

Twitter: la construcción de un corpus de trabajo.

David Taraborrelli y Juan Pablo Sokil.

Cita:

David Taraborrelli y Juan Pablo Sokil (2021). *Twitter: la construcción de un corpus de trabajo*. XIV Jornadas de Sociología. Facultad de Ciencias Sociales, Universidad de Buenos Aires, Buenos Aires.

Dirección estable: <https://www.aacademica.org/000-074/59>

Autores: Juan Pablo Sokil (IIGG, UBA), David Taraborrelli (IIGG, UBA).

Título: Identificación automática de comunidades y su aplicación en eventos políticos en Twitter.

Eje temático: 1 - Filosofía, Teoría, Epistemología, Metodología

Mesa: 254 - Ciencias sociales computacionales y big data.

Resumen:

El objetivo de este trabajo es explorar y describir los usos posibles de las técnicas de identificación automática de comunidades en redes sociales. Para ello aplicaremos dichas tecnologías en una base de datos de enunciados que circularon en Twitter durante el evento mediático de apertura de sesiones legislativas del Congreso Argentino en el año 2020. Específicamente, buscaremos exponer dos tipos de modos de aplicar las técnicas mencionadas. En primer lugar, identificaremos los principales colectivos que participaron de la discusión en la red social, destacando así a los principales enunciadores, sus redes de replicadores y las estrategias enunciativas desplegadas. En segundo lugar, aplicaremos la detección de comunidades para analizar el contenido de los tweets referidos al evento en cuestión y definir una red de coocurrencias de los hashtags más utilizados. De este modo intentaremos problematizar los usos de tecnologías computacionales de análisis de grandes datos en los procesos de hipermediatización de las sociedades contemporáneas¹.

Palabras claves: Ciencias Sociales Computacionales, Twitter, Identificación de Comunidades, Hipermediatización.

¹ Esta investigación forma parte del proyecto de investigación UBACYT “La mediatización en el entretendido de los vínculos sociales. Cambios en la circulación del sentido a partir de la nueva mediatización de individuos, colectivos, medios e instituciones en la sociedad contemporánea” dirigido por Mario Carlón (IIGG, UBA) y del cual los autores de la presente ponencia formamos parte.

1 – Introducción.

En los últimos años las redes sociales y los discursos que circulan en las mismas han adquirido una relevancia significativa en los estudios sobre procesos de hipermediatización. Eliseo Verón caracterizó a la sociedad posmoderna como mediatizada al observar que “comienza a estallar la frontera entre lo real de la sociedad y sus representaciones” (Verón, 1984: 14). Hace tiempo los medios no sólo se caracterizan como dispositivos reproductores de lo ‘real’ sino que también son productores de sentido. En los últimos 20 años, en relación directa con la crisis de los medios masivos tradicionales (Carlón y Scolari, 2009), se sumó la producción de sentido en las redes sociales.

Es así que, hoy en día, los individuos han ganado importancia como enunciadores mediáticos. Haciendo uso de las nuevas tecnologías y del espacio digital, producen y ponen en circulación sus discursos e ideas. Siguiendo a Carlón (2016): “... la presencia de estos dos sistemas caracteriza a la sociedad contemporánea hipermediatizada en lo que es una nueva fase de la mediatización de la vida social, en la que producto del ascenso de los sujetos en la historia de la mediatización todos pueden publicar lo que desean a través de medios “personales” en las redes sociales” (párr. 4). En ese sentido, estudiar las dinámicas de circulación de discursos en las redes sociales mediáticas se vuelve una tarea imprescindible para conocer la producción y reproducción de la cultura contemporánea.

Ahora bien, los enunciadores pueden ser individuales o funcionar en niveles de agregado, es decir, en colectivos. A su vez, estos colectivos son estudiados desde distintos enfoques por las ciencias sociales, por ejemplo: el estudio sobre la predicción de la orientación política de los usuarios de redes sociales según la orientación política de los contenidos informativos que comparten (Bond y Messing, 2015; Vilares Calvo, 2014). También están los estudios de movimientos de protestas sociales o el análisis de los efectos de los debates políticos que se transmiten en medios de comunicación tradicionales (Calvo y Aruguete, 2016; Barberá y otros, 2015; Llewellyn y Cram, 2016). Por otra parte, figuran los que indagan en las características de la opinión pública, el caso más representativo es el fenómeno de la polarización (Boxell, Gentzkow y Shapiro, 2017; Clerici, Cruz y Goyburu, 2017; Smith, et al, 2014; Barberá, 2014). Además, en los últimos años han crecido mucho los trabajos relacionados con los grupos de bots o trolls (Amnistía Internacional, 2018; Frente Renovador, 2018; Rheault y Musulan, 2019). Por

último, están los trabajos que se interesan por los fenómenos discursivos y los colectivos de enunciación partiendo de la relación entre las redes sociales mediáticas y los medios de comunicación tradicionales (Carlón, 2019).

Muchas de las investigaciones mencionadas utilizan el análisis de redes sociales y técnicas computacionales de identificación de comunidades para caracterizar a los grupos de pertenencia de los enunciadores o para analizar el contenido de los numerosos discursos circulantes. Por ello, en este trabajo nos proponemos explorar y describir dos usos posibles de las técnicas de identificación automática de comunidades en la red social Twitter. Para ello utilizaremos un corpus de tweets construido en base al evento mediático de apertura de sesiones ordinarias del Congreso de la Nación Argentina en el año 2020.

En primer lugar, identificaremos los principales colectivos que participaron de la discusión en la red social, destacando así a los principales enunciadores, sus redes de replicadores y las estrategias enunciativas desplegadas. En segundo lugar, aplicaremos la detección de comunidades para analizar el contenido de los tweets referidos al evento en cuestión y definir una red de coincidencia de los hashtags más utilizados. Por último, usaremos las comunidades para analizar las redes de seguidores de los usuarios que participaron comunicacionalmente del evento mediático.

