

EMOCIONES Y POLARIZACIÓN DE LAS COMUNIDADES DIGITALES EN AMÉRICA LATINA: ELECCIONES PRESIDENCIALES 2018-2019

Nieves Lagares Díez, PhD Universidad de Santiago de Compostela. Correo electrónico: mnieves.lagares@usc.es

Paulo Carlos López-López, PhD Universidad de Santiago de Compostela.
Correo electrónico: paulocarlos.lopez@usc.es

Pablo Oñate, PhD Universidad de Valencia. Correo electrónico: pablo.onate@uv.es

Olga Blasco-Blasco, PhD Universidad de Valencia. Correo electrónico: olga.blasco@uv.es

RESUMEN

En este artículo se analizan las emociones y la polarización de las comunidades digitales de diez candidatos presidenciales en las elecciones de Colombia, México, Bolivia, Argentina y Uruguay celebradas en 2018 y 2019. Para ello se ha extraído información de las cuentas de Twitter de los candidatos en el último mes de la correspondiente campaña, a raíz de lo cual se estudiaron 749.764 tuits y más de doce millones de palabras. Posteriormente, se hizo un análisis de contenido, cuyo resultado evidencia que el contenido emocional de los tuits evoluciona a lo largo del periodo de análisis; se aprecia, además, una diferencia en el contenido negativo/positivo de los comentarios en los tuits, y así, la polarización de las comunidades digitales. Junto a estos resultados, también se observa una *negativización* de los tuits, una nacionalización de las pautas del comportamiento digital y un incremento de la polarización que surge “espontáneamente”, y ello refuerza la idea de que existen valores intrínsecos a las dinámicas de la discusión política en las redes sociales.

Palabras clave: redes sociales, comunidades digitales, emociones, polarización, comunicación política, América Latina

EMOTIONS AND POLARIZATION OF DIGITAL COMMUNITIES IN LATIN AMERICA: 2018-2019 PRESIDENTIAL ELECTIONS

ABSTRACT

This article studies the emotions and polarization of the digital communities of ten candidates in the presidential elections held in Colombia, Mexico, Bolivia, Argentina, and Uruguay in 2018 and 2019. To this effect, information was extracted from the candidates' Twitter accounts in the last month of the campaign, obtaining 749,764 tweets and more than twelve million words. Later, a content analysis was carried out, which evidenced that the emotional content of the tweets evolved over time, showing a trend of the negative/positive difference of the tweets and an increase in the polarization of these digital communities. As additional results, there is also evidence of a negativization of the tweets, a national rationale of patterns of digital behavior, and a “natural” polarization, reinforcing thus the existence of intrinsic values in the dynamics of political discussion on social media.

[182]

Keywords: social media, digital communities, emotions, polarization, political communication, Latin America

Fecha de recepción: 02/05/2022

Fecha de aprobación: 02/06/2023

INTRODUCCIÓN

El desarrollo de las tecnologías de la información y del conocimiento —que han catalizado la polarización afectiva al reducir los costes de búsqueda de información y de interacción (Törnberg et al., 2021)— genera grandes transformaciones en la comunicación política y, en particular, en el mensaje político: cómo se construye, cómo se expresa y cómo se lo mide; incluso, en qué emociones genera. La interacción entre el individuo y el mensaje se codifica a partir de unos códigos (Igartua & Moral, 2012), los cuales incluyen a la emoción que directamente influye en nuestros juicios (Marcus et al., 2005). Los procesos de deliberación, también en el espacio *online*, tienden a *mover* grupos (o comunidades) que reflexionan y discuten desplazándose hacia un punto más extremo en la dirección indicada por sus propios juicios antes de realizar dicha deliberación (Sunstein, 1999). Este fenómeno, el de la *polarización grupal*, explica comportamientos sociales y su estudio es de especial interés en redes sociales en época electoral, dadas sus consecuencias en los sistemas democráticos. Por ello, es importante abordar la dinámica emocional (polarizada) de los debates colectivos, atendiendo a la organización de las distintas comunidades virtuales.

El análisis de la polarización política se aborda, teórica y empíricamente, desde tres ámbitos (Yarchi et al., 2021): la *polarización en la interacción* (entre distintas comunidades digitales); la *polarización posicional* (entre las distintas posiciones expresadas) y la *polarización afectiva* (relativa a las emociones). Dada la presencia y la relevancia crecientes del componente emocional en la política contemporánea, la polarización emocional tiene una enorme influencia en las actitudes y el comportamiento de la ciudadanía. En ese contexto, las redes sociales se han conformado como un instrumento indispensable para la construcción de las emociones colectivas (Rivera Otero et al., 2021).

En un reciente estudio de revisión sobre la polarización política en redes sociales (Kubin & Von Sikorski, 2021) se constata una sobreabundancia de análisis de Twitter, lo cual plantea como sus principales variables los aspectos ideológicos y afectivos, concibiendo y midiendo la polarización de distintas maneras (algunas, poco o mal validadas). Así, se cuestiona la posibilidad de lograr una definición general de polarización política en las redes sociales, dadas las diferencias entre las diversas plataformas (Yarchi et al., 2021): en Twitter existe un patrón de interacción entre los mismos grupos con polarización posicional agravada; en WhatsApp se reduce la polarización a medida que avanza el tiempo; Facebook, por su parte, es una plataforma más *descompartimentada*, en términos de las interacciones o las emociones expresadas.

Dada esa diversidad de plataformas, pueden observarse varios patrones de comportamiento. Uno indica que cuanto más larga es la conversación (más número de comentarios), mayor es la carga de negatividad del sentimiento o la emoción del caso (Zollo et al., 2015), y donde la conversación polarizada se configura como un *escenario* propicio para la propagación de rumores y la desinformación (Bessi et al., 2016). Otro patrón es el que se basa en la relación entre la exposición selectiva a noticias de medios de comunicación (y mensajes) ideológicamente afines y el reforzamiento de la polarización, si bien todavía no hay suficiente evidencia que confirme sin lugar a dudas esa relación (Prior, 2013). Por ejemplo, en el contexto estadounidense se ha confirmado que la exposición a planteamientos y visiones políticas opuestas a las propias refuerzan estas últimas (Bail et al., 2018).

[184] Esta tesis es refutada parcialmente por las implicaciones de los *vínculos débiles* en redes sociales, derivados de que la mayor parte de los usuarios están integrados en redes muy diversas, y se constata que la exposición a esa diversidad política tiene un efecto positivo sobre actitudes de moderación. Por ello, se cuestiona que las redes sociales promuevan la polarización política masiva (Barberá, 2014). En otros estudios de caso —concretamente, en Corea del Sur—, también se evidencia un efecto indirecto y a largo plazo de las redes sociales sobre la polarización política (Lee et al., 2018): las redes generan polarización al activar el compromiso político (aquellos que usan estas herramientas tienen más posibilidades de participar en procesos políticos y de desarrollar actitudes políticas más extremas a lo largo del tiempo). Otro patrón que cabe apuntar es que la polarización es más alta en los sistemas bipartidistas, y más baja, en los sistemas bipartidistas con voto proporcional (Urman, 2020), lo que sugiere una extrapolación a los sistemas presidencialistas de doble vuelta en América Latina.

Otra parte de la literatura subraya la importante relación entre las emociones, los medios de comunicación y las redes sociales en esta era de la *política mediada* (Wahl-Jorgensen, 2019); sobre todo, en cuanto a las emociones negativas. Estas son activadores del consumo de información, por lo que ejercen un papel mediador a la hora de construir una ciudadanía políticamente informada; también ayudan a construir socialmente las emociones (Vasilopoulos et al., 2018; Vasilopoulos, Marcus & Foucault, 2018). Los estudios de la polarización afectiva o emocional en la esfera política reconocen el papel de las redes sociales a la hora de fomentar dicha polarización, en contextos con mayor relevancia de los sentimientos políticos (Waisbord, 2020). Por ello, la polarización en Twitter, Facebook, Instagram o TikTok no se da solamente por las características intrínsecas a cada una de esas redes sociales, sino porque son espacios públicos de *contagio emocional*. Se ha demostrado una relación directa entre la polarización y las emociones expresadas hacia los candidatos: cuanto mayor es el nivel de polarización, más ansiedad se aprecia hacia el candidato ajeno y más entusiasmo se siente por el propio (McLaughlin et al., 2020).

El presente artículo plantea un análisis de las emociones y de la polarización de las comunidades digitales de los candidatos en varios procesos electorales presidenciales en América Latina, tratando de dar respuesta a varios de los interrogantes de relevancia en este campo:

- a) ¿Es autónoma la polarización que se da en redes sociales? ¿Reproduce la lógica *off-line*? ¿O hace una labor complementaria a partir de un modelo de polarización afectiva genuina? (Bustos-Díaz & Capilla-del Fresno, 2013).
- b) ¿Se da en la comunidad digital de usuarios una fusión de emociones (*emotion melding*) en la que existe una *corriente emocional* prefabricada o preconstruida (Jaráiz-Gulías et al., 2020; López-López et al., 2020), que orienta y determina el comportamiento del resto de la ciudadanía?
- c) ¿Se generan cámaras de eco a partir de grupos polarizados en torno a temas de la agenda, o son el resultado también de emociones? ¿Se ve afectado dicho comportamiento emocional por la mayor o la menor participación del usuario? En principio, los usuarios más activos tienden a mostrar mayor negatividad emocional que los menos activos (Del Vicario et al., 2016).

Al efecto de dar respuesta a los anteriores interrogantes, el artículo ofrece evidencia empírica sobre el uso de las emociones, y de su carácter negativo o positivo, en el contexto de las campañas electorales presidenciales latinoamericanas: así, analizamos cuáles son las emociones preponderantes, cuál es su uso, qué modelos dibujan, cómo se comportan en ese sentido las comunidades digitales, y cómo se construye la polarización *media* del sentimiento o la emoción.

