

Análisis de redes sociales y visualización yuxtapuesta de las dinámicas de opinión en Twitter a la llegada del Papa Francisco a Colombia**Analysis of social networks and juxtaposed view of the dynamics of opinion on Twitter at the arrival of Pope Francisco in Colombia**

DOI:10.34117/bjdv5n7-155

Recebimento dos originais: 19/06/2019

Aceitação para publicação: 18/07/2019

José Castillo

Magíster en Publicidad. Coordinador *In House*, Universidad de Bogotá Jorge Tadeo Lozano.
 Escuela de Publicidad. Facultad de Artes y Diseño. Universidad Jorge Tadeo Lozano.
 Calle 25 # 4A - 49 / Módulo 18, 1er piso. Bogotá D.C., Colombia.
 PBX: (+57 1) 2427030 + Opción 9 + Ext. 3210
 Email: jose.castillo@utadeo.edu.co

Guillermo Rodríguez

Doctor en Psicología. Profesor Asociado II
 Escuela de Publicidad. Facultad de Artes y Diseño. Universidad Jorge Tadeo Lozano.
 Calle 25 # 4A - 49 / Módulo 20, 2do. piso. Bogotá D.C., Colombia.
 PBX: (+57 1) 2427030 + Opción 9 + Ext. 3270
 Email: guillermo.rodriguez@utadeo.edu.co

RESUMEN

El presente estudio propone un modelo de análisis para caracterizar el movimiento observable de los agentes en las visualizaciones dinámicas de la red social Twitter desde la perspectiva física del magnetismo. Entendiendo que los modelos de dinámicas de opinión propuestos por la sociofísica recurren fundamentalmente al Modelo Ising ferromagnético, y que los algoritmos de visualización dinámica del tipo Force-Directed que traducen las redes a movimiento se basan también en principios magnéticos, se construyó un modelo de análisis bajo los mismos principios magnéticos. El modelo tiene tres descriptores magnéticos: sentido, dirección y velocidad, a los que se les suman las variables de campo magnético, temperatura y entropía. Este modelo se puso a prueba junto a la metodología clásica *imágenes yuxtapuestas y análisis de redes sociales*, para analizar el comportamiento de agentes comunicativos publicitarios en la conversación generada en Twitter a la llegada del Papa a Colombia. Los resultados fueron contrastados y cotejados para resaltar su utilidad en el campo publicitario.

Palabras Clave: Dinámicas de opinión, comunicación digital, redes sociales, publicidad, magnetismo.

ABSTRACT

The present study proposes a model of analysis to characterize the observable movement of agents within the dynamic visualizations of the social network Twitter from the physical perspective of magnetism. Taking into account that models of dynamics of opinion stated

from sociophysics fundamentally rely on the Ferromagnetic Ising Model, and that the algorithms of dynamic visualization of the Force-Directed type that translate the networks to movement are also based on magnetic principles, an analysis model was constructed under the same magnetic principles. The model has three magnetic descriptors: direction, orientation, and velocity, to which the variables of magnetic field, temperature and entropy are added. This model was tested along with the classic juxtaposed images and analysis of social networks methodology, so as to analyze the behavior of advertising communication agents in the conversation generated on Twitter upon the Pope's arrival in Colombia. The results were contrasted and compared to highlight their usefulness in the advertising field.

Key-words: Dynamics of opinion, digital communication, social networks, advertising, magnetism.

1 INTRODUCCIÓN

Durante el proceso de aplicación de metodologías de *visualización dinámica* en tiempo real (Sazama, 2015), para analizar el comportamiento de comunidades virtuales en las conversaciones de Twitter, emerge un aspecto muy relevante del procedimiento que no tiene asociada una categoría de análisis (Cogan, Andrews, Brandonjic, Kennedy, Sala, & Tucci, 2012), ni tampoco una reflexión teórica dentro de los modelos de *análisis de redes sociales* (Brandes & Wagner, 2004): se trata del movimiento que describen los *agentes sociales* (@usuarios) y los *agentes comunicativos* (# hashtags o mensajes) a través del tiempo.

El movimiento, uno de los indicadores dentro de la interpretación visual que entrega muchas intuiciones sobre su significado, no está caracterizado dentro de los protocolos de análisis de redes sociales. Es por eso que, convencidos de su potencial utilidad para la interpretación de dinámicas de opinión y estructura de comunidad, se ha construido un piso teórico que permite convertir ese fenómeno en las graficaciones dinámicas de red, esto es, en un elemento cognoscible para la disciplina del análisis de redes sociales.

Mediante el estudio que acá se está presentando, se propone revisar el movimiento observable de los agentes en las visualizaciones dinámicas de la red social Twitter desde la perspectiva física del *magnetismo* (Selinger, 2016). Por medio de esta propuesta, no solo se posibilita explicar el movimiento de los actores, sino que también se crea una ruta para explicar y comprender los patrones de agrupamiento (Zhou, Li, Li, Zhang, & Cui, 2017) que se presentan en la estructura de la red social en cuestión.

El estudio que acá se presenta es la aplicación de los planteamientos arriba esbozados, en el contexto de un caso publicitario en específico. Puntualmente, se observó y analizó cómo se desarrolló un fenómeno puntual de dinámicas de opinión -la visita del Papa Francisco a Colombia- dentro de la red dinámica Twitter. Desde el punto de vista

procedimental, se utilizó un algoritmo del tipo *Force-Directed* para su graficación en tiempo real, en específico, el *ForceAtlas2* (Jacomy, Heymann, Venturini, & Bastian, 2011) sobre la plataforma *Gephi* (Moody, McFarland, & Bender-demoll, 2005). Acto seguido, se aplicaron los protocolos propuestos para realizar el respectivo análisis de visualización dinámica (Archambault & Purchase, 2016; Gaglio et al., 2016), basándose en los principios del modelo de análisis de redes sociales (Wolfe, 1997). Esos resultados fueron contrastados y cotejados contra la propuesta de análisis de visualización dinámica basada en la interpretación propia del magnetismo.

2 MARCO TEÓRICO

2.1 MAGNETISMO Y DINÁMICAS DE OPINIÓN

El *ferromagnetismo*, fenómeno presente en muchos metales ordinarios como el hierro y el níquel, se define desde la física de partículas como la aparición o presencia de magnetización espontánea en determinados materiales, aún cuando estos no estén en presencia de un campo magnético externo (Cannas, 2010). El fenómeno emerge cuando una fracción importante de los momentos magnéticos (o espines) de los átomos se alinean en la misma dirección que sus vecinos, producto de su interacción con los mismos.

Un método de análisis que permite a la física estudiar la aparición espontánea del magnetismo en los materiales ferrosos, es el modelo *Ising ferromagnético*. Este apareció primeramente como un ejercicio de teoría microscópica, de la mano del físico alemán Wilhelm Lenz, quien en 1922 propuso a su estudiante Ernst Ising, resolver el problema de la alineación espontánea de fases en los espines dentro de los fenómenos del ferromagnetismo. El cuestionamiento no obtuvo solución satisfactoria sino hasta 1944, cuando el ahora Premio Nobel de Química, Lars Onsager, lo resolvió, aplicando una versión actualizada del modelo creado por el estudiante Ising, conocido actualmente como Modelo Ising ferromagnético (Moore, 1999).

El modelo Ising supone que existen N partículas ubicadas en las intersecciones de una red de momentos magnéticos, ordenados sobre una cuadrícula bidimensional, como se muestra en la figura 1. En cada intersección, el momento magnético particular se representa mediante un giro, o *spin*, que sólo apunta hacia uno de dos sentidos, arriba o abajo. Dentro de cada uno de esos giros, existe una magnitud de energía que es aportada por dos fenómenos del sistema: uno, la interacción entre los giros producidos entre vecinos, y, dos, el efecto de un campo magnético resultante de cada giro individual.