Optamos por estudiar las técnicas de identificación de comunidades en Twitter, ya que esta es una red social donde las discusiones que allí ocurren son abiertas, mayoritariamente no privadas, y donde prima el aquí y ahora. Para el año 2019 cuenta con 330 millones de usuarios activos (Twitter, 2019) que publican más de 500 millones de tweets por día. En Argentina, es la tercera red social más utilizada con casi 12 millones de usuarios (SINCA, 2017), al tiempo que es considerada como la más politizada en sus contenidos y debates (Duggan y Smith, 2016). Esto último también se expone en el trabajo “Congreso nacional: legisladores y legisladoras en las redes sociales”² producido por el Instituto de la Democracia y Elecciones, en dicho informe se muestra que el 96% de los senadores que tienen cuentas de redes sociales utilizan Twitter.

² Disponible en: <http://idemoe.org/wp-content/uploads/2017/04/INFORME-IDEMOE-Senadores-Argentina-en-Redes-Sociales.compressed.pdf>

2 - Corpus y metodología.

2.1 – Corpus.

Para alcanzar el objetivo propuesto desarrollamos un enfoque cuantitativo apoyado en el análisis de redes sociales y lo aplicamos sobre una muestra aleatoria de los enunciados circulantes en Twitter entre el 1/3/2020 a las 9hs y el 2/3/2020 a las 23:59hs. Utilizamos palabras claves seleccionadas en una exploración cualitativa de los principales medios de comunicación nacionales y redes sociales, acerca del discurso de apertura de sesiones ordinarias del Congreso de la Nación Argentina. Dicha lista de términos fue utilizada como filtro para acceder a los servicios de Twitter “Stream API” y “API Search”³.

El resultado del relevamiento automático fue una matriz de datos con 940594 filas (tweets) y 90 columnas. Removimos 118997 filas que no estaban en español, quedando un corpus de 821597 tweets, de los cuales 161517, el 20%, son tweets originales y 660080, un 80%, son retweets. Para nuestro caso de estudio tendremos en cuenta solamente a los retweets, ya que en el marco de la estructura de esta red social (Kwak et al, 2010) representan un elemento de interacción entre usuarios caracterizada por ser una cita/referencia sin modificación alguna. Además, con la finalidad de hacer viable el análisis de un gran volumen de datos, seleccionamos los registros de usuarios que hayan participado al menos tres veces en la conversación sobre el evento.

2.2 – Comunidades.

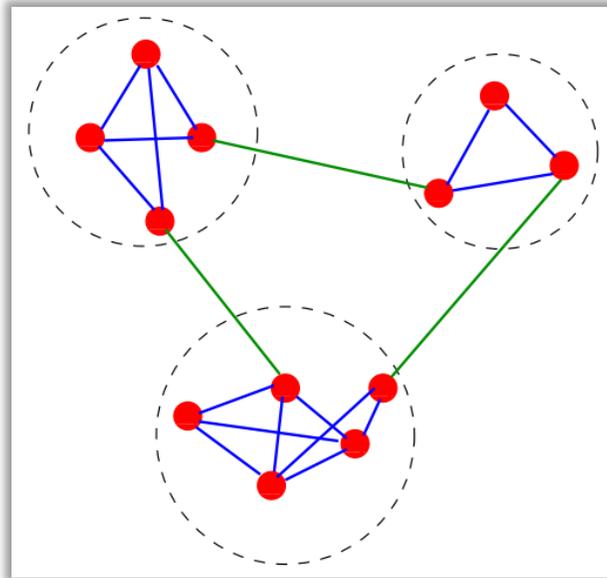
En el análisis de redes sociales el dato central son las relaciones entre entidades, modeladas a partir de los atributos de los nodos y de los enlaces entre los nodos (Sanchez Balmaseda, 2002). Algunas de las propiedades de los nodos pueden ser resultado de sus enlaces, es decir, del conjunto de relaciones que establece con su entorno, este es el caso de la comunidad de pertenencia. Cuando trabajamos con redes complejas y de gran volumen, como el caso de estudio elegido, se vuelven muy útiles las herramientas de análisis computacional para identificar la pertenencia de un nodo a una comunidad. Por ello, utilizaremos algoritmos para identificar comunidades y visualizar las redes de enunciadores y las redes de contenidos.

Ahora bien, una comunidad es entendida desde el análisis de redes sociales como un subgrupo de nodos que mantienen una alta concentración de enlaces entre si y pocos

³ La lista de términos de búsqueda utilizados está disponible en final de este informe en apartado *anexo*.

enlaces con el resto de la red (Fortunato, 2010). En el gráfico n°1 presentamos un ejemplo esquemático de una estructura de red con comunidades bien definidas.

Gráfico n°1: Grafo con tres comunidades claramente definidas.



Fuente: Fortunato (2010, p. 2)

Con el objeto de realizar el análisis que nos proponemos, es necesario definir qué clase de entidad serán los nodos y cuáles serán sus relaciones. Una vez definida la estructura de la red aplicaremos algoritmos para que identifiquen, partiendo de los enlaces, las comunidades de pertenencia de cada uno de los nodos.

En ese sentido, Kovács y otros (2010) encontraron 129 métodos distintos para detectar comunidades. En general, los procedimientos constan de dividir el grafo original en un conjunto de sub-grafos y evaluar el una función que determine la calidad de la división realizada. En este caso trabajaremos con el algoritmo *random walks* propuesto por Pons y Latapy (2005). La idea de fondo de dicho método es que las caminatas cortas y aleatorias que parten de cada nodo tienden a permanecer en la misma comunidad. Las razones de esta elección son dos, por un lado, este es el método más utilizado para identificar comunidades en redes de Twitter, por ejemplo en Argentina están los casos de Calvo (2015), Calvo y Aruguete (2016) y Calvo, Dunford, y Lund (2016). En segundo lugar, Lancichinetti y Fortunato (2009) y de Sousa y Zhao (2014) evaluaron y compararon los algoritmos de detección de comunidades y concluyeron que el algoritmo *Walktrap* basado

en *randoms walks*⁴ fue el de mejor desempeño en grandes redes considerando la calidad y velocidad.