PREGUNTAS DE INVESTIGACIÓN, DATOS Y MÉTODO

Esta investigación continúa la línea de trabajos precedentes que analizan la agenda política, pública y mediática en el espacio digital (Alonso Muñoz & Casero Ripollés, 2018; López-López & Oñate, 2019), así como otros que abordan el análisis emocional en dicho espacio (López-López, Oñate & Rocha, 2020) o desde la polarización afectiva (Yarchi, Baden & Kligler-Vilenchik, 2021; Törnberg et al., 2021). En estas páginas analizamos las emociones expresadas a lo largo del último mes en las comunidades digitales de Twitter (respuestas) de los dos principales candidatos en las campañas electorales de los cinco comicios presidenciales celebrados en América Latina en 2018 y 2019. En la tabla 1 se sintetizan las fechas y los candidatos de Colombia (segunda vuelta), México (primera vuelta), Bolivia (primera vuelta), Argentina (segunda vuelta) y Uruguay (segunda vuelta). Se han seleccionado estos comicios por criterios de análisis lingüístico disponible (se ha excluido Brasil), de competición política (también se excluye Venezuela o el siguiente proceso tras el golpe de Estado en Bolivia) y la accesibilidad de suficiente información en Twitter (se excluye la elección en Paraguay). Se seleccionó la primera o la segunda vuelta en función de que hubiera un ganador efectivo. Nuestro objetivo es doble: explicar cómo se construye la polarización emocional o afectiva en Twitter en las campañas electorales y analizar las emociones que la ciudadanía expresa como respuesta a tuits de sus candidatos, diferenciando por tipos de comunidad virtual y tipos de usuario (*esporádicos* o *frecuentes*). En virtud de ello, formulamos cinco preguntas de investigación:

- ¿Genera la red social Twitter una escalada emocional en las campañas electorales —un incremento del contenido emocional en los mensajes—? (P1).

- ¿Es posible modelizar el comportamiento emocional de las comunidades digitales? (P2).
- ¿Son las emociones negativas las que determinan la competición política? (P3).
- ¿Está el comportamiento digital determinado y delimitado por variables nacionales (estatales), o la comunicación digital se halla supeditada a pautas de carácter internacional, regional o global? (P4).
- ¿Es la polarización consecuencia buscada de la actividad de los usuarios de la comunidad, o es una consecuencia espontánea e intrínseca a la discusión política en redes sociales, independientemente de la voluntad de los usuarios? (P5).

Para responder a estas preguntas, se ha extraído información de las comunidades digitales de las campañas electorales de los diez candidatos seleccionados. Hemos utilizado un método combinado usando la *Application Programming Interface* (API), oficial de Twitter, y un *script ad hoc* que permitiera capturar todos los metadatos, incluido el contenido del tuit. Se estableció un lapso de un mes entre la emisión del tuit original del candidato y la de la respuesta de los participantes de la comunidad, con un índice de captura próxima al 90%. En este análisis se han excluido, de igual forma, los *bots* y los posibles perfiles falsos.

Tabla 1. Objeto de estudio (países, candidatos, periodos de observación y comunidades digitales)

Periodos de observación		Primera semana			Segunda semana			Tercera semana			Cuarta semana		
Pais/Fecha	Candidato	Tuits	N.º de usuarios individuales o únicos	Usuarios frecuentes	Tuits	N.º de usuarios individuales o únicos	N.º usuarios frecuentes	Tuits	N.º de usuarios individuales o únicos	N.º usuarios frecuentes	Tuits	N.º de usuarios individuales o únicos	N.º usuarios frecuentes
Colombia 17/06/2018	Duque	11.241	6.507	11	23.473	14.618	22	15.982	9.438	9	32.198	20.263	30
	Petro	32.541	16.172	23	48.172	26.634	41	37.837	19.359	24	60.874	32.659	38
México 01/07/2018	Obrador	12.951	9.719	23	16.203	11.239	28	12.229	8.751	20	26.726	19.744	52
	Anaya	22.260	13.990	17	42.116	24.301	42	9.433	5.919	13	15.892	10.527	19
Bolivia 20/10/2019	Morales	3.162	1.917	4	1.462	985	3	1.611	898	3	6.131	3.863	7
	Mesa	622	349	3	800	388	3	879	451	3	6.708	1.749	11
Argentina 27/10/2019	Fernández	9.949	6.291	18	15.349	10.345	30	29.653	17.549	37	40.462	26.098	42
	Macri	31.083	17.240	27	30.807	18.086	29	52.753	28.583	41	76.304	42.778	64
Uruguay 24/11/2019	Lacalle	1.600	1.248	12	1.687	1.228	10	4.023	2.525	12	3.258	2.418	12
	Martínez	3.163	2.221	17	3.215	2.017	12	4.564	2.774	15	4.408	2.982	16

Fuente: elaboración propia.

Nota: no se indica el número de usuarios esporádicos en cada comunidad digital, pero este puede deducirse restando el número de usuarios frecuentes del número de usuarios individuales o únicos.

El procedimiento para obtener la información y el volumen de datos generan un alto nivel de confiabilidad de los resultados, con un total de 749.764 tuits analizados (con más de doce y medio millones de palabras), que son respuestas de un total de 332.782 usuarios únicos o individuales; de ellos, 331.939 son usuarios esporádicos, y 843, usuarios frecuentes (que participan diariamente en la respectiva comunidad digital, siguiendo la clasificación de Lagares et al., 2021). En la tabla 2 se recogen algunas cifras del análisis de la comunidad digital de cada candidato. El análisis de los mensajes de redes sociales permite extraer el sentimiento o la emoción política de distintas comunidades o grupos de usuarios (Tumasjan et al., 2010). Existen distintos programas de *software* que permiten llevar a cabo este análisis emocional (Redondo et al., 2007). Para hacer esta investigación hemos utilizado el programa *Linguistic Inquiry and Word Count (LIWC)*, en su versión 2015.

Tabla 2. Cifras de análisis por países, candidatos, tuits y usuarios

		N.º tuits	N.º usuarios	N.º palabras	N.º palabras distintas
Argentina	Alberto Fernández	95.413	45.810	1.539.270	80.915
	Mauricio Macri	190.947	76.009	2.624.907	115.099
Bolivia	Evo Morales	12.364	6.526	210.037	23.964
	Carlos Mesa	4.986	2.341	123.072	11.610
Colombia	Gustavo Petro	179.424	66.120	3.398.111	125.115
	Iván Duque	82.894	39.355	1.530.049	76.607
México	Manuel López Obrador	68.106	39.953	1.182.757	67.989
	Ricardo Anaya	89.711	42.832	1.438.066	78.478
Uruguay	Luis Lacalle	10.567	5.888	180.561	19.158
	Daniel Martínez	15.352	7.096	281.048	25.599

Fuente: elaboración propia.

El mencionado *software* tiene un carácter semántico, y categoriza de forma cognitiva y emocional mensajes (texto) mediante un enfoque psicológico y estructural utilizando 70 variables (Rúas-Araújo et al., 2016). De ellas, se han seleccionado catorce, que consideramos directamente relacionadas con aspectos afectivos o emocionales, a efectos de categorizar un tuit como positivo, negativo o neutro. Este programa cuenta con un diccionario en español de 7.515 palabras, previamente aplicado y validado en distintas investigaciones (Gulliver et al., 2021; Jaráiz-Gulías et al., 2021). El proceso de análisis lingüístico y emocional a partir del programa LIWC tiene varias limitaciones: a) la imposibilidad de procesar ciertas variables dialectales o jergas (el programa no lo permite); b) la no detección de errores de escritura o de faltas de ortografía cometidas por el usuario, y c) la no detección de algunos metalingüajes propios de las redes sociales, como imágenes, memes, ironías o *Graphics Interchange Format (GIF)*.

Con el objeto de estudiar las emociones y la polarización en las comunidades virtuales de las redes de los candidatos, se hace un *análisis de sentimiento*. Este tipo de análisis hace referencia a métodos de lingüística computacional que extraen información e identifican patrones emocionales a partir de datos (textos) localizados, por ejemplo, en las redes sociales. Dicho análisis permitirá contar con información relevante en tres variables o ámbitos distintos:

- a) Evolución temporal de la presencia (volumen) de las emociones positivas y de las emociones negativas (y tipos de estas¹) en los mensajes de participantes en las comunidades digitales —como respuesta a sus candidatos—, computados por días. A efectos expositivos, agregaremos esta información por semanas (cuatro), con una puntuación media, según emoción por comunidades digitales, candidatos y país (variable “volumen emociones” —“volumen emociones positivas” o “volumen emociones negativas”—).
- b) Tendencia temporal (por días y semanas) de la diferencia de comentarios negativos/positivos en la comunidad digital de cada candidato, a partir de las contribuciones de los participantes de esa comunidad (variable “delta”).
- c) Evolución de la *polarización de la comunidad* digital de cada candidato a lo largo del periodo de observación de las cuatro semanas previas a la respectiva elección (variable “polarización de la comunidad”).

[188]

Para examinar la información relativa a cada una de estas tres variables realizamos un análisis del número de palabras distintas en la comunidad digital de cada candidato, y eliminamos de entre estas (utilizando el fichero *stop-words*) las palabras que carecen de contenido, como *hashtags*, referencias a páginas web, signos de puntuación y emoticonos, lo cual en muchos casos redujo el número de palabras prácticamente a la mitad, como se muestra en la columna 6 de la tabla 2. Una vez “limpiados” los tuits, cargamos el diccionario LIWC en el programa R, a raíz de lo cual obtuvimos las cifras de emociones positivas (EP) y de emociones negativas (EN) de los tuits, así como tres tipos de emociones negativas (enfado, tristeza y ansiedad). A partir de estos datos se construyó una nueva variable, que denominamos “tipo de tuit”, con tres categorías: positivo (1), neutro (0) y negativo (-1): un tuit sería categorizado como “positivo” si la suma de las emociones positivas es mayor que las negativas; sería considerado “negativo” en caso de ocurrir lo contrario, y si la suma de las emociones positivas fuese igual a la suma de las emociones negativas, el tuit sería calificado como “neutro”. El tipo de tuit proporcionaría los datos para las variables explicadas en los apartados a) y b) en el anterior párrafo. Para llevar a cabo el análisis de la variable “polarización de la comunidad” —apartado c) en el anterior párrafo— seguimos la propuesta formulada por Del Vicario et al. (2016), dado que todos los seguidores de los candidatos presentan considerables similitudes y su comportamiento digital, individualmente hablando, es parecido. Estos autores consideran distintas medidas para analizar el comportamiento emocional de

1 Se pueden consultar los tipos de emociones negativas en los anexos.

los usuarios, como la diferencia media negativa/positiva de los comentarios, la polarización del sentimiento de los usuarios, el sentimiento colectivo de la comunidad de cada candidato y la polarización media del sentimiento de la comunidad.

