIs is just starting to be used.

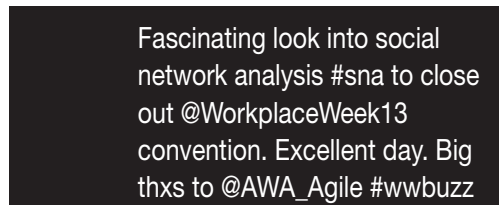
For this study, we focus on Twitter, as it provides for the exchange of mass and interpersonal communication features and for two types of very prominent explicit connections: retweets (RT) and mentions and replies (MT). These two types of explicit connections are far more significant than follower/friend relationships given that both RTs and MTs are sets of explicit, defined connections overlaying the same social network. An RT (Figure 1) is a re-posting of someone else's tweet in order to quickly share information, and signifies that people are quoting that tweet. An MT (Figure 2) as part of a conversation is both a modified tweet placed before the RT text when users manually retweet a message with modifications, for example shortening a tweet, and a reply tweet when it is posted in answer to another user's message. MTs and

especially RTs are significant communicative acts because "unlike looped horizontal feeds and tickers, initial research has found that only 6 percent of all tweets are reposted back to the top of Twitter's vertical interface" (Elmer, 2013: 19) and "fewer than one in 200 messages get retweeted after an hour's gone by" (Geere, 2010).

FIGURE 1: RT



FIGURE 2: MT



In addition, Elmer argues that "the emergence of vertical tickers and other forms of hyper-immediate, time compressed social media interfaces highlight the need for real-time forms of Internet research" (Elmer, 2013: 19). The aim of this study is to document, using SNA, a deeper and more nuanced understanding of this phenomenon based on carefully examining both current and past patterns of interaction and communication on Twitter. In that way we keep the focus on both *in-the-moment* or *post-the-moment* communications and on networking attempts to build upon broader discussions, theories and methods of understanding open-ended networked, non-hierarchical and/or distributed forms of communications (Lessig, 2000, 2008; Fuller, 2003; Galloway, 2004). In Twitter, Facebook, or on the Internet in general, place or time are not the objects of study, the commu-

nicative practices derived from online sociability are. In undertaking this important work we draw on social network theory.

THE BASIC CONCEPTS IN NETWORK THEORY

Central to SNA is the notion of embeddedness (Granovetter, 1985; Gulati, 1995; Jones, Hesterly, and Borgatti 1997; Uzzi, 1996, 1997). Social embeddedness refers to the hierarchical, or nested, nature of relations in a social structure. In a social network, individuals are embedded within dyadic relationships, and dyadic relationships are embedded in larger subgroups of three, four, or more actors that eventually form a larger social network. Social embeddedness also implies that changes in relationships (formation, dissolution) at a lower level (e.g., the dyadic level) will have consequences for the “higher” order level (e.g., subgroup and overall network). These structural changes from a network standpoint are consequential, as the overall structure of a network influences an actor’s ability to access resources. As such, the significance of a dyadic relation extends beyond the two actors into a system of interdependent connections (Burt, 2000; Degenne and Forsé, 1999). This embeddedness can also be visualized through a sociogram.

A *sociogram* is a graph where individuals are represented as nodes and the relations between them as lines in a two-dimensional space. The sociogram was initially introduced by Jacob Moreno, who is considered the founder of modern SNA, as an analytic tool. The goal of a *sociogram* was to provide, “a way of representing the formal properties of social configurations” (Moreno, 1953 [1934]), thereby allowing the identification of key players, isolated individuals, as well as to discover asymmetrical relations of reciprocity and identify networks of multiple step relations.

The concept of *centrality* —a family of node-level properties relating to the structu-

ral importance of a node or nodes in a network— in SNA as applied to human communication was introduced in the late 1940s and addresses the question, “which are the most important or central nodes in a network?” (Newman, 2010: 168). Centrality has been thought of as an index of activity (Freeman, 1979), with highly central actors in a network having increased access to resources and the potential to create new linkages (Stuart, 1998; Tsai, 2001; Daly, 2010). Centrality measures are the most commonly used actor-level indices and pursue the identification of structurally important actors and the relative importance of all actors in the network (Borgatti, 2006). A central position can be considered as a point of intersection in the network, with central individuals able to disproportionately and more quickly amass and distribute resources, thus allowing them to influence what flows in a network (Raider and Krackhardt, 2001). There is no full agreement about what a centrality index should satisfy (Freeman, 1979), but the main understanding is that centrality discloses a structural advantage, rank, power, influence or dominance. As presented (Freeman, 1979; Jackson, 2008; Newman, 2010; Scott, 2011), measures of centrality can be categorized into a) degree centrality, b) betweenness centrality, c) closeness centrality and d) prestige —and eigenvector— related centrality. In this work we only draw on the first two measures, degree centrality and betweenness, and describe them below.

Degree centrality

Centrality as measured through degree is a simple measure, but can provide much insight given that it measures the number of edges attached to a node and indicates how well a node is connected in terms of direct connections. In SNA, a high degree means a high number of connections and “degree centrality would be an indicator more highly associated with accelerating diffusion” (Va-

lente, 2010: 97) and as “an index of the node communications activity” (Rusinowska *et al.*, 2011: 25). The degree of a node is calculated as the sum of in-degree and out-degree. “In-degree is given by the number of edges coming into the node [...] the out-degree is the number of edges originating from the node going outward to other nodes” (Golbeck, 2013: 40). Therefore, “individuals who have connections to many others might have more influence, more access to information, or more prestige than those who have fewer connections” (Newman, 2010: 169). So in-degree centrality is “the most frequently used network measure of opinion leadership [...] if the behavior is culturally compatible, opinion leaders will adopt early and many others will see the behavior of these opinion leaders, which will reinforce the acceptability of the new behavior” (Valente, 2010: 96-97). In both networks, in-degree centrality values were calculated for all the nodes and ranked from highest to lowest.

Betweenness centrality

A critical factor for any organization is to identify those individuals who are *brokers* or a *bridge* over which news, information, perceptions, rumors or falsehoods circulate on the principal paths of a social network. “The idea of brokering is often captured in the measure of betweenness centrality” (Hansen *et al.*, 2010: 40) introduced by Freeman (1977), which is based on how significant a node is in terms of linking other nodes and indicates how often a given node lies on the shortest path between pairs of nodes. This can be thought of as both a kind of *gatekeeping score* or function, as these individuals can determine who receives what particular resource from whom and in what form (Ahuja, 2000), and as an index of the ability of a node to control communication. Nodes with high betweenness centrality may have considerable influence within a network by virtue of their control over information: for example,

“if members high in betweenness opposed an idea, its diffusion to other segments of the group might be blocked” (Valente, 2010: 88) or they might “slow down flows or distort what is passed along in such a way as to serve [certain] actor’s interests” (Borgatti *et al.*, 2009: 894). In this sense, brokers may filter, distort, or hoard resources, which may provide benefit in the form of control or power to the broker, but may also simultaneously inhibit the overall flow of resources (Baker and Iyer, 1992; Burt, 1992). On the flip side of the coin, “the vertices with the highest betweenness are those whose removal from the network will most disrupt communications between other vertices because they lie on the largest number of paths taken by messages” (Newman, 2010: 186; Everton, 2011); this is known as percolation. In both networks, the betweenness values for all nodes were calculated and ranked from highest to lowest.

METHODS

To identify SMIs as central actors, we chose Twitter as a social media channel. To undertake the study, the entire network of connections had to be captured and analyzed using the two most significant forms of explicit connections —RTs (retweet) and MTs (mention and reply)— using SNA centrality metrics. In addition, it was necessary to extract two sub-networks (RTs and MTs) in order to analyze the network in a disaggregated manner. This method has two advantages:

- 1) Significance, as it permits disaggregating the entire network into smaller networks as significant objects of study, thus avoiding having to deal with large networks that obscure relationships and meanings contained within.
- 2) Economy, as it requires much lower investment in technology infrastructure and computational capacity.

We retrieved a climate of opinion directly from the Application Programming Interface (API) in Twitter comprised of the total number of tweets ($n=25,087$) containing the keyword of an international brand —without having to disambiguate the term— for the month of April 2013.

A file was then created with the total number of interactions from which two extractions were taken to generate two new files (RT network and MT network). Data storage and protection of privacy were granted throughout the research process to ensure the anonymity and privacy of individuals. User nicknames were replaced by a *unique identifier* (UID) to ensure the protection of individual rights. In anonymizing individuals and performing SNA on two different networks, each user was assigned a UID as a node in each network. Thus, the nodes that appeared in both networks as SMIs had two different IDs, one for the RTs and one for the MTs (Tables 1A and 1B). In order to identify the SMIs present in both networks, a simple diagram was created (Table 1C).

Both files were subjected to a process of exploitation to generate two networks based on both explicit connections:

- 1) RT network: $n=6,230$ nodes and 5,568 edges.
- 2) MT network: $n=3,036$ nodes and 1,999 edges.

To identify the SMIs, a set of SNA algorithms was chosen: degree centrality (in-degree and out-degree) and betweenness centrality. After the analysis, algorithms were applied and the metrics obtained. The following formula was applied to create a SMI Index for both networks:

$$SMI_i = \sqrt{\text{in_degree}^2 + \text{betweenness}^2}$$

The modularity community detection algorithm was then applied to identify and represent communities in each network (by color) and for a more accurate visualization. The data obtained were:

- 1) RT network (modularity=0.940) number of communities $n=981$
- 2) MT network (modularity=0.963) number of communities $n=1,083$

Finally, we created four network data representation graphs using Gephi, (<http://gephi.github.io>), which is an open-source and free software for interactive visualization and an exploration platform for all kinds of networks, complex systems and dynamic and hierarchical graphs. Gephi runs on Windows, Linux and Mac OS X and is distributed under the dual license CDDL 1.0 and GNU General Public License v3. We use it as follows: an RT in-degree social network graph (Figure 3), an MT in-degree social network graph (Figure 4), an RT betweenness social network graph (Figure 5), and a MT betweenness social network graph (Figure 6).

FINDINGS

As a result, the RT and MT networks are significant parts of the overall network that can be analyzed, graphed and displayed in order to identify properties and insights, as well as different types of SMIs (Table 1). The unique characteristic of SNA is the relational perspective that is reflected in the type of data used. Attributes are collected and analyzed for actors, but the main focus of the analysis is the multiple dyadic relations between individuals.

RT and MT social networks

FIGURE 3. RT in-degree social network.

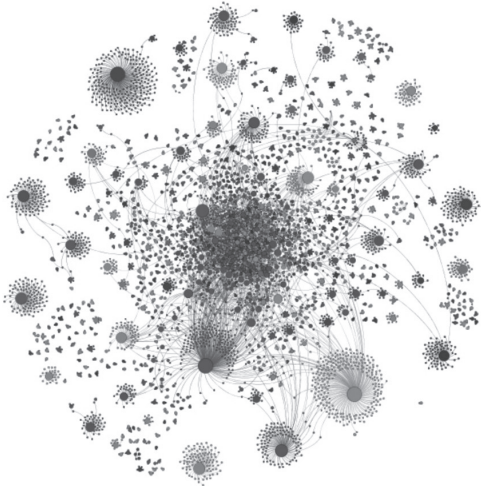


FIGURE 4. MT in-degree social network.

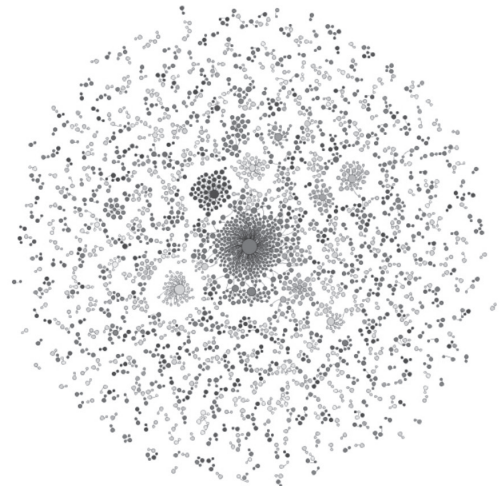


FIGURE 5. RT betweenness social network.

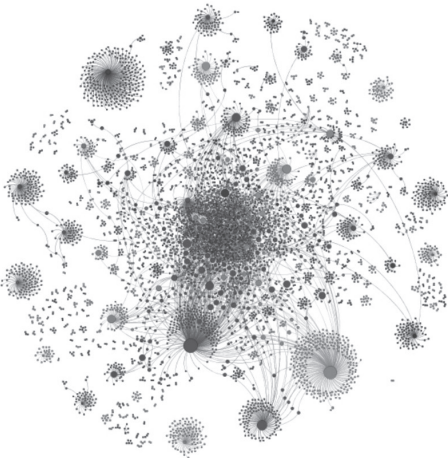
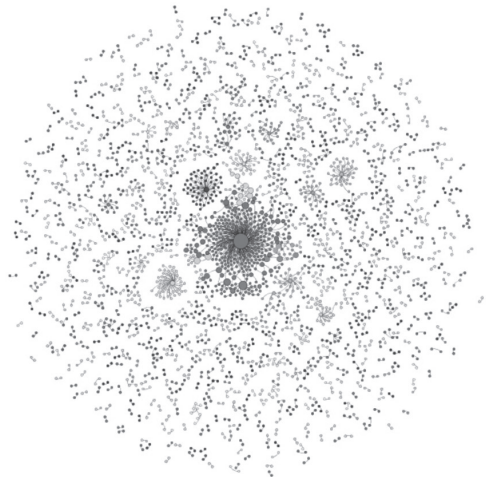


FIGURE 6. MT betweenness social network.



Understanding Social Media Influence Index

The RT network has more in and out ties (degree centrality) as well as more actors linking otherwise disconnected actors (betweenness) than the MT network (Table 1A; Figures 3 and 5), where the structure remains stable and the size of the nodes changes. The data indicate that the RT network has a vertical

structure and a multiple clique formation (modularity=0.940) along with a high hierarchy status among the SMIs.