Además de utilizar el método de identificación de comunidades en grafos, en este trabajo también visualizaremos las redes en cuestión, para ello utilizamos un algoritmo de presentación visual en dos dimensiones propuesto por Fruchterman y Reingold (1991). Dicho método se basa en la idea de fuerza directa, es decir, cuantas más relaciones existan entre los nodos más cercanos estarán. Por ejemplo, en el caso de la red de enunciadores en Twitter, la intensidad de la circulación de retweets opera como la fuerza de gravedad para distribuir los nodos en el plano. Es cierto que este método es costoso en términos computacionales pero sus resultados colaboran con la distinción visual de las comunidades, por eso lo elegimos.

Para implementar los algoritmos seleccionados utilizamos la librería Igraph en el entorno de desarrollo RStudio. Además, en el caso de la identificación de comunidades, es necesario definir el parámetro que indique la distancia del camino aleatorio medida en cantidad de pasos (saltos), en este caso utilizamos el valor por defecto, cuatro pasos. Esta decisión se basa en el hecho de que cuantos más largos son los caminos se identifican menos comunidades, sin embargo caminos más largos implican usar más recursos computacionales, en términos de memoria y procesamiento. Por ello, el valor por defecto resulta adecuado para los recursos computacionales disponibles y tipo de estudio exploratorio que estamos realizando.

3 – Resultados.

A continuación presentamos dos apartados en los que hacemos diferentes usos de las herramientas computacionales descritas.

3.1 – Comunidades de enunciadores.

En este apartado del análisis construimos una red en la que los nodos representan a los usuarios de Twitter y los enlaces representan a los retweets, es decir, cada vez que un usuario pone a circular un enunciado de otro, establecemos una relación entre ambos. El

⁴ Puede ver un ejemplo de caminos aleatorios en esta imagen animada:

https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Random_walk_25000.gif

Se puede ver un ejemplo interactivo en: <https://observablehq.com/@d3/force-directed-graph>

Más información en: https://en.wikipedia.org/wiki/Force-directed_graph_drawing

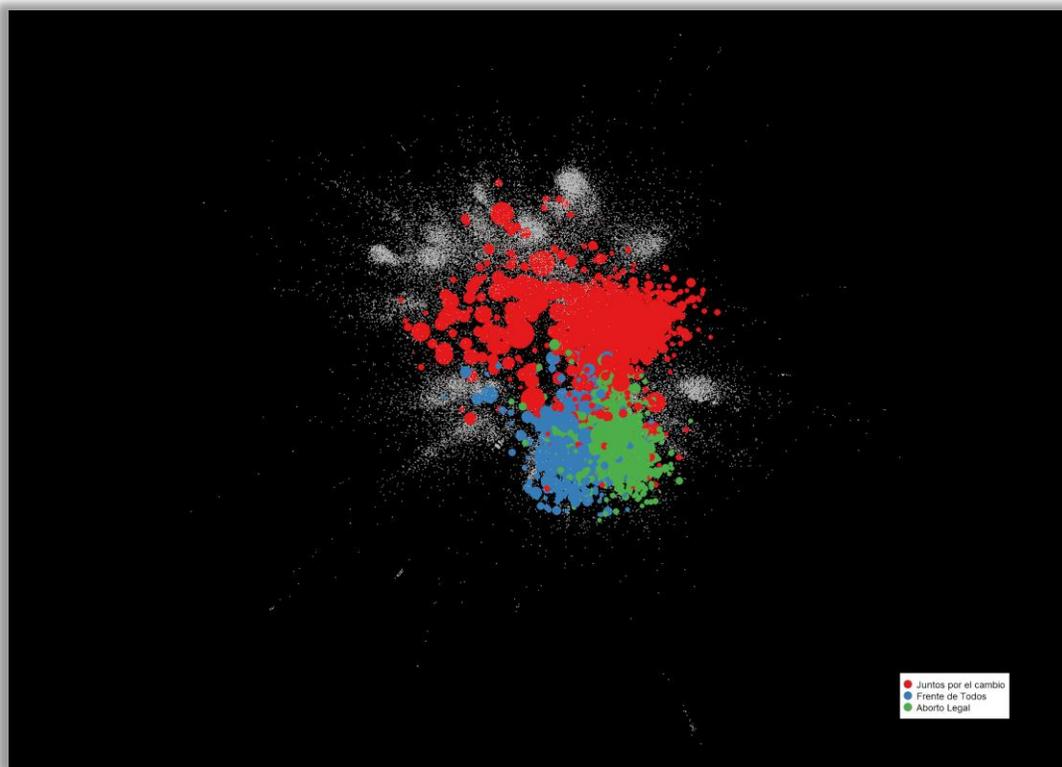
Más información en: https://es.wikipedia.org/wiki/Camino_aleatorio

resultado de esta operación fue un grafo de 56481 nodos (usuarios) y 422072 enlaces (retweets). Usando *random walks* identificamos 1273 comunidades, con marcadas desproporciones en su dimensión, ya que entre las tres más grandes suman la mitad de los nodos de la red, por ello, en estas tres comunidades nos enfocaremos.

En el gráfico nº1 observamos la distribución de las comunidades identificadas utilizando el algoritmo de Fruchterman y Reingold (1991). La posición de cada nodo representa el lugar en el espacio analítico construido a partir de los intercambios de tweets⁵. Se destacan las tres comunidades con más nodos: Juntos por el Cambio, la comunidad en rojo, es la más importante, ocupa en centro y tiene los nodos más grandes que exponen la popularidad de sus tweets. El Frente de Todos está en azul y su posición es cercana a la comunidad que se pronuncia a favor del Aborto Legal, en color verde. En gris aparecen miles de puntos que indican a los usuarios de cualquier otra comunidad.

⁵ Es necesario aclarar que la superposición de nodos de distintas comunidades se debe a que la comunidad y la posición en el espacio discursivo se definen mecanismos diferentes, ello conduce a que se produzcan dichos solapamientos.

