

Aprendizaje automático para el análisis cross-plataforma de la comunicación política: Gobierno y oposición argentinos en Facebook, Instagram y Twitter

Machine learning for cross-platform political communication research: Argentine government and opposition in Facebook, Instagram and Twitter

Aprendizagem de máquina para análise entre plataforma da comunicação política Governo e oposição argentinos no Facebook, Instagram e Twitter

Federico Albanese, Instituto de Ciencias de la Computación, Universidad de Buenos Aires, Buenos Aires, Argentina (falbanese@dc.uba.ar)

Esteban Feuerstein, Instituto de Ciencias de la Computación, Universidad de Buenos Aires, Buenos Aires, Argentina (efeuerst@dc.uba.ar)

Gabriel Kessler, Universidad Nacional de La Plata, La Plata Universidad Nacional de San Martín, San Martín, Argentina (gkessler@fahce.unlp.edu.ar)

Juan Manuel Ortiz de Zárate, Instituto de Ciencias de la Computación, Universidad de Buenos Aires, Buenos Aires, Argentina (jmoz@dc.uba.ar)

RESUMEN | Este artículo indaga acerca de la comunicación política en las distintas plataformas, aplicando métodos de las ciencias de datos para analizar similitudes y diferencias entre las publicaciones en Facebook, Instagram y Twitter de 50 políticos argentinos durante 2020. Es un estudio pionero en la región entre los trabajos cross-plataformas y sus objetivos son heurísticos y metodológicos. En relación a lo primero, se demuestra que hay estrategias diferentes según las plataformas: Twitter es el terreno de controversias e interpelaciones entre los políticos y allí la toxicidad es recompensada, mientras que en Facebook e Instagram los políticos despliegan los tópicos en los que parecen considerarse más fuertes. Así, el estudio cross-plataformas permite observar que aun en un contexto polarizado como el argentino existen temas comunes y sin polémicas entre sectores opuestos. En lo metodológico, utilizamos métodos novedosos e implementamos un reciente algoritmo de detección de tópicos, aplicamos análisis de sentimiento con el objetivo de entender si son textos positivos o negativos, y redes neuronales profundas para medir la toxicidad, entre otros. El artículo pone a disposición la caja de herramientas desarrolladas durante la investigación, las que pueden ser de utilidad para trabajar corpus de texto de gran magnitud.

PALABRAS CLAVE: redes sociales, Twitter, Instagram, Facebook, Argentina, política, procesamiento del lenguaje natural, modelado de tópicos.

FORMA DE CITAR

Albanese, F., Feuerstein, E., Kessler, G. & Ortiz de Zárate, J.M (2023). Aprendizaje automático para el análisis cross-plataforma de la comunicación política: Gobierno y oposición argentinos en Facebook, Instagram y Twitter. *Cuadernos.info*, (55), 256-280. <https://doi.org/10.7764/cdi.55.52631>

ABSTRACT | *This article studies political communication in different platforms, applying data science methods to analyze similarities and differences among Facebook, Instagram, and Twitter posts of 50 Argentinian politicians in 2020. This is a pioneering cross-platform study for our region, and its objectives are heuristic and methodological. Regarding the former, we show that strategies differ among platforms: Twitter is the battlefield for controversy and interpellations among politicians, and toxicity is rewarded, while on Facebook and Instagram politicians expand on the topics in which they seem to consider themselves stronger. The cross-platform study shows that even in a polarized context such as the Argentinean one, there are common and non-controversial topics. Methodologically, we use novel analytical methods and implemented a recent topic-detection algorithm, we apply sentiment analysis techniques to understand if texts have positive or negative intentions, and deep neural networks to detect toxicity in a text, among others. Readers are offered access to the toolbox developed during the research, which can be useful for working large text corpora.*

KEYWORDS: *social media, Twitter, Instagram, Facebook, Argentina, politics, natural language processing, topic modeling.*

RESUMO | O artigo investiga a comunicação política em diferentes plataformas, aplicando métodos de ciências de dados para analisar as semelhanças e diferenças entre as postagens no Facebook, Instagram e Twitter de 50 políticos argentinos durante 2020. Trata-se de um estudo pioneiro na região no trabalho interplataformas e seus objetivos são tanto heurísticos quanto metodológicos. Em relação aos primeiros, o artigo mostra que existem estratégias diferentes segundo as plataformas: o Twitter é terreno de controvérsia e interpelações entre políticos, onde a toxicidade é recompensada, enquanto no Facebook e no Instagram os políticos expõem os tópicos nos quais eles parecem se considerar mais fortes. O estudo interplataformas permite-nos observar que mesmo num contexto polarizado como o da Argentina, existem questões comuns e não controversas entre setores opostos. Metodologicamente, nós usamos novas técnicas e implementamos um algoritmo recente de detecção de tópicos; aplicamos técnicas de análise de sentimentos com o objetivo de entender se os textos são positivos ou negativos, e redes neurais para detectar toxicidade nas mensagens, entre outros. O artigo oferece acesso à caixa de ferramentas desenvolvidas durante a pesquisa, e que podem ser úteis para trabalhar com outros grande corpus de textos.

PALAVRAS-CHAVE: redes sociais; Twitter; Instagram; Facebook; Argentina; Política; Processamento de linguagem natural; Modelagem de tópicos.

INTRODUCCIÓN

¿Cómo impacta la existencia de múltiples plataformas en las estrategias de comunicación de los políticos? ¿Qué similitudes y diferencias muestran sus publicaciones en cada una de ellas? Estas interrogantes reunieron a sociólogos e informáticos, quienes en este artículo comparten sus aportes metodológicos a la incipiente investigación cross-plataforma. Para responder a estas preguntas nos focalizamos en las publicaciones en Facebook (FB), Twitter (TW) e Instagram (IG) de 50 políticos argentinos del oficialismo y de la oposición durante el año 2020.

Nos encontramos en la fase que Diana Owen (2017) ha llamado *New media, new politics 2.0*, cuyo comienzo se remonta a la campaña electoral de Estados Unidos 2008-2010 (respectivamente elección de Barack Obama y de medio término) y cuyos rasgos novedosos serían el uso extendido y sofisticado de tecnología digital, el manejo de distintas plataformas, y el incremento de la interacción con los públicos y de los usuarios entre sí.

En la última década ha habido un interés en Twitter, por ser un espacio de controversias políticas y por su accesibilidad para recolectar datos. En América Latina se han producido trabajos comparativos (Cárdenas, 2020; López-López & Vásquez-González, 2018), así como estudios de caso en Argentina (Calvo, 2015), Brasil (Paulino & Waisbord, 2021), Chile (González-Bustamante, 2015), Colombia (Prada Espinel & Romero Rodríguez, 2018) y México (Salgado Andrade, 2013), entre otros. Sin embargo, hay consenso acerca de que Twitter es un espacio restringido a los más interesados en la política, a los más polarizados y con más recursos culturales. Por ello, se recomienda cautela a la hora de tomarlo como representativo de toda la esfera digital y, más aún, de la conversación política general (Stier et al., 2018) y se sugiere expandir la mirada hacia las otras plataformas, si bien eso se dificulta por las restricciones en el acceso a los datos. El análisis *cross-platform* toma como objeto de estudio y unidad de análisis a cada usuario y a las distintas redes sociales con las que interactúa en forma frecuente (Rogers, 2017). Como sugiere dicho autor, es precisa una mirada sobre por qué cada vez más las y los usuarios utilizan varias plataformas a la vez y aún más las personalidades públicas. Por lo pronto, existe un incipiente campo de estudios de comunicación política cross-plataforma de campañas electorales de los países centrales, como Estados Unidos (Bossetta 2018), Alemania (Stier et al., 2018), Noruega (Enli & Skogerbø, 2013) y Suecia (Larsson, 2015). Estudios más conceptuales se preguntan cómo la lógica política influye en la arquitectura de los diferentes medios interactivos (Chadwick et al., 2015; Owen, 2017) y otros comparan medios tradicionales con Twitter (Karlsen & Enjolras, 2016).