The MT network presents lower levels of degree (less in and out ties) and less betweenness than the RT network (Table 1, Figures 4 and 6), where the structure remains stable and the size of the nodes changes. The data indicate that the MT network has a

very strong vertical structure and a very high multiple clique formation (modularity=0.963), as well as a much higher hierarchy status than in the RT network. As a result, the two networks analyzed using SNA visualization reveal two very different structures (Figures 3 and 5 versus 4 and 6), which reflect two very different network communication abilities. In analyzing the SMI Index (Table 1C), we observe that these skills do not usually coincide in the same nodes, as only 13 players of a total of 6,230 RTs and 3,036 MTs appear in both rankings in the top 50 positions of the SMI Index, meaning that the network is actually dominated by the opinions of just a few individuals. This narrows the variety of opinions, providing these few actors disproportionate influence over the opinion network. Therefore even though the network may be comprised of thousands of individuals, it is really only 1% or so that dominate the opinion sphere. Understanding the communication behavior and identifying these individuals provides insights into SMIs.

The RT network reveals individuals with more communication skills, due to their bridge status and structural position. The MT network, on the other hand, indicates actors with more activity and potential influence. These are, therefore, the different skills that individuals deploy in a network, which determines their position within the network. Three types of SMIs have been identified:

- 1) Communicative SMIs (dissemination): These are individuals with a highly structurally diverse network who have a tendency to maximize their influence on communication and thus prevent the formation of structural holes (Table 1A).
- 2) Relational SMIs (engagement): These are individuals with a highly structurally diverse network who have a tendency to maximize efficiency in relationships with third parties (Table 1B).

- 3) Leader SMIs: These are individuals who occupy SMI top positions in the two previous categories (Table 1C).

Finally, these SMIs can be understood as the nodes whose removal maximally increases the distances between the rest of nodes to break and disconnect the network flow of information. Although in this analysis we looked at how these SMIs connected to the broader network, one can also imagine the reverse, in that the removal of these individuals would splinter the network.

DISCUSSION

Research suggests the strong similarities between the diffusion of disease and the diffusion of ideas through social networks (Burt, 1987; Sun *et al.*, 2009; Easley and Kleinberg, 2010). The idea is that the transmission of disease, ideas, information, opinions, and perceptions respond to similar structural patterns. Therefore, being able to accurately identify SMIs is critical, no matter what is being transmitted in a social system. Thus, in this study we undertook a unique approach to identifying SMIs in social media space. Our results suggest that it is possible to identify these influencers in a more robust and nuanced manner than has previously been used (e.g. counts of friends/followers). Through this work we offer an intuitive and empirically based approach to the identification of SMIs based on the role they play within a social network of the new media, in our case Twitter. We argue that the basis of our approach is not just limited to Twitter, but can be applied to any number of new media and online communications forms, such as blogs, forums, Facebook, online media, traditional mass media, etc. In the following paragraphs we unpack some of the general findings and implications of this work.

SMIs are in practice central actors in online networks, who occupy central positions in

TABLE 1: SMI Index Top 50

A			B			C		
SMIs RT			SMIs MT			SMIs RT & MT		
RK	UID	INDEX idb	RK	UID	INDEX idb	RK	UID RT	UID MT
1	n5104	8.498,23	1	n1661	783,9	1	n5104	n1661
2	n5788	4.980,26	2	n2498	80,4	2	n5788	n2498
3	n5216	1.951,04	3	n2897	46,1	3	n5216	n2897
4	n5906	1.364,64	4	n1976	40,4	4	n5906	n1976
5	n5787	1.193,23	5	n2932	34,4	5	n5787	n2932
6	n2376	1.149,44	6	n408	30,6	6	n2376	n408
7	n5555	1.126,60	7	n2586	28,2	7	n5555	n2586
8	n19	1.125,52	8	n1858	25,9	8	n19	n1858
9	n5742	1.004,77	9	n316	23,0	9	n5742	n316
10	n5242	994,64	10	n1333	22,7	10	n5242	n1333
11	n4667	819,11	11	n2757	19,6	11	n4667	n2757
12	n5792	657,03	12	n1873	19,4	12	n5792	n1873
13	n824	650,19	13	n2059	19,4	13	n824	n2059
14	n26	531,23	14	n432	19,3	14	n26	n432
15	n5491	508,68	15	n241	19,1	15	n5491	n241
16	n861	505,84	16	n136	18,6	16	n861	n136
17	n5215	456,70	17	n2004	16,1	17	n5215	n2004
18	n3674	448,84	18	n55	15,6	18	n3674	n55
19	n6188	437,25	19	n2910	15,6	19	n6188	n2910
20	n1682	422,16	20	n2720	15,5	20	n1682	n2720
21	n1727	422,16	21	n281	15,5	21	n1727	n281
22	n5055	414,95	22	n312	15,5	22	n5055	n312
23	n732	403,58	23	n808	15,4	23	n732	n808
24	n865	403,25	24	n2585	15,1	24	n865	n2585
25	n729	383,94	25	n567	12,8	25	n729	n567
26	n773	363,05	26	n3072	12,3	26	n773	n3072
27	n5794	358,41	27	n2197	11,8	27	n5794	n2197
28	n6216	355,23	28	n367	11,8	28	n6216	n367
29	n787	351,04	29	n264	11,6	29	n787	n264
30	n5360	345,43	30	n426	11,6	30	n5360	n426
31	n5420	340,99	31	n1959	10,3	31	n5420	n1959
32	n5092	323,88	32	n2773	10,3	32	n5092	n2773
33	n592	322,11	33	n3025	8,7	33	n592	n3025
34	n5338	317,26	34	n1937	8,3	34	n5338	n1937
35	n5796	303,34	35	n2626	8,3	35	n5796	n2626
36	n1551	302,67	36	n2948	8,3	36	n1551	n2948
37	n5311	301,17	37	n2700	8,3	37	n5311	n2700
38	n5149	293,65	38	n447	7,8	38	n5149	n447
39	n5018	266,79	39	n418	7,8	39	n5018	n418
40	n5790	260,24	40	n2054	6,1	40	n5790	n2054
41	n5478	260,16	41	n2506	6,0	41	n5478	n2506
42	n790	240,14	42	n2582	6,0	42	n790	n2582
43	n5048	238,48	43	n2702	5,6	43	n5048	n2702
44	n5512	238,09	44	n511	5,4	44	n5512	n511
45	n743	236,71	45	n2799	5,1	45	n743	n2799
46	n5863	224,00	46	n1886	5,0	46	n5863	n1886
47	n2061	221,00	47	n2988	5,0	47	n2061	n2988
48	n5480	219,33	48	n2064	5,0	48	n5480	n2064
49	n5196	217,01	49	n2315	5,0	49	n5196	n2315
50	n5652	215,00	50	n1906	4,4	50	n5652	n1906

a social structural sense because they receive a higher proportion of interactions than others in the network (Scott, 2011). Individuals who are in a central position are considered points of intersection at which the SMI may amass resources, such as attention, knowledge or information, and may have increased influen-

ce over the way in which those resources are disseminated across a network. Research suggests that being central in a social network provides an individual increased effect over the network, due to access to multiple actors and the potential to create new linkages (Baker and Iyer, 1992; Stuart, 1998; Tsai,

2001). Moreover, having more relationships may increase an actor's opportunities to access novel information. Access to diverse resources provides an SMI the possibility of guiding, controlling and even brokering the flow of resources within a group.

Not only are these central actors important as cohesive elements in the network, they can also serve to fragment the network into multiple parts. This idea of network fragmentation through the removal of central actors is referred to as percolation theory. The consequence of this theory is that "the *knock-on* effect of node removal or failure affects the network as a whole" (Newman, 2010: 592). In applying the *knock-on* effect —for example, to high ranked individuals of the RT and MT networks— one can imagine it would result in significant changes not only in the structure of the network, but also in the behavior of the individuals that comprise the network. Understanding this concept is paramount for communication scholars/practitioners, given that with information expansion (as is also the case with contact diseases), key nodes (SMIs) can be informed/vaccinated to promote/prevent contagion. The identification of SMIs not only promotes/prevents other individuals being informed/infected, but also promotes/prevents them from informing/infecting others with the right/wrong information, ideas or perceptions. Consequently, there is a *knock-on* network effect in which the benefits of informing/vaccinating a relatively small number of individuals (i.e. SMIs) can effectively affect the expansion —or not— of information to large groups, companies or indeed a global audience.

This study presents a scientific, cost-effective, results-oriented analytical approach to identifying SMIs without the need for excessive computational capacity or large technological investments. And it shows how simple network measures and graphical representation can be used to describe social communication phenomena and to identify SMIs. The methodology is based on pattern recognition and the identification of hidden signals within

complex social networks, based on the exchange of information within different types of organizations. In order to maximize diffusion, regular reassessments and regular identification of SMIs —how ties form, are maintained, and decay over time— will be critical. Hence, we can say that in order to identify SMIs, the *situation* is more important than the *socialization*, and we get a newly different view of the emergence and significance of new media communication in these cases. One of the hypotheses that we think could be tested is for researchers to explore the idea that only about 1-2% of SMIs would actually be enough to infect/vaccinate a whole network. We tested this idea on this current data set and found that percentage to be an accurate estimation. However, additional tests would need to be conducted to confirm this hypothesis.

The key for communication scholars/practitioners lies in the identification of SMIs, but also in defining the ideal information mix to input to infect/vaccinate social networks with the aim of reaching a *tipping point* (Schelling, 1978; Gladwell, 2000) that allows optimal diffusion at the desired level. The idea is obvious and very simple. However, identifying tipping points through these key actors is only feasible now *a posteriori* and, in practice, almost impossible to implement by design with the knowledge we currently have about social processes. This suggests the importance of gaining deeper understanding and identification of SMIs in the movement of resources related directly to communications efforts.

This study does have limitations. A first limitation is that SNA lacks agency in the sense that it neglects the internal states and motivations of individuals in the network, as these individuals are creating and co-constructing meaning with others. Thought of in another way, while social network analysis provides a way to accurately measure the quantity of relationships, it lacks careful explication of the *quantity* of exchanges. Therefore, future studies will mix both social network analysis and more qualitative approaches. Consequently,

not only do we need to identify SMIs (the architecture model to infer the node's roles) and the relations (the flow model as a system of roads through which things flow), but also the meanings and insights (the significance model) within each network. To this end, emerging methodologies such as 'Network ethnography' (Howard, 2002) or 'Netnography' (del Fresno, 2011b; del Fresno and López, 2013), an interdisciplinary intersection between sociology, anthropology, linguistic and new social media communication, respond to the need for innovative approaches that combine the study of social network structures and new media in order to access the meanings and insights they hold in an increasingly complex global and local communications ecosystem.

Another limitation and future area of study has to do with both a temporal and content-based analysis. This study was based on a point in time, but future work will need to look at how these networks change over time, as well as the position and role of SMIs. In addition, it may also be that with certain content areas the network structures may also differ. In other words, perhaps issues having to do with products and policies will have different structures and SMIs. The social media world is a highly interactive environment, and scholars will need to build increasingly robust sets of analytical tools to examine the growing complexity of communication in social media. This research is in progress and will be made available in the near future.

The main risk lies in whether having once identified SMIs they are then so overloaded with information that their effectiveness begins to decline (Allen, 1977). As a result, future studies need to address the informational balance between communication practices and their relationship to SMIs, as well as to perform a qualitative analysis of the content that builds communication flows in networks.

In short, as social media continues to grow in use and scale, better tools and approaches to leverage this powerful new me-

dium and better understand the actors that drive influence is critical. This work represents a unique opportunity to draw on a growing set of sophisticated, but intuitive measures in identifying SMIs. As this work suggests, the field of communication and new media has access to a new intellectual and empirical tool in addressing the growing, complex and interconnected social and communications world after the Internet.

BIBLIOGRAPHY

- Ahuja, Gautam (2000). "Collaboration Networks, Structural Holes, and Innovation: A Longitudinal Study". *Administrative Science Quarterly*, 45 (3): 425-455.
- Allen, Thomas J. (1977). "The Role of Person to Person Communication Networks in the Dissemination of Industrial Technology", Sloan School of Management. Working paper MIT.
- Arceneaux, Noah and Schitz, Amy (2010). "Seems Stupid until you try it: Press Coverage of Twitter, 2006-9". *New Media & Society*, 12(8):1262-1279.
- Baker, Wayne e Iyer, Ananth (1992). "Information Networks and Market Behavior". *Journal of Mathematical Sociology*, 16: 305-332.
- Basille, Damien (2009). "Social Media Influencers are not Traditional Influencers" (on line). <http://www.briansolis.com/2009/11/social-media-influencers-are-not-traditional-influencers>, 05-11-2009 (accessed 30 January 2015).
- Biddix, J. Patrick and Han Woo, Park (2008). "Online Networks of Student Protest: The Case of the Living Wage Campaign". *New Media & Society*, 10: 871-891.
- Booth, Norman and Matic, Julie Ann (2011). "Mapping and Leveraging Influencers in Social Media to Shape Corporate Brand Perceptions". *Corporate Communications: An International Journal*, 16(3): 184-191.
- Borgatti, Stephen Peter (2006). "Identifying Sets of Key Players in a Network". *Computational, Mathematical and Organizational Theory*, 12(1): 21-34.
- Borgatti, Stephen Peter and Foster, Pacey (2003). "The Network Paradigm in Organizational Research: A Review and Typology". *Journal of Management*, 29(6): 991-1013.