Gráfico N° 1: Retweets asociados con el evento estudiado. Se destacan los actores de las tres comunidades principales.



Fuente: Elaboración propia.

El cuadro nº1 sintetiza las principales características de red de cada comunidad, la cantidad de Tweets Originales (Tweets), los Retweets (RT), los Nodos (cantidad de usuarios), Cuentas con RT (definido como autoridades) y Coeficiente de Gini (verticalidad de la comunidad).

Las tres comunidades identificadas concentran el 48% de los usuarios de la red. La de mayor tamaño, JXC (Juntos por el Cambio), se compone de 14637 usuarios (26% del total). Sus 3 principales autoridades⁶ son: nachomdeo, carolina_moine y MComadreja (las 3 cuentas realizaron 101 tweets y tuvieron 14124 retweets), algoritmos especializados en identificar bots⁷, les asignan a los tres una probabilidad intermedia de ser bots políticos, observando las cuentas de forma manual, se distinguen características propias de trolls. Más allá de eso, se puede ver que no son usuarios tradicionales. Otro detalle destacable

⁶ En este texto usamos el término autoridades para referirnos a las cuentas cuyos tweets tienen mayor cantidad de RT.

⁷ Botometer es un algoritmo diseñado para identificar bots en Twitter, provee una probabilidad de 6 tipos de bots, entre ellos políticos. <https://botometer.osome.iu.edu/>

es que dentro de las 20 principales autoridades de la comunidad, solamente 4 son figuras públicas.

Cuadro n°1: principales medidas de red según comunidad identificada.

Comunidad	Nombre	RT	Tweets	Nodos	Cuentas con RT	Coef. Gini
15	JXC	161657	10298	14637	3218	0,87
11	FDT	85516	7591	8223	2316	0,84
12	Aborto Legal	14063	1646	4234	689	0,84

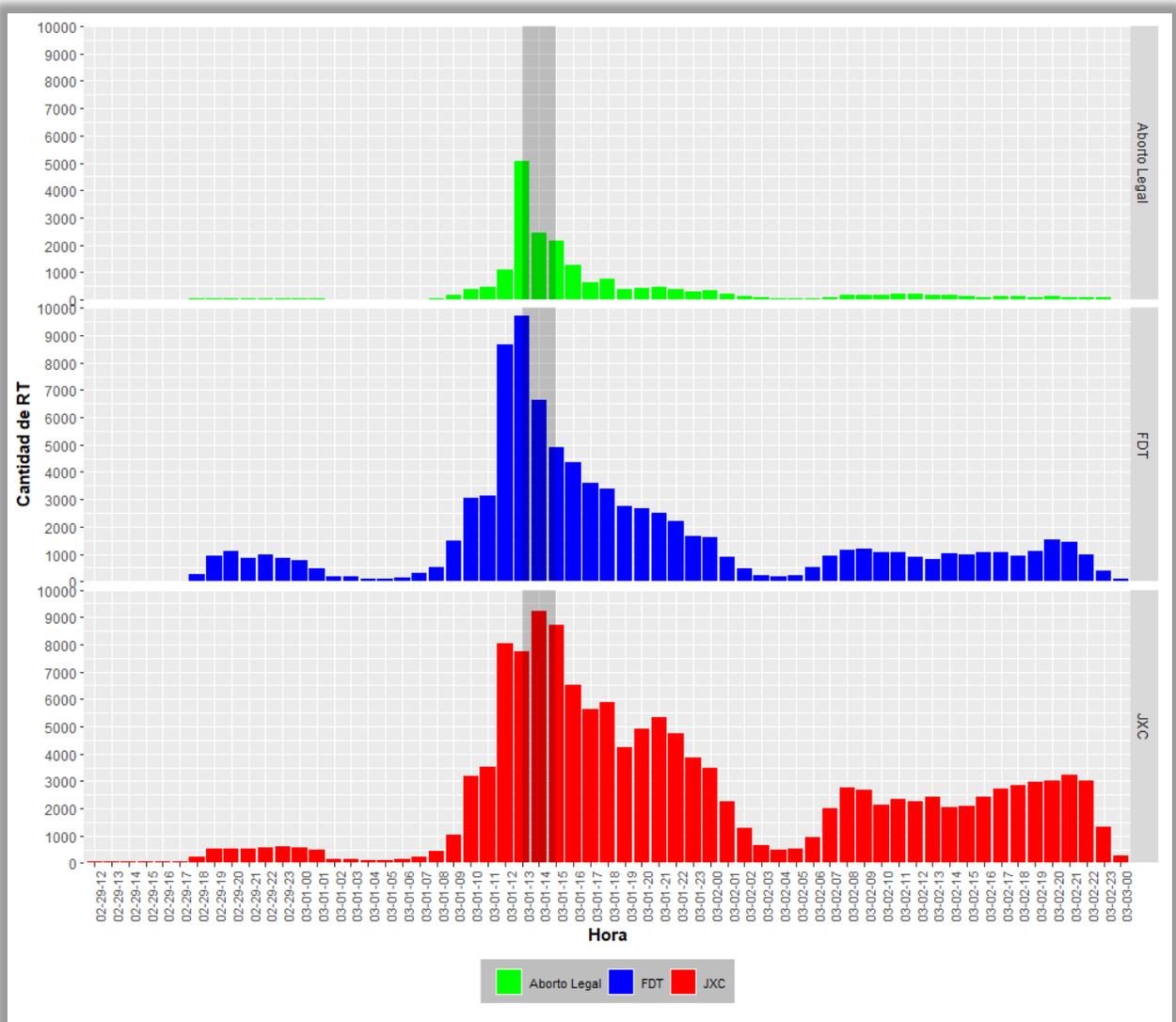
Fuente: Elaboración propia.

La segunda comunidad, Frente de todos (FDT), se compone de 8223 usuarios (15%), sus autoridades son muy distintas a la anterior comunidad, para empezar de las 20 más importantes, 11 corresponden a figuras públicas (ya sea instituciones o personas físicas), de hecho la gran mayoría políticos pertenecientes al Frente de Todos, solamente una de ellas, eltanomdp86, tiene un comportamiento similar a las principales de Juntos por el Cambio.