En términos metodológicos, estos trabajos han recurrido al análisis de metadatos (Me gusta, retuits, etc.) y, en menor medida, a técnicas cualitativas (Spierings & Jacobs, 2019) y al análisis de discursos con aproximaciones novedosas (Stier et al., 2018). Estos revelan que los políticos o los partidos utilizan estrategias diferentes según cada plataforma y que todavía hay una predilección por Facebook a pesar del lugar central que tiene Twitter en los debates y polémicas. Asimismo, observan un creciente uso de Instagram (y, hasta hace pocos años, de Snapchat) aunque todavía hay pocos trabajos sobre TikTok. Subrayan la necesidad de innovaciones metodológicas para incrementar el alcance y la rigurosidad de los estudios (Hasebrink & Hepp, 2017; Nielsen & Schrøder, 2014; Owen, 2017; Thorhauge & Lomborg, 2016). Por su parte, Stier y sus colegas (2018) señalan tres limitaciones de la mayoría de los trabajos sobre comunicación política en medios digitales. La primera es que en general se basan en períodos de campañas en los países centrales, pero pocos dan cuenta de la comunicación en tiempos ordinarios; la segunda, que suelen centrarse en una sola plataforma y, la tercera, que analizan más metadatos que contenidos.

Nuestra investigación, un estudio pionero en la región, se propone superar estas limitaciones. La base de datos está conformada por las cuentas oficiales y públicas de 50 figuras políticas argentinas muy relevantes (en términos de cargos, responsabilidades o notoriedad) del gobierno a nivel nacional (Frente de Todos), que llamaremos oficialismo, y de la oposición (Juntos por el Cambio) que impera en algunas provincias y las principales ciudades, durante 2020, un año sin elecciones nacionales (si bien el período considerado incluye, obviamente, la pandemia de COVID-19). Nuestro marco teórico articula teorías de *agenda setting*, sociología de problemas públicos, y de encuadre o *framing*, como será desarrollado en el apartado siguiente. La metodología se enfoca tanto en las publicaciones como en los metadatos, ya que tomamos de cada político su presencia en tres plataformas y las estudiamos recurriendo a un abordaje computacional original. En efecto, la aplicación de métodos informáticos para el estudio de las ciencias sociales está demostrando tener un enorme potencial, tanto así que las principales asociaciones de investigadores de nuestra región han creado grupos permanentes para discutir su aplicación (Arcila Calderón et al., 2021). Esos abordajes han permitido trabajar con importantes corpus para el análisis, entre otros, de redes y de discursos de distinto tipo. Sin embargo, muchas de las herramientas más difundidas para el procesamiento del lenguaje natural resultan limitadas y poco eficientes, ya que para grandes volúmenes de datos son difíciles de configurar y costosas computacionalmente. Por ello, nuestro aporte principal es la utilización de modernas herramientas de ciencia de datos –procesamiento de lenguaje natural (Angelov, 2020), aprendizaje automático (Bishop, 2006) y análisis de toxicidad

(Fortuna et al., 2020), entre otras- para el estudio de discusiones en plataformas digitales, pero que pueden ser utilizadas para distintos corpus. Las técnicas y métodos desarrollados en este trabajo conforman una caja de herramientas que estará disponible en un repositorio público.¹

Como dijimos, nos planteamos el interrogante de si los políticos comunican de forma similar en las tres redes sociales que tienen mayor presencia en la política o si, por el contrario, existen diferencias en la forma en la que lo hacen en cada una de ellas. Nuestra hipótesis inicial era que Twitter debería exhibir características distintivas de las otras dos, por ser un espacio de interacción (Gruzd et al., 2018; Jaidka et al., 2018), de hablar con otros, mientras que Facebook e Instagram tendrían más similitudes entre sí. Con esta idea, realizamos pruebas destinadas a encontrar similitudes y diferencias entre plataformas y entre oficialismo y oposición en un país altamente polarizado (Ramírez & Quevedo, 2021). Hallamos que, efectivamente, oficialismo y oposición son más interpelativos en Twitter que en las otras dos redes, y que en esa red los políticos (independientemente del sector de pertenencia) tienden a discutir sobre temas comunes. En Twitter, además, encontramos una fuerte correlación entre el grado de toxicidad de los mensajes y su repercusión. Por el contrario, en las otras dos redes, oficialismo y oposición hablan principalmente de temas diferentes, sobre los que tienen más propiedad, y el nivel de toxicidad es bajo. Detectamos también temas en común entre oficialismo y oposición en los que no hay confrontación.

El artículo está organizado de la siguiente manera: en primer lugar, se presentan las hipótesis y sus fundamentos, luego, las pruebas realizadas para probar cada hipótesis con énfasis en el recorrido metodológico y, finalmente, las conclusiones del trabajo.

MARCO TEÓRICO E HIPÓTESIS

Como dijimos, nuestras hipótesis se fundamentan en distintas teorías de la comunicación de larga data que se han aplicado al debate político; los estudios de *agenda setting* (Aruguete, 2015), la teoría del *framing* o encuadre (Scheufele, 2000; Scheufele & Iyengar, 2012) y los trabajos sobre propiedad (*ownership*) de la sociología de los problemas públicos (Gusfield, 2014). Esto lo aplicamos a las diferencias entre plataformas. Presuponemos que los mensajes pueden diferenciarse (1) en relación con la agenda, esto es, hablar sobre tópicos distintos en cada plataforma, (2) en virtud del encuadre, es decir, hablar de los mismos temas, pero enmarcados de

1. <https://anonymous.4open.science/r/Aprendizaje-automatico-para-el-analisis-cross-plataforma-de-la-comunicacion-politica-B994/README.md>

manera distinta según la red o (3) en su dimensión interpelativa o vocativa, esto es, respecto del receptor al que irían dirigidos. Las opciones 1 y 2 serían mutuamente excluyentes; en cambio, la dimensión 3 puede combinarse con la 1 o con la 2 (por ejemplo, puede mantenerse el tema y el encuadre, pero variar en una plataforma y en otro a quién estaría dirigido).

En cuanto a la variable de oficialismo y oposición, la teoría de la propiedad (Kelley & Mirer 1974; Petrocik 1992) afirma que los políticos debían referirse a temas en los que se sentían más a sus anchas: tradicionalmente, en Estados Unidos a los demócratas les convenía hablar de integración racial y de bienestar, y a los republicanos, de crimen y de seguridad nacional. En contraposición, otros argumentaban que la propiedad no era una estrategia convincente para las audiencias y que era necesario montar la ola (*to ride the wave*, Ansolabehere & Iyengar, 1994), sin escabullirse de los temas del momento, a riesgo de ser considerado cínico o no sintonizar con las preocupaciones del público (Iyengar, 1990). Por su parte, de los trabajos que se preguntan sobre cómo gravita la arquitectura de cada plataforma tomamos lo que Bossetta (2018) llama estructura de la red, es decir, las normas técnicas que regulan la relación entre usuarios en cada plataforma. Presupusimos así que Twitter impulsa una conversación interpelativa de tipo de uno al otro (*to-each-other*), puesto que favorece la polémica entre usuarios con ideas diferentes, ya que no se seleccionan a los seguidores, mientras que en las otras dos los seguidores suelen ser personas más afines y no conforman espacios habituales de controversias; así, son más propicias para una comunicación de tipo cada uno sin escuchar al otro (*past-each-other*): el emisor elige sobre qué temas publicar y puede orientar la agenda con menor injerencia de contrincantes. En ese sentido, basándonos en Kaplan y sus colegas (2006) suponemos que oficialismo y oposición tienen más probabilidad de hablar de los mismos temas (baja propiedad) en Twitter y de temas distintos (alta propiedad) en Facebook e Instagram. En otras palabras, conjeturamos que oficialismo y oposición eligen (o no les queda más opción) una red para debatir y la(s) otra(s) para promoverse en los temas en los que se consideran más fuertes. Asimismo, supusimos que en tiempos ordinarios como el que estudiamos (no de campaña electoral) el espacio político no es solo de confrontación con el contrincante y de celebración de las propias acciones, sino que habría mensajes comunes tanto del oficialismo como de la oposición en los que la controversia sea menos plausible.

En virtud de lo anterior, nuestras hipótesis al respecto son:

H1a. Tópicos: cada espacio elige Facebook e Instagram para hablar sobre los temas en los que tiene propiedad, mientras que Twitter se convierte en la plataforma en las que se debaten los temas sin propiedad exclusiva de uno u otro grupo.

H1b. Temas en común: los temas en común entre oficialismo y oposición no solo incluyen confrontaciones, sino también coincidencias o temas de baja conflictividad potencial.