- Borgatti, Stephen Peter; Mehra, Ajay; Brass, Daniel and Labianca, Giuseppe (2009). "Network Analysis in the Social Sciences". *Science*, 323(5916): 892-895.
- Bostian, Lloyd (1970). "The Two-step-flow Theory: Cross-cultural Implications". *Journalism Quarterly*, 47: 109-117.
- Brass, Daniel and Burkhardt, Marlene (1993). "Potential Power and Power Use: An Investigation of Structure and Behavior". *Academy of Management Journal*, 36(3): 441-470.
- Burt, Ronald Stuart (1982). *Toward a Structural Theory of Action*. New York: Academic Press.
- Burt, Ronald Stuart (1987). "Social Contagion and Innovation: Cohesion versus Structural Equivalence". *American Journal of Sociology*, 92(6): 1287-1335.
- Burt, Ronald Stuart (1992). *Structural Holes: The Structure of Competition*. Cambridge, MA: Harvard University Press.
- Burt, Ronald Stuart (1997). "A Note on Social Capital and Network Content". *Social Networks*, 19 (4): 355-373.
- Burt, Ronald Stuart (1999). "The Social Capital of Opinion Leaders". *The ANNALS of the American Academy of Political and Social Science*, 566: 37-54.
- Burt, Ronald Stuart (2000). "The Network Structure of Social Capital". In: Sutton, R. I. and Staw, B. M. (eds.). *Research in Organizational Behavior*. Greenwich, CT: JAI Press.
- Castells, Manuel (2009). *Comunicación y poder*. Madrid: Alianza Editorial.
- Christakis, Nicholas A., and Fowler, James H. (2009). *Connected*. New York: Back Bay Books.
- Daly, Alan James (2010). *Social Network Theory and Educational Change*. Cambridge, MA: Harvard Education Press.
- Degenne, Alain and Forsé, Michel (1999). *Introducing Social Networks*. London: Sage.
- DeGroot, Morris H. (1974). "Reaching a Consensus". *Journal of the American Statistical Association*, 69: 118-121.
- DeMarzo, Peter; Vayanos, Dimitri and Zwiebel, Jeffrey (2003). "Persuasion Bias, Social Influence and Unidimensional Opinions". *Quarterly Journal of Economics*, 118: 909-968.
- Dorsey, Joey (2012). "Twitter Takes the Pulse of the Planet. It's the Intersection of every Media & Medium" (on line). <https://twitter.com/TwitterAds/status/269129576318386177>, accessed 30 January 2015.
- Durkheim, Émile (1997). *Suicide: A Study in Sociology*. The Free Press.
- Easley, David and Kleinberg, Jon (2010). *Networks, Crowds, and Markets: Reasoning about a Highly Connected World*. Cambridge: Cambridge University Press.
- Elmer, Greg (2013). "Live Research: Twittering an Election Debate". *New Media and Society*, 15(1): 18-30.
- Everton, Sean F. (2011). "Network Topography, Key Players and Terrorist Networks". *Connections*, 32(1): 12-19.
- Flap, Henk (2002). "No Man is an Island". In: Lazega, E. and Favereau, O. (eds.). *Conventions and Structures in Economic Organizations. Markets, Networks and Hierarchies*. London: Edward Elgar.
- Freberg, Karen; Graham, Kristin; McGaughey, Karen and Freberg, Laura (2011). "Who Are the Social Media Influencers? A Study of Public Perceptions of Personality". *Public Relations Review*, 37(1): 90-92.
- Freeman, Linton (1977). "A Set of Measures of Centrality Based on Betweenness". *Sociometry*, 40: 35-41.
- Freeman, Linton (1979). "Centrality in Social Networks: Conceptual Clarification". *Social Networks*, 1: 215-239.
- Freeman, Linton (2000). "Visualizing Social Networks". *Journal of Social Structure*, 1 (1) (on line). http://www.behr.ufl.edu/files/Visualizing%20social%20networks_0.pdf, accessed 30 January 2015.
- Freeman, Linton (2004). *The Development of Social Network Analysis: A Study in the Sociology of Science*. Vancouver: Empirical Press.
- Fresno, Miguel del (2011a). "Infosociabilidad: monitorización e investigación en la web 2.0 para la toma de decisiones". *El profesional de la Información*, 205: 548-554.
- Fresno, Miguel del (2011b). *Netnografía. Investigación, análisis e intervención social online*. Barcelona: Universitat Oberta de Catalunya.
- Fresno, Miguel del (2012). *El consumidor social. Reputación online y social media*. Barcelona. Universitat Oberta de Catalunya.
- Fresno, Miguel del and López, Antonio (2014). "Social Work and Netnography: The Case of Spain and Generic Drugs". *Qualitative Social Work*, 13(1): 85-107.

- Friedkin, Noah and Johnsen, Eugene (1990). "Social Influence and Opinions". *Journal of Mathematical Sociology*, 15: 193-206.
- Friedkin, Noah and Johnsen, Eugene (1997). "Social Positions in Influence Networks". *Social Networks*, 19: 209-222.
- Fuller, Matthew (2003). *Behind the Blip: Essays on the Culture of Software*. New York: Autonomedia.
- Galloway, Alexander (2004). *Protocol: How Control Exists after Decentralization*. Cambridge, MA: MIT Press.
- Geere, Duncan (2010). "It's not just you: 71 Percent of Tweets Are Ignored". *Wired* 10-11-2010 (on line). www.wired.com/epicenter/2010/10/its-not-just-you-71-percent-of-tweets-are-ignored, accessed 30 January 2015.
- Gladwell, Malcom (2000). *The Tipping Point: How Little Things Can Make a Big Difference*. New York: Stoddart Publishing.
- Golbeck, Jennifer (2013). *Analyzing the Social Web*. Boston: Morgan Kaufmann.
- Gorry, Anthony and Westbrook, Robert (2009). "Winning the Internet Confidence Game". *Corporate Reputation Review*, 12(3): 195-203.
- Granovetter, Mark (1985). "Economic Action and Social Structure: The Problem of Embeddedness". *American Journal of Sociology*, 91: 481-510.
- Gulati, Ranjay (1995). "Does Familiarity Breed Trust? The Implications of Repeated Ties for Contractual Choices in Alliances". *Academy of Management Journal*, 35: 85-112.
- Hansen, Derek; Shneiderman, Ben and Smith, Marc (2010). *Analyzing Social Media Networks with NodeXL: Insights from a Connected World*. Burlington: Morgan Kaufmann.
- Hoede, C. and Bakker, R. (1982). "A Theory of Decisional Power". *Journal of Mathematical Sociology*, 8: 309-322.
- Howard, Philip (2002). "Network Ethnography and the Hypermedia Organization: New Media, New Organizations, New Methods". *New Media and Society*, 4: 550-574.
- Jackson, Matthew (2008). *Social and Economic Networks*. Princeton: Princeton University Press.
- Jones, Candance; Hesterly, Williams and Borgatti, Stephen (1997). "A General Theory of Network Governance: Exchange Conditions and Social Mechanisms". *Academy of Management Journal*, 22(4): 911-945.
- Kadushin, Charles (2012). *Understanding Social Networks. Theories, Concepts and Findings*. Oxford: Oxford University Press.
- Katz, Elihu and Lazarsfeld, Paul (1955). *Personal Influence: The Part Played by People in the Flow of Mass Communication*. New York: Free Press.
- Kilduff, Martin and Tsai, Wenpin (2003). *Social Networks and Organizations*. London: Sage.
- Larsonn, Anders Olof (2011). "Studying Political Microblogging: Twitter Users in the 2010 Swedish Election Campaign". *New Media and Society*, 14: 729-747.
- Lazarsfeld, Paul; Berelson, Bernard and Gaudet, Hazel (1944). *The People's Choice: How the Voter Makes up his Mind in a Presidential Campaign*. New York: Duell, Sloan and Pierce.
- Lenart, Silvo (1994). *Shaping Political Attitudes. The Impact of Interpersonal Communication and Mass Media*. Thousand Oaks: Sage Publications.
- Lessig, Larry (2000). *Code and other Laws of Cyberspace*. New York: Basic Books.
- Lessig, Larry (2008). *Remix: Making the Art and Commerce Thrive in the Hybrid Economy*. New York: Penguin Press.
- Levy, Mark (1978). "Opinion Leadership and Television News Uses". *Public Quarterly*, 42: 402-406.
- Lovejoy, Kristen; Waters, Richard and Saxton, Gregory (2012). "Engaging Stakeholders through Twitter: How Nonprofit Organizations Are Getting more out of 140 Characters or Less". *Public Relations Review*, 38 (2): 313-318.
- Mitchell, Williams (1995). *City of Bits: Space, Place, and the Infobahn*. Cambridge: MIT Press.
- Moreno, Jakov (1934). *Who Shall Survive? Foundations of Sociometry, Group Psychotherapy and Sociodrama*. New York: Beacon House. [*Nervous and Mental Disease Monograph*, vol. 58, Washington, D.C., 1934] (on line). <http://www.asg.pp.org/docs/WSS/WSS.html> accessed 30 January 2015.
- Newman, Mark (2010). *Networks. An Introduction*. Oxford: Oxford University Press.
- O'Keefe, G. (1982). "The Changing Context of Interpersonal Communication in Political Campaigns". *Communication Yearbook*, 5: 667-681.
- Powell, Walter; Koput, Kenneth and Smith-Doerr, Laurel (1996). "Interorganizational Collaboration and the Locus of Innovation: Networks of Lear-

- ning in Biotechnology". *Administrative Science Quarterly*, 41: 116-145.
- Raider, Holly and Krackhardt, David (2001). "Intra-organizational Networks". In: Baum, J. (ed.). *Companion to Organizations*. Oxford: Blackwell.
- Robinson, John P. (1976). "Interpersonal Influence in Election Campaigns: Two Step-flow Hypotheses". *Public Opinion Quarterly*, 40: 304-320.
- Rogers, Everett M. (1961). "Characteristics of Agricultural Innovators and other Adopter Categories, Wooster, Ohio: Ohio Experiment Station". *Research Bulletin*, 882.
- Rogers, Everett M. (2003). *Diffusion of Innovations* (5th ed). New York: Free Press.
- Rogers, Everett M. and Cartano, D. G. (1962). "Methods of Measuring Opinion Leadership". *Public Opinion Quarterly*, 26: 435-441.
- Rogers, Everett M. and Kincaid, D. L. (1981). *Communication Networks: Toward a New Paradigm for Research*. New York: Free Press.
- Rusinowska, Agnieszka; Berghammer, Rudolf; De Swart, Harrie and Grabisch, Michel (2011). "Social Networks: Prestige, Centrality, and Influence". In: de Swart, H. (ed.). Proceedings of the 12th international conference on Relational and algebraic methods in computer science, n° RAMICS'11. Pp. 22-39. Berlin: Springer-Verlag.
- Schelling, Thomas (1978). *Micromotives and Macrobehavior*. New York: Norton.
- Schultz, Friederike; Utz, Sonja and Göritz, Anja (2011). "Is the Medium the Message? Perceptions of and Reactions to Crisis Communication via Twitter, Blogs and Traditional Media". *Public Relations Review*, 37(1): 20-27.
- Scott, John (2011). *Social Network Analysis*. London: Sage.
- Simmel, George (1971). "On Individuality and Social Forms". Chicago: University of Chicago. In: L. C. Freeman (2004). *The Development of Social Network Analysis*. North Carolina: BookSurge.
- Straley, Ben (2010). "How to: Target Social Media Influencers to Boost Traffic and Sales" (on line). <http://mashable.com/2010/04/15/social-media-influencers/>, *Mashable*, accessed 30 January 2015.
- Stuart, Toby (1998). "Network Positions and Propensities to Collaborate: An Investigation of Strategic Alliance Formation in a High-technology Industry". *Strategic Management Journal*, 43: 668-698.
- Sun, Eric; Rosenn, Itamar; Marlow, Cameron and Lentz, Thomas (2009). "Gesundheit! Modeling Contagion through Facebook News Feed". *Proceedings of the AAAI International Conference on Weblogs and Social Media*. Menlo Park, CA: Association for the Advancement of Artificial Intelligence.
- Tsai, Wenpin (2001). "Knowledge Transfer in Intraorganizational Networks: Effects of Network Position and Absorptive Capacity on Business Unit Innovation and Performance". *Academy of Management Journal*, 44 (5): 996-1004.
- Uzzi, Brian (1996). "The Sources and Consequences of Embeddedness for the Economic Performance of Organizations: The Network Effect". *American Sociological Review*, 61: 674-698.
- Uzzi, Brian (1997). "Social Structure and Competition in Interfirm Networks: The Paradox of Embeddedness". *Administrative Science Quarterly*, 42(1): 35-67.
- Valente, Thomas (2010). *Social Networks and Health. Models, Methods and Applications*. New York: Oxford University Press.
- Valente, Thomas and Pumpuang, Patchareeya (2007). "Identifying Opinion Leaders to Promote Behavior Change". *Health Education and Behavior*, 34(6): 881-896.
- van den Ban, A. W. (1964). "A Revision of the Two-step Flow of Communications Hypothesis". *Gazette*, X: 237-249.
- Wasserman, Stanley and Faust, Katherine (1994). *Social Network Analysis: Methods and Applications*. New York/Cambridge: Cambridge University Press.
- Weimann, Gabriel (1994). *The Influentials: People who Influence People*. Albany, NY: State University of New York Press.

RECEPTION: November 19, 2014

REVIEW: January 19, 2015

ACCEPTANCE: April 30, 2015

Identificando a los nuevos influyentes en tiempos de Internet: medios sociales y análisis de redes sociales

Identifying the new Influencers in the Internet Era: Social Media and Social Network Analysis

Miguel del Fresno García, Alan J. Daly y Sagrario Segado Sánchez-Cabezudo

Palabras clave

- Análisis de redes
- Comunicación social
 - Influencia social
 - Medios de comunicación
 - Redes sociales

Key words

- Network Analysis
- Social Communication
 - Social Influence
 - Media
 - Social Networks

Resumen

Los *social media* influyentes (SMIs) pueden ser definidos como un nuevo tipo de actores sociales independientes, con capacidad de influir en las actitudes de audiencias desde los medios sociales de Internet en competencia y cohabitación con los medios de comunicación profesionales. Poder identificar a los SMIs es crítico independientemente de los contenidos que circulen en el seno un sistema social en red. El Análisis de Redes Sociales (ARS) es una potente herramienta para la representación de los modelos de difusión de la información. Los SMIs pueden ser identificados por su posición destacada en una red como los nodos con mayor centralidad. Los resultados permiten identificar la existencia de tres diferentes tipologías de SMIs: diseminadores, relacionales y líderes. La metodología presentada permite la optimización de los recursos en la creación de estrategias de comunicación más eficaces.