La tercera comunidad, identificada con la lucha por el Aborto Legal tiene 4234 usuarios (7%), es la de menor tamaño y su principal autoridad es la cuenta oficial de la campaña por el aborto legal (CampAbortoLegal), con 114 tweets y 1770 retweets. A diferencia de lo que ocurre con JXC y FDT, la autoridad principal se destaca mucho más que las demás, el resto de autoridades tienen una participación menor, pero más homogénea, la mayor parte son referentes del tema: periodistas, actrices, etc. (soyingridbeck, anaecorrea, sol__despeinada, suzyqiu).

En términos generales, las tres comunidades presentan una fuerte concentración de la capacidad de enunciación. El coeficiente de Gini es elevado para cada una de las comunidades y coincide con las características principales de Twitter (Calvo y Aruguete, 2016; Kwak et al, 2010), es decir que pocos usuarios producen el contenido y muchos lo ponen en circulación. En suma, los tres grupos difieren en tamaño y en la clase de usuarios que los componen, aunque la distribución de poder enunciativo se encuentra concentrada en los tres casos.

Gráfico nº 3: Cantidad de Retweets por hora dentro del periodo de análisis para las tres comunidades identificadas.



Fuente: Elaboración propia.

En relación a la temporalidad y las comunidades, en el gráfico nº2 observamos que en las tres comunidades el segmento de mayor actividad fue el evento en vivo, destacado con un fondo gris. Sin embargo, las distribuciones no son iguales. En el caso de la comunidad Aborto Legal en el pre-evento tiene una actividad muy baja (100 retweets por hora), crece exponencialmente durante el evento (3749 retweets por hora) y vuelve a descender bruscamente en el post-evento (228 retweets por hora). Su comportamiento es consistente con el accionar habitual de este colectivo: una aparición fuerte, en un

momento específico, acordado previamente y difundidos desde la campaña nacional (usuario CampAbortoLegal). En los tres momentos el hashtag más relevante es siempre el mismo #AbortoLegal2020.

La segunda comunidad, Frente de Todos (FDT), presenta un comportamiento más estable (960 retweets por hora durante el pre-evento y 1466 retweets durante el post-evento), es la que tiene mayor presencia durante el pre-evento, sobre todo en el día anterior. Al igual que en la anterior comunidad, el hashtag con mayor relevancia en los tres momentos fue el mismo: #TodosConAlberto.

La tercera, y última comunidad, Juntos por el cambio (JXC) es la que participa más durante el post-evento (3002 retweets por hora) duplicando a la comunidad de Frente de todos (1466 retweets por hora). Si bien en el pre-evento tiene una participación importante, esta ocurre en las horas previas. Algo que la distingue de las otras dos comunidades, es la heterogeneidad de sus hashtags, durante el pre-evento se utilizan varios para criticar al gobierno (#NoSeBancaMas, #VolvieronPeores), durante el evento comienzan a tomar fuerza hashtags vinculados a Macri (#ELiderEsMacri, #MacriEsEducacion) y en el post-evento no solo toman impulso los de apoyo a Macri, sino que se complementan con otros que convocan a acciones de protesta / reclamos (#16MParoCiudadano, #18AMarchaOpositora).

En breve, poder identificar la más probable de las comunidades de intercambio discursivo para cada uno de los usuarios, nos permite observar si existen diferencias en el accionar colectivo y conocer, al menos parcialmente, algunas de sus estrategias de funcionamiento en redes sociales.

3.2 – Comunidades de Hashtags.

En el segundo caso nos propusimos aplicar los algoritmos de identificación de comunidades al análisis del contenido de los tweets relevados. Para ello creamos un grafo que representa la co-presencia de hashtags en un mismo tweet o retweet, en otras palabras, cada nodo representa un hashtag y cada enlace estable que se encontró un tweet o retweet con ambos hashtags presentes en su texto. Si un tweet tiene cuatro hashtags distintos, producirá seis enlaces.

De los 821.597 tweets recolectados, solamente el 8% (65913) tenían al menos dos hashtags. Además, en dicho subconjunto encontramos un total de 9956 etiquetas

diferentes, que producen un total de 29013 combinaciones. Para facilitar el análisis del grafo optamos por dejar de lado los cruces con menos de 20 apariciones, resultando un total de 1001 combinaciones entre 541 hashtags diferentes. Esto significa que contamos con una red con 541 nodos y 1001 relaciones ponderadas, es decir, cada relación está caracterizada por la cantidad de coocurrencias. Por ejemplo, “16MParoCiudadano” y “NoSeBancaMas” son la combinación más frecuente con 2824 casos, seguida por “AsambleaLegislativa2020” y “TodosConAlberto” con 2732 apariciones juntos.

Cuadro n°2: Relaciones entre Hashtags más utilizadas en Twitter asociadas a la apertura de sesiones 2020.

Nodo A	Nodo B	Nº Coincidencias
16MParoCiudadano	NoSeBancaMas	2824
AsambleaLegislativa2020	TodosConAlberto	2732
HeladerasVacias	NoSeBancaMas	2667
NoSeBancaMas	ParoNacionalCiudadano	2340
MacriEsEducacion	NoSeBancaMas	1997
Abortolegal2020	NiMuertasNiPresas	1583
16MParoCiudadano	MacriEsEducacion	1548
AperturadeSesiones	AsambleaLegislativa2020	1416
16MParoNacionalCiudadano	NoSeBancaMas	1410
NoSeBancaMas	TicTac	1324

Fuente: Elaboración propia.

Al igual que en el apartado anterior, la red descrita fue analizada con el algoritmo *random walks* para detectar las comunidades de relaciones entre términos y, por otro lado, también utilizamos el algoritmo de Fruchterman y Reingold (1991) para visualizar el grafo resultante. Hallamos 118 comunidades de etiquetas, aunque solamente 5 de ellas tienen más de 10 nodos.