Nuestra segunda hipótesis se vincula con las diferencias en el encuadre en las plataformas. Como sostuvimos, una opción sería que oficialismo y oposición hablaran de los mismos temas con un encuadre distinto, específicamente, con una valoración diferente y a menudo opuesta. En este sentido, la teoría de la valoración dentro de los estudios de encuadre (Martin & White, 2005) se centra en los recursos lingüísticos por medio de los cuales los textos/hablantes llegan a expresar, negociar y naturalizar posiciones intersubjetivas y, en última instancia, ideológicas. Esta teoría está atenta a la valoración, la actitud y la emoción imbricadas en los discursos que denotan diferente posición del enunciador. Conjeturamos que una diferencia entre oficialismo y oposición será la valoración sobre los principales temas de agenda. Así, un mismo tópico tendrá una connotación positiva para unos y los otros lo criticarán, por lo cual cambiaría su valoración afectiva (por ejemplo, una acción de gobierno para el oficialismo de cada jurisdicción). Presuponemos que la negatividad estará sobre todo en Twitter, puesto que es la red de la polémica. Por ello, nuestra segunda hipótesis es:

H2a. Sentimientos: oficialismo y oposición suelen enunciar mensajes con sentimiento (positividad/negatividad) distinto dependiendo de la red mediante la cual se expresan.

H2b. Negatividad en Twitter: Twitter es la plataforma donde hay mayor proporción de mensajes que expresan sentimientos negativos debido a la mayor frecuencia de interacciones confrontativas.

Nuestra tercera hipótesis se vincula con el hecho de que en Facebook e Instagram los contenidos se muestran principalmente con base en las cuentas que el usuario sigue, mientras que en Twitter se basa en tópicos de interés. Esto promueve un mayor debate entre los usuarios, no solo en círculos caracterizados por la homofilia (McPherson et al., 2001) sino también por gente con otros puntos de vista. A partir de esto, nuestra tercera hipótesis es:

H3. Interpelación: los políticos tienden a interpelarse entre sí más en Twitter que en Instagram y Facebook.

METODOLOGÍAS Y EXPERIMENTOS

En esta sección detallaremos las técnicas y métodos que aplicamos para testear nuestras hipótesis. Una herramienta muy utilizada para la detección de tópicos es

Voyant-Tools² (Flores-Márquez & González Reyes, 2021) que utiliza el algoritmo *Latent Dirichlet Allocation* (Blei et al., 2003). Si bien es útil en ciertos corpus de datos, su performance empeora al tratar con mucho volumen de datos poco estructurados, como las redes sociales. Otras técnicas populares para el análisis de sentimiento, como SentiStrength (Thelwall, 2017), no tienen buen rendimiento fuera del inglés (Garimella et al., 2018) y, por ello, es preciso desarrollar métodos que permitan abordar los datos digitales de nuestra región, en español y portugués.

Construcción del set de datos

Argentina está gobernada desde 2019 por Alberto Fernández, elegido en los comicios de ese año junto con Cristina Fernández de Kirchner como vicepresidenta, encabezando el Frente de Todos, una alianza entre distintas corrientes del peronismo que venció al expresidente Mauricio Macri, quien buscaba su reelección con la coalición Juntos por el Cambio. Esta alianza se conforma por Propuesta Republicana (PRO), Unión Cívica Radical (UCR), Coalición Cívica ARI y Peronismo Republicano, lo que en este trabajo llamamos oposición, mientras que a los primeros los denominamos oficialismo. Para construir nuestro corpus, seleccionamos 50 figuras políticas -25 de cada corriente-, de características lo más homogéneas posibles en ambos grupos en cuanto a cargos, responsabilidades o notoriedad, asegurándonos de que todos tuvieran cuentas oficiales en Facebook, Twitter e Instagram (ver anexo para el detalle). Del oficialismo, elegimos 12 personalidades con cargos en el poder ejecutivo (principales ministros y primera línea del poder ejecutivo nacional), y 13 senadores y diputados de distintas provincias y con alta exposición pública. De la oposición, seleccionamos 11 cargos ejecutivos de los cuales siete son actuales (intendentes de las principales urbes y gobernadores) y cuatro, anteriores (expresidente, exgobernadora de la provincia de Buenos Aires, la principal del país, presidente del Pro y exministra de Seguridad, exgobernador de la provincia de Mendoza y presidente de la UCR), y 14 diputados y senadores relevantes.

Mediante las APIs de Twitter³ y de CrowdTangle⁴, descargamos todos los posteos que publicaron durante 2020 en las tres plataformas, con un total de 150 cuentas (tres por cada figura política) y 84.435 posteos, de los cuales 56.622 son de Twitter, 16.133 de Facebook y 11.680 de Instagram. A pesar de que las imágenes son un componente importante del modo de comunicación en Instagram (Bast, 2021; Figuereo-Benítez et al., 2021), para este trabajo nos hemos limitado a analizar el texto de los posteos. Un primer hallazgo es que los políticos argentinos realizan más del doble de publicaciones en Twitter que en Facebook e Instagram.

2. <https://voyant-tools.org/>

3. <https://developer.twitter.com/en/docs/twitter-api>

4. <https://www.crowdtangle.com/>

¿Cómo dilucidar los tópicos debatidos? H1. Tópicos y temas en común

Método

Para probar la H1 precisábamos identificar temas propios y temas comunes del oficialismo y de la oposición en cada plataforma. Los algoritmos tradicionales para la detección y modelado de tópicos, como LDA (Blei et al., 2003), requieren que se les provea a priori la cantidad de tópicos en los que se quiere dividir el corpus; por ello, la coherencia de la división resultante depende de que dicho parámetro coincida con el real, lo que exige realizar pruebas con distintos parámetros hasta encontrar el valor correcto. Como nuestro set de datos era voluminoso, era probable que la cantidad de temas discutidos fuera muy alta, y habríamos necesitado realizar numerosos intentos hasta llegar al valor correcto (Röder et al., 2015). Por ese motivo, recurrimos a una técnica más reciente, Top2Vec (Angelov, 2020), que estima la cantidad de temas sin necesidad de validar previamente la coherencia de cada posible valor, reduciendo el tiempo de cómputo. En efecto, según Top2Vec fueron 1028 los tópicos discutidos. Esta técnica, además, no precisa eliminar *stopwords* (artículos, preposiciones, etc.) ni normalizar el texto para su uso y permite identificar de forma determinística de qué tema habló un posteo dado⁵. Luego de identificar los temas, indagamos cuáles pertenecen a cada sector político. Definimos la categorización entre temas propios y comunes como:

- Tema propio: tópico en el cual 95% o más de los posteos provienen del mismo sector político.
- Tema común: tópico en el cual cada grupo produjo entre 45% y 55% de los posteos.

¿En qué plataformas se habla de temas propios y en cuáles de los comunes?

Para verificar la H1a medimos las proporciones de propios y comunes en cada red. Fue necesario normalizar la cantidad de posteos por político y por red social, ya que los políticos realizan por lo general más posteos diarios en Twitter que en Instagram y Facebook. Los siguientes dos gráficos muestran dichas proporciones.

Twitter es la red más utilizada para los temas compartidos y Facebook e Instagram para los propios, y podemos confirmar que hay una agenda diferente en las plataformas, por lo cual pudimos verificar la H1a.

5. LDA produce solamente un score para el cual luego es necesario definir un umbral a partir del que recién se puede decir que un posteo habló de un determinado tópico.

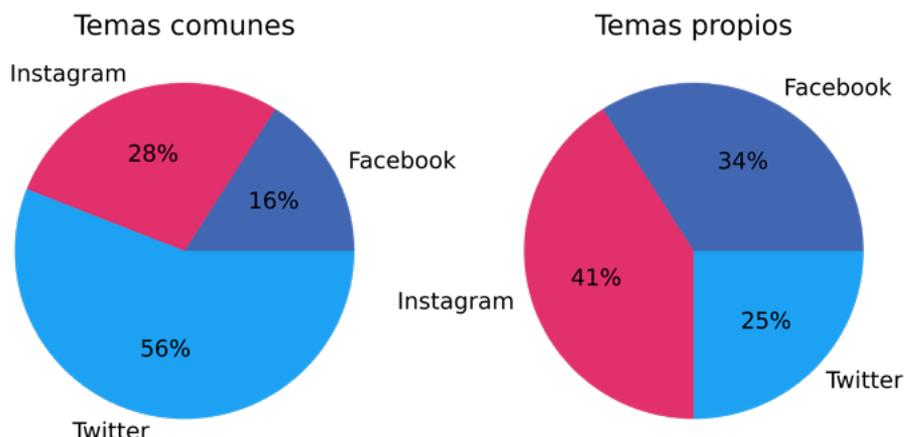


Gráfico 1. Proporción de posts por red social de tópicos que pertenecen a un único sector político (temas propios) y compartidos por ambos (temas comunes)

Fuente: Elaboración propia.