El objetivo del modelo es calcular cuánto orden magnético hay en el sistema. Ese orden o magnetización M , resulta de una función matemática entre la fuerza de interacción de los espines, el campo magnético, y la temperatura. El valor de M indica la magnitud del orden en el sistema; si M está cerca de 0, el sistema está muy desordenado, con aproximadamente la mitad de los giros apuntando hacia arriba y la mitad apuntando hacia abajo. En comparación, si M está cerca de 1, el sistema está muy ordenado, con casi todos los giros apuntando en la misma dirección.

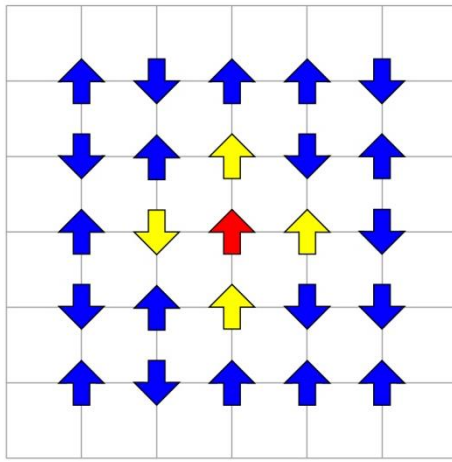


Figura 1. Esquema visual del funcionamiento del modelo Ising ferromagnético. Se describe una matriz con las partículas en las intersecciones, tomando una de dos posiciones posibles y reaccionando a la interacción con las partículas vecinas. La partícula de color rojo define su giro de spin por la influencia de las partículas amarillas. Este proceso se repite para todos los agentes del sistema.

El modelo de Ising puede pensarse entonces como una herramienta de visualización para entender cómo la energía está distribuida en los grados de libertad del sistema (Grabowski & Kosinski, 2006; Moore, 1999). Y para entender esa distribución, la mecánica estadística recurre al principio termodinámico de la *entropía*, ya que ella es una medida de cuánta energía se encuentra a través de diferentes grados de libertad del sistema.

A menor energía, menor entropía, menor temperatura, más espines homogéneos y más orden en el sistema. Giros apuntando en una misma dirección reducen el nivel de interacción entre los agentes, lo que reduce la energía total del sistema. Ahora, por el contrario, a mayor energía, mayor temperatura, y, consecuentemente, mayor registro de entropía; los espines cambiarán su valor al azar, derivando a un estado más desordenado y con mayor grado de interacción entre los agentes.

Estos principios básicos del modelo Ising ferromagnético inspiraron la pregunta de si estas simples premisas de interacción también se podían aplicar a otros fenómenos igualmente espontáneos y complejos. En el ámbito humanístico, la primera investigación que consideró el modelo de Ising para explicar otros sistemas complejos, la realizó el físico Serge Galam. Dos célebres textos científicos de su autoría introdujeron las premisas magnéticas y, a su vez, inauguraron el campo de la *sociofísica*; en el primero, se hace una observación de los desplazamientos coordinados de los cardúmenes de pescado, revisando su comportamiento desde los giros spin del modelo Ising. El segundo artículo, se presentan los primeros esbozos de lo que hoy se conoce como dinámica de la formación de opinión.

En 1982, Galam y su equipo de investigadores publicaron un artículo en el que modelan el proceso de dinámica de opinión que llevó a la huelga a los trabajadores de una planta en Estados Unidos. En este texto, Galam presentó su *modelo de dinámicas de opinión*, basado en el modelo *Ising ferromagnético*, y estableció un marco claro para la sociofísica como campo de investigación científica.

El modelo dinámico de opinión postulado por Galam es un modelo de acoplamiento *spin-spin*, que representa una interacción agente-agente dentro de un campo magnético (en el caso puntual de la huelga de empleados, representa los efectos de la información y la propaganda). En su modelo, los agentes actualizan sus opiniones de acuerdo con un conjunto limitado de reglas fijas que los afectan individual y colectivamente (Galam, 2004). Los agentes están conectados por un gráfico subyacente que define la topología del sistema y reacciona ante las interacciones existentes entre los vecinos más cercanos. De esas interdependencias emergen campos locales (o individuales) que reflejan la preferencia del agente hacia cada posible orientación (u opinión). En el modelo de Ising, cada agente tiene una opinión representada como un giro que puede ser hacia arriba o hacia abajo, estableciéndose una elección entre dos opciones. Dependiendo de la solidez de los campos locales, el sistema puede alcanzar un consenso total hacia una de las dos opiniones posibles, $+1$ o -1 , ir a la huelga o seguir laborando, o, como tercer escenario, un estado en el que ambas opiniones coexisten (Gwizdalla, 2008). Considérese, además, que Sznajd, en 2001, propuso un modelo actualizado de dinámica de opinión, basado en el paradigma de Ising, con el cual se puede describir un mecanismo de toma de decisiones en una comunidad cerrada que puede actualizar su giro de opinión (Stauffer, 2002; Sznajd-Weron, 2005). El modelo Sznajd se ha utilizado en la literatura científica para estudiar problemas de opinión que involucran a la publicidad (Sznajd-Weron & Weron, 2003).

La mayoría de las aplicaciones del modelo Sznajd en publicidad se observa a los agentes siendo expuestos al campo magnético que crea la comunicación persuasiva de las marcas, y se modelan las probabilidades de concentración ferrosa que pueden presentarse en sus sistemas. Las apreciaciones tienden a coincidir en que la publicidad, como campo magnético, puede aumentar su intensidad, y, así, aumentar las probabilidades de crear atracción ferrosa. Es argüido también que la opinión de los vecinos de un agente es determinante, y aunque el agente no decida seguir a la mayoría, seguirá bajo el efecto gravitacional de la publicidad (Sznajd-Weron & Weron, 2003).

2.2 ALGORITMOS DE VISUALIZACIÓN DINÁMICA DE RED FORCE-DIRECTED

Los algoritmos de dibujo de gráficos dirigidos por fuerza, o *Force-Directed* (Fruchterman & Reingold, 1991), trabajan asignando fuerzas entre el conjunto de vértices y el conjunto de bordes del dibujo del gráfico (Crnovrsanin, Chu, & Ma, 2015; Fruchterman & Reingold, 1991; Kobourov, 2012). Casi que como un convencionalismo, fuerzas atractivas de resorte basadas en la *Ley de Hooke* son usadas para atraer a dos nodos entre sí, toda vez que fuerzas repulsivas como las de partículas cargadas eléctricamente, regidas por los principios de la Ley de Coulomb, son usadas para separarlos. Los nodos se repelen unos a otros como imanes, mientras que los bordes atraen sus nodos, como resortes.

Fruchterman y Reingold (1991) realizaron un trabajo pionero inspirado en el trabajo de Tutte, e introdujeron la idea de usar solamente fuerzas de resorte entre todos los pares de vértices. El cálculo de la ubicación y del movimiento se realiza midiendo el efecto de las fuerzas atracción en cada vértice, y de las fuerzas de repulsión en cada borde, para finalmente limitar el desplazamiento de los agentes a la *temperatura total del sistema*. El algoritmo tiene una temperatura inicial y aplica una disminución constante: la primera fase comienza a una temperatura alta y se enfría de manera constante y rápida, hasta alcanzar la temperatura total del sistema; una vez llegado a ese punto, se inicia una secuencia de baja constante.

En el presente estudio, se hace una pesquisa sobre los procedimientos de un algoritmo especializado en la visualización dinámica de redes. El algoritmo *Force-Directed*, llamado ForceAtlas2 (Jacomy et al., 2011), es un algoritmo de fuerza dirigida implementado en el Software Gephi (Moody et al., 2005), que simula un sistema físico para espacializar visualmente una red dinámica. Este es un modelo algorítmico en el que las fuerzas se aplican

continuamente sobre los vértices involucrados, siempre que la rutina se esté ejecutando, y sólo se detiene a petición del usuario.