En el gráfico n°4 presentamos la red de relaciones entre etiquetas del corpus. El color de cada nodo indica la comunidad, el tamaño del nodo indica la cantidad de apariciones del hashtag. Por otra parte, el color de los enlaces indica si es una relación entre términos de las mismas comunidades (amarillo) o entre comunidades (rojo), el grosor de los enlaces

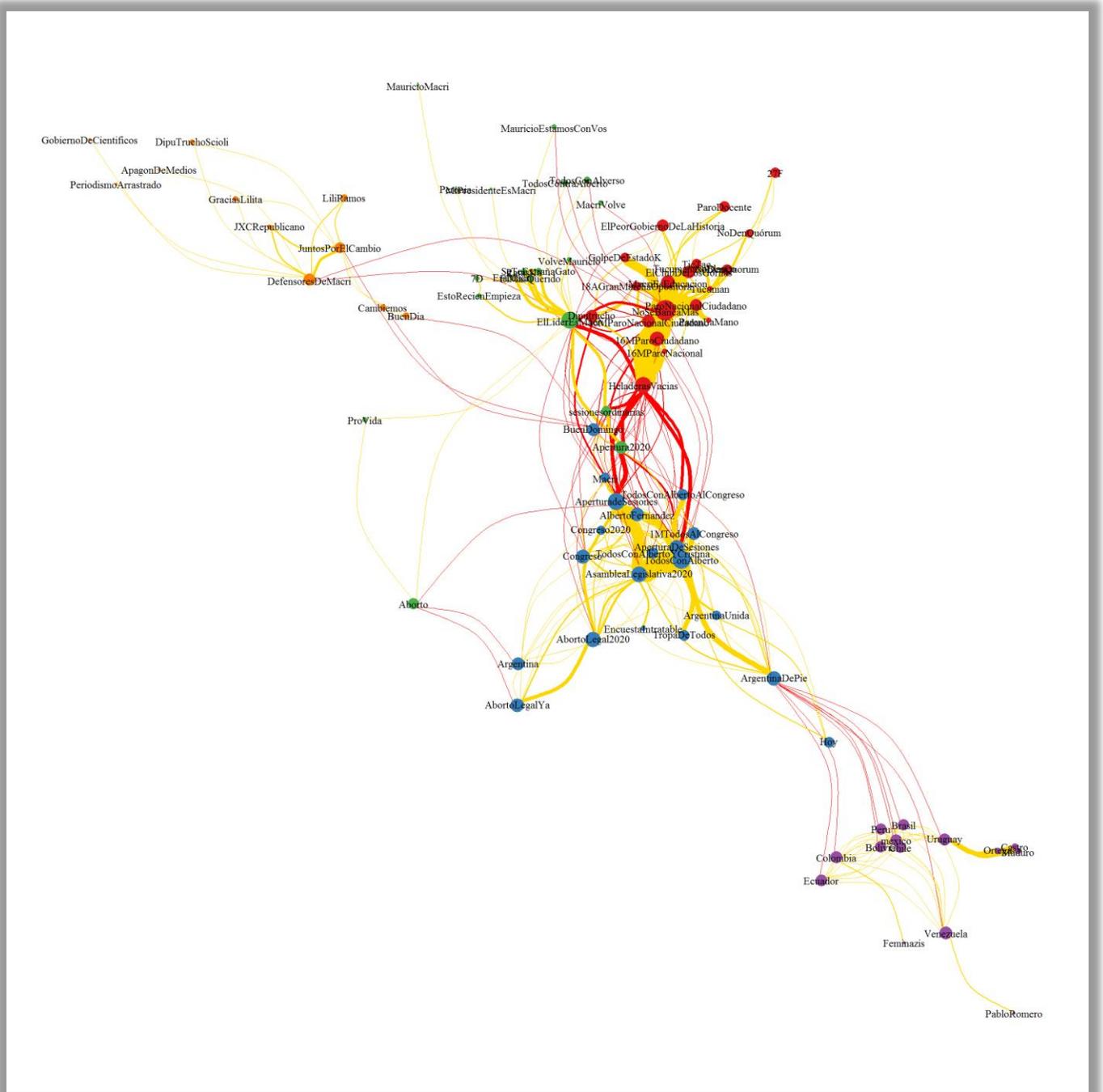
implica la cantidad de veces que aparecieron juntos los hashtags. De este modo podemos ilustrar las estrategias discursivas para promocionar la circulación de contenidos asociados con el evento estudiado.

Encontramos que existen tres comunidades, ubicadas en el sector superior del grafo, cuyas etiquetas guardan relación con discursos de apoyo al partido opositor Juntos por el Cambio. Por ejemplo, la comunidad naranja se agrupa en torno a hashtags como “DefensoresDeMacri” y “JuntosPorElCambio”, la comunidad verde tiene como centro la etiqueta “ElLiderEsMacri” y la comunidad roja, la más grande, se nuclea en “NoSeBancaMas” y “HeladerasVacias”. Por otra parte, la comunidad azul, la segunda en dimensión, representa a las etiquetas de apoyo al partido Frente de Todos y se agrupa en torno a “AperturaDeSesiones”, “TodosConAlberto” y “AbortoLegal2020”. La comunidad violeta, ubicada en la zona inferior izquierda, es un desprendimiento de hashtag “ArgentinaDePie” y su relación con etiquetas de países de América Latina.

Al marcar en rojo a los enlaces entre nodos de distintas comunidades podemos identificar las etiquetas que operan de puente entre distintos espacios de sentidos. Por ejemplo, vemos que “HeladerasVacias” un hashtag opositor está relacionado con muchos hashtags puestos en circulación por los colectivos que apoyan al presidente en su discurso. Además, dicho hashtag también cohesiona a las comunidades opositoras. Esta característica puede ser utilizada para identificar el posible uso de la ironía en las redes sociales, tarea difícil para el análisis de contenido automático.