Para calcular la diferencia media negativa/positiva de los comentarios se propuso la siguiente fórmula (1):

$$\delta_{NP}(i) = \frac{1}{T_i} \sum_{j=1}^{T_i} (Neg_j(i) - Pos_j(i))$$

Donde: T_i es el número de días que cada usuario estuvo activo, $Neg_j(i)$ es el número de tuits negativos en el día j , $Pos_j(i)$ es el número de comentarios positivos en el día j , $\delta_{NP}(i)$ es una medida de la diferencia media, de forma que el valor sería cero si el usuario solo realizaba comentarios neutros o si el número de comentarios positivos era igual al de los negativos. Si el valor de $\delta_{NP}(i)$ fuera positivo, indicaría que, por término medio, hay más comentarios negativos que positivos; por el contrario, si el valor de $\delta_{NP}(i)$ fuese negativo, indicaría que, por término medio, un usuario hizo más comentarios positivos que negativos. Esta fórmula se utilizó para calcular posteriormente la diferencia media negativa/positiva de los comentarios de toda la comunidad.

Por su parte, la polarización del sentimiento de los usuarios de una comunidad digital se calculó con la siguiente fórmula (2):

$$\rho_{\sigma}(i) = \frac{(N_i - 2k_i - h_i)(N_i - h_i)}{N_i^2}$$

En esta fórmula, N_i son todos los comentarios del usuario i , k_i son los comentarios negativos del usuario i y h_i son los comentarios neutros realizados por el mismo usuario. La variable $\rho_{\sigma}(i)$ tomó valores contenidos en el intervalo $[-1, 1]$. El valor de $\rho_{\sigma}(i)$ sería cero cuando solo hubiera comentarios neutros o cuando el número de tuits “negativos” fuese igual al de tuits “positivos”. El valor de $\rho_{\sigma}(i)$ sería positivo, tendiendo a 1, cuando el número de comentarios positivos fuese mayor que el de negativos, y el de neutros, menor que los anteriores. Por el contrario, el valor de $\rho_{\sigma}(i)$ sería negativo, tendiendo a -1, cuando el número de comentarios negativos fuera superior al de positivos, y el número de tuits neutros, menor que los anteriores.

En cambio, para realizar el análisis de sentimiento colectivo de la comunidad de cada candidato se estudió la diferencia negativa/positiva de los comentarios de la comunidad, utilizando para ello la siguiente fórmula (3):

$$\rho_{\sigma}^C = \frac{(N_C - 2k_C - h_C)(N_C - h_C)}{N_C^2}$$

Donde: T es el número de días en los que se han realizado las observaciones; Neg_j^c es el número de tuits negativos realizados por los participantes en la comunidad virtual de un candidato hechos en un día j , Pos_j^c es el número de comentarios positivos hechos por los usuarios de la comunidad digital de un candidato realizados durante el día j , y M_c es el máximo de actividad diaria para cada candidato. La interpretación del valor de $\delta_{NP}^c(i)$ fue la misma que la del valor resultante de la fórmula (1).

Por último, para calcular la polarización media del sentimiento de cada comunidad digital utilizamos la siguiente fórmula (4):

$$\rho_{\sigma}^c = \frac{(N_c - 2k_c - h_c)(N_c - h_c)}{N_c^2}$$

Donde: N_c , k_c y h_c son, respectivamente, el número de comentarios totales, el de los negativos y el de los neutros realizados por los usuarios de la comunidad de un candidato. El valor de ρ_{σ}^c estaría contenido dentro del intervalo $[-1, 1]$ y su interpretación sería la misma que en la fórmula (2). Para analizar la tendencia de la diferencia negativa/positiva δ_{NP}^c (delta) y la polarización de la comunidad digital de cada candidato ρ_{σ}^c , se hizo un ajuste con una regresión LOESS. Esta última es una regresión no paramétrica que permite obtener una estimación suavizada para el conjunto de valores de la variable explicativa considerada. LOESS puede ser especialmente útil en el campo de las elecciones y el comportamiento electoral, porque las teorías pueden conducir a expectativas de relaciones empíricas no lineales y donde no se conocen las formas funcionales (Jacoby, 2000). Para hacer la regresión LOESS, se considera que los valores se ponderan en una ventana de datos, pues se supone que los usuarios más cercanos tienen mayor peso que los más alejados. La bondad de la estimación dependerá de la función de ponderación y del ancho de la ventana.

[190]

RESULTADOS

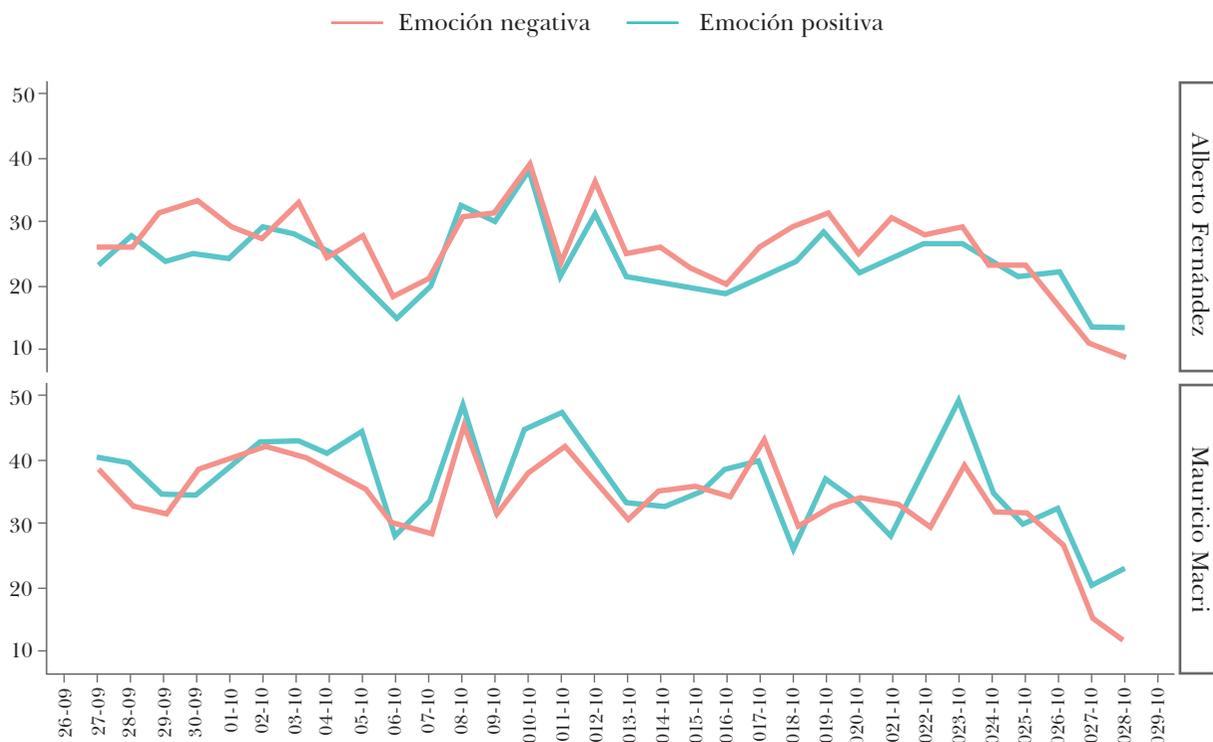
La evolución de las emociones por comunidades digitales

El análisis de la puntuación media de las emociones generadas en las comunidades digitales de los candidatos constata, en primer lugar, la existencia de un alto contenido emocional en los mensajes, aunque con gran variabilidad entre las semanas estudiadas. Además, las emociones no se expresan de forma excluyente (es decir, un incremento de emociones positivas no implica necesariamente un declive de emociones negativas), sino, más bien, al contrario: existe un acompasamiento de las emociones medias (en la comunidad del propio candidato y entre las distintas comunidades), lo que refuerza la idea de “contagio emocional”, o *Social Sharing Emotional*, en redes sociales. De igual forma, se observa que las emociones negativas no abundan sustancialmente más que las positivas (a excepción de en la comunidad digital de Evo Morales, en Bolivia), y que las positivas sobresalen en los candidatos conservadores en tres comicios (México, Uruguay y Colombia).

Finalmente, otro aspecto de relevancia, y que normalmente ha sido desatendido por la literatura, tiene que ver con la mayor carga emocional que se espera en las comunidades digitales de los candidatos hacia el final de la campaña electoral. Pero, contra lo que cabría esperar, e independientemente de la relación entre emociones negativas y emociones positivas, en términos de puntuación media sobre el total de las palabras los finales de campaña no implican mayor carga emocional en el lenguaje de las comunidades digitales; más bien al contrario, se observa un claro descenso de esa carga emocional a medida que se aproxima el final de la campaña en los diez casos estudiados, y los tramos medios de las campañas son el periodo en el que más carga emocional se observa en las comunidades digitales. El análisis también permite constatar que el enfado es la emoción que prevalece entre las negativas, si bien las cifras en este sentido deben interpretarse con cautela, por una posible sobredimensión de esta emoción por parte del *software*. Además, los picos emocionales dentro de cada comunidad digital se presentan acompasados con emociones de tristeza y ansiedad, en un volumen que varía en función de la variable ideológica.