El modelo *ForceAtlas2* adopta una estrategia de presentación en vivo del proceso de espacialización de la red, para conseguir observar y comprender la convulsión orgánica de las organizaciones. El algoritmo es capaz de transferir modificaciones en tiempo real sobre la gráfica, recalculando las fuerzas y actualizando continuamente la ubicación de los nodos, a deseo del usuario. Sus creadores afirman que está diseñado especialmente para la visualización de redes dinámicas, como puede ser el caso de Twitter, ya que puede conectar la visualización a los datos descargados por *streaming* en tiempo real.

El algoritmo está basado en los trabajos de Fruchterman y Rheingold (1991) e incorpora aportes de Noack (2007), quien explica que la característica más importante entre los algoritmos dirigidos por fuerza es el rol que tiene la distancia. En los sistemas físicos, las fuerzas dependen de la distancia entre las entidades interactuantes: entidades cercanas atraen menos y repelen más que entidades lejanas y viceversa. Noack define el modelo de energía aplicable a las gráficas como “Modelo atracción-repulsión”, por lo tanto, la atracción debería depender de la distancia y la repulsión de los grados de los dos nodos.

Visualización dinámica y Análisis de redes sociales

El avance exponencial en la capacidad de transmisión de datos a través de nuestras redes computacionales coincide con las olas de digitalización que experimentan nuestras interacciones sociales (Christakis & Fowler, 2013; Wang & Tucker, 2016). Datos en mayor volumen, con una variedad de categorizaciones complejas, se suman a la velocidad con la que están siendo generados. Almacenar, analizar y *visualizar* este nuevo recurso mueve muchos de los esfuerzos recientes en la industria de las comunicaciones, el marketing y la publicidad (Khan et al., 2014; Sapountzi & Psannis, 2016).

La visualización es precisamente uno de los pilares de la gestión administrativa de esos datos masivos. Su carácter intuitivo le permite a cualquier investigador hacerse una representación efectiva de lo que comunican los paquetes de datos (Shneiderman & Aris, 2006). El ojo humano es una herramienta perfecta de detección de patrones, de suerte tal que la inspección visual de un grafo puede revelar patrones de información que, por su complejidad relacional, podrían esconderse aún para la estadística. Abordar el problema de cómo analizar visualmente la dinámica cambiante de una gráfica de red que evoluciona constantemente a través del tiempo, es la tarea que abordan investigadores y programadores en el campo de la *visualización de redes dinámicas* (Sazama, 2015). Las

comunidades no son estáticas, y al igual que los organismos vivos, desarrollan adaptaciones a las variaciones que se suscitan en su medioambiente. Así mismo, las comunidades humanas son moldeadas por sus costumbres, por la política, o por intervenciones externas o, incluso, por una enfermedad (Giddens & Sutton, 2017).

Los paradigmas de visualización dinámica han usado tres enfoques comunes que se diferencian en cómo ellos representan el tiempo. El primer enfoque, para un gráfico estático, recurre a una magnitud visual para representar el tiempo (Doreian, Kapuscinski, Krackhardt, & Szczypula, 1996), entiéndase, una línea, una barra, un color, o un descriptor visual de continuidad que sirva para cumplir la tarea. El segundo enfoque, de *imágenes yuxtapuestas*, correspondiente todavía a la categoría de gráficos estáticos, consiste en capturar imágenes separadas de la red en determinados puntos en el tiempo (Powell, White, Koput, Smith, & Owen-smith, 2016) para desprender desde ellas los análisis. Por último, están los enfoques basados en animación, que fueron utilizados por primera vez por Eades y Huang en el año 2000, para mostrar los cambios entre los pasos de tiempo de las redes dinámicas.

De los tres enfoques, la ciencia recurre frecuentemente al segundo, esto es, a las transiciones en etapas o de *imágenes yuxtapuestas*, ya que este método reduce el esfuerzo visual que demanda a los usuarios identificar y comprender los cambios temporales (Bach, Pietriga, & Fekete, 2013; Brandes & Wagner, 2004).

La visualización dinámica de redes delega a cada campo de la ciencia los protocolos de análisis con los que se interpretaran sus grafos. Es por eso que dentro del alcance del campo sólo se puede encontrar literatura que describe los procedimientos técnicos de implementación (Beck, Burch, Diehl, & Weiskopf, 2014; Che, 2015; Moody et al., 2005; Sazama, 2015). Sin embargo, dentro de estas descripciones metodológicas, está claro que el método transversal de análisis de las visualizaciones dinámicas tiene como columna vertebral a la *teoría de grafos*. El interés particular por la fenomenología compleja en las comunidades de opinión dirige la atención hacia los problemas de agrupamiento (o clusterización), en comunidades evolutivas (Ding, 2011; Khan & Niazi, 2017; Leonardi, Anagnostopoulos, Łacki, Lattanzi, & Mahdian, 2016).

Los problemas de clusterización dentro de comunidades humanas son abordados desde las metodologías del análisis de redes sociales o *Social Network Analysis* (SNA) (Freeman, 2004). Para el SNA, una red sigue siendo un conjunto de nodos

con bordes relacionados, en los que los componentes pueden reemplazarse por actores sociales o actores comunicativos, como es el caso de las dinámicas de opinión.

La primera posibilidad dentro de una matriz de red, o un grafo, es que un nodo esté sin conexiones y exista como un agente independiente. Esta es la subred más simple, llamada *Singleton*. Dos nodos en relación son una díada y un grupo de tres es llamado tríada. Si todos los nodos en un grupo están conectados entre sí, el fenómeno se denomina *Cliqué*. Cuando una díada configura una triada, y alrededor de esta se empiezan a crear muchas conexiones, ya no se está frente a un *cliqué*, pues muy probablemente cada nodo ya no está conectado entre sí. Un conjunto que esté claramente más interconectado será identificado como un subgrafo (o un subgrupo), denominado clúster. Clúster es un sinónimo para el término comunidad; la generación de comunidades se denomina clusterización.

Desde la perspectiva de los nodos, la importancia de los roles que ellos ejercen suele medirse desde una magnitud conocida como grado, que indica el número de conexiones que suman o abonan en él. En los gráficos dirigidos, los agentes generan, con intención y sentido, sus conexiones. Posteriormente describen dos medidas de grado: grado de entrada (*indegree*) y grado de salida (*outdegree*). El grado de entrada está dado por la cantidad de conexiones que ingresan al nodo, en tanto que el grado de salida, por el número de bordes que se originan desde un nodo hacia otros nodos. La suma de grados de entrada y salida y nos da el grado total para el nodo. Cuando dentro de un clúster uno de los nodos posee el mayor grado y, en consecuencia, el mayor tamaño, a este se le denomina *hub*.

El gran número de conexiones que pueda poseer un *hub* puede determinar para él el grado de centralidad dentro de un *clúster*. La centralidad sirve como una estimación de la importancia de cualquier agente de red en su comunidad, o en el sistema completo. Considérese que aquello que sea estimado como *central*, puede variar según el contexto. Por ejemplo, un nodo puede aparecer central en el grafo, pero al mismo tiempo describir un grado bajo de entrada. Eso caracteriza un particular contraste en las diferentes escalas de descripción de los nodos, razón por la cual, la interpretación de las medidas de centralidad siempre se deja al analista humano.

Finalmente, en la tarea de abordar la estructura de una red como un todo, es necesario hacer referencia al concepto de densidad. Formalmente para el SNA, *densidad* es una estadística que compara la cantidad de aristas que existen en una red contra la cantidad de aristas que podrían existir. La densidad se usa más comúnmente para comparar subredes, especialmente *redes egocéntricas*, esto es, las redes sociales que se tejen alrededor de un

agente social(Sapountzi & Psannis, 2016). Algunos tendrán redes egocéntricas densas, lo que significaría que muchos de sus amigos se conocen entre sí. De otra parte, otros tendrán redes egocéntricas dispersas, lo cual indicaría que probablemente sus amigos no se conocen entre sí.