En la misma línea, los enlaces intracomunitarios, amarillos, se ven muy ensanchados en las dos comunidades centrales. Mientras que en las otras comunidades parecen articularse las relaciones en torno a un hashtag que hace de puente con la comunidad central, por ejemplo, “ArgentinaDePie”, “ElLiderEsMacri” y “DefensoresDeMacri”. En el mismo sentido podemos analizar la etiqueta “Aborto”, que figura en la comunidad opositora (verde) pero que se vincula con los términos antagónicos “ProVida” y “AbortoLegalYa”. Esto da cuenta de las dificultades de los algoritmos para precisar las comunidades cuando las diferencias en las relaciones son escasas y de la importancia de utilizar otras formas de control para evaluar los resultados, ya sean cuantitativos o cualitativos.

Gráfico nº4: Red de hashtags con según sus comunidades de coincidencia.



Fuente: Elaboración propia.

4 – Conclusiones

En este trabajo nos propusimos describir el uso de técnicas computacionales derivadas del análisis de redes, que pueden resultar útiles en el estudio de colectivos de enunciadores o de discursos. Sobretodo aprovechando las características relacionales de los datos que proveen las interfaces de aplicación (API) de las redes sociales.

Cabe destacar también que existen numerosos indicadores cuantitativos que describen las características de los grafos, por citar algunas: la centralidad de los nodos, la densidad de la red o la modularidad. Por ejemplo, en el caso de la comunidad de enunciadores, el índice de Gini ilustra la fuerte concentración en la capacidad de circulación de algunos pocos usuarios en Twitter. De igual forma, el análisis apoyado en los gráficos de redes debe ser cuidadoso, ya que dependen de decisiones conceptuales realizadas en la construcción de dichas herramientas visuales y que pueden imprimir sesgos en las observaciones realizadas.

Por supuesto, las posibilidades prácticas de estas herramientas son muchas, además de estudiar las comunidades de enunciadores y discursos, también podemos estudiar las redes de seguidores o las redes de menciones, y/o poner en relación las comunidades con otra clase de información como el lugar de residencia declarado por del usuario o los medios de comunicación que comparten.

Bibliografía:

- Adai, A. T., Date, S. V., Wieland, S., & Marcotte, E. M. (2004). LGL: creating a map of protein function with an algorithm for visualizing very large biological networks. *Journal of molecular biology*, 340(1), 179-190.
- Amnistia Internacional. (2018). El debate público limitado. Trolling y agresiones a la libre expresión de periodistas y defensores de derechos humanos en Twitter Argentina. Disponible en: <https://amnistia.org.ar/el-debate-publico-limitado-amnistia-internacional-da-cuenta-del-efecto-disciplinador-de-los-ataques-en-twitter-argentina/>
- Barberá, P., Wang, N., Bonneau, R., Jost, J., Nagler, J., Tucker, J. y González-Bailón, S. (2015). The critical periphery in the growth of social protests, *PloS one*,

<http://journals.plos.org/plosone/article?id=10.1371/journal.pone.0143611>

- Bond, R, & Messing, S. (2015). Quantifying social media's political space: Estimating ideology from publicly revealed preferences on Facebook. *American Political Science Review*. Recuperado de: <https://www.cambridge.org/core/journals/american-political-science-review/article/quantifying-social-medias-political-space-estimating-ideology-from-publicly-revealed-preferences-on-facebook/3FBEC9905B32D03F7D453FFCC3644CA3>
- Boxell, L., Gentzkow, M., y Shapiro, J. M. (2017). Is the internet causing political polarization? Evidence from demographics. Working Paper 23258 en NBER Working Paper Series, National Bureau of Economic Research, Cambridge. Recuperado de: <http://www.nber.org/papers/w23258.pdf>
- Braga, Jose Luiz (2017). "Circulação & circuitos", en A circulação discursiva: entre produção e reconhecimento, Paulo César Castro (org.). Maceió, Brasil, Edufal.
- Calvo, E. (2015). Anatomía política de Twitter en Argentina: Tuiteando #Nisman. Buenos Aires: Capital Intelectual.
- Calvo, E, Y Aruguete, N. (2016). Time to #Protest: Polarization and Time-to-Retweet in Argentina. Recuperado de: https://www.researchgate.net/profile/Ernesto_Calvo/publication/313024375_Time_to_Protest_Polarization_and_Time-to-Retweet_in_Argentina/links/588cd92b45851567c93e1a60/Time-to-Protest-Polarization-and-Time-to-Retweet-in-Argentina.pdf
- Calvo, E., Dunford, E., Y Lund, N. (2016). Hashtags that Matter: Measuring the propagation of Tweets in the Dilma Crisis. Recuperado de: https://www.researchgate.net/profile/Ernesto_Calvo/publication/306275910_Hashtags_that_Matter_Measuring_the_propagation_of_Tweets_in_the_Dilma_Crisis/links/57b732b408aec9984ff2a21f/Hashtags-that-Matter-Measuring-the-propagation-of-Tweets-in-the-Dilma-Crisis.pdf
- Carlón, M., y Scolari, C. (2009). El fin de los medios. El comienzo de un debate. Buenos Aires: La Crujía.
- Carlón, M. (2019). Circulación del sentido y construcción de colectivos. San Luis: NEU.