Abstract

Social media influencers (SMIs) can be defined as a new type of independent actor who are able to shape audience attitudes through the use of social media channels in competition and coexistence with professional media. Being able to accurately identify SMIs is critical no matter what is being transmitted in a social system. Social Network Analysis (SNA) has been recognized as a powerful tool for representing social network structures and information dissemination. SMIs can be identified by their high-ranking position in a network as the most important or central nodes. The results reveal the existence of three different typologies of SMIs: disseminator, engager and leader. This methodology permits the optimization of resources to create effective online communication strategies.

Cómo citar

Fresno García, Miguel del; Daly, Alan J. y Segado Sánchez-Cabezudo, Sagrario (2016). «Identificando a los nuevos influyentes en tiempos de Internet: medios sociales y análisis de redes sociales». *Revista Española de Investigaciones Sociológicas*, 153: 23-42. (<http://dx.doi.org/10.5477/cis/reis.153.23>)

La versión en inglés de este artículo puede consultarse en <http://reis.cis.es>

Miguel del Fresno García: Universidad Nacional de Educación a Distancia | mdelfresno@der.uned.es

Alan J. Daly: University of California San Diego | ajdaly@ucsd.edu

Sagrario Segado Sánchez-Cabezudo: Universidad Nacional de Educación a Distancia | ssegado@der.uned.es

INTRODUCCIÓN

Estamos inmersos en densas redes de interacciones y relaciones sociales que facilitan el flujo de influencia social e ideas. Una red social consiste en un conjunto finito o conjuntos de actores y las relaciones que se producen entre los miembros de esos conjuntos (Wasserman y Faust, 1994: 20). Las redes sociales juegan un papel central en nuestra actividad y vida social, están presentes e influyen en una gran variedad de fenómenos sociales como los intercambios económicos, los procesos políticos u otros aspectos de la vida aparentemente distantes de la interacción social, como la salud o la felicidad (Christakis y Fowler, 2009). Investigar la influencia potencial de los patrones de interacción en red y su relación con una gran variedad de comportamientos se ha convertido en algo cada vez más importante para diferentes áreas del conocimiento. El Análisis de Redes Sociales (ARS) proporciona un marco teórico y un conjunto de métodos robustos para analizar cómo actores y organizaciones aparentemente autónomas están, en realidad, inmersos en relaciones e interacciones sociales que tienen efectos en el comportamiento individual y colectivo. Es en este sentido, sociológico y comunicacional, en el que el ARS comprende a los actores no como simples islas sociales (Flap, 2002), sino como conjuntos (instituciones, empresas, ONG, etc.) de agentes intencionales con acción e influencia en otros. Esa constelación de vínculos relacionales que rodean a los individuos se dan tanto offline como online, como parte de un mismo *continuum social*. En esta investigación el interés se centra en las interacciones sociales en el ciberespacio, un espacio social sin lugar físico (del Fresno, 2011b).

La investigación tiene como objetivo la identificación de los *social media* influyentes (SMIs) en un contexto social de gran alcance como son los medios sociales de Internet. La estructura seguida es la siguiente: en las dos

primeras secciones se presentan las bases científicas del ARS y su teoría. Después, se describen los conceptos básicos de centralidad e influencia con especial foco en dos de las principales métricas de centralidad usadas en la investigación. A continuación, se revisan los métodos y resultados y se proponen tres tipologías diferentes de SMIs.

SOCIAL MEDIA: NOSOTROS LOS MEDIOS

Los medios sociales son plataformas tecnológicas online orientadas a la interacción humana síncrona y asíncrona con un alcance global y local sin precedente en la historia de la humanidad. Internet y su arquitectura han permitido el desarrollo y uso de estas plataformas diseñadas para soportar las interacciones personales en masa. Lo que supone una compleja interacción entre prácticas comunicativas y sociales e infraestructura tecnológica. El *continuum social* refleja un complejo laberinto de conexiones que unen a actores, compartiendo información, ideas, percepciones, creencias, mitos, rumores, etc., en un instantáneo y masivo sistema de comunicación en red. El resultado es que hoy todo está conectado: personas, información, eventos y lugares creando relaciones interdependientes entre sí que forman de manera agregada una vasta red social.

Las complejas estructuras de relaciones que emergen online como climas de opinión alrededor de organizaciones, medios, personas o compañías pueden ser representadas y estudiadas por medio de programas computacionales y visualizaciones de la información que permanecían inexploradas hasta hace poco (del Fresno y López, 2014). Gracias a los medios sociales de Internet la interpretación y mediación de sentido se produce a través de la interacción, y estas interacciones representan relaciones explícitas que unen a los actores. Por medio de un conjunto de métodos que proponemos en

esta investigación es posible capturar, representar y analizar estas interacciones en red a una profundidad y escala nunca antes posible, esto es, haciendo visible lo invisible. Los datos relacionales capturados desde los medios sociales ofrecen nuevas oportunidades para comprender las prácticas sociales basadas en el intercambio de información o *infosociabilidad* (del Fresno, 2011a). La infosociabilidad, a su vez, ha dado lugar a un doble fenómeno: la «autocomunicación de masas» (Castells, 2009: 88) y a que cada individuo sea susceptible de convertirse en un micromedio (del Fresno, 2012), siendo al mismo tiempo tanto parte del medio como del mensaje. En otras palabras, las nuevas formas de comunicación en red y los nuevos medios sociales incrementan de manera exponencial nuestra capacidad para abordar nuevos y complejos problemas sociales y de comunicación. Una de esas plataformas sociales emergentes más destacadas es Twitter.

Twitter es una red social global gratuita, online y sin un modelo de negocio plenamente definido que desde sus inicios ha ido combinando elementos de blog, mensajes de texto y emisión de contenidos multimedia. Los usuarios escriben mensajes de texto limitados a 140 caracteres, llamados *tweets*, enviados a cualquiera que haya elegido recibir los *tweets* de otros perfiles. En cada *tweet* es posible enlazar con otros medios e incorporar enlaces de vídeo, imágenes y *hashtags* (una palabra o frase con el prefijo # que la convierte en metadato). A pesar de que pueda parecer complicada la comunicación usando solo 140 caracteres, o menos, «los usuarios de Twitter han encontrado formas creativas para aportar lo máximo con cada *tweet*, recreando las formas de comunicación» (Lovejoy *et al.*, 2012: 313). Twitter no ha dejado de evolucionar e incrementar su uso en una creciente variedad de contextos (Larsson, 2011) que han superado el uso previsto de las principales características originales del servicio. Twitter puede ser definido como un microblogging conversacional y

muchas compañías, medios de comunicación profesionales, ONGs o agencias gubernamentales han aceptado Twitter con diferentes objetivos, tales como *marketing*, atención a consumidores, servicios, noticias e, incluso, activismo. Dadas sus propiedades simples e inherentemente flexibles, sobre todo la brevedad y la velocidad del servicio, se adaptará a nuevos usos de más usuarios en el futuro a pesar de las opiniones de los primeros escépticos. No es probable que Twitter frene su difusión y adopción impulsado por el crecimiento de las aplicaciones móviles, para las que Twitter es especialmente idóneo (Arceneaux y Schmitz, 2010). Se puede sostener que uno de los aspectos más notables de Twitter, debido a su naturaleza evolutiva, es el ser un medio de «intersección de todos los medios» (Dorsey, 2012). Esto es muy significativo desde el punto de vista de la investigación, puesto que es posible identificar y disponer de una gran variedad de información en tiempo real —así como retrospectivamente— y, por lo tanto, los investigadores tienen un acceso, sin precedentes, a los registros de la actividad humana online en espacio y tiempo. Al igual que en cualquier otro espacio social, en Twitter podemos encontrar actores que son desproporcionadamente influyentes dentro del sistema relacional, a estos actores los consideraremos como líderes de opinión.

LÍDERES DE OPINIÓN

El concepto de líder de opinión fue ideado por Lazarsfeld, Berelson y Gaudet (1944). En este trabajo clásico, Lazarsfeld y sus colegas consideraban que los medios de comunicación son los que mayor influencia ejercen sobre las audiencias. Desde este punto de vista los líderes de opinión fueron presentados como aquellos actores con una influencia significativa sobre los demás, debido a su capacidad para seleccionar, modificar y transmitir información o mensajes a su elección; en resumen, aquellos actores capaces

de ejercer un control sobre medios y mensajes. Años después, Katz y Lazarsfeld (1955) propusieron un modelo llamado *Two step-flow*, donde la influencia residía en los medios de comunicación, ya que «a menudo las ideas fluyen de la radio a la prensa escrita y hacia los líderes de opinión, y de estos a los sectores menos activos de la población» (Katz y Lazarsfeld, 1955: 309). Desde esta perspectiva, los líderes de opinión son presentados como intermediarios privilegiados dentro de un flujo de comunicación simple y unidireccional. Este modelo fue criticado porque tanto la información como la influencia se presentaban de forma indiferenciada (Bostian, 1970; Robinson, 1976).

Para avanzar en la comprensión de los líderes de opinión, van den Ban (1964) argumentó que la influencia procede de la comunicación informal e interpersonal más que de los medios formales, como los medios de comunicación profesionales. Al hacer hincapié en los aspectos informales de la comunicación interpersonal, van den Ban revisaba y enriquecía el modelo del *Two step-flow*, presentando un modelo con múltiples pasos o *Multi-step-flow*. Esta primera aproximación, teniendo en cuenta los flujos de comunicación, puede ser considerada como precursora de la posterior perspectiva de análisis en red. Partiendo de esta idea, investigaciones posteriores se basaron en el análisis de redes sociales para examinar los flujos informales de comunicación en las campañas políticas (O'Keefe, 1982). Tras la emergencia de los medios sociales de Internet, que son intrínsecamente un sistema agregado de comunicación informal, el estudio de los efectos de la influencia de la comunicación informal e interpersonal en red ha crecido de forma exponencial.

De forma tradicional, los líderes de opinión han sido presentados como aquellos individuos propensos a influir en las opiniones, actitudes, creencias, motivaciones y comportamientos de terceros (Burt, 1999; Rogers y Cartano, 1962; Valente y Pum-

puang, 2007), «en su entorno más inmediato» (Katz y Lazarsfeld, 1955: 3) e identificados como aquellos «a quienes los demás se dirigen en busca de asesoramiento e información» (Rogers, 1961: 9). Los líderes de opinión son definidos también como aquellos individuos que «influyen las actitudes de otros o su comportamiento informal de una forma concreta con relativa frecuencia» (Rogers, 2003: 27), siendo posible medir ese comportamiento (Rogers y Cartano, 1962) y entenderlo dentro de la comunicación en red (Rogers y Kincaid, 1981).

La investigación sobre el liderazgo de opinión y la difusión de la información se ha centrado también alrededor de cómo la información se propaga en las redes sociales (Lenart, 1994), y de qué tipo de actores están buscando o dando consejos o asesoramiento (Katz y Lazarsfeld, 1955). Además, se ha buscado identificar las características clave de los líderes de opinión (Rogers, 2003: 316) o qué tipo de atributos (sociales, socio-demográficos y personales) son los más comúnmente asociados con ellos (Weimann, 1994). Igualmente, es importante la comprensión del rol jugado por los medios de comunicación de masas, ya sea central o periférico en todo este proceso (Levy, 1978), así como identificar qué tipos de cambios de comportamiento o percepciones se pueden provocar.

En los medios sociales de Internet a los «líderes de opinión» se les denomina como *social media* influyentes (SMIs). Los SMIs, desde un punto de vista psicológico, se han intentado identificar mediante el estudio de los rasgos clave de su personalidad, de cómo son percibidos por las audiencias (Freberg *et al.*, 2011) o mediante intentos de medir «una sección transversal de variables numéricamente significativas en la conversación social media» (Booth y Matic, 2011: 184). La rápida emergencia de los medios sociales de Internet y sus innovaciones lleva a los SMIs a jugar un rol creciente en la construcción social y deconstrucción de la comu-

nicación, en la que pueden desempeñar una función significativa (Schultz, Utz y Göritz, 2011). Al mismo tiempo, la percepción de los SMIs tiende a ser ambivalente, ya que existen las mismas probabilidades de ser rechazados debido a una potencial hostilidad por su parte (Gorry y Westbrook, 2009) como de ser considerados como posibles aliados a la hora de diseñar estrategias eficaces de comunicación.

Para poder comprender a los SMIs como nodos clave dentro de una red tenemos que resolver antes cómo pueden ser identificados entre miles de actores participando dentro de esas redes sociales relacionales. Esas densas redes de interacciones han permanecido invisibles, por lo que es difícil identificar los atributos generales de los SMIs. El ARS ofrece ventajas singulares para la identificación de SMIs en comparación con otros métodos: 1) en el ARS el foco está en las relaciones y no en los atributos; pudiendo 2) identificar la dirección de las relaciones, 3) determinar la fuerza de las relaciones, 4) segmentar e identificar los grupos, subgrupos y comunidades y 5) medir la posición estructural que los actores tienen dentro de una red. Estas cinco características del ARS proporcionan la base analítica para identificar a los SMIs en esta investigación.

ANÁLISIS DE REDES SOCIALES

La primera intuición estructural de la vida social proviene de Auguste Comte, fundador del positivismo, comprometido con el desarrollo de la Sociología como la ciencia encargada de investigar «las leyes de la interconexión social» (Freeman, 2004: 13). Al final del siglo XIX, Georg Simmel escribió que «existe una sociedad allí donde una serie de personas entran en interacción» (Simmel, 1971: 24), ya que para él una colección de seres humanos solo se convierte en una sociedad:

[...] solo cuando un individuo tiene un efecto, inmediato o mediato sobre otro, es cuando una mera agregación espacial o sucesión temporal se transforma en una sociedad. Por tanto, debe haber una ciencia cuyo objeto sea la sociedad y nada más, que debe investigar exclusivamente esas interacciones, tipos y formas de asociación (1971: 25).