La densidad mide el porcentaje de posibles bordes en un gráfico. *La conectividad*, también conocida como *cohesión*, mide cómo se distribuyen esos bordes(Börner, Sanyal, & Vespignani, 2007). La conectividad es un recuento de la cantidad mínima de nodos que deberían eliminarse antes de que el gráfico se desconecte; es decir, cuando ya no existe una ruta desde cada nodo a cualquier otro.

3 METODOLOGÍA

3.1 MÉTODO Y MATERIALES

Para la realización del estudio, se empleó la metodología clásica de procesamiento de datos para redes sociales (Congosto, Basanta-Val, & Sanchez-Fernandez, 2017), que define una rutina simple de pasos clave para su implementación técnica: recopilación de datos brutos, organización de los datos en una matriz, procesado algorítmico a estructuras de grafo y, por último, refinamiento estético de la visualización.

Para la recopilación de datos se accedió al *API REST* de la red social digital Twitter (versión 2.0) a través del script GephiStreamer (Matthieu Totet), que permite recopilar en tiempo real determinada cantidad de tweets generados la plataforma. La *API REST* de Twitter permitió recuperar 1500 tweets a la vez, 350 veces en una hora, sobre los tweets que incluían determinadas palabras y/o *hashtags* (por ejemplo, #tema), creados y publicados libremente, por usuarios, identificados a través de un seudónimo (por ejemplo, @usuario).

Para los agentes de mensaje dentro de la plataforma como los *tweets*, *retweets* y respuestas a tweets, los metadatos descargaron información relacional que describe sus movimientos dentro de la plataforma: usuario que lo origina el tweet, usuario que responde a él, hora en que se genera el tweet, el lugar desde donde se envió el mensaje, etc. Adicionalmente, los datos recibidos incluían información registrada automáticamente por la plataforma, datos personales de los usuarios, su género, lugar de residencia, entre otros.

Para los agentes sociales de la plataforma (@usuario) los metadatos entregaron información sobre los mensajes que publicó, los *hashtags* utilizados en sus tweets (#tema), y los tweets en los que se le ha mencionado. Se obtuvo información sobre los usuarios que

mencionaron a otros usuarios, citándolos en los mensajes, así como registros de qué usuario compartió el contenido publicado por otro.

La organización de los datos y su procesado a grafo se realizó a través del software Gephi Versión 0.9.2. La organización de los datos fue realizada automáticamente por el programa y no se manipuló ninguna característica de las tablas. Para el procesado a grafo se aplicaron varios criterios sobre la escala de los nodos, la cual se ordenó de menor a mayor dependiendo de su grado promedio de entrada y salida (un promedio entre el valor *Indegree* y el valor *Outdegree*). Durante el procedimiento de visualización dinámica, se ajustó el programa para que el tamaño de los nodos se reajustara en tiempo real, conforme la matriz de datos era actualizada por el proceso de *streaming* del algoritmo GephiStreaming. El valor mínimo de escala fue 5 y el máximo 80.

La partición de color usada para categorizar visualmente a cada uno de los nodos se ajustó para corresponder con el contenido cada uno tuviera la columna *TwitterType:Tweet, user, media, link o hashtag*. El valor cromático mantiene las gamas preestablecidas dentro del software Gephi.

Para el procesamiento visual del grafo se aplicó el algoritmo de distribución Force-Directed llamado ForceAtlas2, manteniendo todos y cada uno de los siguientes parámetros:

Escalado:	2.0
Gravedad:	1.0
Número de hilos:	7
Influencia del peso de las aristas:	1.0
Tolerancia (Velocidad):	1.0
Aproximación:	1.2

Las capturas de video se realizaron a una resolución de 1920X1080 pixeles por pulgada a 29,9 cuadros por segundo y fueron almacenadas en archivos de extensión MP4 con compresión H.264. Los videos fueron posteriormente editados para conservar únicamente el área donde se desarrollaba el grafo.

3.2 PROCEDIMIENTO

Las capturas de visualización dinámica fueron logradas durante un ejercicio académico de monitoreo de redes, realizado durante la visita oficial que realizó el Papa Francisco Bergoglio a Colombia, los días 6,7,8,9 y 10 de septiembre de 2017. La planificación procedimental estableció la búsqueda de agentes comunicativos (hashtags) que

estuvieran utilizando publicidad paga, o promoción continuada por los canales de agentes sociales (usuarios) y que a través de su acción buscaran directa o indirectamente aumentar el tamaño y la interacción de sus comunidades en la conversación.

La escucha de medios previa arrojó el listado inicial de hashtags preseleccionados a seguir durante los 5 días de estudio incluía 11 agentes comunicativos estos fueron:

#modopapa, #semanafrancisco, #papaencolombia, #papafranciscoencolombia, #papacol, #viajedeesperanza, #dejandohuellaespiritual, #dejandohuellaverde, #bienvenidofrancisco, #lavisitadetodos, #javerianosconelpapa.

El procedimiento mantuvo un protocolo claro sobre ciertas variables operacionales de la aplicación metodológica. Primero, los monitoreos se realizaron por lo general coincidiendo con las apariciones que en televisión pública nacional realizaba el pontífice. Pero por protocolo, la captura de datos inició siempre 30 minutos antes de la primera aparición programada en el día y finalizó una hora después de la última transmisión. El objetivo era obtener datos que sirvieran como grupos de control. Segundo, para optimizar los recursos de hardware y software, las rutinas de descarga se planearon para estar contenidas dentro de una ventana de tiempo/datos que evitara una sobrecarga a los instrumentos. Para contener una captura de datos demasiado extensa en duración, se aceptaría como máximo periodo de tiempo, el requerido para registrar la descarga de 10.000 nodos. Se dispuso un criterio adicional en relación con los agentes comunicativos. Cada vez que la visualización dinámica revelara a aparición espontánea de un agente comunicativo que, con base en algún criterio de análisis de redes sociales resultara relevante, sería agregado al listado de agentes, objeto de observación diaria. Estos agentes descubiertos resultaron muy importantes, pues en la mayoría de los casos, retaron la hegemonía comunicativa de otros agentes que recibían apoyo y promoción, a través de los medios masivos del país. Estos agentes espontáneos incluyeron agentes como *#esunmilagro, #sielpapapregunta, #parquesimonbolivar, #elpapaenmedellin, #graciasfrancisco, #elpapaencartagena, #uribecizaña, #graciaspapafrancisco.*

La captura de la visualización dinámica utilizada en este ejercicio fue realizada el miércoles 6 de septiembre de 2017 a las 4:35 p.m., hora de Colombia; iniciando en el instante en que las imágenes de la televisión pública colombiana mostraban al pontífice avanzando a través de la puerta del avión. La primera entrada de datos a la tabla tuvo como registro *timestamp 2017-09-06 T 21:34:24.485Z*, valor expresado en CUT (*coordinated Universal Time*).