- Carlón, M., Fraticelli, D. Rovner, Rocio, Jiménez, Martina y Slimovich, A. (2016a). Documento teórico metodológico. Buenos Aires. Recuperado de: <http://semioticaderedes-carlon.com/2016/03/13/tp-doc>
- Carlón, M. (2016b). Apropiación contemporánea de la teoría comunicacional de Eliseo Verón. Comunicación, campo (s) teorías y problemas. Una perspectiva Internacional
- Clerici, P., Cruz, F., y Goyburu, L. (2017). Dos territorios. Las elecciones argentinas 2015 en Twitter. Más poder local, (30), 14–16. Fundación José Ortega y Gasset. Recuperado de: https://www.researchgate.net/publication/311965897_Dos_territorios_Las_elecciones_argentinas_2015_en_Twitter
- DEARING, J. y ROGERS, E. (1988). Agenda-setting research: Where has it been, where is it going?. Annals of the International Communication Association, 11(1), 555-594.
- de Sousa, F. B., y Zhao, L. (2014, Octubre). Evaluating and comparing the igraph community detection algorithms. In 2014 Brazilian Conference on Intelligent Systems (pp. 408-413). IEEE.
- Duggan, M. Y Smith, A. (2016). The Political Environment on Social Media. Pew Research Center. Recuperado de: <http://www.pewinternet.org/2016/10/25/the-political-environment-on-social-media/>
- Fausto Neto, A. (2019). “Circulação do discurso político: entre meios e atores, as redes e aglomerações momentâneas”- nas eleições presidenciais brasileiras de 2018.. Porto Alegre, Brasil, COMPOS.
- __ (2010a). “A circulação alem das borda”, en Fausto Neto, Antonio, Valdetaro, Sandra (directores). Mediatización, sociedad y sentido: aproximaciones comparativas de modelos brasileños y argentinos”. Rosario, Argentina, UNR. p. 2-17.
- Ferreira, Jairo; Rosa, Ana Paula (Org.); Braga, J. L. (Org.); Fausto Neto, Antonio (Org.); Gomes, Pedro Gilberto (Org.). Entre o que se diz e o que se pensa: onde está a midiatização? 1. ed. Santa Maria: Facos, 2017. v. 1. 299p. (Ed. En ingles: Under the sign of presentism: mediatization, culture and contemporary society).
- Fortunato, S. (2010). Community detection in graphs. Physics reports, 486(3-5), 75-174.

- Fruchterman, T. M., y Reingold, E. M. (1991). Graph drawing by force-directed placement. *Software: Practice and experience*, 21(11), 1129-1164.
- Gomes, Pedro Gilberto (2017). *Dois meios a midiatização. Um conceito em evolução*. São Leopoldo: Unisinos.
- Kovács IA, Palotai R, Szalay MS, Csermely P (2010) Community landscapes: a novel, integrative approach for the determination of overlapping network modules. *PLoS ONE* 7:e12,528
- Kwak, H., Lee, C., Park, H., & Moon, S. (2010). What is Twitter, a social network or a news media?. En *Proceedings of the 19th international conference on World Wide Web* (pp. 591-600).
- Llewellyn, C. y Cram, L. (2016). Brexit? Analyzing Opinion on the UK-EU Referendum within Twitter. En *Conference on Web And Social Media (ICWSM)*, Association for the Advancement of Artificial Intelligence, Colonia, Alemania. Recuperado de: http://homepages.inf.ed.ac.uk/s1053147/icwsm_2016.pdf
- Ministerio de Cultura de la Nación. (2017). Encuesta de Consumos Culturales 2017. Buenos Aires: SINCA. Recuperado de: <https://www.sinca.gob.ar/Encuestas.aspx>
- Lancichinetti, A., y Fortunato, S. (2009). Community detection algorithms: a comparative analysis, *Physical Review*, E 80, 056117. Recuperado de: <https://arxiv.org/pdf/0908.1062.pdf>
- Pons, P., & Latapy, M. (2005, October). Computing communities in large networks using random walks. In *International symposium on computer and information sciences* (pp. 284-293). Springer, Berlin, Heidelberg.
- Frente Renovador. (2018). Trol Center de Cambiemos: Una mirada a la industria del escrache. Recuperado de: <https://www.scribd.com/document/390115559/La-Industria-del-Escrache>
- Twitter (2019). "Q1 2019 Earnings Report". 2019. Recuperado de: https://s22.q4cdn.com/826641620/files/doc_financials/2019/q1/Q1-2019-Slide-Presentation.pdf
- Rheault, L., & Musulan, A. (2019). Investigating the role of social bots during the 2019 canadian election. Available at SSRN.
- Sánchez Balmaseda, M. I. (2002). *Análisis de Redes Sociales e Historia: Una metodología para el estudio de redes clientelares*. Universidad Complutense de Madrid, Servicio de Publicaciones.

- Smith, M. A., Rainie, L., Shneiderman, B., y Himelboim, I. (2014). Mapping Twitter topic networks: From polarized crowds to community clusters. Pew Research Center. Recuperado de: <http://www.pewinternet.org/2014/02/20/mapping-twitter-topic-networks-from-polarized-crowds-to-community-clusters/>
- Verón, E. (1984). "El living y sus dobles. Arquitecturas de la pantalla chica", en El cuerpo de las imágenes. Buenos Aires: Norma.
- Vilares Calvo, D. (2014). Análisis de contenidos en Twitter: clasificación de mensajes e identificación de la tendencia política de los usuarios (Tesis de maestría), Universidade da Coruña, España. Recuperado de: <http://www.grupolys.org/biblioteca/Vil2014a.pdf>

Anexo: Lista de palabras claves utilizadas para relevar el evento mediático estudiado.

#JuntosPorElCambio	#AperturadeSesiones
#DefensoresDeMacri	Sesiones Ordinarias
#GolpeDeEstadoK	Asamblea Legislativa
#TodosAlCongresoYa	#TropaDeTodos
#18AMarchaOpositora	#Congreso
#leydegóndolas	#Macri
#OficinaDeLaCorrupcion	#Alberto
#TodosConAlberto	#TodesConAlberto
#TodosConAlbertoAlCongreso	#TodosconAlbertoyCristina
#AsambleaLegislativa2020	#sisepuede
#ArgentinaDePie	#somoslaresistencia
#ArgentinaUnida	#ElideresMacri
#Volvimos	#VolveMauricio
#EndeudadoUVA	#VolvieronIguales
#HipotecadosUVA	#VolvieronParaDestruir
#UVALegislativas	#VolvieronPeores
#AbortoLegal2020	#Dictadurak
#AbortoLegalYa	#Congreso2020
#SalvemosLasDosVidas	#heladerasVacias
República	#QueSeaLey
Congreso	#AbortoLegalYa
aborto	#NoSeBancaMas
#1MTodosAlCongreso	#16MParoCiudadano