Resultados H1b (temas en común)

Analizamos las principales palabras y posts de cada tópico por grupo:

Oficialismo

- Defensa del río: campaña del oficialismo nacional referida a la discusión sobre qué hacer con terrenos fiscales adyacentes al Río de la Plata.
- Derechos de las mujeres: campañas impulsadas por el oficialismo.
- Levantarnos: campaña del oficialismo tendiente a salir de la crisis económica y de la pandemia.
- Revolución de las viejas: campaña por los derechos de las mujeres mayores.
- Campañas antidiscriminación: campañas para luchar contra la xenofobia, machismo, clasismo, entre otros.

Oposición

- Cifras COVID San Isidro: informes sobre casos de COVID-19 en San Isidro, distrito gobernado por la oposición.
- Informes COVID CABA: informes sobre casos de COVID-19 en CABA, distrito gobernado por la oposición.
- Voluntariado para cuidar a los mayores: programa del gobierno de la CABA para asistir a la gente mayor durante la cuarentena.
- Encuentros virtuales con vecinos: actividades virtuales con vecinos de los distritos gobernados por la oposición.

- Críticas al kirchnerismo: críticas al sector del oficialismo representado por Cristina Fernández de Kirchner.

Los temas son coincidentes con las agendas de cada sector en los medios de comunicación. En efecto, el oficialismo se enfoca en campañas de gestión y cuestiones sociales o de derechos, mientras que la oposición se refiere a la gestión en sus distritos y crítica al oficialismo (focalizándose en el principal sector de la coalición gobernante representado por la vicepresidenta Cristina Fernández de Kirchner).

¿Cuáles son los temas en común?

Para verificar la H1b, nos propusimos ver qué tópicos tuvieron una participación similar por partido, lo que definimos como tópicos comunes, y detectamos los siguientes temas, entre otros:

Temas comunes no controversiales

- Saludo y reconocimiento a trabajadores: saludos a los bomberos, trabajadores de la salud y otros trabajadores en su día.
- Condolencias por fallecimientos: en ocasión de la muerte de figuras del campo político (por ejemplo, un juez federal, exsenador nacional o exgobernador de una provincia).
- Aniversario Guerra de Malvinas: en ocasión del aniversario de la Guerra de Malvinas contra el Reino Unido en 1982.
- Cuidado de jubilados: mensajes sobre la importancia de cuidar a los jubilados en pandemia.
- Aniversarios patrios: mensajes por los aniversarios patrios, como el día de la patria o el de la independencia.

Temas comunes controversiales

- Vacuna Sputnik: discusiones sobre dicha vacuna de origen ruso; el gobierno nacional postea sobre su compra y la oposición denunciaba que era de baja efectividad.
- Menciones a Ginés: Menciones Ginés González García, ministro nacional de Salud. Mientras que el oficialismo anunciaba actividades con él, la oposición lo criticaba por su gestión.

Confirmamos así que la hipótesis H1b se cumple, ya que la mayoría de los tópicos en común son no controversiales, con la excepción de la vacuna Sputnik y las menciones al ministro de Salud.

H2. Sentimiento y negatividad en Twitter

Método H2a (sentimiento)

Para testear la hipótesis H2a buscamos caracterizar la positividad y negatividad de los mensajes (Ain et al., 2017) mediante la aplicación sobre los posteos de una red neuronal convolucional⁶ (LeCun et al., 1989) para el análisis de sentimiento⁷. Luego, con un test estadístico⁸, intentamos detectar si había diferencias significativas entre la proporción de mensajes positivos y negativos de cada una de las redes.

Resultados

No hallamos disparidades importantes. Por lo tanto, no se verificó con este método nuestra hipótesis de que los políticos se expresan con positividad o negatividad distinta dependiendo de la red social.

Método H2b (negatividad en Twitter)

Realizamos nuevos testeos con los novedosos desarrollos en torno a la toxicidad: un mensaje se considera tóxico si por su tenor rudo e irrespetuoso puede generar que el interlocutor abandone una conversación (Fortuna, 2020). Para medir la toxicidad usamos la API de Perspective (Wulczyn et al., 2017) que utiliza redes neuronales profundas para el procesamiento del lenguaje natural pre entrenadas para dicha tarea. Este algoritmo le asigna a cada texto un valor entre 0 y 1, que representa la probabilidad de que el mensaje sea tóxico. Siguiendo la metodología utilizada por otros autores (Hua et al., 2020), definimos un valor de corte por encima del cual consideramos a un mensaje como tóxico.

Resultados

Al cuantificar la cantidad de mensajes tóxicos en cada red social, se observó que la proporción, si bien era pequeña en las tres redes sociales, era considerablemente mayor en Twitter, siendo de un 7,6% contra un 1,2% en Instagram y un 0,4% en Facebook. Ahora bien, ¿por qué los políticos tienen incentivos para publicar mensajes con mayor toxicidad en una red respecto de las otras dos? Descubrimos que en Twitter la mayor toxicidad se corresponde con una mucho mayor cantidad de Me gusta, pero no sucede lo mismo en las otras redes. En el siguiente gráfico se presenta el resultado en cada red social.

6. Las redes neuronales convolucionales son una arquitectura de red neuronal profunda muy utilizada para analizar imágenes y texto.

7. La biblioteca de análisis de sentimiento en python: sentiment-spanish (<https://pypi.org/project/sentiment-analysis-spanish/>).

8. Aplicamos el test de Kolmogórov-Smirnov (Hodges,1958).

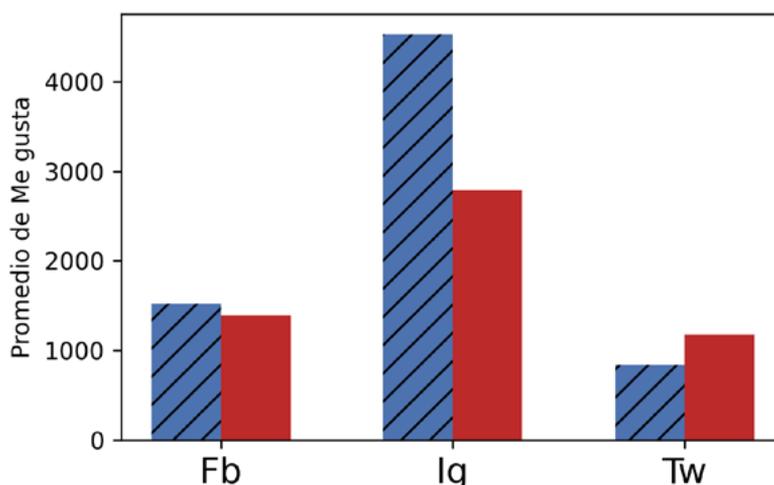


Gráfico 2. Cantidad de Me gusta promedio en mensajes tóxicos (rojo) y no tóxicos (azul) en cada plataforma

Fuente: Elaboración propia.

Al realizar un test de Spearman (Zwillinger & Kokoska, 2000), en Twitter observamos una correlación estadísticamente significativa ($p < 0,05$) y positiva entre la cantidad de Me gusta y la toxicidad de un posteo con un coeficiente de correlación de 0,15. Por otro lado, en Facebook dicho coeficiente es menor a la mitad, 0,08. En Instagram ni siquiera hay una correlación significativa entre toxicidad y Me gusta. Concluimos que, tal como afirma la H2b, los políticos tendrían incentivos para ser tóxicos en Twitter, pero no tanto en Facebook y en Instagram, ya que en la primera se premia la toxicidad con una cantidad mucho mayor de Me gusta.

H3. Interpelación

Método 1

Para testear nuestra tercera hipótesis realizamos distintos pasos. Primero, comparamos la forma discursiva de los mensajes para observar diferencias entre las plataformas. Apelamos a técnicas de procesamiento del lenguaje natural que miden la similitud de los textos según la cantidad y la significatividad de las palabras compartidas: dos textos se consideran más parecidos si comparten muchas palabras que no son muy comunes en el resto del corpus. Para ello, vectorizamos el texto mediante la técnica de conteo de frecuencia de palabras *Term frequency - Inverse document frequency* (Tf-idf) y medimos la similitud a través de la similaridad coseno (Manning & Schütze, 1999). Así, encontramos que las cuentas del oficialismo y de la oposición en Twitter tenían, globalmente, un gran parecido entre sí, mucho más que respecto de las otras dos redes. Para captar la particularidad de Twitter analizamos los patrones de distribución de las palabras para descubrir cuáles se encontraban juntas con mayor frecuencia. Mediante la técnica de descomposición en valores

singulares (SVD)⁹ hallamos los principales grupos de palabras (dimensiones) y luego entrenamos un árbol de decisión (Bishop, 2006) para predecir a qué plataforma pertenecía cada usuario; un árbol de decisión entrenado para clasificar los textos según su pertenencia a Twitter, Facebook o Instagram puede detectar si hay un grupo de palabras que se usa principalmente en una red social y no en las demás. El árbol fue entrenado sobre 75% de las cuentas seleccionadas al azar, dejando el 25% restante para calcular su performance (*test set*). Cada cuenta fue representada por la concatenación de todos sus posteos.