El antropólogo A. R. Radcliffe-Brown se puede considerar como el pionero del ARS debido a su interés por la identificación de las estructuras sociales, algo que era necesario entender no solo simbólicamente sino también medir y analizar. Sus ideas evolucionaron y, con el tiempo, Émile Durkheim propuso, como una visión fundamental, el funcionalismo estructural tanto para la sociología como la antropología. Para Durkheim las razones de las regularidades sociales se deben a las estructuras propias de los contextos sociales y no a la intencionalidad de actores individuales (Durkheim, 1997).

Durante cuatro décadas (1930-1970) la *metáfora de la fábrica* o de *la red* creada por Radcliffe-Brown dominó la comprensión sociológica de la vida social como una red social de estructuras. En ese periodo, «un número creciente de antropólogos y sociólogos comenzaron a desarrollar el concepto de estructura social de Radcliffe-Brown y, al hacerlo, se comenzó a tomar más en serio la metáfora de la fábrica o la red aplicada a la vida social» (Scott, 2011: 4). En la década de los setenta «se produjo una avalancha de trabajos técnicos y de especialistas» (Scott, 2011: 5) de donde surgieron los principales conceptos teóricos del ARS actual. En la década de los ochenta, el ARS «se había convertido ya en un campo formal dentro de las ciencias sociales» (Borgatti *et al.*, 2009: 893) y en la de los noventa el análisis de redes sociales «se había extendido a un gran número de campos, incluyendo la física y biología. También se abrió camino hacia muchos otros campos como la consultoría de gestión, la salud pública y la lucha contra el

crimen o la guerra» (Borgatti *et al.*, 2009: 893).

Análisis de redes sociales en los medios sociales

Las redes sociales son particularmente útiles en el estudio de múltiples tipos de influencia social y el análisis de la difusión de la información y la formación de opiniones y creencias. El ARS presenta cuatro características significativas para esta investigación: 1) adopta una intuición estructural de las relaciones sociales; 2) se reúnen y analizan datos relacionales de forma sistemática; 3) se basa en modelos matemáticos para el análisis y se utilizan las tecnologías como herramientas; 4) se crean y comparten visualizaciones de las relaciones y patrones de interacción, lo que permite la generación de ideas significativas desde el punto de vista estructural y su comunicación a otros (Freeman, 2000, 2004).

Los teóricos del ARS, en lugar de tratar de basarse en la interpretación y uso de los datos vinculados a atributos de las personas (género, años de experiencia, la formación, la educación, las creencias, etc.), se focalizan en la comprensión de la importancia de la posición y los vínculos sociales de un actor con terceros, así como de la comprensión de la estructura social general de las redes. Tal y como sostienen Borgatti y Foster, la teoría del ARS supone un cambio de paradigma de los «constructos teóricos desde las variables monádicas (atributos de los actores) a las variables diádicas (atributos de pares de actores)» (Borgatti y Foster, 2003: 2). Al igual que en otros paradigmas teóricos y metodológicos, existe un gran número de supuestos que sustentan la teoría del ARS y sus resultados de investigación (Degenne y Forsé, 1999). En primer lugar, se entiende que los actores de una red social son interdependientes y no independientes (Degenne y Forsé, 1999; Wasserman y Faust, 1994). En segundo lugar, las relaciones son entendidas

como los canales para el intercambio o flujo de los recursos (Burt, 1982, 1997; Kilduff y Tsai, 2003; Powell, Koput y Smith-Doerr, 1996). En tercer lugar, la estructura de una red tiene influencia sobre los recursos que fluyen hacia y desde un actor (Borgatti y Foster, 2003). Y en cuarto lugar, los patrones relacionales capturados por el ARS pueden presentar tensiones dinámicas, ya que esos patrones pueden funcionar tanto como oportunidades como limitaciones para la comunicación individual y colectiva y la acción (Brass y Burkhardt, 1993; Burt, 1982; Gulati, 1995).

No es sorprendente que existan muchos trabajos en diferentes campos científicos sobre el enfoque en red para comprender las interacciones y la influencia (DeGroot, 1974; Hoede y Bakker, 1982; Friedkin y Johnsen, 1990, 1997; DeMarzo, Vayanos y Zwiebel, 2003; Jackson, 2008; Valente, 2010). Los investigadores del ARS han contribuido a la sociología, las matemáticas, la física y la informática con conceptos y métricas aplicables al estudio sistemático de los procesos sociales derivados de las prácticas de comunicación que eran impensables hace apenas unos años. El ARS puede ser entendido también como un método científico orientado a la optimización de la investigación de los medios sociales, sustituyendo a los enfoques anecdóticos (número de amigos, seguidores, gustos, etc.) y aportando resultados significativos en la identificación de los actores claves en la comunicación dentro de las plataformas sociales online.

Las redes sociales se originan a través de motivaciones, expectativas y limitaciones cognitivas y están «caracterizadas por la multiplicidad —basándose en más de una relación entre las unidades sociales» (Daly, 2010; Kadushin, 2012: 202). Así, «los actores crean, intencional y conscientemente, conexiones explícitas mientras que las conexiones implícitas se infieren de los comportamientos online» (Golbeck, 2013: 16). La forma más común de conexión explícita en

los medios sociales es la de *amistad recíproca* (por ejemplo, en Facebook), aunque esta no siempre es significativa dado que se basa en una conexión teórica que en la práctica puede, o no, estar activa y que, además, no es común en el resto de los medios sociales (por ejemplo, Twitter). Otros tipos de conexiones explícitas son *likes*, *follows*, *blocks*, favoritos, listas, emails, mensajes instantáneos, *pokes*, +1, *retweets*, menciones, respuestas, etc., dependiendo de cada plataforma social online. Tanto la diversidad como la ausencia de conexiones explícitas (por ejemplo, el «no me gusta» en Facebook) condicionan la experiencia del usuario, que a su vez está determinada por el código utilizado con el que está programada cada plataforma. En Internet «el código es la ley de ciberespacio» (Mitchell, 1995: 111), es decir, la forma en que la comunicación social se posibilita o restringe en el ciberespacio desde el código.

Dado el creciente impacto persuasivo de los SMIs, se han desarrollado por parte de diferentes compañías (Radian6, Alto Analyzer, Hotsuite, Klout, Netbase, etc.) tecnologías que ofrecen herramientas y servicios para facilitar el seguimiento de una creciente variedad de plataformas de medios sociales desde blogs, vídeos, foros, Facebook a Twitter. Estas tecnologías facilitan a las organizaciones realizar un seguimiento de lo que los actores están diciendo y compartiendo alrededor de diferentes temas. Así, estas pueden ignorar o responder a las opiniones compartidas e interactuar con los consumidores a través de las plataformas de los medios sociales. Por tanto, la pregunta lógica es: ¿cómo identificar y quiénes son los SMIs? Este es un tema complejo tanto desde la perspectiva de la definición como de la metodología.

La mayoría de los esfuerzos para identificar a los SMIs están basados en aproximaciones cuantitativas utilizando conteos como el número de visitas diarias a un blog, las veces que un mensaje es compartido o el número de seguidores o amigos. Puesto que

la influencia es algo esencialmente cualitativo, estas tecnologías solo pueden ser aceptadas como meros puntos de partida (Basilie, 2009; Straley, 2010). Identificar a los SMIs solo a través de su actividad (independientemente del contenido) y/o a través del conteo de seguidores o amigos no es una aproximación válida y conducirá a resultados pobres. Aunque SMIs es la nueva palabra de moda en muchas áreas, pocas investigaciones plantean cómo identificar a esos actores de manera científica en cada canal de los medios sociales y cómo su identificación podría influir en las funciones que desempeñan.

Para identificar a los SMIs hay que capturar y analizar los diferentes tipos de conexiones explícitas en la comunicación dentro de los medios sociales y cómo la agregación de conexiones crea sistemas sociales. Unos sistemas que se pueden estudiar usando algoritmos, herramientas y conocimiento proporcionado por el ARS para capturar y comprender la dinámica de las prácticas sociales online (Biddix y Han Woo, 2008). Los investigadores y profesionales de la comunicación necesitan métodos científicos para identificar a los SMIs que vayan más allá de relaciones simples de seguidor o amigo para que organizaciones, líderes, medios de comunicación, marcas, etc. puedan definir estrategias y maximizar los recursos disponibles. El ARS ha sido reconocido como una poderosa herramienta para el análisis y la representación de estructuras de redes sociales, así como para la comprensión de los modelos de difusión de información y, sin embargo, su potencial para identificar SMIs apenas ha comenzado a ser utilizado.

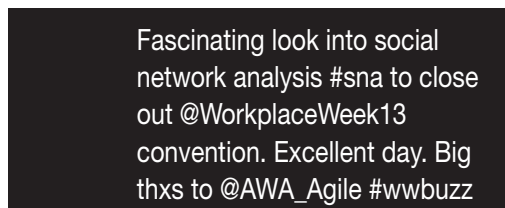
En esta investigación nos centramos en Twitter debido a que en este medio se produce un intercambio masivo de comunicación interpersonal y dos tipos de conexiones explícitas clave: *retweets* (RTs) y menciones y respuestas (MTs). Estos dos tipos de conexiones explícitas son más significativas que las relaciones seguidor/amigo, tanto RTs

y MTs son dos conjuntos de conexiones explícitas superpuestas dentro la misma red social. Un RT (figura 1) es la republicación de un tweet de un tercero con el fin de compartir rápidamente ese contenido, y significa que se está citando el *tweet* de origen por su importancia. Un MT (figura 2) es tanto un *tweet* de respuesta dentro de una conversación como un mensaje con modificaciones colocado antes del RT, cuando los usuarios hacen un *retweet* de forma manual o acortando un *tweet* como forma de respuesta a otro usuario. Los MTs y, en especial, los RTs son actos comunicativos significativos, ya que «a diferencia de los contenidos generales más comunes, las primeras investigaciones han encontrado que solo el 6% o de todos los *tweets* se republican en Twitter» (Elmer, 2013: 19) y «menos de uno de cada 200 *tweets* consiguen RTs después de una hora de su publicación» (Geere, 2010).

FIGURA 1. RT



FIGURA 2. MT



Elmer sostiene que «la aparición de este tipo de contenidos y de los nuevos medios sociales hiperinmediatos, con muy diferentes experiencias de usuario, muestran la necesidad de nuevos métodos de investigación en tiempo real en Internet» (Elmer, 2013: 19). El objetivo de esta investigación es presentar

una comprensión más profunda y matizada de este fenómeno examinando patrones, actuales y pasados, de interacción y comunicación en Twitter utilizando el ARS. Así, se mantiene el foco de interés en la comunicación y las relaciones en red que se producen tanto *en-el-momento* como *posterior-al-momento* para poder ampliar el ámbito de discusión y la creación de teorías y métodos alrededor de las nuevas formas de comunicación abiertas, no jerárquicas y/o distribuidas en red (Lessig, 2000, 2008; Fuller, 2003; Galloway, 2004). En Twitter, Facebook o, en general, en Internet, el lugar o tiempo no son la clave, el objeto de estudio son las prácticas comunicativas derivadas de la sociabilidad online. Para llevar a cabo este objetivo nos basamos en la teoría del ARS.

CONCEPTOS BÁSICOS DE LA TEORÍA DE REDES

Un concepto central del ARS es el de integración (Granovetter, 1985; Gulati, 1995; Jones, Hesterly y Borgatti, 1997; Uzzi, 1996, 1997). La integración social se refiere a la naturaleza de las relaciones, jerárquicas o anidadas, de una estructura social. En una red social los actores se unen por medio de relaciones diádicas y estas, a su vez, forman parte de subgrupos mayores de tres, cuatro o más actores que finalmente acaban por formar una red mayor. De igual manera, la integración social supone que cambios en las relaciones (formación o disolución) en un nivel más bajo (por ejemplo, nivel diádico) tendrán efectos en un nivel «superior» (por ejemplo, subgrupos y red global). Desde un punto de vista de red los cambios estructurales tienen como consecuencia que la estructura general de la red influye, de forma decisiva, en la capacidad de un actor a la hora de acceder a ciertos recursos. Así, la importancia de una relación diádica se extiende más allá de dos actores dentro de un sistema de conexiones interdependientes (Burt, 2000; Degenne y Forsé, 1999). La inte-

gración de los actores en red se puede visualizar por medio de un sociograma.

Un *sociograma* es un grafo donde los actores son representados como nodos y las relaciones entre ellos como líneas en un espacio bidimensional. El sociograma fue creado por Jacob Moreno, considerado el fundador del ARS moderno, como una herramienta analítica. El objetivo del sociograma era ofrecer «una forma de representar las propiedades formales de las relaciones sociales» (Moreno, 1953 [1934]) para poder identificar a los actores principales, individuos aislados, descubrir relaciones de reciprocidad asimétricas e identificar redes relacionales con múltiples saltos.

El concepto de *centralidad* en ARS — un grupo de métricas que miden la importancia estructural de un nodo o nodos dentro de una red— aplicado a la comunicación se introdujo a finales de la década de los cuarenta para responder a la pregunta de «cuáles son los nodos más importantes o centrales en una red» (Newman, 2010: 168). La medida de centralidad ha sido presentada como un índice de actividad (Freeman, 1979) de los principales nodos de una red que tendrían tanto un acceso mayor a recursos como mayor potencial para crear nuevos vínculos relacionales (Stuart, 1998; Tsai, 2001; Daly, 2010). Los índices de centralidad son las métricas más utilizadas, a nivel de los actores de una red, para la identificación de aquellos actores más importantes desde el punto de vista estructural y cuantificar la importancia relativa de todos los actores dentro de una red (Borgatti, 2006). Una posición de centralidad puede ser comprendida como un punto de intersección en la red, por tanto, los actores centrales tenderían más rápidamente a acumular y distribuir recursos de forma desproporcionada, lo que les permite influir sobre qué circula por una red (Raider y Krackhardt, 2001). No existe un consenso pleno sobre lo que un índice de centralidad debe cumplir (Freeman, 1979), aunque el acuerdo estriba en que una mayor centralidad supone una forma de ventaja estructural, rango, po-

der, influencia o dominio. A partir de diversas investigaciones (Freeman, 1979; Jackson, 2008; Newman, 2010; Scott, 2011), las medidas de centralidad se clasifican en: a) grado, b) intermediación, c) cercanía y d) prestigio o vector propio. En esta investigación solo se utilizan las dos primeras medidas, centralidad de grado e intermediación que se presentan a continuación.