Argentina

Figura 1. Evolución diaria de la puntuación media por tipo de emoción (+/-) en Argentina



En la primera vuelta de las elecciones presidenciales en Argentina, celebrada el 27 de octubre del 2019, se registró la victoria de Alberto Fernández contra Mauricio Macri —en aquel entonces, presidente—. El análisis, realizado desde el 26 de septiembre, permite destacar la alternancia de la primacía de las emociones positivas o de las negativas en las distintas

semanas y entre los candidatos (son ligeramente superiores las negativas en Fernández, y las positivas, en Macri), con una evolución casi mimética a lo largo del tiempo entre ambos candidatos, como se muestra en la figura 1. Cabe apuntar dos diferencias: existe un mayor volumen emocional en la comunidad conservadora (pico en emociones positivas de 49,8 el 22/10), que cuenta con un ligero repunte el último día; en cuanto a los tipos de emociones negativas, el modelo evidencia que el enfado es la emoción más habitual en ambas comunidades digitales².

El descenso en el volumen de emociones negativas hacia final de la campaña es notable en las comunidades digitales de ambos candidatos, pero en especial, en la de Macri. En todo caso, esta comunidad registra mayores niveles de presencia de emociones de enfado y tristeza.

Bolivia

En el caso de Bolivia, se analizaron las cuatro semanas previas a las elecciones presidenciales celebradas el 20 de octubre de 2019, con Evo Morales —a la postre, el ganador, pese a las acusaciones de fraude electoral— y Carlos Mesa como los contendientes más votados. Las comunidades digitales de ambos candidatos, a diferencia de las de candidatos de otros países, presentan una caracterización particular, por lo desacompañada: el volumen emocional es sustancialmente mayor en el caso de la comunidad digital de Evo Morales; la de Carlos Mesa registró unos niveles emocionales considerablemente más bajos y con mayor cantidad de emociones positivas, como se muestra en la figura 2. Los usuarios participantes de la comunidad del candidato progresista utilizaron muchas más emociones negativas, cuyos niveles llegaron a triplicar a las positivas en alguna jornada; en cuanto a las emociones positivas, su volumen siempre se encuentra por debajo del de las negativas, excepto en cuatro días del período analizado. El 10/03/2019, la comunidad digital de Evo Morales alcanzó una puntuación media de emociones negativas de 182,8, mientras que solo registraba ese mismo día 59,6 puntos de emociones positivas. Este hecho, dada su anomalía, sugiere una estrategia de campaña enfocada a la generación de un marco emocional negativo, si bien puede, igualmente, tener otras causas: la continua acusación de fraude electoral por parte de la oposición o un modelo de competición inversa. Otro aspecto reseñable radica en que la evolución del volumen emocional a lo largo de las cuatro semanas (picos y valles) se observa dentro de cada comunidad, pero no conjuntamente en ambas comunidades, a diferencia de otros modelos. Lo mismo se observa si se desglosan las emociones negativas (ansiedad, enfado y tristeza)³: la comunidad digital de Evo Morales expresa unos niveles mucho más altos de las tres emociones (con picos y valles igualmente acompañados para las tres), que fueron especialmente acusados en el caso el enfado (en los picos, llega a multiplicar por seis los datos de su rival), y no tan marcados en los casos de emociones de ansiedad y tristeza. Entre los usuarios que responden a los mensajes de Carlos Mesa se observa un comportamiento

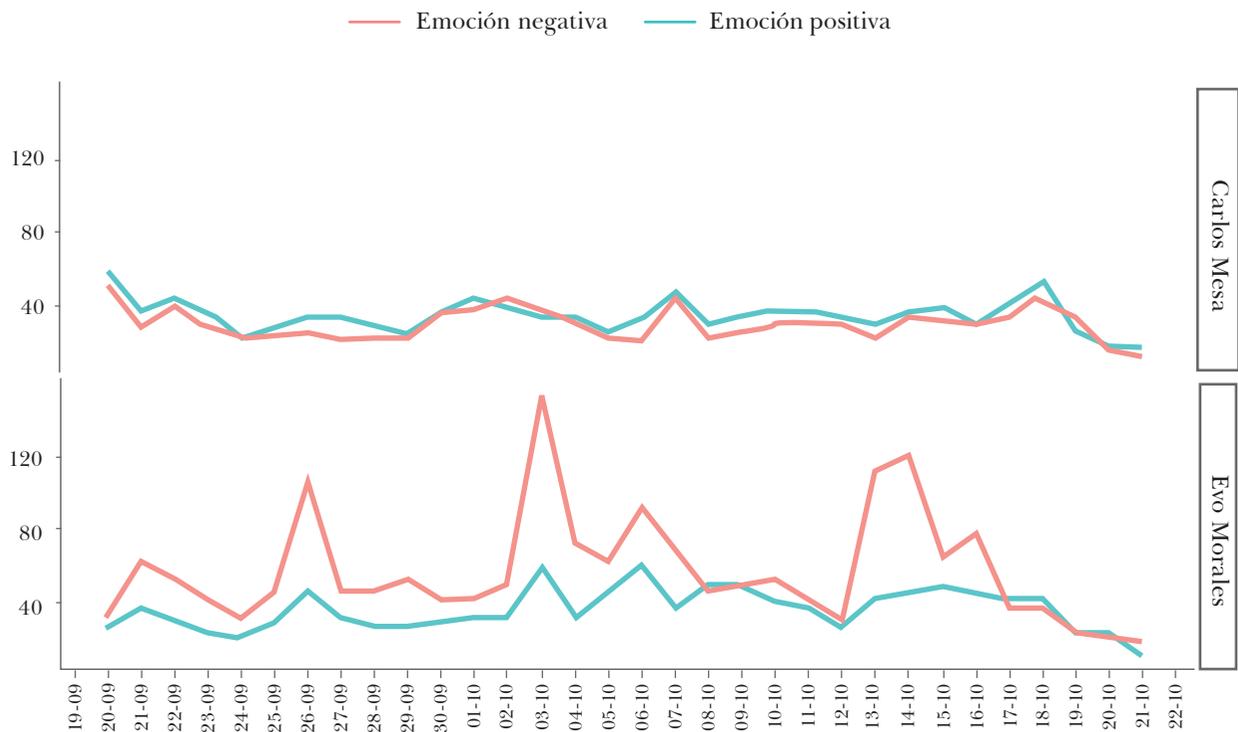
[192]

2 Véase anexo 1.

3 Véase anexo 2.

digital peculiar: por una parte, el enfado no siempre es la emoción negativa prevaeciente, como ocurre en todos los demás casos analizados; por otra, algunas emociones se expresan de forma inversa (crece el enfado, baja la tristeza), en una especie de juego de suma cero, lo que podría sugerir que en esta comunidad digital no funciona el “contagio emocional”.

Figura 2. Evolución diaria de la puntuación media por tipo de emoción (+/-) en Bolivia



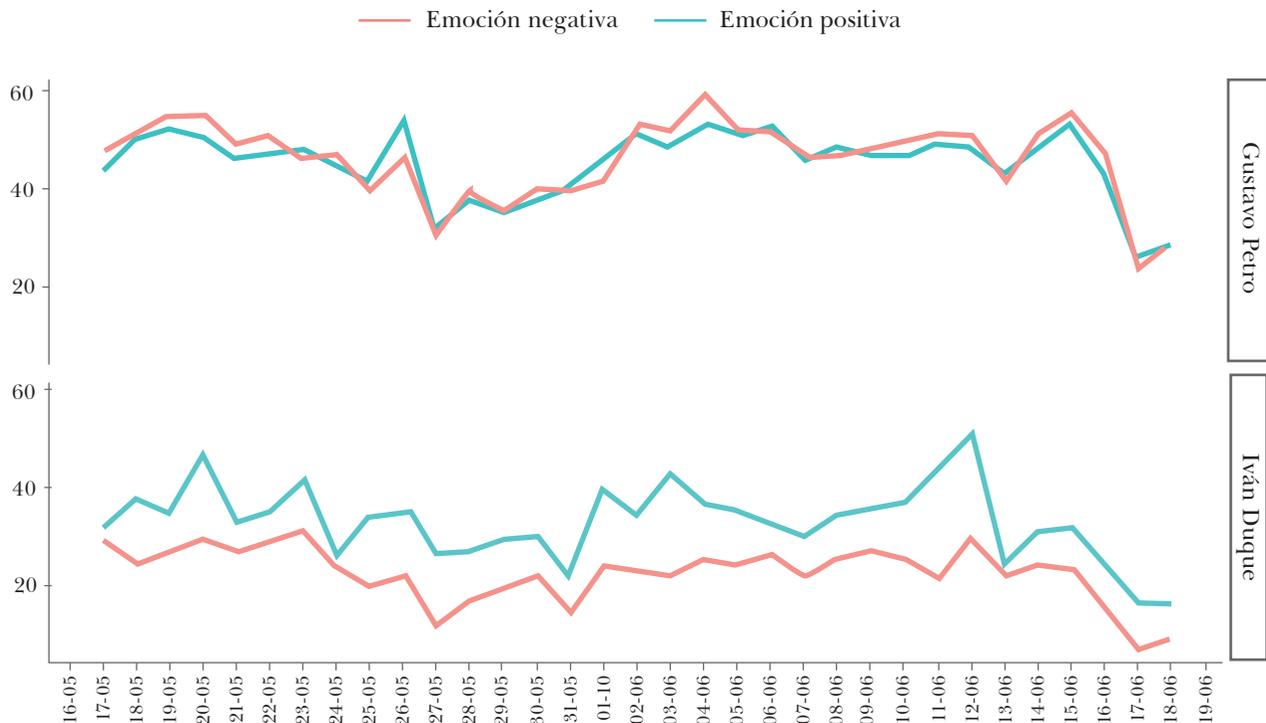
Fuente: elaboración propia.