Resultados 1

Respecto de la eficacia del modelo, de las 26 instancias de la clase 1 (FB/IG), 24 se predijeron correctamente y de las 12 de la clase 2 (Twitter), 10. De esta forma, la exactitud (*accuracy*) del modelo predictivo es de 89,4% y el área bajo la curva ROC (Müller & Guido, 2016) es 0,919.¹⁰ Luego nos enfocamos en la dimensión 50, aquella que más significativamente separaba y clasificaba los textos según la red social. A esta dimensión la denominamos interpelativa, debido a que las principales palabras más utilizadas son usted, renuncia, saludos, buen día y espalda. Si bien se ven algunas palabras relacionadas con cuestiones o consignas coyunturales como renuncia o espalda, nos resultó llamativo que la principal palabra sea usted, ya que esta puede denotar un diálogo de interpelación directa con otro usuario y, presumiblemente, otro político. A continuación, se enumeran los posteos más importantes dentro de la dimensión interpelativa:

- “Usted, sí. <https://t.co/zjRiDBvEvE>” (FerIglesias)
- “@SolciPlata Usted, en cambio, sí.” (FerIglesias)
- “@clarigv1 A usted” (WolffWaldo)
- “@Damian_Deglauve @WorldGrace saludos!” (gabicerru)
- “Soy yo la que lo quiere a usted, @caramellocumpa!!!
<https://t.co/1qZjlEvADi>” (fvallejoss)
- “@shetpwk94 Que tengas un buen día Delfi!!! No salgas de tu casa !!!
Cúidate mucho” (alferdez)

9. SVD es un método algebraico para reducir la dimensión de una matriz; aplicado a una matriz de vectores Tf-Idf, como en nuestro caso, resulta en la detección de palabras que tienden a aparecer conjuntamente en un corpus de texto.

10. Esta métrica es el estándar utilizado en desarrollos de *machine learning* para casos de clasificación binaria. Esta produce valores entre 0 y 1; el valor 1 corresponde a una clasificación perfecta y el 0,5, a una totalmente aleatoria.

- “Si usted insistía en adjudicar esta compra con sobrepuestos, hubiéramos realizado la denuncia al PAMI. Pero entendemos que ha procedido como corresponde.” (gracielaocana)

En la lista se observa que todos los posteos son de diálogos directos, es decir que quien los genera está interpelando a otro usuario, no necesariamente en un tono negativo (lo que concuerda con lo visto al intentar distinguir las redes mediante el análisis de sentimiento).

El siguiente gráfico es un histograma de los usuarios diferenciados por red social según cuánto usaban las palabras de dicha dimensión interpelativa (usando el score obtenido con SVD).

Se observa que la mayoría de las cuentas de Twitter está sobre la derecha del eje X, lo que significa que tienen una componente significativa en esta dimensión (usaron frecuentemente las palabras asociadas con ella). Por otro lado, casi todas las barras azules y naranjas (cuentas de Facebook e Instagram, respectivamente) están sobre la izquierda del eje X.

Es interesante notar que, en algunos casos, cuentas en distintas redes pertenecientes a una misma persona se encuentran en lugares opuestos respecto al valor 0 del eje X. Esto nos indica que esa persona tuvo una forma de comunicar distinta en Instagram y Twitter respecto de las palabras asociadas con dicha dimensión.

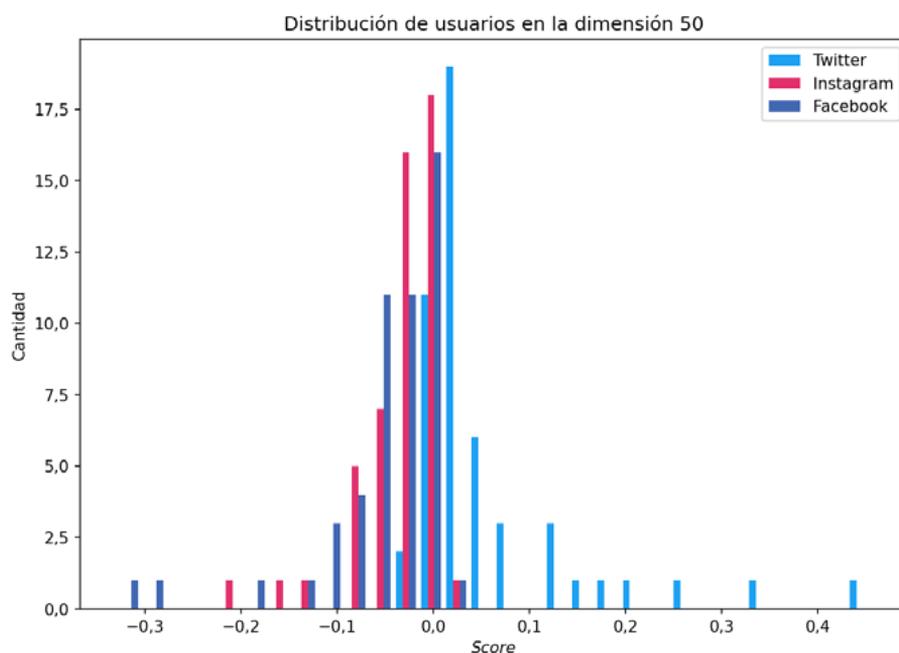


Gráfico 3. Scores obtenidos sobre la dimensión interpelativa por las cuentas. En el eje X se encuentran los scores y en el Y, la cantidad de cuentas con dicho score

Fuente: Elaboración propia.

Un caso destacado es el del diputado de la oposición Fernando Iglesias, un vocero importante contra el gobierno, cuya cuenta de Twitter tuvo un score de 0,25 sobre el eje X, mientras que en su cuenta de Instagram el score fue de casi -0,3, ocupando extremos opuestos del gráfico.

Método 2

A continuación, medimos la frecuencia relativa de cada término en cada red social. Para esto, graficamos las palabras según la importancia que tienen en Twitter y en Facebook+Instagram (gráfico 4), posicionando en el eje X el score en Twitter y en el eje Y el score en las otras dos. Agregamos una línea roja indicando equivalencia, es decir que aquellos términos posicionados en o cerca de ella tienen frecuencias parecidas en ambos casos.

Resultados 2

Se verifica que usted y vos¹¹ tienen una importancia muchísimo mayor en Twitter, con un score mayor a 0,4 en esa red y menor a 0,2 en Facebook e Instagram. El término más importante en Twitter, es alferdez, la cuenta del presidente Alberto Fernández. Vemos también que los términos referidos a gestión, como obras y vecinos (muy usado por los gobiernos municipales), son muy importantes en Facebook e Instagram y no en Twitter, lo que sugeriría que esas plataformas son más elegidas para comunicar la gestión pública.

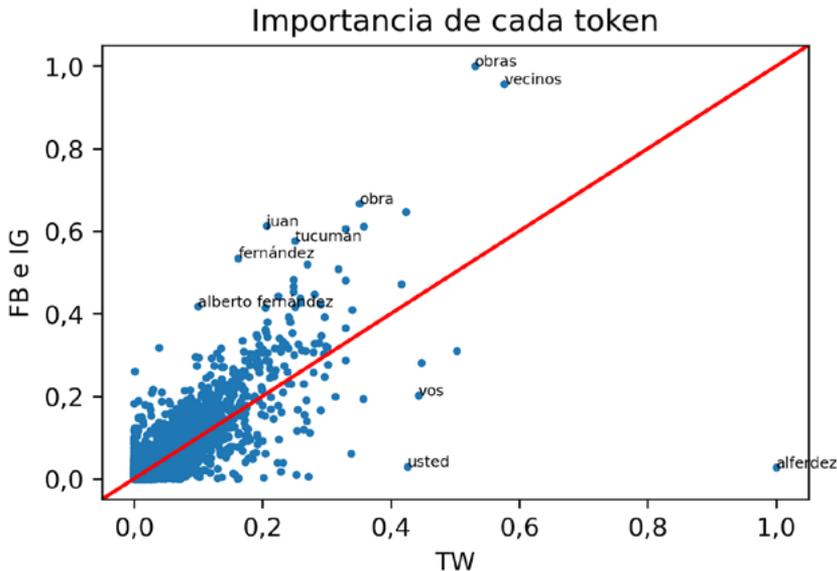


Gráfico 4. Frecuencia de términos por red social

Fuente: Elaboración propia.