Centralidad de grado

Medir la centralidad por medio del *grado* es una métrica simple pero muy significativa que permite una buena comprensión al medir el número de conexiones a un nodo y muestra cómo de bien, o no, está conectado un nodo en términos de conexiones directas. En ARS un alto grado significa un alto número de conexiones y así la «centralidad de grado sería un indicador altamente asociado con la aceleración de la difusión» (Valente, 2010: 97) y como «un índice de la actividad de la comunicación de un nodo» (Rusinowska *et al.*, 2011: 25). El grado de un nodo se calcula como la suma de *grado entrante* (*in-degree*) y *grado saliente* (*out-degree*). «El grado entrante es el número de conexiones que van hacia el nodo [...] y el grado saliente es el número de conexiones que se originan desde el nodo y van hacia otros nodos» (Golbeck, 2013: 40). Por tanto, «las personas que tienen muchas conexiones con terceros pueden tener más influencia, más acceso a la información o más prestigio que los que tienen menos conexiones» (Newman, 2010: 169). El grado entrante es «la medida de red más utilizada alrededor del liderazgo de opinión [...] y, si el comportamiento es compatible culturalmente, los líderes de opinión pueden ser adoptadores tempranos y otros seguirán el comportamiento de estos líderes, lo que reforzará la aceptabilidad del nuevo comportamiento» (Valente, 2010: 96-97). Los valores de grado entrante se han calculado en las redes de análisis para todos los nodos y ordenados de mayor a menor.

Centralidad de intermediación

La identificación de aquellos actores que ejercen el papel de *punte* en las vías claves de una red por la que circulan noticias, información, percepciones, rumores o falsedades es un factor crítico para cualquier organización. El concepto de *intermediación* (*betweenness*) «es calculado a través de la medida de centralidad de intermediación» (Hansen *et al.*, 2010: 40) creada por Freeman (1977) y se basa en cómo de importante es un nodo, en términos de la vinculación con otros nodos, y muestra con qué frecuencia un nodo se encuentra en el camino más corto entre pares de nodos. Esto se puede considerar tanto como una suerte de ranking de intermediación (*gatekeeping*), cómo ciertos actores pueden determinar quién recibe qué recursos, de quién y de qué forma (Ahuja, 2000) y, también, como un índice de poder de un nodo para ejercer el control de la comunicación. Los nodos con alta centralidad de intermediación pueden tener una influencia considerable dentro de una red gracias a su potencial control sobre la información, ya que «si los actores con un alto grado de intermediación se oponen a una idea, su difusión a otros segmentos del grupo puede ser bloqueada» (Valente, 2010: 88) o pueden «frenar los flujos o distorsionar lo que se transmite para servir a sus intereses» (Borgatti *et al.*, 2009: 894). En este sentido, los nodos con un alto poder de intermediación pueden filtrar, distorsionar o acumular recursos que les pueden dar beneficios en forma de control o poder sobre los flujos, ya que, al mismo tiempo, también pueden inhibir el flujo global de los recursos (Baker e Iyer, 1992; Burt, 1992). En la otra cara de la moneda, «los nodos con mayor capacidad de intermediación son también aquellos cuya eliminación de la red provocaría la mayor interrupción de la comunicación entre todos los nodos de la red, ya que se encuentran como paso obligado en el mayor número de caminos por donde circulan los contenidos» (Newman, 2010: 186; Everton, 2011), fenómeno conocido como

teoría de la percolación. Los valores de intermediación se han calculado en las redes de análisis para todos los nodos y se han ordenado de mayor a menor.

METODOLOGÍA

Para identificar a los SMIs como actores centrales se eligió Twitter como medio de comunicación social. En la investigación se capturó y analizó toda una red de conexiones mediante las dos formas explícitas de conexión —RTs (*retweet*) y MTs (menciones y respuestas)—, aplicando métricas de centralidad del ARS. Además, se extrajeron dos subredes (RTs y MTs) con el fin de analizar la red completa de manera desagregada. Este método tiene dos ventajas:

- 1) *Importancia*, ya que permite la desagregación de la red en dos subredes como objetos de estudio significativos, evitando así tener que hacer frente a una gran red que ocultaría relaciones y significados en su seno.
- 2) *Economía*, ya que supone una inversión mucho menor en infraestructura tecnológica y capacidad computacional.

Se extrajo un clima de opinión de Twitter desde su interfaz de programación de aplicaciones (Application Programming Interface o API), compuesto por el número total de *tweets* ($n = 25.087$) que contenían la palabra clave de una marca internacional —sin necesidad de desambiguar el término— durante el mes de abril de 2013.

A continuación, se generó un archivo que contenía el número total de interacciones del que se hicieron dos extracciones, generando dos archivos (la red de RTs y la de MTs). El almacenamiento y seguridad de los datos se garantizaron a lo largo de la investigación para asegurar la privacidad de los actores. Los nombres o apodos de los usuarios fueron reemplazados por un identificador único

(UID) para garantizar el anonimato. Tras anonimizar a los actores y la aplicación de las métricas de SNA, en dos redes diferentes, se le asignó a cada usuario un único UID en cada red. Por lo tanto, los nodos de cada una de las redes como SMI tenían dos identificadores, uno para la red de RTs y otro para la de MTs (tablas 1A y 1B). Con el fin de identificar los SMIs presentes se creó un diagrama (tabla 1C).

Ambos archivos se sometieron a un proceso de explotación para generar dos redes basadas en sus correspondientes conexiones explícitas:

- 1) RTs red: $n = 6.230$ nodos y 5.568 relaciones.
- 2) MTs red: $n = 3.036$ nodos y 1.999 relaciones.

Para identificar a los SMIs se eligieron los siguientes algoritmos de ARS: centralidad de grado —grado entrante y grado saliente— y centralidad de intermediación. Después se aplicaron los algoritmos de análisis y se obtuvieron las métricas, con la siguiente fórmula se creó un índice SMI para ambas redes:

$$SMI_i = \sqrt{\text{in_degree}^2 + \text{betweenness}^2}$$

A continuación, se aplicó el algoritmo de identificación de modularidad para identificar y representar las comunidades estructurales de cada red (por color) y para una visualización más precisa. Los datos obtenidos fueron los siguientes:

- 1) RT red (modularidad = 0,940) número de comunidades $n = 981$.
- 2) MT red (modularidad = 0,963) número de comunidades $n = 1.083$.

Por último, se crearon cuatro grafos analizando y representando las redes con Gephi (<http://gephi.github.io>). Gephi es un software libre de código abierto para la visualización interactiva y exploración de todo tipo de redes y sistemas complejos, dinámicos y grafos jerárquicos. Gephi se puede ejecutar en Windows, Linux y Mac OS X y se distribuye bajo la licencia dual CDDL 1.0 y Licencia Pública General de GNU v3. Gephi se usó de la siguiente manera: una red de RTs por grado entrante (figura 3), una red de MTs por grado entrante (figura 4), una red de RTs por intermediación (figura 5) y una red de MTs por intermediación (figura 6).

RESULTADOS

Como resultado, las redes de RTs y MTs son partes significativas de la red total que pueden ser analizadas, representadas gráficamente y mostradas con el objetivo de identificar propiedades y aspectos clave, así como los diferentes tipos de SMIs (tabla 1) en su seno. La singularidad del ARS radica en la perspectiva relacional que se refleja en el tipo de datos utilizados. Los atributos son recogidos y analizados en relación con los actores, pero el principal foco del análisis son las múltiples relaciones diádicas entre actores.

Redes sociales de RTs y MTs

FIGURA 3. Red de RTs por grado entrante

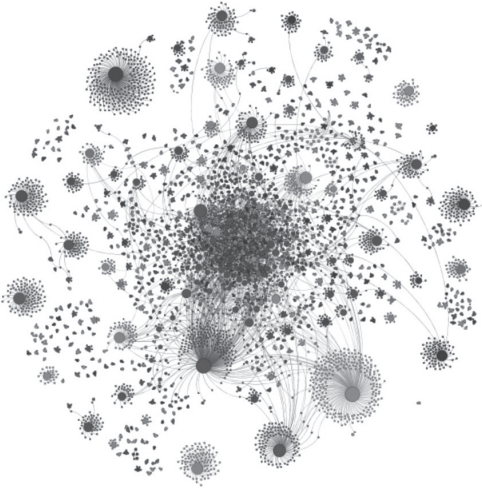


FIGURA 4. Red de MTs por grado entrante

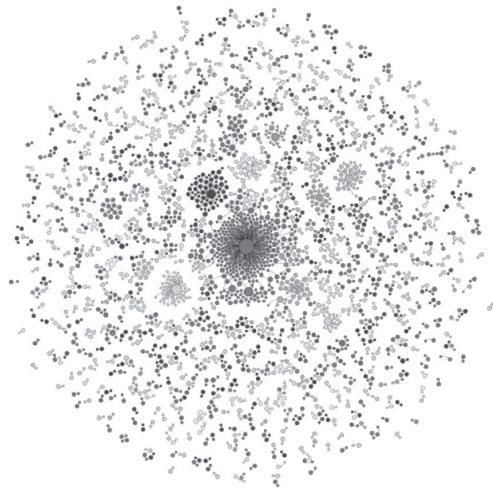


FIGURA 5. Red de RTs por intermediación

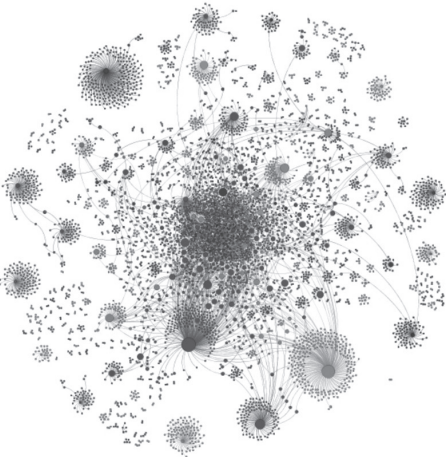
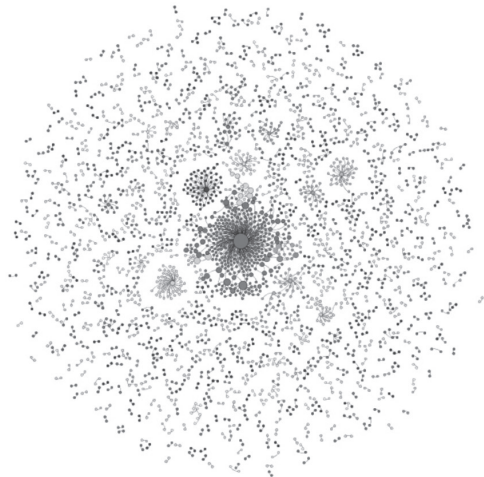


FIGURA 6. Red de MTs por intermediación



Comprendiendo el Índice de Influencia Social Media

La red de RTs tiene más relaciones entrantes y salientes (centralidad de grado), así como más actores conectados con terceros (intermediación) que la red de MTs (tabla 1A; figuras 3 y 5), donde la estructura se mantiene estable y el tamaño de los nodos cambia. Los datos indican que la red de RTs tiene una

estructura vertical y una formación de múltiples pequeños grupos (modularidad = 0,940), junto con un alto estatus jerárquico de los SMIs.

La red de MTs presenta menores niveles de centralidad de grado (menores grados entrantes y salientes) y menores centralidades de intermediación que la red de RTs (tabla 1, figuras 4 y 6), donde la estructura se

mantiene estable y el tamaño de los nodos cambia. Los datos muestran que la red de MTs tiene una estructura vertical muy fuerte y una muy alta formación de pequeños grupos (modularidad = 0,963), así como una jerarquía más alta que la red de RTs. Como resultado, las dos redes analizadas y visualizadas mediante el ARS revelan dos estructuras muy diferentes (figuras 3 y 5 frente a 4 y 6) que reflejan, en realidad, dos habilidades comunicativas en red muy diferentes. Al analizar el índice SMI (tabla 1C) se observa que las dos habilidades comunicativas no suelen coincidir en los mismos nodos, tan solo en 13 nodos —de un total de 6.230, en la red de RTs, y entre 3.036, en la de MTs— aparecen en ambos rankings en los 50 primeros puestos del índice de SMIs, lo que significa que la comunicación en la red está dominada, en la práctica, por muy pocos actores. Esto tiene como efecto una reducción de la variedad de la información disponible en la red a través de este pequeño número de actores ejerciendo una influencia desproporcionada en la misma. Por tanto, aunque la red está formada por miles de actores, en realidad, solo menos del 1% son los que dominan los contenidos que fluyen por las relaciones. Comprender el comportamiento de la comunicación y la identificación de estos actores proporciona información de gran valor alrededor de los SMIs.

La red de RTs muestra actores con más habilidades de comunicación debido a su condición de puentes y posición estructural, mientras que la red de MTs muestra actores con mayor actividad relacional e influencia potencial. Por tanto, son las diferentes habilidades comunicacionales que estos actores despliegan en la red las que determinan su posición estructural dentro de la misma. Como resultado del análisis se han identificado tres tipos de SMIs:

1) SMIs comunicacionales (difusión). Son aquellos actores con una red con alta diversidad estructural que tienden a maxi-

mizar su influencia en la comunicación y, por lo tanto, a prevenir la formación de agujeros estructurales (tabla 1A).

- 2) SMIs relacionales (compromiso). Son aquellos actores con una red con alta diversidad estructural que tienden a maximizar la eficiencia de sus relaciones con terceros (tabla 1B).
- 3) SMIs líderes. Son aquellos actores que ocupan las primeras posiciones en el ranking de SMIs en las dos categorías anteriores (tabla 1C), esto es, aquellos capaces de aunar en sí las dos habilidades comunicacionales.

Por último, los SMIs pueden ser entendidos como aquellos nodos cuya eliminación de la red maximizaría las distancias entre el resto de nodos de la red al romper y desconectar el flujo de información de la misma. Aunque el análisis en nuestra investigación está centrado en cómo estos SMIs están de bien conectados y posicionados en la red completa, podemos imaginar todo lo contrario y cómo su eliminación fragmentaría la red.