Colombia

En la segunda vuelta electoral de las elecciones presidenciales en Colombia, celebrada el 17 de junio de 2018, se enfrentaron Iván Duque —finalmente, el ganador, con más del 56% de los votos— y Gustavo Petro. Cabe destacar cuatro consideraciones respecto a la evolución de la presencia de emociones en la comunidad digital de cada candidato a lo largo del mes de campaña: en primer lugar, el volumen emocional del lenguaje de los usuarios de la comunidad digital de Petro es sustancialmente mayor que en la comunidad de su contrincante (46,0 % en la comunidad de Petro, y 27,9 %, en la de Duque); en segundo término, en toda la serie de 30 días de la comunidad digital de Duque, el volumen de emociones positivas fue siempre mayor que el de las negativas, lo cual supone una cierta anomalía con respecto al resto de casos en los otros países (pico de emociones positivas 52,4 %, por un valor medio diario de las negativas máximo de 31,8 %); en tercer lugar, apenas si hay coincidencia en la evolución de las emociones en ambas comunidades digitales, excepto en el tramo central del mes; finalmente, como en otros países, y contra lo que intuitivamente cabría esperar, se

observa una desescalada emocional finalizando la campaña, como se muestra en la figura 3. Los datos apuntan a un impacto diferenciado de la variable ideológica.

Figura 3. Evolución diaria de la puntuación media por tipo de emoción (+/-) en Colombia



Fuente: elaboración propia.

También cabe apuntar que las emociones positivas y las negativas en las comunidades de cada candidato suelen presentarse de forma simultánea y no excluyente, con una coincidencia casi exacta de la evolución de la respectiva “curva” de evolución (subidas y bajadas del volumen de emociones positivas y negativas); son más acusados los niveles en las primeras. Desglosando las negativas, la presencia de comentarios con emociones de enfado, ansiedad y tristeza parecen seguir una pauta estable en el comportamiento de esos participantes⁴: el enfado como la emoción más importante en cuanto a volumen, pero también, con mayor fluctuación. Del conjunto de las emociones, el enfado parece comportarse de una forma similar en ambas comunidades digitales, aunque con mucho menos volumen en la de Duque.

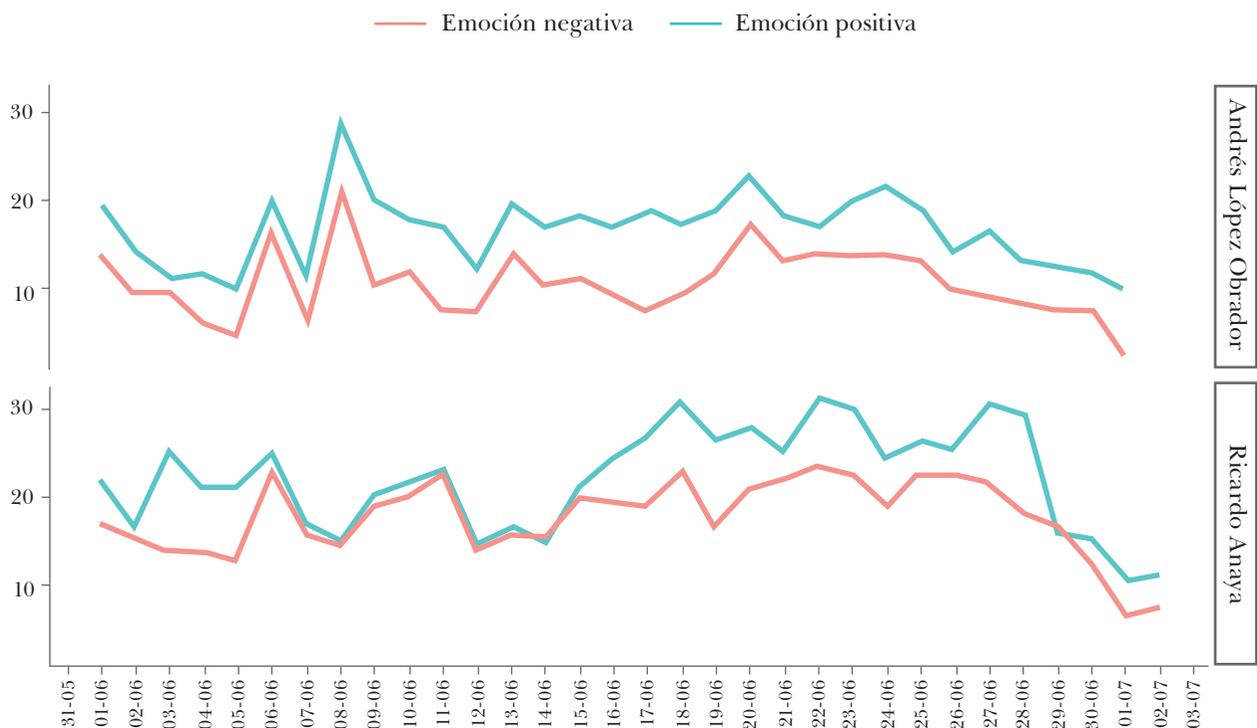
México

En las elecciones presidenciales del 1 de julio de 2018 en México, se enfrentaron Andrés Manuel López Obrador —finalmente, el ganador con el 53,2% del voto— y Ricardo Anaya Cortés, del PAN —que acabó sumando solo el 22,7% del voto—. Los datos de la

4 Véase anexo 3.

evolución de las emociones en las comunidades digitales de los candidatos sugieren que la polarización no se construyó en una comunidad frente a la otra, sino, más bien, de modo interno en la comunidad del candidato ganador. Ambas comunidades digitales mexicanas expresan mayor variedad en el rango de volumen de emociones positivas y negativas, con máximos y mínimos mucho más pronunciados, aunque con volúmenes semejantes a los de sus vecinos, como se muestra en la figura 4. También debe destacarse la prevalencia de las emociones positivas en 28 de los 30 días de observación —a excepción del 14 y el 29 de junio, en los hilos generados por el candidato conservador—: un resultado muy significativo es el paralelismo en la evolución del volumen de las emociones positivas y de las negativas en el caso de la comunidad de López Obrador, comunidad en la que la emoción negativa vehiculiza al conjunto de emociones, dado que es la que marca la tendencia el día anterior al que se manifiestan esas otras emociones. Este hecho explica varios datos de interés sobre el uso de las emociones negativas como ejes cohesionadores de las comunidades digitales y como motores de la orientación de la respectiva campaña. Finalmente, aunque en ambos casos se observa un declive del volumen emocional, positivo y negativo, en los últimos días de la campaña es menos pronunciado en el caso de la comunidad de López Obrador que en el de la de Ricardo Anaya.

Figura 4. Evolución diaria de la puntuación media por tipo de emoción (+/-) en México



Fuente: elaboración propia.

[195]

En lo que se refiere a las emociones negativas, el enfado es también la predominante en las comunidades digitales de ambos candidatos, se convierte en la conductora de la ansiedad y de la tristeza a lo largo los 30 días de campaña —emociones que también presentan un volumen mucho más modesto—⁵. El volumen de manifestaciones de esas tres emociones negativas es bastante acompasado a lo largo del periodo, con un manifiesto declive de la de enfado hacia el final de la campaña.

Uruguay

La segunda vuelta de la elección presidencial en Uruguay, celebrada el 24 de noviembre de 2019, enfrentó al progresista Daniel Martínez con el conservador Lacalle Pou —este último, finalmente ganador, por un punto y medio de diferencia—. La competición desarrollada en el espacio digital fue notablemente menor que en las comunidades de candidatos presidenciales de otros países, lo que hace recomendable tomar con cierta cautela los datos de esta elección. En la evolución diaria de la puntuación media según el tipo —positivo y negativo— de emoción en ambas comunidades digitales se pueden observar tres pautas de comportamiento análogo y otras tantas de participación diferenciada, como se muestra en la figura 5. Entre las similitudes se cuenta la del volumen emocional en cada comunidad; incluso, una diferencia en rango que no va mucho más allá de los 20 puntos entre los máximos y los mínimos, y muy similar en su evolución en el ciclo electoral: por ejemplo, en la comunidad de Martínez se registra un máximo de 20,3 en las emociones negativas, por un 17,2 de la de Lacalle. También se observa una evolución fluctuante muy acusada, con gran volatilidad, lo cual sugiere que el tamaño de la comunidad afecta a las emociones; las comunidades más grandes son las más estables, y las pequeñas, las más inestables. Finalmente, también en las comunidades de los candidatos uruguayos se observa una caída de la tensión emocional sobre el final de campaña, aunque no tan acusada como en otros países.