4 ANÁLISIS Y RESULTADOS

4.1 ANÁLISIS DE VISUALIZACIÓN DINÁMICA – SECUENCIA DE IMÁGENES Y SNA

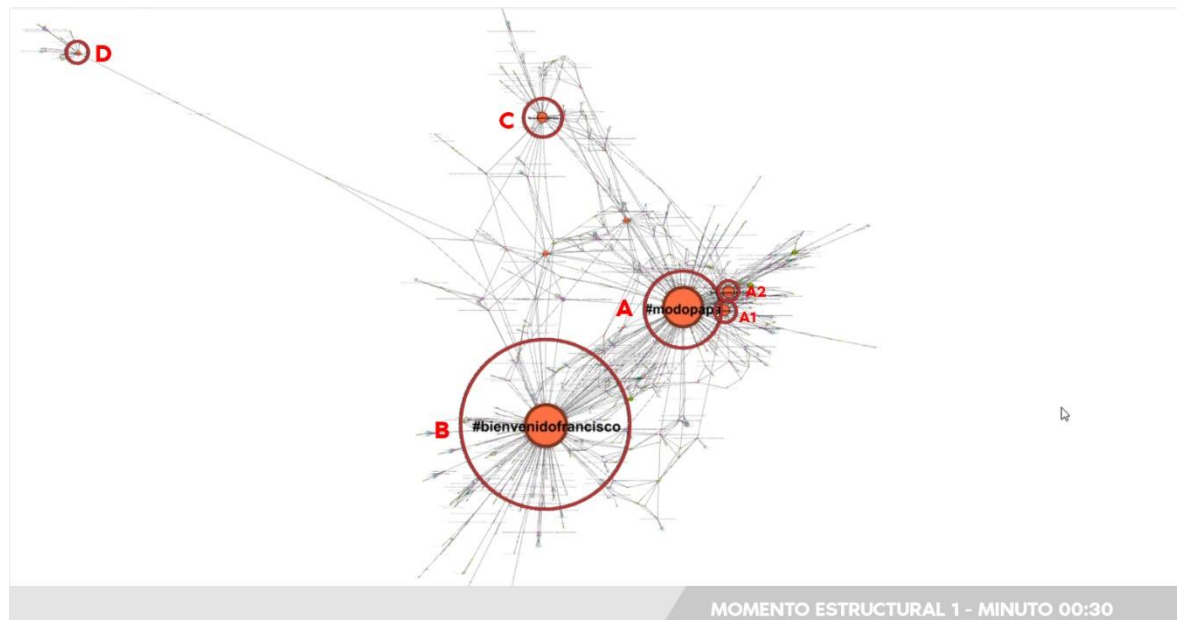


Figura 2. Momento estructural 1 de interacciones dominada por dos agentes principales.

La visualización revela una estructura inicial (momento estructural 1) de interacciones dominada por dos agentes principales caracterizados con los mayores grados de entrada: el primero (A) *#modopapa*, un hashtag introducido por la agencia bogotana de creatividad digital *Inmarcesible* (Agencia Inmarcesible, 2017), en representación de la Conferencia Episcopal Colombiana para adelantar en Twitter acciones publicitarias antes y durante la visita del Pontífice al país. Este agente comunicativo aparece acompañado muy de cerca por (A1) *#elpapacol* y (A2) *#elpapaencolombia*, dos hashtags también introducidos con antelación por agentes sociales de otras campañas publicitarias. La densidad de conexiones entre estos tres agentes revela un alto grado de cohesión comparada con el total de conexiones en el grafo. Los tres han formado un cliqué triangular, con el nivel de centralidad favoreciendo al hub (A) *#modopapa* (ver figura 2).

En contrapeso al clúster de los hashtags (A), (A1) y (A2) emerge un segundo agente tan influyente como ellos, con un grado de entrada observado, mayor al de ellos, pero con una densidad menor de conexiones: es el agente (B) *#BienvenidoFrancisco*; un hashtag promocionado publicitariamente por la Alcaldía de Bogotá y utilizado en sus publicaciones por los principales medios de comunicación del país y del mundo (Instituto Distrital para la

Protección de la Niñez y la Juventud - IDIPRON, 2017). Comparte muchos senderos de conexión con (A) #modopapa, los cuales, sin formar un clúster, han logrado agrupar a un número de agentes no cohesionados que forman una estructura de puente entre (A) y (B).

Otro agente estructurante del grafo es (C) #papaencolombia, que es una versión espontánea sin el artículo “el”, del hashtag original (A2) introducido por el equipo de campaña de la Conferencia Episcopal. El agente (C) se ubica en la parte superior del grafo; dos nodos de puente con regular peso le conectan con los dos clústeres inferiores. Los nodos puente contienen un número moderado de lazos débiles que, como senderos, resultan importantes para definir la estructura general del grafo. La configuración de estos elementos alrededor de (C) están moldeando un agujero estructural en el centro de todo el grafo, el cuál para este momento del tiempo, parece no reducirse.

Un cuarto actor en la estructura es (D) #SiElPapaPregunta. Un hashtag de aparición espontánea, que hila comentarios caracterizados por el humor y la ironía. En ellos, los usuarios hacen apuntes sobre contrastes políticos, sociales y culturales, coyunturales a la visita del Papa. Este agente (D) aparece alejado del centro de la gráfica, apartado en el lado izquierdo y unido por solo dos lazos débiles al resto del sistema. No se observa un clúster importante acompañando a este actor, sin embargo, este sí parece desempeñarse como nodo de puente entre sus conectados y la centralidad del sistema.

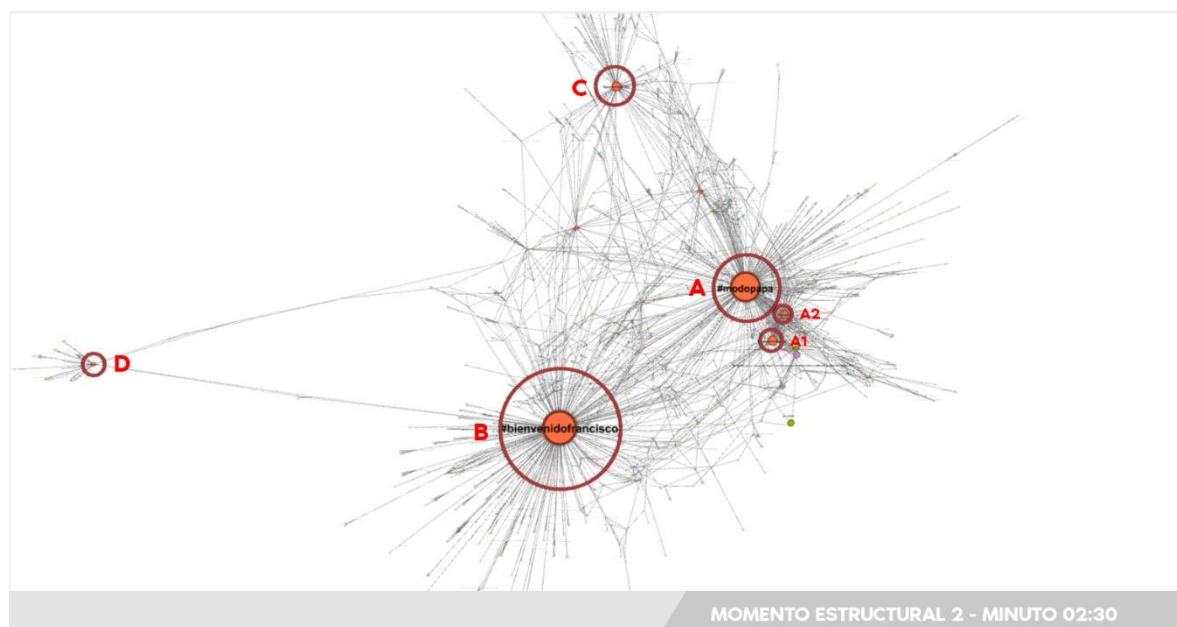


Figura 3. Momento estructural 2 de interacciones.

En un segundo momento de análisis (momento estructural 2), la zona central del grafo antes dominada por el agujero estructural configurado por las conexiones de puente

entre (A) #modopapa, (B) #BienvenidoFrancisco y (C) #papaencolombia, describe un creciente número de conexiones débiles, aumentando también la densidad de nuevos agentes comunicativos. Esas actualizaciones de nodos en el sistema (ver en figura 3) están reflejando un rápido crecimiento de los clústeres inferiores alrededor de los agentes (A) y (B).