DISCUSIÓN

Las investigaciones sugieren una fuerte correlación entre difusión de enfermedades y difusión de ideas a través de las redes sociales (Burt, 1987; Sun *et al.*, 2009; Easley y Kleinberg, 2010). La idea subyacente es que la transmisión de enfermedades e ideas, datos, opiniones, percepciones, etc. responden a patrones estructurales similares. Por tanto, es crítico ser capaz de identificar con precisión a los SMIs de forma independiente a qué es lo que se transmite dentro de un sistema social en red. Así, en esta investigación se ha adoptado una aproximación única para la identificación de SMIs en el espacio de los medios sociales. Los resultados muestran que es posible identificar estos influenciadores a través de un método más robusto y preciso de como se ha venido haciendo (por

TABLA 1. Índice SMI 50

A			B			C		
SMIs RT			SMIs MT			SMIs RT & MT		
RK	UID	INDEX idb	RK	UID	INDEX idb	RK	UID RT	UID MT
1	n5104	8.498,23	1	n1661	783,9	1	n5104	n1661
2	n5788	4.980,26	2	n2498	80,4	2	n5788	n2498
3	n5216	1.951,04	3	n2897	46,1	3	n5216	n2897
4	n5906	1.364,64	4	n1976	40,4	4	n5906	n1976
5	n5787	1.193,23	5	n2932	34,4	5	n5787	n2932
6	n2376	1.149,44	6	n408	30,6	6	n2376	n408
7	n5555	1.126,60	7	n2586	28,2	7	n5555	n2586
8	n19	1.125,52	8	n1858	25,9	8	n19	n1858
9	n5742	1.004,77	9	n316	23,0	9	n5742	n316
10	n5242	994,64	10	n1333	22,7	10	n5242	n1333
11	n4667	819,11	11	n2757	19,6	11	n4667	n2757
12	n5792	657,03	12	n1873	19,4	12	n5792	n1873
13	n824	650,19	13	n2059	19,4	13	n824	n2059
14	n26	531,23	14	n432	19,3	14	n26	n432
15	n5491	508,68	15	n241	19,1	15	n5491	n241
16	n861	505,84	16	n136	18,6	16	n861	n136
17	n5215	456,70	17	n2004	16,1	17	n5215	n2004
18	n3674	448,84	18	n55	15,6	18	n3674	n55
19	n6188	437,25	19	n2910	15,6	19	n6188	n2910
20	n1682	422,16	20	n2720	15,5	20	n1682	n2720
21	n1727	422,16	21	n281	15,5	21	n1727	n281
22	n5055	414,95	22	n312	15,5	22	n5055	n312
23	n732	403,58	23	n808	15,4	23	n732	n808
24	n865	403,25	24	n2585	15,1	24	n865	n2585
25	n729	383,94	25	n567	12,8	25	n729	n567
26	n773	363,05	26	n3072	12,3	26	n773	n3072
27	n5794	358,41	27	n2197	11,8	27	n5794	n2197
28	n6216	355,23	28	n367	11,8	28	n6216	n367
29	n787	351,04	29	n264	11,6	29	n787	n264
30	n5360	345,43	30	n426	11,6	30	n5360	n426
31	n5420	340,99	31	n1959	10,3	31	n5420	n1959
32	n5092	323,88	32	n2773	10,3	32	n5092	n2773
33	n592	322,11	33	n3025	8,7	33	n592	n3025
34	n5338	317,26	34	n1937	8,3	34	n5338	n1937
35	n5796	303,34	35	n2626	8,3	35	n5796	n2626
36	n1551	302,67	36	n2948	8,3	36	n1551	n2948
37	n5311	301,17	37	n2700	8,3	37	n5311	n2700
38	n5149	293,65	38	n447	7,8	38	n5149	n447
39	n5018	266,79	39	n418	7,8	39	n5018	n418
40	n5790	260,24	40	n2054	6,1	40	n5790	n2054
41	n5478	260,16	41	n2506	6,0	41	n5478	n2506
42	n790	240,14	42	n2582	6,0	42	n790	n2582
43	n5048	238,48	43	n2702	5,6	43	n5048	n2702
44	n5512	238,09	44	n511	5,4	44	n5512	n511
45	n743	236,71	45	n2799	5,1	45	n743	n2799
46	n5863	224,00	46	n1886	5,0	46	n5863	n1886
47	n2061	221,00	47	n2988	5,0	47	n2061	n2988
48	n5480	219,33	48	n2064	5,0	48	n5480	n2064
49	n5196	217,01	49	n2315	5,0	49	n5196	n2315
50	n5652	215,00	50	n1906	4,4	50	n5652	n1906

ejemplo, conteos de amigos/seguidores). Con este trabajo ofrecemos una aproximación intuitiva y empírica a la identificación de SMIs basada en el rol que desempeñan dentro de las redes de los medios sociales, en este caso en Twitter. Así, la clave de esta aproximación no se limita solo a Twitter,

puesto que se puede aplicar a cualquiera de los nuevos medios y formas de comunicación online tales como blogs, foros, Facebook, medios de comunicación online, medios de comunicación tradicionales, etc. siempre que se utilicen relaciones explícitas significativas. En los siguientes párrafos se

presentan algunas de las conclusiones generales e implicaciones de la investigación.

Los SMIs son, en la práctica, los actores clave de las redes online y ocupan posiciones centrales en el sentido estructural porque recogen una mayor proporción de interacciones que otros en la red (Scott, 2011). Aquellos actores que están en una posición central son, en la práctica, puntos de intersección en los que los SMIs pueden acumular recursos como atención, conocimiento o información y, así, obtener mayor influencia sobre cómo los recursos se difunden a través de una red. Las investigaciones sugieren que la centralidad en una red social proporciona a un individuo un efecto incremental sobre la red gracias a la conexión con múltiples actores y su potencial para crear nuevos vínculos (Baker e Iyer, 1992; Stuart, 1998; Tsai, 2001). Además, tener más relaciones puede aumentar las oportunidades de un individuo para acceder a información nueva. El acceso a diversos recursos proporciona a los SMIs, como actores centrales, la capacidad de guiar, controlar e, incluso, de gestionar el flujo de los recursos disponibles en el seno de una red.

Los actores centrales no solo son importantes como factores de cohesión de la red sino que también pueden servir para fragmentar la red. La idea para maximizar la fragmentación de una red, por medio de la eliminación de sus actores centrales, se conoce como teoría de la percolación. La consecuencia de esta teoría es el denominado «efecto en cadena (*knock-on effect*) sobre cómo afecta al conjunto de la red la supresión o el fallo de los nodos centrales» (Newman, 2010: 592). De aplicar el «efecto en cadena» —por ejemplo, a los actores con mayor rango en las redes de RTs y MTs— es fácil imaginar a qué cambios significativos daría lugar tanto en la estructura de la red como en el comportamiento del resto de actores que componen la red. La comprensión de este concepto es de suma importancia para investigadores o profesionales de la comunicación puesto que

con la expansión de la información (como sucede con las enfermedades por contacto) los nodos clave (SMIs) pueden ser informados/vacunados para promover/prevenir el contagio. La identificación de los SMIs no solo promueve/impide que otros actores sean informados/infectados con información, ideas o percepciones correctas/incorrectas sino que también promueve/impide que sean informados/infectados terceros a distintos grados de distancia. En consecuencia, se produce un efecto en cadena y en red en el que los beneficios de informar/vacunar a un número relativamente pequeño de actores (SMIs) pueden condicionar la eficacia —o no— de la expansión de la información a grandes comunidades, organizaciones o incluso a una audiencia global.

Esta investigación presenta un enfoque científico, económico y analíticamente orientado a resultados para identificar SMIs sin altas exigencias de capacidad computacional o grandes inversiones en tecnología. Y se presenta cómo a través de simples métricas de red y su representación gráfica se pueden describir fenómenos de comunicación social e identificar a los SMIs. La metodología se basa en el reconocimiento de patrones, y la identificación de las señales ocultas dentro de las redes sociales complejas, en el intercambio de información de diferentes tipos de organizaciones. Con el fin de maximizar la difusión serán necesarias reevaluaciones y reajustes en el método de identificación de SMIs y será clave el seguimiento sobre cómo se crean, mantienen y declinan los vínculos a lo largo del tiempo. Por lo tanto, se puede afirmar que en la identificación de SMIs la desigualdad estructural es más importante que la socialización y, así, se consigue una aproximación novedosa alrededor de la emergencia y significatividad de los nuevos canales de comunicación. Una de las hipótesis a explorar por los investigadores es la idea de que con solo entre el 1% y el 2% de los nodos SMIs sería suficiente para infectar/vacunar las grandes redes. Se puso a prueba

esta hipótesis con los datos de esta investigación y encontramos que este porcentaje podría ser una estimación adecuada. Sin embargo, tendrían que llevarse a cabo pruebas adicionales para confirmar esta hipótesis.

La clave para académicos y profesionales de la comunicación radica no solo en la identificación científica de los SMI, sino también en determinar la mezcla idónea de contenidos a introducir en las redes sociales a la hora de infectar/vacunar con el objetivo de alcanzar el *punto de inflexión crítico* (*tiping-point*) (Schelling, 1978; Gladwell, 2000) que permita alcanzar la difusión óptima en los niveles deseados. La idea es obvia y simple, sin embargo, la identificación de los puntos de inflexión críticos a través de los actores clave solo es factible, hoy por hoy, a posteriori y casi imposible de aplicar, en la práctica, debido al conocimiento limitado que tenemos hoy sobre estos procesos sociales en red. Esto sugiere la importancia de una comprensión más profunda e identificación de los SMI en la asignación de recursos e inversiones en comunicación.

Este estudio tiene limitaciones. En primer lugar, una limitación propia del ARS, ya que carece de agencia, en el sentido de que deja de lado la comprensión de los estados internos y las motivaciones de los actores de la red, ya que estos actores están co-construyendo significados con terceros. Expuesto de otro modo, mientras que el ARS proporciona formas de medir con precisión la cantidad de relaciones, carece de una explicación de la *cantidad* de los intercambios. Así, se presenta como oportuno que futuros estudios aúnen el ARS y los métodos cualitativos. En consecuencia, no solo necesitamos identificar SMI (el modelo de arquitectura para inferir las funciones de los nodos) y las relaciones (el modelo de flujo como un sistema de caminos a través del cual fluyen contenidos), sino también los significados y las percepciones (modelo de significación) dentro de cada red. Con este fin, metodologías emergentes como la «etnografía de red» (Howard, 2002) o la «netnografía» (del

Fresno, 2011b; del Fresno y López, 2014), un cruce interdisciplinario entre la sociología, la antropología, la lingüística y nuevos medios de comunicación sociales, responden a la necesidad metodológica de desarrollar aproximaciones innovadoras que combinen el estudio de las estructuras de las redes sociales y los canales sociales de comunicación. El objetivo final sería sumar al ARS el acceso a la comprensión de los significados y percepciones de un ecosistema de comunicación global y local de creciente complejidad.

Otra limitación, y futura área de estudio, tiene que ver con el análisis dinámico de las redes. Esta investigación se basa en un periodo fijo en el tiempo, pero trabajos futuros tendrán que analizar cómo estas redes cambian a lo largo del tiempo, así como las posiciones y roles de los SMI. Lo que también puede suceder con ciertas áreas de contenido que pueden modificar las estructuras de las redes. En otras palabras, quizás los temas vinculados con otras causas o políticas pueden provocar estructuras diferentes y diferentes SMI. El mundo de los medios sociales es un entorno altamente interactivo y los investigadores necesitarán construir conjuntos más robustos de herramientas analíticas para comprender la creciente complejidad de las prácticas comunicativas en los medios sociales. Esta investigación está en curso y estará disponible en un futuro próximo.

El principal riesgo radica en que una vez identificados los SMI puedan ser saturados de información y que esto provoque que su eficacia comience a declinar (Allen, 1977). Por tanto, futuros estudios deben abordar la indagación del equilibrio informativo óptimo entre prácticas de comunicación y la relación con los SMI, así como la realización de análisis cualitativos de los flujos de comunicación en red.

En síntesis, en tanto que los medios sociales siguen creciendo en uso y escala se hacen más necesarias mejores herramientas

y nuevos enfoques, lo que supone para los investigadores un reto crítico comprender este nuevo medio de gran alcance junto a una mejor comprensión de los actores clave en la generación de influencia. Esta investigación presenta la oportunidad de ampliar una colección cada vez más sofisticada de un conjunto intuitivo de vías para la identificación de los SMI en red. Así, el área de la comunicación y los nuevos medios de comunicación tienen acceso a una nueva herramienta intelectual y empírica para abordar de forma más científica el creciente, complejo e interconectado mundo social de la comunicación después de Internet.