[196]

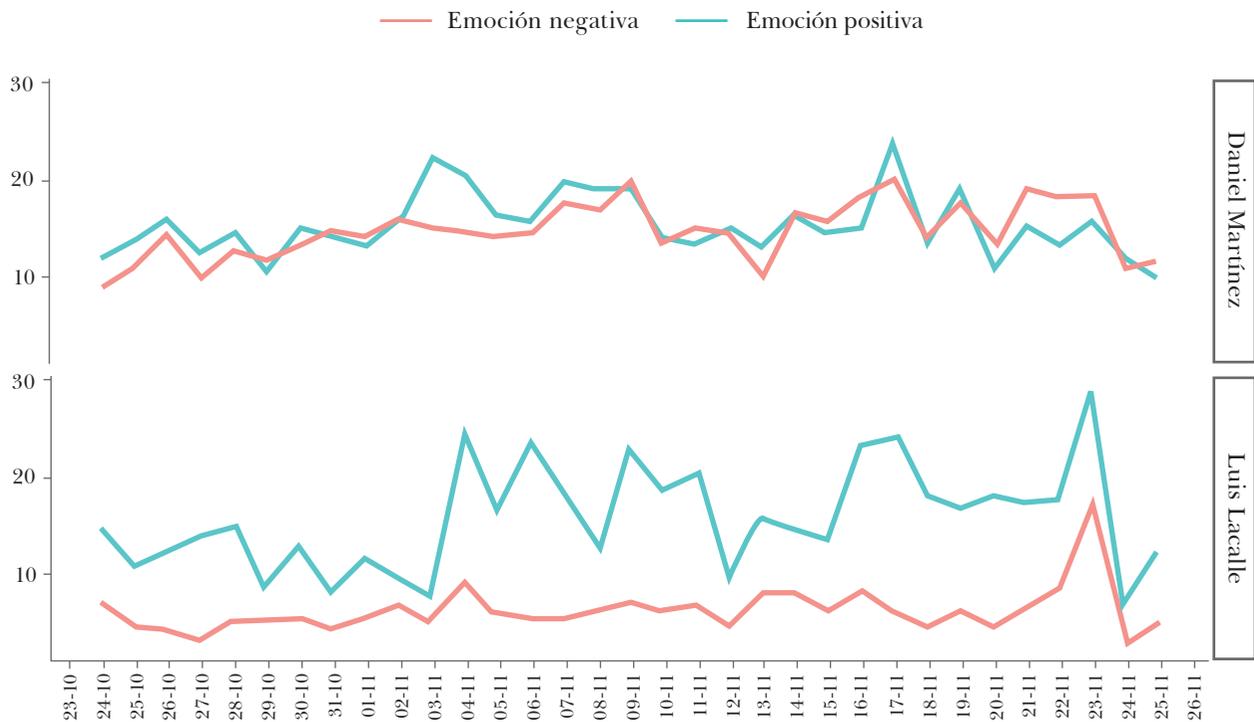
Los contrastes entre las dos comunidades virtuales se hacen evidentes en una prevalencia de las emociones positivas en la comunidad del candidato conservador y una alternativa entre ambas en la de Martínez. También es significativo el paralelismo de la evolución de ambos tipos de emociones en el tiempo, mucho más visible en la comunidad de Lacalle, y que se presenta en la de Martínez, a veces, de forma inversa. Por otro lado, los máximos y los mínimos en el volumen de emociones positivas y negativas en la comunidad del candidato conservador son mucho más acusados, y más suaves (o constantes) en la del progresista. Por último⁶, las diferencias entre las emociones negativas son mucho más pequeñas que en el resto de los países, lo que sugiere una competición política digital mucho más amplia y diversa, donde el enfado sigue siendo, igualmente, la emoción negativa más frecuente. Es llamativa la abundancia de manifestaciones de tristeza de la comunidad digital de Daniel Martínez hacia final de campaña, que llegó a situarse como primera emoción negativa, antes que el enfado (lo cual puede explicarse por la percepción de las pocas probabilidades de

5 Véase anexo 4.

6 Véase anexo 5.

ganar la elección, que se hizo generalizada a medida que avanzaba la campaña, tras décadas de gobiernos del Frente Amplio).

Figura 5. Evolución diaria de la puntuación media por tipo de emoción (+/-) en Uruguay

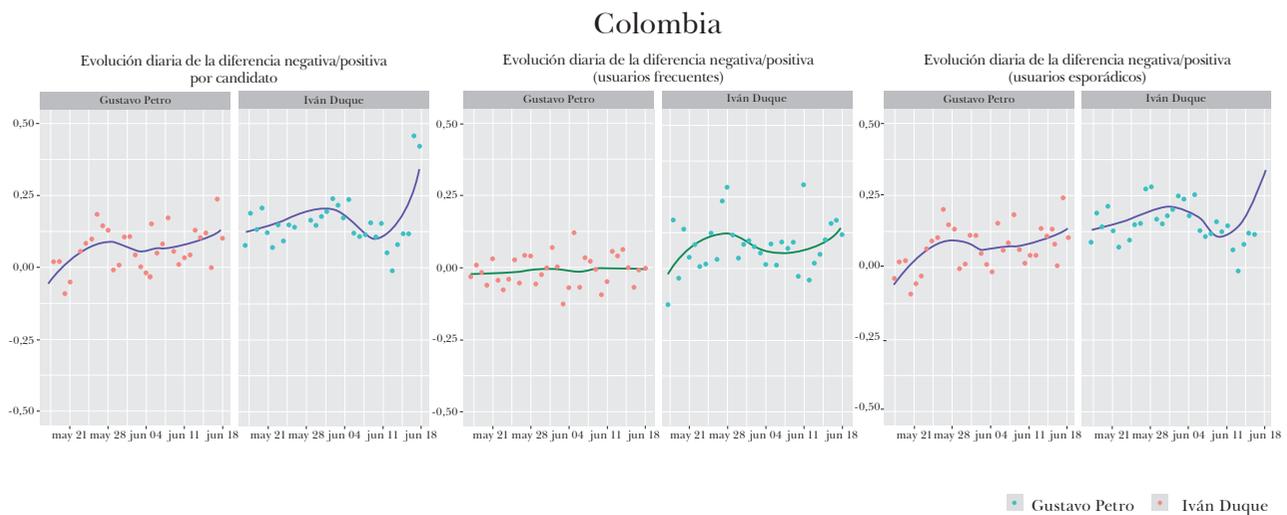
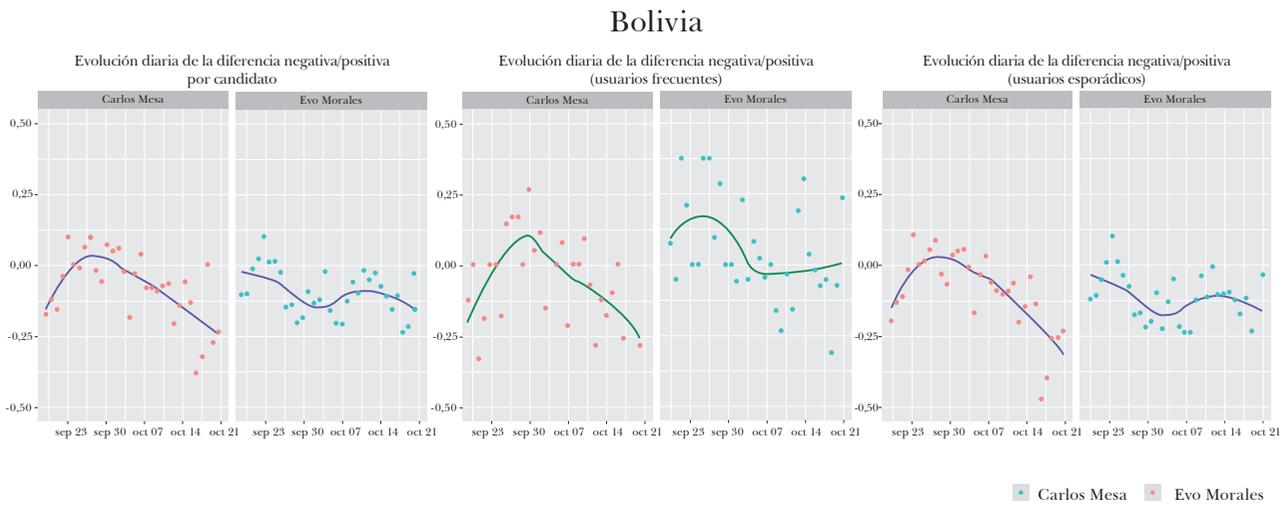
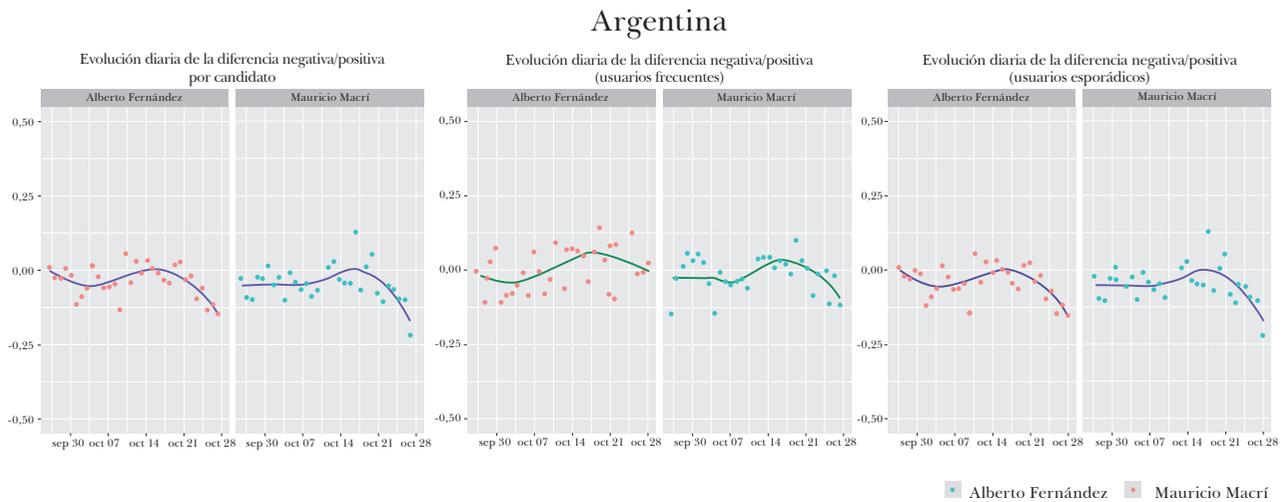


Fuente: elaboración propia.