Se observa la consolidación de un clúster más cohesionado alrededor de (A) #modopapa, del cual se están desprendiendo dos subgrupos más. El primero de ellos reúne a (A1) y (A2), mientras que el otro está generándose en el sendero que conecta (A) #modopapa con (C) #papaencolombia en la parte superior de la gráfica. (B) #bienvenidofrancisco no ha aumentado de manera observable su cohesión ni su densidad. Una gran parte de los agentes sociales ubicados a su alrededor no registran interacción entre ellos, es decir, se encuentran ubicados en la proximidad, pero no están conectados.

Hay un sostenido aumento de las conexiones cercanas a los agentes (A1) #elpapaencolombia y (A2) #elpapacol; la cohesión y la densidad aumentan entre ellos y cada vez es más visible cómo esta comunidad tiende a crear su propia distribución, alejándose con esto de (A) #modopapa. El agente (D) #SielPapaPregunta ha aumentado ligeramente el número de agentes con los que ha establecido una pequeña comunidad, pero para este punto del análisis, el Hashtag sigue comportándose más como un nodo de puente, que como el hub de un clúster.

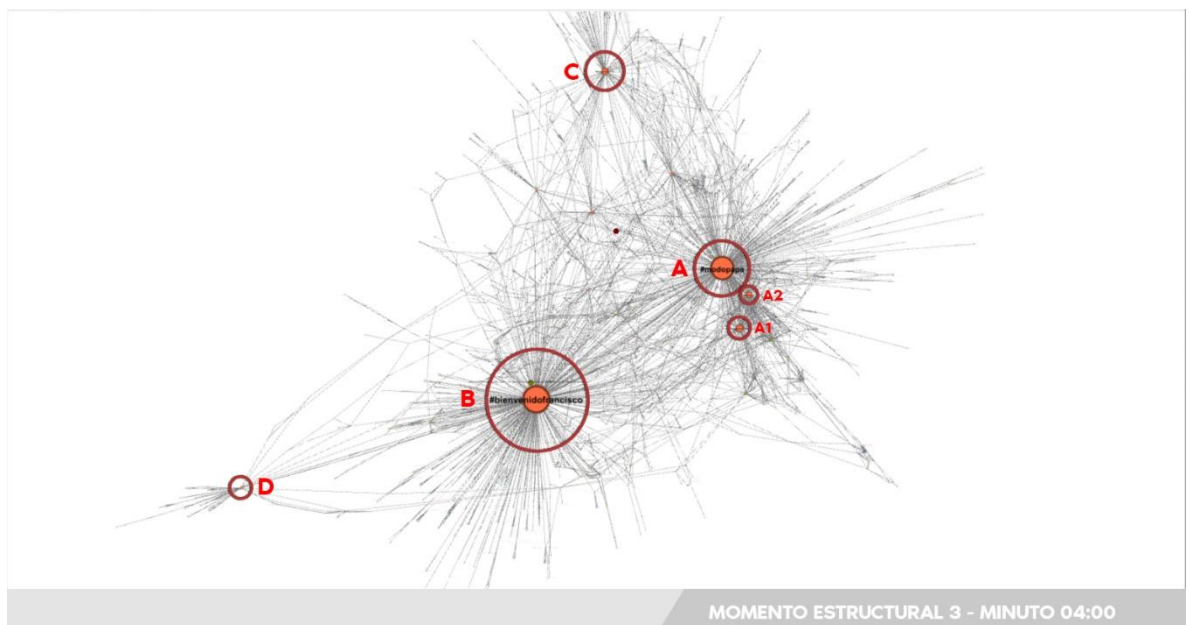


Figura 4. Momento estructural 3 de interacciones.

En la última observación comparativa (momento estructural 3) resalta la nueva topología del centro del grafo, un espacio con mayor densidad de conexiones y agentes que,

aunque profusa, no consiguen conformar un clúster o resolver un hub. El agujero estructural se ha reducido y lo ha hecho hacia la parte superior del grafo, creando un aislamiento entre (C) #papaencolombia y el resto de los agentes. Además de su margen espacial, (C) parece haber pausado su crecimiento tanto en el número de conexiones con el sistema, como en su tasa de adopción de nuevos agentes (ver figura 4).

El sistema ha confirmado un punto de estabilidad estructural; el movimiento de los cuatro actores principales sugiere haberse detenido, exceptuando el del agente (D) #SielPapaPregunta, el cual, aunque no ha logrado sumar agentes a su clúster con la misma velocidad que los otros hubs, si ha creado un número mayor de conexiones distantes a lo largo de toda la gráfica. Su número creciente de número de lazos débiles lo ha empezado a unir con todas las zonas neurálgicas de la gráfica y, en un resumen transversal de los tres momentos, podemos afirmar que es el agente que más lejos se ha desplazado en distancia, durante toda la secuencia.

4.2 ANÁLISIS DE VISUALIZACIÓN DINÁMICA – ANIMACIÓN ANALIZADA DE MOVIMIENTO A PARTIR DE LOS DESCRIPTORES MAGNÉTICOS PROPUESTOS

Desde el inicio de la visualización, tres actores magnéticos de la red se establecen en los puntos de referencia cartesiana de un triángulo. (A) #modopapa, (B) #bienvenidofrancisco y (C) #papaencolombia. Los dos primeros agentes (A) y (B) muestran un grado de entrada concordante con el campo magnético aportado de manera externa por dos campañas publicitarias y comunicativas distintas. Mientras que, por contraste, el agente (C) se caracteriza por un menor grado, luego, por una menor escala. Este agente, sin el apoyo de un campo magnético externo, demuestra una tendencia sensible hacia el movimiento inestable en sentido repulsivo; muestra dirección claramente contraria en relación a los agentes (A) y (B).

Considérese que el comportamiento inestable del agente (C) #papaencolombia en términos de sentido, dirección y velocidad, está indicando que una temperatura importante le está siendo aplicada, pues es esa la causa de los picos de entropía y azar que se observan en los descriptores magnéticos. La descripción de estas fluctuaciones no puede ser explicada por el efecto del reducido número de conexiones que posee. Otra explicación debe ser requerida.

Se aborda la hipótesis de que sí hay un campo magnético afectando a campo magnético (C) #papaencolombia, y es el mismo que poseen externamente (A), (A1) y (A2);

La justificación a esta afirmación reside en que la constricción sintáctica del hashtag (C) #papaencolombia, es casi la misma que la del hashtag (A1) #elpapaencolombia. EL agente (C) eliminó el artículo masculino “EL” en su construcción. Para analizar cómo esto impacta en el comportamiento de (C), se debe retomar el concepto de temperatura social y su relación con la entropía y la estocástica. Es muy probable que el hashtag (C) apareciera en parte, por ser una versión más corta de (A1) #elpapaencolombia. Recordemos que esta visualización analizada se capturó en el momento exacto en el que el Pontífice inició su descenso por la escalera del avión que lo trajo a Colombia. La información descargada de Twitter narra cómo se vivió la conversación en ese momento, cuando cientos o miles de agentes comparten opiniones sobre las emociones que despiertan las imágenes transmitidas por la televisión.

Aunque (A1) #elpapaencolombia se apoyó en propagación publicitaria, y aunque muchos agentes sociales estuvieron expuestos a su influencia directa, un buen grupo de ellos escogieron no escribir “Elpapa” sino “Papa” como una expresión más corta y directa de la misma idea. Dos letras fueron la diferencia necesaria para modelar un tercio completo de la red.

Es particular observar la velocidad con la que los nodos introducidos en las actualizaciones toman dirección hacia los tres nodos principales. Hacia dónde se dirige y con qué aceleración lo hace coincide con la fuerza magnética que posee el agente atractor que les envía la pulsión. Los nodos atraídos directamente a los agentes (A), (B) (C) y (D) describen una violenta aceleración, y de manera contraria, los nodos que van a ubicarse en posiciones alejadas de sus campos de fuerza presentan una tasa de desaceleración creciente. La aceleración de los movimientos de los agentes es inversamente proporcional a la distancia final de su ubicación. Esto explica el comportamiento del movimiento para nodos que se convierten en puentes, como los que están conectando al agente (C) con los otros hubs principales (A) y (B).