11. En Argentina se usa el vos en lugar del tú como segunda persona del singular.

Método 3

Para seguir intentando validar la H3 (Twitter es el terreno para las interpelaciones), verificamos el uso de los distintos pronombres en las plataformas; específicamente, la frecuencia normalizada de ciertas palabras interpelativas (la cantidad de veces que aparece dicha palabra dividida por la cantidad total de palabras usadas en esa red).

Resultados 3

En el gráfico observamos que los pronombres en segunda persona como vos y usted son más usados en Twitter que en Facebook o Instagram; lo mismo sucede con expresiones dirigidas a otro interlocutor, como buen día, hola o saludos. En contraposición, el pronombre en primera persona yo aparece en mayor medida en Facebook que en Instagram o Twitter. Asimismo, los pronombres de tercera persona son más usados en Facebook (él) e Instagram (ella) que en Twitter.

Estos resultados refuerzan la hipótesis 3 antes confirmada de que en Twitter hay un mayor diálogo entre usuarios, mientras que Facebook e Instagram son redes menos interpelativas y se usan más los pronombres personales de primera o tercera persona.

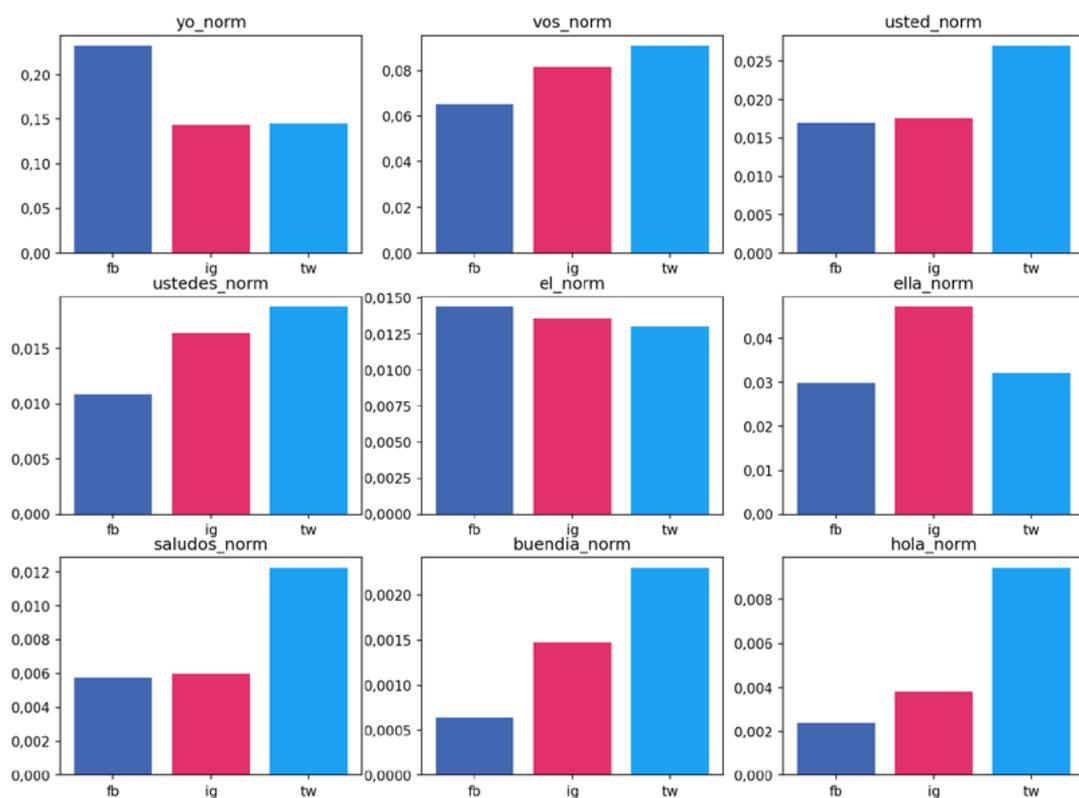


Gráfico 5. Frecuencia normalizada de cada término en las tres redes sociales: Facebook (fb), Instagram (ig) y Twitter (tw)

Fuente: Elaboración propia.

CONCLUSIONES

En este artículo nos propusimos elucidar similitudes y diferencias en la comunicación de 50 políticos argentinos del oficialismo y de la oposición, analizando sus posteos durante 2020 en Facebook, Instagram y Twitter. Encontramos que los políticos hablan más de los temas sobre los que tienen propiedad y en los que presumiblemente se sienten más a gusto en Facebook y en Instagram que en Twitter. La arquitectura de esta última red posibilita un campo de controversias entre seguidores afines y no afines, a diferencia de las dos primeras, en las que predominaría la afinidad política. Más aún, el rasgo principal es la interpelación en general a otros actores políticos y el carácter controversial de esta plataforma se verifica también en que hay una mayor proporción de mensajes con toxicidad, que son los que más adhesión generan. En otras palabras, la toxicidad es recompensada en Twitter. Es por ello que centrar la mirada y la investigación solo en esta red refuerza una imagen conflictiva de la política y con poca referencia a las acciones políticas específicas, una razón de peso para seguir a los mismos emisores en las otras plataformas. Observamos también temas en común de baja conflictividad, como celebraciones comunes pero, sobre todo, referencias a las políticas implementadas.

En este trabajo compartimos técnicas novedosas para el análisis comparado de textos. Si bien las aplicamos a publicaciones en redes sociales, pueden utilizarse en un espectro amplio para comparar medios de comunicación en relación con la toxicidad, el tipo de interpelación y los tópicos de discusión. Asimismo, podrían focalizarse en otro tipo de figuras públicas y no solo en español, ya que nuestros métodos pueden adaptarse a distintas lenguas. Por ello, dejamos a disposición todo el código en un repositorio público para que pueda ser utilizado de forma simple. Así, nuestro objetivo ha sido el de contribuir al desarrollo e innovación en el campo de la investigación de la comunicación y de las ciencias sociales en general mediante el uso de las recientes técnicas computacionales del procesamiento del lenguaje natural. En cuanto a sus aportes para la comunicación política, este trabajo intentó mostrar la productividad del enfoque cross-plataforma para captar mejor la complejidad y los matices de la comunicación política actual, tanto en la producción de mensajes como en la interacción con usuarios y en la recepción. Estamos convencidos de que los estudios cross-plataforma permitirán avanzar tanto en la comprensión como en la planificación articulada de las estrategias de los políticos y otras personalidades públicas.

FINANCIAMIENTO

“MODELOS Y HERRAMIENTAS ALGORÍTMICAS AVANZADAS PARA REDES Y DATOS MASIVOS-PARTE 2”, UBACyT, Proyecto 20020190100126BA, 2020-2022, Universidad de Buenos Aires, (E. Feuerstein, University of Buenos Aires).