**Diferencias medias de los comentarios (positivos-negativos)
en las comunidades digitales de los candidatos**

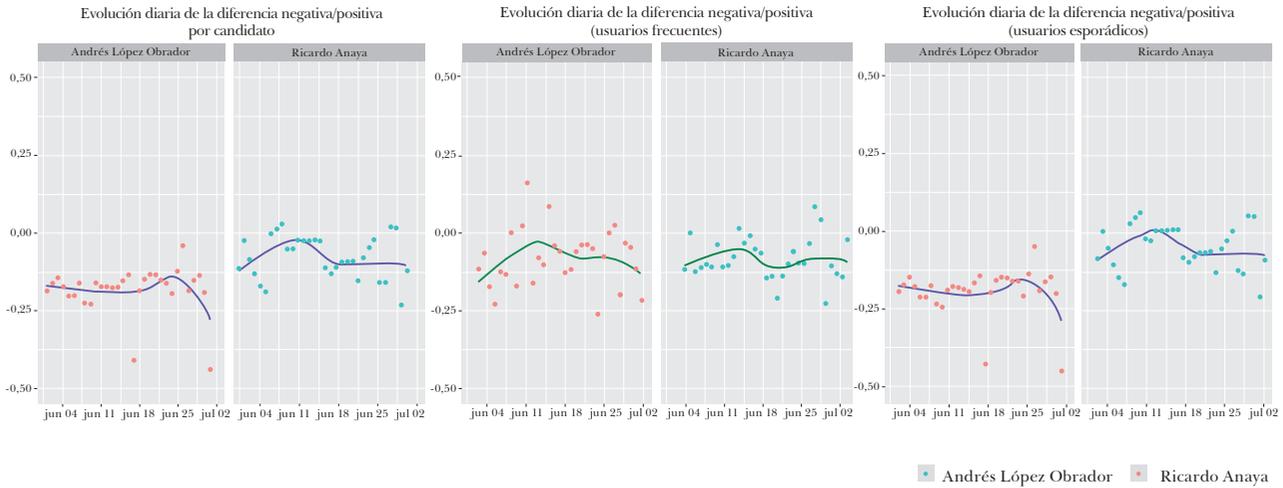
El análisis de las diferencias en la puntuación media de las emociones negativas y las positivas expresadas por los participantes de las comunidades digitales de cada candidato —variable delta—, como se muestra en la figura 6, proporciona información interesante que obliga a subrayar algunos aspectos. En primer lugar, la diferencia se sitúa, de forma generalizada (en nueve de los diez casos), en números negativos (entre 0 y -0,25) en todas las series de evolución temporal, a excepción de la primera semana de la campaña en la comunidad digital de Gustavo Petro (Colombia), la segunda semana en la comunidad de Carlos Mesa (Bolivia) y la última semana en la comunidad de Daniel Martínez (Uruguay). Este hecho implica que se da una discusión política en las comunidades de los candidatos, que es generada, principalmente, en función de la preeminencia de los comentarios con emociones de contenido negativo.

Figura 6. Diferencias medias de emociones negativas y positivas en las comunidades digitales de los candidatos presidenciales, por tipo de usuario (frecuente/espórádico) (variable delta)

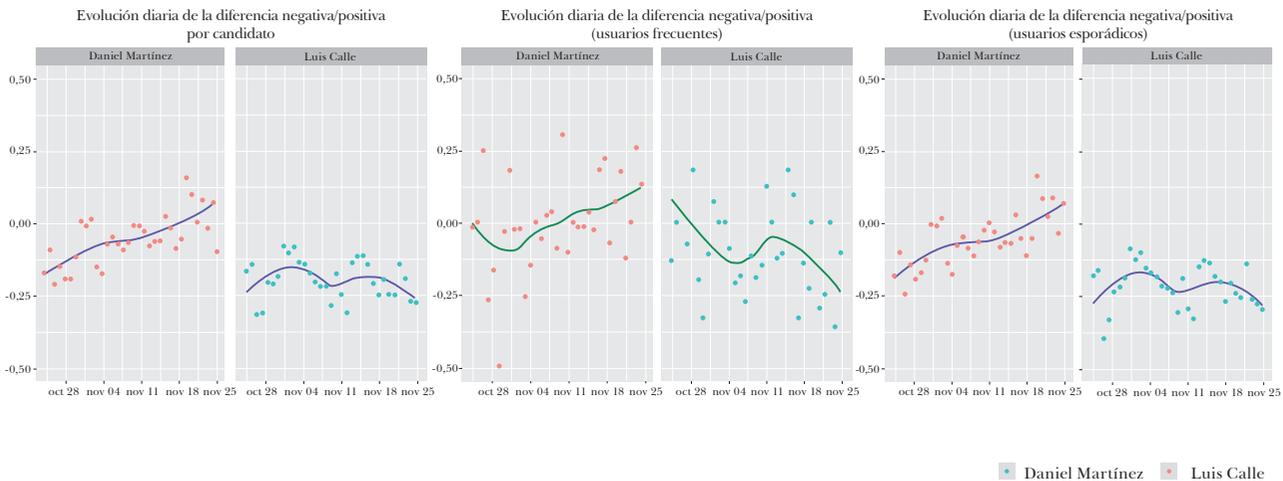


[198]

México



Uruguay



Fuente: elaboración propia.

En segundo término, es importante subrayar una clara tendencia al incremento en el volumen de los comentarios negativos a medida que se acerca el final de la campaña electoral; son las comunidades de los candidatos conservadores (Macri, Mesa, Lacalle y Duque) las que presentan un mayor volumen en este sentido, lo cual otorga cierta significatividad a la variable ideológica. Son las últimas semanas de campaña las que muestran el auge de comentarios de carácter negativo en prácticamente todos los casos. En cuanto a la posibilidad de modelizar un comportamiento estándar dentro del marco nacional para el conjunto de las comunidades, los usuarios de las comunidades de todos los candidatos (excepto en el caso de Uruguay) expresan una relación muy pareja de la puntuación media de las emociones, lo cual es sobremano evidente en los casos de Argentina y Colombia, con modelos prácticamente miméticos para Fernández y Macri, por una parte, y para Petro y Duque, por otra. Este modelo expresa un recorrido emocional que dibuja en la primera

semana la puntuación media más alta (con mayor volumen de comentarios positivos), para disminuir hasta la semana 2 o 3, en las que se registra un ligero repunte, el cual desciende de forma brusca, posteriormente, al finalizar la campaña electoral, cuando se observa su puntuación media más baja.

Pero podemos precisar más aún el análisis introduciendo la variable tipo de participante en la comunidad de cada candidato (usuarios frecuentes y usuarios esporádicos), al ser previsible que su comportamiento digital sea distinto. Este análisis evidencia que uno de los aspectos más reseñables en cuanto a la puntuación media de las emociones es el mayor volumen de emociones positivas entre los comentarios de participantes frecuentes, en comparación con los de los esporádicos y con el conjunto de la comunidad. Como muestra de ello, en algún momento de la respectiva serie de todos los casos analizados —a excepción de la de los usuarios frecuentes de la comunidad de López Obrador—, la relación de la puntuación media es positiva. Este hecho sugiere que abunda un modelo de campaña electoral que tiende a cohesionar a la propia comunidad digital a partir de estrategias de refuerzo o, por lo menos, un modelo de campaña que tiende a mitigar la expresión emocional negativa que promueva el adversario, con las consecuencias que esto tiene para la creencia en el reforzamiento negativo intrínseco a las comunidades digitales.

[200]

Otra observación importante es que la comunidad de usuarios esporádicos son los que expresan, en todas las comunidades digitales, una puntuación media de diferencia de emociones positivas/negativas más baja, y que esta se agudiza al final de la campaña. Esto hace pensar que la propia red social induce a dicho tipo de expresión por parte de esa comunidad. En este punto cabe indicar que la comunidad en su conjunto y el grupo de usuarios esporádicos presentan comportamientos muy semejantes durante el periodo analizado.

Por último, el tercer elemento destacable, y que diferencia la puntuación de los usuarios frecuentes y los esporádicos, es el de la variabilidad de la puntuación media entre las distintas semanas —la amplitud del rango a lo largo del tiempo—: la comunidad de usuarios frecuentes (pese a su reducido número) presenta una relación que en la representación gráfica se observa más plana —por ejemplo, en Gustavo Petro— o con una variabilidad menos pronunciada. Esto significa que, en cierta medida, los usuarios frecuentes mantienen una posición predeterminada o definida con anterioridad, mientras que los esporádicos son más proclives a ser influidos por otros eventos —pueden ser los mensajes que emite el candidato respectivo— que afectan su utilización de expresiones emocionales negativas o positivas en sus tuits.

Polarización media del sentimiento

La polarización media del sentimiento (que relaciona el tamaño de la comunidad, el número de comentarios y el número de comentarios positivos, negativos o neutros) o, en otros términos, la polarización emocional de las comunidades digitales de los candidatos en estos cinco procesos electorales, presenta varias características comunes que deben tenerse en cuenta, así como alguna particularidad de cada país. En primer lugar, las comunidades