Durante la evolución de la estructura, los nodos puente entre los hubs principales no consiguen configurar su propia zona magnética atractora. La explicación para este comportamiento es la misma que se aplicó para la aceleración y desaceleración. Considérese que la ubicación de los nodos representa una expresión del balance energético de todos los agentes conectados. Una ubicación final, en la que los agentes ya no se mueven, señala la aparición de puntos de balances de la energía existente en el sistema.

El progresivo aumento de agentes conectados a los hubs (A) y (B) coincide con que muchos de estos agentes intentan seguir una trayectoria independiente hacia las zonas libres del grafo. Para (A) #modopapa se intenta tomar dirección de tracción hacia el costado superior izquierdo y para (B) #bienvenidofrancisco, hacia la parte inferior izquierda. Esto está evitando que cualquiera de los dos agentes consiga una masa de cohesión magnética dominante. Puede que las zonas de influencia de cada uno se estén ampliando, y en un acto de repulsión magnética, estén alejándose la una de la otra.

5 DISCUSIÓN

5.1 SOBRE EL ANÁLISIS DE VISUALIZACIÓN DINÁMICA BASADO EN VISUALIZACIÓN YUXTAPUESTA Y SNA

Este método demostró a lo largo de sus tres etapas por qué es el más comúnmente utilizado en dentro de la articulación de literatura científica en muchos ámbitos incluyendo al de la comunicación (Beck et al., 2014). Su técnica de análisis de ventanas de tiempo resultó muy eficiente pues permitió extender el tiempo de observación y sumar profundidad a los análisis.

En principio, los criterios de división estructural dependían de una apreciación sobre la topografía de la red en el tiempo, concepto que resultó relativo, ya que la estructura general de la red se estableció con claridad a los 30 segundos de iniciado el proceso y mantuvo la misma topología estructural básica hasta el final. Para resolver la ambigüedad, se aplicó una técnica de selección análoga con los momentos narrativos clásicos del cuento en la literatura: introducción, nudo y desenlace. Para cada momento se asignó una ventana y se tomó una imagen del último cuadro de video de cada ventana. La discreción con la que debimos congelar las imágenes penduló entre la importancia de la referencia visual y la importancia de la referencia narrativa.

Tres imágenes que resumían momentos de forma y narrativa fueron suficientes para describir la evolución de la red. Como se mencionó anteriormente, reducir la cantidad de gráficas permitió aumentar el tiempo de observación, consiguiendo un mayor detenimiento en el análisis de los descriptores. No obstante, esa ventaja contrastaba con el hecho de que la secuencia no revelaba cambios drásticos en la en la estructura. Así, el análisis de la imagen uno y dos, habían empezado a agotar las descripciones sobre el carácter de las dinámicas, y conforme avanzaba el análisis, apenas se llegaba a confirmaciones.

El empleo de la visualización yuxtapuesta demostró también la manera en que este método favorece la eficiencia de la *confección relato de red* y la exposición de sus estados. La descripción de las categorías sustentó cada afirmación desde lo visible y comprobable en el gráfico.

5.2 SOBRE EL ANÁLISIS DE VISUALIZACIÓN DINÁMICA BASADA EN ANIMACIÓN DE MOVIMIENTO SOBRE PARADIGMAS MAGNÉTICOS

Los descriptores magnéticos empleados en este estudio, y en general los elementos del paradigma magnético, se encargaron, a lo largo del desarrollo del video, de darle sentido tanto a los movimientos como a las estructuras de red. La familiaridad con la que la animación puede ser traducida al lenguaje de los descriptores hizo que fuera muy sencillo señalar dónde y cómo se estaban formando las comunidades y poder describirlas en asocio al concepto transversal de fuerza.

La fluidez del lenguaje visual del movimiento amplificó la capacidad de entendimiento sobre las complejidades del sistema. La utilización del video y de los nuevos descriptores permitieron al análisis visual detectar comportamientos y patrones escondidos en el movimiento. Sin embargo, la carga cognitiva y de atención resultó ser muy alta para el analista de la dinámica de red, ya que las tendencias de concentración durante la observación fueron extremadamente variables. Se realizaron múltiples sesiones de observación en las que la atención recayó repetidamente sólo en los elementos que se desplazaban, de suerte tal que en una fase ulterior se debieron realizar sesiones para revisar el todo en su conjunto.

Uno de los recursos de análisis más importantes fueron los descriptores de temperatura y entropía, pues los marcos teóricos revisados se convertían, dentro del video, en indicadores visuales muy claros. La idea de los campos magnéticos requirió tener conocimiento previo de la situación medioambiental comunicativa en función de la relación de los agentes comunicativos con las marcas. Esa información ayudó a interpretar las emergencias que hacían explícita su existencia.

6 CONCLUSIONES

El momento coyuntural de los oficios comunicativos propicia que investigaciones como la acá reseñada surjan y comiencen a trazar rutas y modelos ajustados a una realidad en la que las interacciones sociales en el contexto de las comunicaciones se ven permeadas

por fenómenos que pueden ser leídos y abordados desde la la sociofísica, la econofísica, la psicología social, las ciencias complejas, y otros dominios.

La publicidad, que ya empieza a construirse con fuerza sobre las tareas automatizadas por algoritmos, debe aprender a gobernarlos y a pensarlos. Esta investigación muestra que al entender la lógica de construcción de las rutinas de procesamiento de un algoritmo es posible identificar patrones de comportamiento de usuarios y consumidores, lo que lleva a proponer una perspectiva de pensamiento que eleve la discusión del cómo al para qué.

Ante la emergencia de las nuevas dinámicas sociales que surgen por la velocidad a la que avanza el desarrollo tecnológico, la publicidad, como dominio, puede advertir una deuda en el sentido de tener que plantear sus principios y su propia teoría, para así operar en los contextos actuales y de futuro y, adicionalmente, dialogar con otros ámbitos, incluyendo dominios específicos de la ciencia. Es ese un camino plausible para adentrarse en los terrenos de las ciencias de la complejidad, en donde episodios como el de la sociofísica o la econofísica (Rickle, 2007) seguirán repitiéndose; pero para eso es necesario tener una moneda de intercambio para tejer puentes entre acciones comunicativas y modelos de investigación aplicada. El ejercicio de análisis realizado en esta investigación muestra que las comunicaciones estratégicas deben dialogar con el abordaje y entendimiento de fenómenos y principios que no son justamente ajenos a los propósitos de anunciantes, comunicadores y publicistas, donde una necesidad de apropiación de nociones debe ser imperiosa de cara a interconectar intereses, unos de orden científico, otros de orden puramente pragmático.

REFERENCIAS

Archambault, D., & Purchase, H. C. (2016). Can animation support the visualisation of dynamic graphs? *Information Sciences*, 330, 495–509. <https://doi.org/10.1016/j.ins.2015.04.017>

Bach, B., Pietriga, E., & Fekete, J. D. (2013). Graphdiaries: Animated transitions and temporal navigation for dynamic networks. *IEEE transactions on visualization and computer graphics*, 20(5), 740-754. DOI: [10.1109/TVCG.2013.254](https://doi.org/10.1109/TVCG.2013.254)

Beck, F., Burch, M., Diehl, S., & Weiskopf, D. (2014). The State of the Art in Visualizing Dynamic Graphs. *Proceedings State of the Art Reports (STARs)*, 83–103. <https://doi.org/10.2312/eurovisstar.20141174>

Börner, K., Sanyal, S., & Vespignani, A. (2007). Network science. *Annual Review of Information Science and Technology*, 41(1), 537–607. <https://doi.org/10.1002/aris.2007.1440410119>

Brandes, U., & Wagner, D. (2004). Analysis and visualization of social networks. *Graph Drawing Software*, 1–20. https://doi.org/10.1007/3-540-45848-4_47

Cannas, S. (2010). El modelo de Ising. *Curso de Mecánica Estadística*, 253, 1–13.