REFERENCIAS

- Ain, Q. T., Ali, M., Riaz, A., Noureen, A., Kamran, M., Hayat, B., & Rehman, A. (2017). Sentiment Analysis Using Deep Learning Techniques: A Review. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, 8(6). <https://doi.org/10.14569/IJACSA.2017.080657>
- Angelov, D. (2020). Top2vec: Distributed Representations of Topics. *arXiv preprint arXiv:2008.09470*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2008.09470>
- Ansolabehere, S. & Iyengar, S. (1994). Riding the wave and claiming ownership over issues: The joint effects of advertising and news coverage in campaigns. *Public Opinion Quarterly*, 58(3), 335-357. <https://doi.org/10.1086/269431>
- Arcila Calderón, C., Van Atteveldt, W., & Trilling, D. (2021). Métodos Computacionales y Big Data en la Investigación en Comunicación: Editorial Dossier (Special Issue Computational Methods and Big Data in Communication Research). *Cuadernos.Info*, (49), I-IV.
- Aruguete, N. (2015). *El poder de la agenda: política, medios y público* (The power of the agenda: politics, media, and public). Biblos.
- Bast, J. (2021). Managing the Image. The Visual Communication Strategy of European Right-Wing Populist Politicians on Instagram. *Journal of Political Marketing*. <https://doi.org/10.1080/15377857.2021.1892901>
- Bishop, C. M. (2006). *Pattern Recognition and Machine Learning*. Springer. <https://link.springer.com/book/9780387310732>
- Blei, D. M., Ng, A. Y., & Jordan, M. I. (2003). Latent Dirichlet Allocation. *Journal of Machine Learning Research*, 3, 993-1022. <https://jmlr.org/papers/v3/blei03a.html>
- Bossetta, M. (2018). The Digital Architectures of Social Media: Comparing Political Campaigning on Facebook, Twitter, Instagram, and Snapchat in the 2016 US Election. *Journalism & Mass Communication Quarterly*, 95(2), 471-496. <https://doi.org/10.1177/1077699018763307>
- Calvo, E. (2015). *Anatomía política de Twitter en Argentina. Tuiteando #Nisman* (Political anatomy of Twitter in Argentina. Tweeting #Nisman). Capital Intelectual.
- Calvo, E. & Aruguete, N. (2020). *Fake news, trolls y otros encantos: Cómo funcionan (para bien y para mal) las redes sociales* (Fake news, trolls, and other charms: How do social networks work (for better and for worse)). Siglo XXI Editores.
- Cárdenas, A. (2020). Uso de Twitter como estrategia de comunicación política en campañas presidenciales (México, Colombia y Perú 2012-2016). *Razón y Palabra*, 24, (109). <https://doi.org/10.26807/rp.v24i109.1716>

- Chadwick, A., Dennis, J., & Smith, A. P. (2015). Politics in the Age of Hybrid Media: Power, Systems, and Media Logics. In A. Bruns, G. Enli, E. Skogerbø, A. O. Larsson, & C. Christensen, *The Routledge Companion to Social Media and Politics* (pp. 7-22). Routledge.
- Enli, G. S. & Skogerbø, E. (2013). Personalized campaigns in party-centred politics. Twitter and Facebook as arenas for political communication. *Information, Communication & Society*, 16(5), 757-774. <https://doi.org/10.1080/1369118X.2013.782330>
- Figuereo-Benítez, J. C., González-Quiñones, F., & Machin-Mastromatteo, J. D. (2021). Instagram como objeto de estudio en investigaciones recientes. Una revisión de literatura con enfoque en revistas científicas (Instagram as an object of study in recent research. A literature review with a focus on scientific journals). *Ámbitos: Revista internacional de comunicación*, 53, 9-23. <https://doi.org/10.12795/Ambitos.2021.i53.01>
- Flores-Márquez, D. & González Reyes, R. (2021). En busca de coordenadas metodológicas para estudiar la cultura digital (In search of methodological coordinates to study digital culture). In D. Flores-Márquez & R. González Reyes (Coords), *La imaginación metodológica. Coordenadas, rutas y apuestas para el estudio de la cultura digital* (The methodological imagination. Coordinates, routes, and stakes for the study of digital culture) (pp. 15-23). Tintable.
- Fortuna, P., Soler, J., & Wanner, L. (2020, May). Toxic, Hateful, Offensive or Abusive? What Are We Really Classifying? An Empirical Analysis of Hate Speech Datasets. In *Proceedings of the Twelfth Language Resources and Evaluation Conference* (pp. 6786-6794). European Language Resources Association. <https://aclanthology.org/2020.lrec-1.838>
- Garimella, K., Morales, G. D. F., Gionis, A., & Mathioudakis, M. (2018). Quantifying Controversy on Social Media. *ACM Transactions on Social Computing*, 1(1), 1-27. <https://doi.org/10.1145/3140565>
- González-Bustamante, B. (2015). Evaluando Twitter como indicador de opinión pública: una mirada al arribo de Bachelet a la presidencial chilena 2013 (Assessing Twitter as an indicator of public opinion: a look at Bachelet's arrival to the Chilean presidential election in 2013). *Revista SAAP*, 9(1), 119-141. <https://revista.saap.org.ar/articulos/revista-saap-volumen-9-1.html>
- Gruzd, A., Lannigan, J., & Quigley, K. (2018). Examining government cross-platform engagement in social media: Instagram vs Twitter and the big lift project. *Government Information Quarterly*, 35(4), 579-587. <https://doi.org/10.1016/j.giq.2018.09.005>
- Gusfield, J. R. (2014). *La cultura de los problemas públicos: el mito del conductor alcoholizado versus la sociedad inocente* (The culture of public problems: the myth of the drunk driver versus the innocent society). Siglo XXI Editores.
- Hasebrink, U. & Hepp, A. (2017). How to research cross-media practices? Investigating media repertoires and media ensembles. *Convergence: The International Journal of Research into New Media Technologies*, 23(4), 362-377. <https://doi.org/10.1177/1354856517700384>
- Hodges, J. L. (1958). The significance probability of the smirnov two-sample test. *Arkiv för Matematik*, 3(5), 469-486. <https://doi.org/10.1007/bf02589501>
- Hua, Y., Ristenpart, T., & Naaman, M. (2020). Towards Measuring Adversarial Twitter Interactions against Candidates in the US Midterm Elections. *Proceedings of the International AAAI Conference on Web and Social Media*, 14(1), 272-282. <https://doi.org/10.1609/icwsm.v14i1.7298>
- Iyengar, S. (1990). The accessibility bias in politics: Television news and public opinion. *International Journal of Public Opinion Research*, 2(1), 1-15.

- Jaidka, K., Guntuku, S., & Ungar, L. (2018, June). Facebook versus Twitter: Differences in self-disclosure and trait prediction. *Proceedings of the International AAAI Conference on Web and Social Media*, 12(1). <https://doi.org/10.1609/icwsm.v12i1.15026>
- Kaplan, N., Park, D. K., & Ridout, T. N. (2006). Dialogue in American Political Campaigns? An Examination of Issue Convergence in Candidate Television Advertising. *American Journal of Political Science*, 50(3), 724-736. <https://doi.org/10.1111/j.1540-5907.2006.00212.x>
- Karlsen, R. & Enjolras, B. (2016). Styles of Social Media Campaigning and Influence in a Hybrid Political Communication System: Linking Candidate Survey Data with Twitter Data. *The International Journal of Press/Politics*, 21(3), 338-357. <https://doi.org/10.1177/1940161216645335>
- Kelley, S. & Mirer, T. W. (1974). The Simple Act of Voting. *American Political Science Review*, 68(2), 572-591. <https://doi.org/10.2307/1959506>
- Larsson, A. O. (2015). Green light for interaction: Party use of social media during the 2014 Swedish election year. *First Monday*, 20(1). <https://doi.org/10.5210/fm.v20i12.5966>
- LeCun, Y., Boser, B., Denker, J. S., Henderson, D., Howard, R. E., Hubbard, W., & Jackel, L. D. (1989). Backpropagation applied to handwritten zip code recognition. *Neural Computation*, 1(4), 541-551. <https://doi.org/10.1162/neco.1989.1.4.541>
- López-López, P. C. & Vásquez-González, J. (2018). Agenda temática y Twitter: elecciones presidenciales en América Latina durante el período 2015-2017 (Thematic agenda and Twitter: Presidential elections in Latin America during the 2015-2017 period). *Profesional De La Información*, 27(6), 1204-1214. <https://doi.org/10.3145/epi.2018.nov.04>
- Manning, C. & Schütze, H. (1999). *Foundations of Statistical Natural Language Processing*. MIT Press.
- Martin, J. R. & White, P. R. R. (2005). *The Language of Evaluation. Appraisal in English*. Palgrave Macmillan.
- McPherson, M., Smith-Lovin, L., & Cook, J. M. (2001). Birds of a Feather: Homophily in Social Networks. *Annual Review of Sociology*, 27, 415-444. <https://doi.org/10.1146/annurev.soc.27.1.415>
- Müller, A. C. & Guido, S. (2016). *Introduction to Machine Learning with Python. A Guide for Data Scientists*. O'Reilly Media, Inc.
- Nielsen, R. K. & Schrøder, K. C. (2014). The Relative Importance of Social Media for Accessing, Finding, and Engaging with News. An eight-country cross-media comparison. *Digital Journalism*, 2(4), 472-489. <https://doi.org/10.1080/21670811.2013.872420>
- Owen, D. (2017). New Media and Political Campaigns. In K. Kensi & K. Hall Jamieson (Eds.), *The Oxford Handbook of Political Communication* (pp. 829-836). <https://doi.org/10.1093/oxfordhb/9780199793471.013.016>
- Paulino, F. O. & Waisbord, S. (2021). Las narrativas del populismo reaccionario: Bolsonaro en Twitter durante la pandemia (The narratives of reactionary populism: Bolsonaro on Twitter during the pandemic). *Mediapolis-Revista de Comunicação, Jornalismo e Espaço Público*, (12), 33-48. https://doi.org/10.14195/2183-6019_12_2
- Petrocik, J. R. (1996). Issue Ownership in Presidential Elections, with a 1980 Case Study. *American Journal of Political Science*, 40(3), 825-850. <https://doi.org/10.2307/2111797>