BIBLIOGRAFÍA

- Ahuja, Gautam (2000). «Collaboration Networks, Structural Holes, and Innovation: A Longitudinal Study». *Administrative Science Quarterly*, 45 (3): 425-455.
- Allen, Thomas J. (1977). «The Role of Person to Person Communication Networks in the Dissemination of Industrial Technology», Sloan School of Management. Working paper MIT.
- Arceneaux, Noah y Schitz, Amy (2010). «Seems Stupid until you try it: Press Coverage of Twitter, 2006-9». *New Media & Society*, 12(8):1262-1279.
- Baker, Wayne e Iyer, Ananth (1992). «Information Networks and Market Behavior». *Journal of Mathematical Sociology*, 16: 305-332.
- Basille, Damien (2009). «Social Media Influencers are not Traditional Influencers» (en línea). <http://www.briansolis.com/2009/11/social-media-influencers-are-not-traditional-influencers>, 05-11-2009 (último acceso 30 de enero de 2015).
- Biddix, J. Patrick y Han Woo, Park (2008). «Online Networks of Student Protest: The Case of the Living Wage Campaign». *New Media & Society*, 10: 871-891.
- Booth, Norman y Matic, Julie Ann (2011). «Mapping and Leveraging Influencers in Social Media to Shape Corporate Brand Perceptions». *Corporate Communications: An International Journal*, 16(3): 184-191.
- Borgatti, Stephen Peter (2006). «Identifying Sets of Key Players in a Network». *Computational, Mathematical and Organizational Theory*, 12(1): 21-34.
- Borgatti, Stephen Peter y Foster, Pacey (2003). «The Network Paradigm in Organizational Research: A Review and Typology». *Journal of Management*, 29(6): 991-1013.
- Borgatti, Stephen Peter; Mehra, Ajay; Brass, Daniel y Labianca, Giuseppe (2009). «Network Analysis in the Social Sciences». *Science*, 323(5916): 892-895.
- Bostian, Lloyd (1970). «The Two-step-flow Theory: Cross-cultural Implications». *Journalism Quarterly*, 47: 109-117.
- Brass, Daniel y Burkhardt, Marlene (1993). «Potential Power and Power Use: An Investigation of Structure and Behavior». *Academy of Management Journal*, 36(3): 441-470.
- Burt, Ronald Stuart (1982). *Toward a Structural Theory of Action*. New York: Academic Press.
- Burt, Ronald Stuart (1987). «Social Contagion and Innovation: Cohesion versus Structural Equivalence». *American Journal of Sociology*, 92(6): 1287-1335.
- Burt, Ronald Stuart (1992). *Structural Holes: The Structure of Competition*. Cambridge, MA: Harvard University Press.
- Burt, Ronald Stuart (1997). «A Note on Social Capital and Network Content». *Social Networks*, 19 (4): 355-373.
- Burt, Ronald Stuart (1999). «The Social Capital of Opinion Leaders». *The ANNALS of the American Academy of Political and Social Science*, 566: 37-54.
- Burt, Ronald Stuart (2000). «The Network Structure of Social Capital». En: Sutton, R. I. y Staw, B. M. (eds.). *Research in Organizational Behavior*. Greenwich, CT: JAI Press.
- Castells, Manuel (2009). *Comunicación y poder*. Madrid: Alianza Editorial.
- Christakis, Nicholas A., y Fowler, James H. (2009). *Connected*. New York: Back Bay Books.
- Daly, Alan James (2010). *Social Network Theory and Educational Change*. Cambridge, MA: Harvard Education Press.
- Degenne, Alain y Forsé, Michel (1999). *Introducing Social Networks*. London: Sage.
- DeGroot, Morris H. (1974). «Reaching a Consensus». *Journal of the American Statistical Association*, 69: 118-121.
- DeMarzo, Peter; Vayanos, Dimitri y Zwiebel, Jeffrey (2003). «Persuasion Bias, Social Influence and

- Unidimensional Opinions». *Quarterly Journal of Economics*, 118: 909-968.
- Dorsey, Joey (2012). «Twitter Takes the Pulse of the Planet. It's the Intersection of every Media & Medium» (en línea). <https://twitter.com/TwitterAds/status/269129576318386177>, último acceso 30 de enero de 2015.
- Durkheim, Émile (1997). *Suicide: A Study in Sociology*. The Free Press.
- Easley, David y Kleinberg, Jon (2010). *Networks, Crowds, and Markets: Reasoning about a Highly Connected World*. Cambridge: Cambridge University Press.
- Elmer, Greg (2013). «Live Research: Twittering an Election Debate». *New Media and Society*, 15(1): 18-30.
- Everton, Sean F. (2011). «Network Topography, Key Players and Terrorist Networks». *Connections*, 32(1): 12-19.
- Flap, Henk (2002). «No Man is an Island». En: Lazega, E. y Favereau, O. (eds.). *Conventions and Structures in Economic Organizations. Markets, Networks and Hierarchies*. London: Edward Elgar.
- Freberg, Karen; Graham, Kristin; McGaughey, Karen y Freberg, Laura (2011). «Who Are the Social Media Influencers? A Study of Public Perceptions of Personality». *Public Relations Review*, 37(1): 90-92.
- Freeman, Linton (1977). «A Set of Measures of Centrality Based on Betweenness». *Sociometry*, 40: 35-41.
- Freeman, Linton (1979). «Centrality in Social Networks: Conceptual Clarification». *Social Networks*, 1: 215-239.
- Freeman, Linton (2000). «Visualizing Social Networks». *Journal of Social Structure*, 1 (1) (en línea). http://www.bebr.ufl.edu/files/Visualizing%20social%20networks_0.pdf, último acceso 30 de enero de 2015.
- Freeman, Linton (2004). *The Development of Social Network Analysis: A Study in the Sociology of Science*. Vancouver: Empirical Press.
- Fresno, Miguel del (2011a). «Infosociabilidad: monitorización e investigación en la web 2.0 para la toma de decisiones». *El profesional de la Información*, 205: 548-554.
- Fresno, Miguel del (2011b). *Netnografía. Investigación, análisis e intervención social online*. Barcelona: Universitat Oberta de Catalunya.
- Fresno, Miguel del (2012). *El consumidor social. Reputación online y social media*. Barcelona. Universitat Oberta de Catalunya.
- Fresno, Miguel del y López, Antonio (2014). «Social Work and Netnography: The Case of Spain and Generic Drugs». *Qualitative Social Work*, 13(1): 85-107.
- Friedkin, Noah y Johnsen, Eugene (1990). «Social Influence and Opinions». *Journal of Mathematical Sociology*, 15: 193-206.
- Friedkin, Noah y Johnsen, Eugene (1997). «Social Positions in Influence Networks». *Social Networks*, 19: 209-222.
- Fuller, Matthew (2003). *Behind the Blip: Essays on the Culture of Software*. New York: Autonomedia.
- Galloway, Alexander (2004). *Protocol: How Control Exists after Decentralization*. Cambridge, MA: MIT Press.
- Geere, Duncan (2010). «It's not just you: 71 Percent of Tweets Are Ignored». *Wired* 10-11-2010 (en línea). www.wired.com/epicenter/2010/10/its-not-just-you-71-percent-of-tweets-are-ignored, último acceso 30 de enero de 2015.
- Gladwell, Malcom (2000). *The Tipping Point: How Little Things Can Make a Big Difference*. New York: Stoddart Publishing.
- Golbeck, Jennifer (2013). *Analyzing the Social Web*. Boston: Morgan Kaufmann.
- Gorry, Anthony y Westbrook, Robert (2009). «Winning the Internet Confidence Game». *Corporate Reputation Review*, 12(3): 195-203.
- Granovetter, Mark (1985). «Economic Action and Social Structure: The Problem of Embeddedness». *American Journal of Sociology*, 91: 481-510.
- Gulati, Ranjay (1995). «Does Familiarity Breed Trust? The Implications of Repeated Ties for Contractual Choices in Alliances». *Academy of Management Journal*, 35: 85-112.
- Hansen, Derek; Shneiderman, Ben y Smith, Marc (2010). *Analyzing Social Media Networks with NodeXL: Insights from a Connected World*. Burlington: Morgan Kaufmann.
- Hoede, C. y Bakker, R. (1982). «A Theory of Decisional Power». *Journal of Mathematical Sociology*, 8: 309-322.
- Howard, Philip (2002). «Network Ethnography and the Hypermedia Organization: New Media, New Organizations, New Methods». *New Media and Society*, 4: 550-574.

- Jackson, Matthew (2008). *Social and Economic Networks*. Princeton: Princeton University Press.
- Jones, Candance; Hesterly, Williams y Borgatti, Stephen (1997). «A General Theory of Network Governance: Exchange Conditions and Social Mechanisms». *Academy of Management Journal*, 22(4): 911-945.
- Kadushin, Charles (2012). *Understanding Social Networks. Theories, Concepts and Findings*. Oxford: Oxford University Press.
- Katz, Elihu y Lazarsfeld, Paul (1955). *Personal Influence: The Part Played by People in the Flow of Mass Communication*. New York: Free Press.
- Kilduff, Martin y Tsai, Wenpin (2003). *Social Networks and Organizations*. London: Sage.
- Larsonn, Anders Olof (2011). «Studying Political Microblogging: Twitter Users in the 2010 Swedish Election Campaign». *New Media and Society*, 14: 729-747.
- Lazarsfeld, Paul; Berelson, Bernard y Gaudet, Hazel (1944). *The People's Choice: How the Voter Makes up his Mind in a Presidential Campaign*. New York: Duell, Sloan and Pierce.
- Lenart, Silvo (1994). *Shaping Political Attitudes. The Impact of Interpersonal Communication and Mass Media*. Thousand Oaks: Sage Publications.
- Lessig, Larry (2000). *Code and other Laws of Cyberspace*. New York: Basic Books.
- Lessig, Larry (2008). *Remix: Making the Art and Commerce Thrive in the Hybrid Economy*. New York: Penguin Press.
- Levy, Mark (1978). «Opinion Leadership and Television News Uses». *Public Quarterly*, 42: 402-406.
- Lovejoy, Kristen; Waters, Richard y Saxton, Gregory (2012). «Engaging Stakeholders through Twitter: How Nonprofit Organizations Are Getting more out of 140 Characters or Less». *Public Relations Review*, 38 (2): 313-318.
- Mitchell, Williams (1995). *City of Bits: Space, Place, and the Infobahn*. Cambridge: MIT Press.
- Moreno, Jakov (1934). *Who Shall Survive? Foundations of Sociometry, Group Psychotherapy and Sociodrama*. New York: Beacon House. [*Nervous and Mental Disease Monograph*, vol. 58, Washington, D.C., 1934] (en línea). <http://www.asg.org/docs/WSS/WSS.html> último acceso 30 de enero de 2015.
- Newman, Mark (2010). *Networks. An Introduction*. Oxford: Oxford University Press.
- O'Keefe, G. (1982). «The Changing Context of Interpersonal Communication in Political Campaigns». *Communication Yearbook*, 5: 667-681.
- Powell, Walter; Koput, Kenneth y Smith-Doerr, Laurel (1996). «Interorganizational Collaboration and the Locus of Innovation: Networks of Learning in Biotechnology». *Administrative Science Quarterly*, 41: 116-145.
- Raider, Holly y Krackhardt, David (2001). «Intraorganizational Networks». En: Baum, J. (ed.). *Companion to Organizations*. Oxford: Blackwell.
- Robinson, John P. (1976). «Interpersonal Influence in Election Campaigns: Two Step-flow Hypotheses». *Public Opinion Quarterly*, 40: 304-320.
- Rogers, Everett M. (1961). «Characteristics of Agricultural Innovators and other Adopter Categories, Wooster, Ohio: Ohio Experiment Station». *Research Bulletin*, 882.
- Rogers, Everett M. (2003). *Diffusion of Innovations* (5ª ed). New York: Free Press.
- Rogers, Everett M. y Cartano, D. G. (1962). «Methods of Measuring Opinion Leadership». *Public Opinion Quarterly*, 26: 435-441.
- Rogers, Everett M. y Kincaid, D. L. (1981). *Communication Networks: Toward a New Paradigm for Research*. New York: Free Press.
- Rusinowska, Agnieszka; Berghammer, Rudolf; De Swart, Harrie y Grabisch, Michel (2011). «Social Networks: Prestige, Centrality, and Influence». En: de Swart, H. (ed.). Proceedings of the 12th international conference on Relational and algebraic methods in computer science, n° RA-MICS'11. Pp. 22-39. Berlin: Springer-Verlag.
- Schelling, Thomas (1978). *Micromotives and Macrobehavior*. New York: Norton.
- Schultz, Friederike; Utz, Sonja y Göritz, Anja (2011). «Is the Medium the Message? Perceptions of and Reactions to Crisis Communication via Twitter, Blogs and Traditional Media». *Public Relations Review*, 37(1): 20-27.
- Scott, John (2011). *Social Network Analysis*. London: Sage.
- Simmel, George (1971). «On Individuality and Social Forms». Chicago: University of Chicago. En: L. C. Freeman (2004). *The Development of Social Network Analysis*. North Carolina: BookSurge.
- Straley, Ben (2010). «How to: Target Social Media Influencers to Boost Traffic and Sales» (en línea). <http://mashable.com/2010/04/15/social-media->

- influencers/, *Mashable*, último acceso 30 de enero de 2015.
- Stuart, Toby (1998). «Network Positions and Propensities to Collaborate: An Investigation of Strategic Alliance Formation in a High-technology Industry». *Strategic Management Journal*, 43: 668-698.
- Sun, Eric; Rosenn, Itamar; Marlow, Cameron y Lento, Thomas (2009). «Gesundheit! Modeling Contagion through Facebook News Feed». *Proceedings of the AAAI International Conference on Weblogs and Social Media*. Menlo Park, CA: Association for the Advancement of Artificial Intelligence.
- Tsai, Wenpin (2001). «Knowledge Transfer in Intraorganizational Networks: Effects of Network Position and Absorptive Capacity on Business Unit Innovation and Performance». *Academy of Management Journal*, 44 (5): 996-1004.
- Uzzi, Brian (1996). «The Sources and Consequences of Embeddedness for the Economic Performance of Organizations: The Network Effect». *American Sociological Review*, 61: 674-698.
- Uzzi, Brian (1997). «Social Structure and Competition in Interfirm Networks: The Paradox of Embeddedness». *Administrative Science Quarterly*, 42(1): 35-67.
- Valente, Thomas (2010). *Social Networks and Health. Models, Methods and Applications*. New York: Oxford University Press.
- Valente, Thomas y Pumpuang, Patchareeya (2007). «Identifying Opinion Leaders to Promote Behavior Change». *Health Education and Behavior*, 34(6): 881-896.
- Van den Ban, A. W. (1964). «A Revision of the Two-step Flow of Communications Hypothesis». *Gazette*, X: 237-249.
- Wasserman, Stanley y Faust, Katherine (1994). *Social Network Analysis: Methods and Applications*. New York/Cambridge: Cambridge University Press.
- Weimann, Gabriel (1994). *The Influentials: People who Influence People*. Albany, NY: State University of New York Press.

RECEPCIÓN: 19/11/2014

REVISIÓN: 19/01/2015

APROBACIÓN: 30/04/2015