Che, L. (2015). Laplacian-based Dynamic Graph Visualization. *PacificVis 15*, 69–73.

Christakis, N., & Fowler, J. (2013). Social contagion theory: Examining dynamic social networks and human behavior. *Statistics in Medicine*, 32(4), 1–32. <https://doi.org/10.1002/sim.5408.Social>

Cogan, P., Andrews, M., Bradonjic, M., Kennedy, W. S., Sala, A., & Tucci, G. (2012). Reconstruction and analysis of Twitter conversation graphs. *Proceedings of the First ACM International Workshop on Hot Topics on Interdisciplinary Social Networks Research - HotSocial '12*, 25–31. <https://doi.org/10.1145/2392622.2392626>

Congosto, M., Basanta-Val, P., & Sanchez-Fernandez, L. (2017). T-Hoarder: A framework to process Twitter data streams. *Journal of Network and Computer Applications*, 83(December 2016), 28–39. <https://doi.org/10.1016/j.jnca.2017.01.029>

Crnovrsanin, T., Chu, J., & Ma, K. L. (2015). An incremental layout method for visualizing online dynamic graphs. *Lecture Notes in Computer Science (Including Subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics)*, 9411(1), 16–29. https://doi.org/10.1007/978-3-319-27261-0_2

Ding, Y. (2011). Community detection: Topological vs. topical. *Journal of Informetrics*, 5(4), 498–514. <https://doi.org/10.1016/j.joi.2011.02.006>

Doreian, P., Kapuscinski, R., Krackhardt, D., & Szczypula, J. (1996). A brief history of balance through time. *The Journal of Mathematical Sociology*. <https://doi.org/10.1080/0022250X.1996.9990176>

Freeman, L. (2004). *The development of social network analysis*. Retrieved from

http://www.researchgate.net/profile/Linton_Freeman/publication/239228599_The_Development_of_Social_Network_Analysis/links/54415c650cf2e6f0c0f616a8.pdf

Fruchterman, T., & Reingold, E. (1991). Graph drawing by force directed placement. *Software: Practice and Experience*, 21(NOVEMBER), 1129–1164. <https://doi.org/10.1002/spe.4380211102>

Gaglio, S., Lo Re, G., & Morana, M. (2016). A framework for real-time Twitter data analysis. *Computer Communications*, 73, 236–242. <https://doi.org/10.1016/j.comcom.2015.09.021>

Galam, S. (2004). Sociophysics: A personal testimony. *Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications*, 336(1–2), 49–55. <https://doi.org/10.1016/j.physa.2004.01.009>

Giddens, A., & Sutton, P. W. (2017). *Conceitos essenciais da sociologia*. SciELO-Editora UNESP.

Grabowski, A., & Kosiński, R. A. (2006). Ising-based model of opinion formation in a complex network of interpersonal interactions. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 361(2), 651–664. <https://doi.org/10.1016/j.physa.2005.06.102>

Gwizdalla, T. M. (2008). Gallagher index for sociophysical models. *Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications*, 387(12), 2937–2951. <https://doi.org/10.1016/j.physa.2008.01.028>

Jacomy, M., Heymann, S., Venturini, T., & Bastian, M. (2011). Force Atlas 2, a graph layout algorithm for handy network visualization. ... [Http://Www.Medialab.Sciences-Po.Fr/](http://Www.Medialab.Sciences-Po.Fr/) ..., 1–21. Retrieved from <http://scholar.google.com/scholar?hl=en&btnG=Search&q=intitle:ForceAtlas2+,+A+Graph+Layout+Algorithm+for+Handy+Network+Visualization#0>

Khan, B. S., & Niazi, M. A. (2017). Network Community Detection: A Review and Visual Survey. *arXiv Preprint arXiv:1708.00977*, 117(7), 1407–1425. <https://doi.org/10.1108/IMDS-09-2016-0408>

Khan, N., Yaqoob, I., Abaker, I., Hashem, T., Inayat, Z., Kamaleldin, W., ... Gani, A. (2014). Big Data : Survey , Technologies , Opportunities , and Challenges, 2014.

Kobourov, S. G. (2012). Spring Embedders and Force Directed Graph Drawing Algorithms, 1–23. Retrieved from <http://arxiv.org/abs/1201.3011>

Leonardi, S., Anagnostopoulos, A., Łącki, J., Lattanzi, S., & Mahdian, M. (2016). Community Detection on Evolving Graphs. *Nips*, (Nips), 3522–3530.

Moody, J., McFarland, D. A., & Bender-demoll, S. (2005). Dynamic Network Visualization. *American Journal of Sociology*, 110(4), 1206–1241. <https://doi.org/10.1086/421509>

Moore, R. (1999). The Ising Model. *University of Texas*, 1–27. <https://doi.org/10.1017/CBO9780511804052.010>

Noack, A. (2007). Unified Quality Measures for Clusterings , Layouts , and Orderings of Graphs , and Their Application as Software Design Criteria, (April 1976).

Powell, W. W., White, D. R., Koput, K. W., Smith, J. O., & Owen-smith, J. (2016). Network Dynamics and Field Evolution : The Growth of Interorganizational Collaboration in the Life Sciences 1. *American Journal of Sociology*, 110(4), 1132–1205. <https://doi.org/10.1086/421508>

Rickles, D. (2007). *Econophysics for philosophers. Studies in History and Philosophy of Science Part B: Studies in History and Philosophy of Modern Physics* (Vol. 38). <https://doi.org/10.1016/j.shpsb.2007.01.003>

Sapountzi, A., & Psannis, K. E. (2016). Social networking data analysis tools & challenges. *Future Generation Computer Systems*. <https://doi.org/10.1016/j.future.2016.10.019>

Sazama, P. J. (2015). An Overview of Visualizing Dynamic Graphs, 1–13.

Selinger, J. V. (2016). Introduction to the Theory of Soft Matter: From Ideal Gases to Liquid Crystals. In *Introduction to the Theory of Soft Matter* (pp. 7–25). Springer International Publishing. <https://doi.org/10.1007/978-3-319-21054-4>

Shneiderman, B., & Aris, A. (2006). Network Visualization by Meaningful Substrates, 12(5), 733–740. <https://doi.org/10.1109/TVCG.2006.166>

Stauffer, D. (2002). Sociophysics: The Sznajd model and its applications. *Computer Physics Communications*, 146(1), 93–98. [https://doi.org/10.1016/S0010-4655\(02\)00439-3](https://doi.org/10.1016/S0010-4655(02)00439-3)

Sznajd-Weron, K. (2005). Sznajd model and its applications. *Acta Physica Polonica B*, 36(8), 2537–2547.

Sznajd-Weron, K., & Weron, R. (2003). How effective is advertising in duopoly markets? *Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications*, 324(1–2), 437–444. [https://doi.org/10.1016/S0378-4371\(02\)01904-0](https://doi.org/10.1016/S0378-4371(02)01904-0)

Wang, V., & Tucker, J. V. (2016). Phatic systems in digital society. *Technology in Society*, 46, 140–148. <https://doi.org/10.1016/j.techsoc.2016.06.002>

Wolfe, A. W. (1997). Social Network Analysis: Methods and Applications. *American Ethnologist*, 24(1), 219–220. <https://doi.org/10.1525/ae.1997.24.1.219>

Zhou, H., Li, J., Li, J., Zhang, F., & Cui, Y. (2017). A graph clustering method for community detection in complex networks. *Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications*, 469, 551–562. <https://doi.org/10.1016/j.physa.2016.11.015>