- Prada Espinel, Ó. A. & Romero Rodríguez, L. M. (2018). Polarización y demonización en la campaña presidencial de Colombia de 2018: análisis del comportamiento comunicacional en el Twitter de Gustavo Petro e Iván Duque (Polarization and Demonization in the 2018 Presidential Campaign of Colombia: Analysis of Twitter's Communication Behavior by Gustavo Petro and Iván Duque). *Revista Humanidades*, 9(1). <https://doi.org/10.15517/h.v9i1.35343>
- Quevedo, L. A., & Ramírez, I. (2022). Polarizados ¿Por qué preferimos la grieta?(Aunque digamos lo contrario). *Revista SAAP*, 16(1), 220-222.
- Röder, M., Both, A., & Hinneburg, A. (2015). Exploring the Space of Topic Coherence Measures. In X. Cheng & H. Li (Chairs), *WSDM'15: Proceedings of the Eighth ACM International Conference on Web Search and Data Mining* (pp. 399-408). <https://doi.org/10.1145/2684822.2685324>
- Rogers, R. (2017). Digital Methods for Cross-Platform Analysis. In J. Burgess, A. Marwick, & T. Poell, *The SAGE Handbook of Social Media* (pp. 91-110). SAGE. <https://doi.org/10.4135/9781473984066>
- Salgado Andrade, E. (2013). Twitter en la campaña electoral de 2012 (Twitter in the Electora Campaign of 2012). *Desacatos*, (42), 217-232. <https://doi.org/10.29340/42.78>
- Scheufele, D. A. (2000). Agenda-Setting, Priming, and Framing Revisited: Another Look at Cognitive Effects of Political Communication. *Mass Communication & Society*, 3(2-3), 297-316. <https://doi.org/10.4324/9781315679402-5>
- Scheufele, D. A. & Iyengar, S. (2012). The State of Framing Research: A Call for New Directions. In K. Kenski & K. Hall Jamieson (Eds.), *The Oxford Handbook of Political Communication Theories* (pp. 1-26). <https://doi.org/10.1093/oxfordhb/9780199793471.013.47>
- Spierings, N. & Jacobs, K. (2019). Political parties and social media campaigning. *Acta Politica*, 54(1), 145-173. <https://doi.org/10.1057/s41269-018-0079-z>
- Stier, S., Bleier, A., Lietz, H., & Strohmaier, M. (2018). Election Campaigning on Social Media: Politicians, Audiences, and the Mediation of Political Communication on Facebook and Twitter. *Political Communication*, 35(1), 50-74. <https://doi.org/10.1080/10584609.2017.1334728>
- Thelwall, M. (2017). The Heart and Soul of the Web? Sentiment Strength Detection in the Social Web with SentiStrength. In J. Holyst (Ed.), *Cyberemotions. Understanding Complex Systems* (pp. 119-134). Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-319-43639-5_7
- Thorhauge, A. M. & Lomborg, S. (2016). Cross-media communication in context: A mixed-methods approach. *MedieKultur: Journal of Media and Communication Research*, 32(60), 16. <https://doi.org/10.7146/mediekultur.v32i60.22090>
- Wulczyn, E., Thain, N., & Dixon, L. (2017). Ex Machina: Personal Attacks Seen at Scale. In R. Barret & R. Cummings (Chairs), *WWW' 17: Proceedings of the 26th International Conference on World Wide Web* (pp. 1391-1399). International World Wide Web Conferences Steering Committee. <https://doi.org/10.1145/3038912.3052591>
- Zwillinger, D. & Kokoska, S (2000). *CRC Standard Probability and Statistics Tables and Formulae*. Champan & Hall.

ANEXO

Referentes políticos seleccionados según sector y rol.

Oficialismo

Nombre	Rol
Alberto Fernández	Presidente
Cristina Fernández de Kirchner	Vicepresidenta
Santiago Cafiero	Jefe de gabinete
Wado de Pedro	Ministro nacional
Gabriel Katopodis	Ministro nacional
Victoria Donda	Directora INADI (Instituto Nacional contra la Discriminación)
Axel Kicillof	Gobernador
Gildo Insfran	Gobernador
Gustavo Bordet	Gobernador
Juan Manzur	Gobernador
Omar Perotti	Gobernador
Sergio Uñac	Gobernador
Anabel F. Sagasti	Senadora
Oscar Parrilli	Senador
Facundo Moyano	Diputado
Fernanda Vallejos	Diputada
Gabriela Cerrutti	Diputada
Itai Hagman	Diputado
Jorge Antonio Romero	Diputado
José I de Mendiguren	Diputado
Jose L. Gioja	Diputado
Leonardo Grosso	Diputado
Lucia Corpacci	Diputada
Pablo Carro	Diputado
Pablo Yedlin	Diputado

Oposición

Nombre	Rol
Gerardo Morales	Gobernador
Rodolfo Suarez	Gobernador
Horacio R. Larreta	Jefe de gobierno
Diego Santilli	Vicejefe de gobierno
Gustavo Posse	Intendente
Jorge Macri	Intendente
Néstor Grindetti	Intendente
Mauricio Macri	Expresidente
Maria E. Vidal	Exgobernadora
Alfredo Cornejo	Exgobernador
Alfredo De Angeli	Senador
Humberto Schiavoni	Senador
Luis Naidenoff	Senador
Martin Lousteau	Senador
Alfredo Schiavoni	Diputado
Brenda Austin	Diputada
Cristian Ritondo	Diputado
Elisa Carrió	Diputada
Fernando Iglesias	Diputado
Graciela Ocaña	Diputada
Luis A. Juez	Diputado
Mario R. Negri	Diputado
Maximiliano Ferraro	Diputado
Waldo Wolff	Diputado
Patricia Bullrich	Presidenta del PRO

SOBRE LOS AUTORES

FEDERICO ALBANESE, licenciado en Ciencias Físicas de la Universidad de Buenos Aires, estudiante doctoral en Ciencias de la Computación en la misma universidad y miembro del Instituto de Ciencias de la Computación (CONICET - UBA). Es docente en la maestría de Explotación de Datos de la Facultad de Ciencias Exactas y Naturales, UBA. Su investigación se centra actualmente en el estudio de modelos de aprendizaje automático (machine learning) en grafos y sus aplicaciones a redes sociales.

 <https://orcid.org/0000-0001-7140-2910>

ESTEBAN FEUERSTEIN, licenciado en Informática de la Escuela Superior Latinoamericana de Informática (ESLAI) y doctor en Informática de la Universidad de Roma La Sapienza. Tiene más de 25 años de experiencia como investigador y consultor en organizaciones públicas y privadas. Profesor asociado del departamento de Computación de la Facultad de Ciencias Exactas y Naturales (UBA). Su área de especialización es en el campo de los algoritmos y las estructuras de datos, y la búsqueda y organización de la información y grandes datos.

 <https://orcid.org/0000-0003-2985-810X>

GABRIEL KESSLER, doctor en Sociología por la EHESS-Paris, investigador del CONICET y profesor de la Universidad Nacional de La Plata y de la Universidad Nacional de San Martín. Sus áreas de investigación son desigualdad, violencia y polarización política. Es autor de numerosos libros y artículos académicos. Sus últimos libros son (con Gabriela Benza) *Uneven Trajectories. Latin America Societies in the XXI Century* (Cambridge University Press, 2020) y *La ¿Nueva? estructura social de América Latina (Siglo XXI, 2021)*.

 <https://orcid.org/0000-0003-4204-8961>

JUAN MANUEL ORTIZ DE ZÁRATE, licenciado en Ciencias de la Computación de la Universidad de Buenos Aires, estudiante doctoral en Ciencias de la Computación en la misma universidad y miembro del Instituto en Ciencias de la Computación (UBA - CONICET). Con experiencia tanto en el sector académico como en el privado, su investigación se centra actualmente en el estudio de las redes sociales a través del procesamiento del lenguaje natural y el modelado de grafos.

 <https://orcid.org/0000-0002-0291-1997>