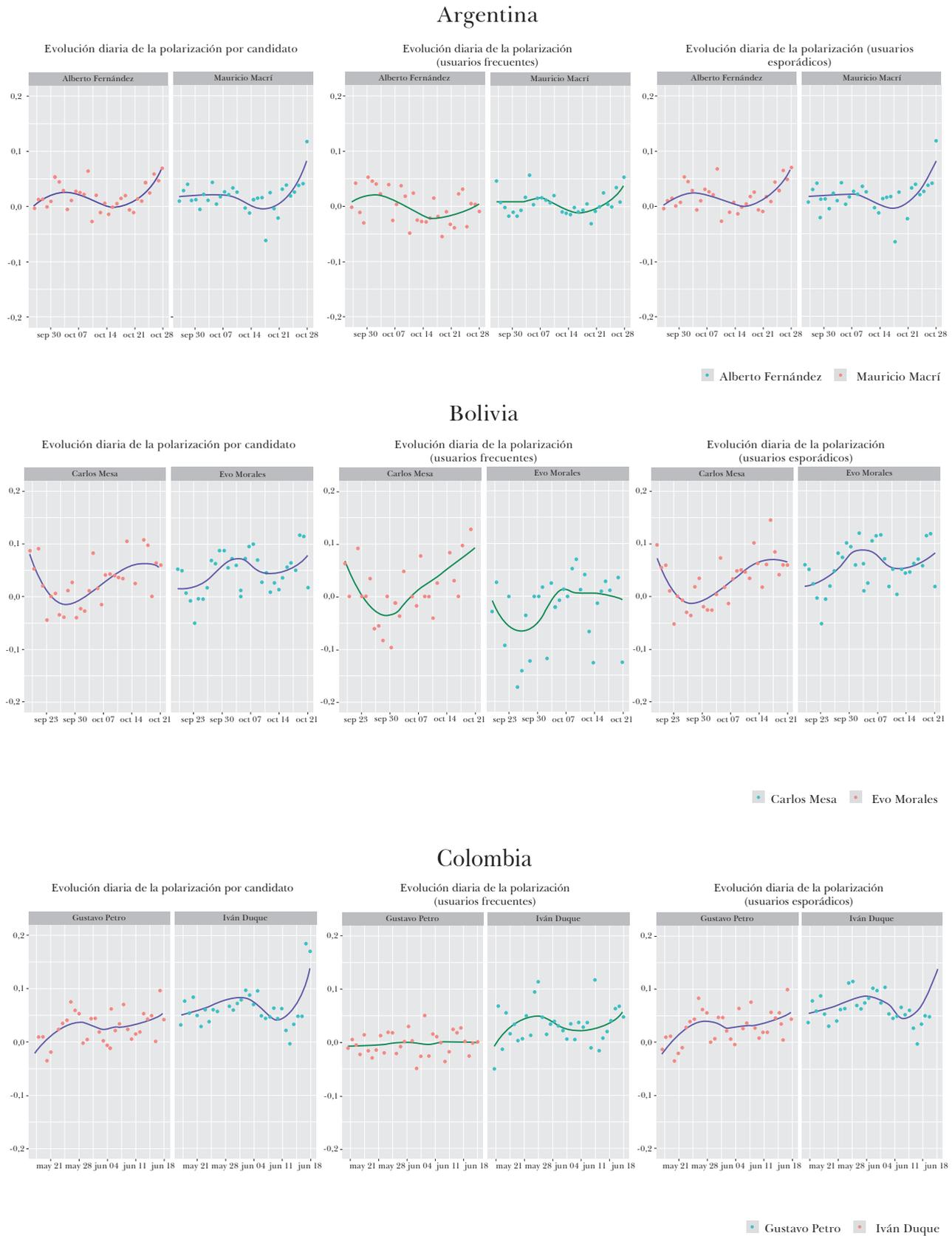
digitales de todos los candidatos vencedores presentan mayor nivel de polarización hacia el final de campaña que las de su contrincante —por ejemplo, el 0,18 de Duque vs. el 0,09 de Petro—. Este fenómeno, que expresa una evidencia empírica irrefutable y marcada en nueve de los diez casos —a excepción de la comunidad digital de Evo Morales, en la que el nivel de polarización es ligeramente mayor—, confirma una tendencia hacia el candidato con más probabilidades de ganar. Más allá de su posible carácter predictivo, constata un efecto *bandwagon polarizante*, en el que dinámicas *offline* (encuestas, tendencias, noticias) también pueden estar jugando un papel importante en la conformación de las comunidades digitales —en el comportamiento *online*—. Cabe indicar que este incremento de la polarización no se da en todos los días o semanas (T) analizadas para cada uno de los candidatos ganadores, pero sí tiende a darse a medida que avanza la campaña. A raíz de ello, y como segunda característica común, la polarización tiene una tendencia positiva (incremento) a medida que avanza el periodo de campaña en ocho de los diez candidatos. Esto es, la polarización acaba siendo mayor que lo que era al comienzo del periodo observado —salvo en las comunidades digitales de Mesa y de Martínez—.

Una tercera característica común es que las comunidades digitales de candidatos de la derecha presentan mayor diferencia en rango de polarización que las de candidatos de izquierda, lo cual quiere decir que están sometidas a una mayor variabilidad en cuanto a la base de este índice; una mayor variabilidad que no puede ser explicada por el tamaño de la respectiva comunidad, ni por la variable gobierno/oposición ni por otras de carácter endógeno. Esta peculiaridad tal vez tenga que ver con la propia configuración interna de las comunidades digitales, el uso de *bots* o las propias estrategias partidarias.

Una cuarta característica común apunta a que se da una lógica nacional en la configuración de las comunidades digitales y las pautas emocionales y de polarización de sus usuarios, lo que refuerza la idea de los factores endógenos (internos) que, en cierta medida, influyen en la competición digital. A excepción de las comunidades de los candidatos de Uruguay, las comunidades de ambos candidatos de Argentina, Colombia, Bolivia y México tienden a responder a un mismo patrón de comportamiento y un mismo modelo de polarización. Ello refuerza la constatación de la existencia de mecanismos de intercambio entre las comunidades de candidatos de un mismo país.

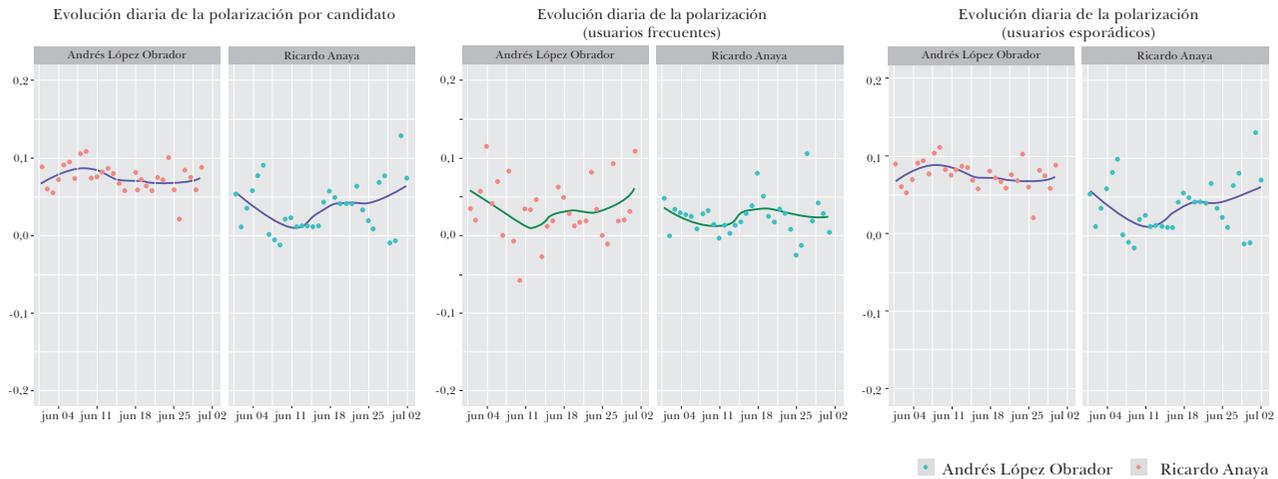
En cuanto a las diferencias expresadas en la polarización media del sentimiento de las comunidades digitales de los respectivos candidatos, cabe apuntar, primeramente, que la diferenciación entre la subcomunidad de usuarios frecuentes y la subcomunidad de usuarios esporádicos permite evidenciar uno de los principales hallazgos de la presente investigación: si bien las “cámaras de eco” funcionan en las comunidades digitales y, de igual forma, los usuarios frecuentes pueden anticipar o impulsar específicamente máximos y mínimos en la polarización media del sentimiento —como en el caso de las comunidades de Duque, de López Obrador o de Fernández y de Macri—, en general, prevalece un modelo *autorregulado*, o *autónomo*, de comunidad digital: aunque el peso de los usuarios esporádicos en cada comunidad es mayor, los participantes o el conjunto de la comunidad digital expresan sus opiniones —y sus emociones— de forma autónoma respecto de los comentarios —y su carga

Figura 7. Polarización media en las comunidades digitales de los candidatos presidenciales, por países, candidatos y tipo de usuario (frecuente/espórádico) por semanas

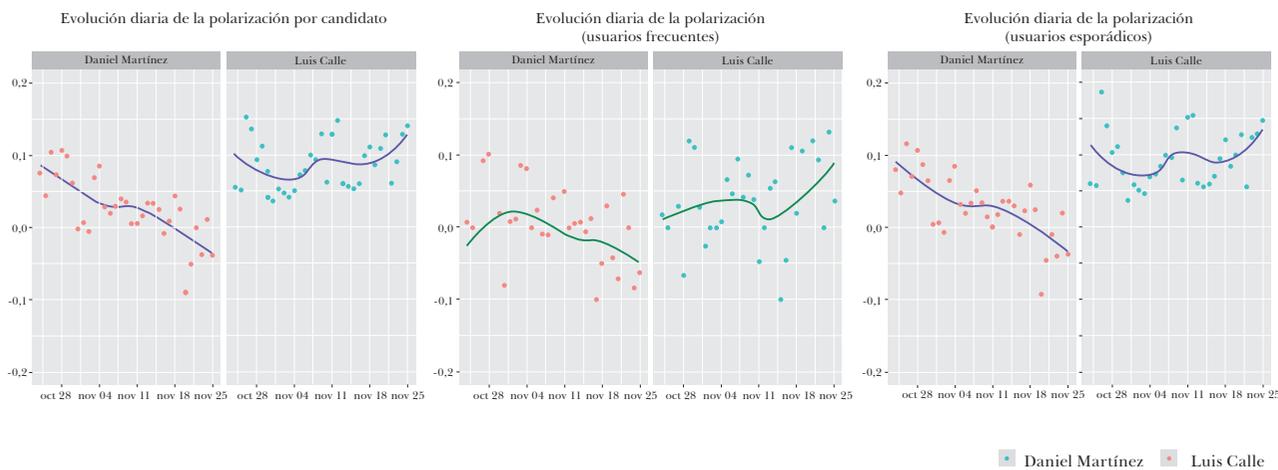


[202]

México



Uruguay



Fuente: elaboración propia.

emocional— de otros usuarios, sin que esta les afecte de forma significativa. Así, contrariamente a lo que se suele pensar, los usuarios que más polarización media del sentimiento expresan son los de carácter esporádico —Duque, con 0,18—; quizás, por estar más expuestos a un modelo de consumo incidental y sin barreras. Por su parte, los usuarios frecuentes mantienen una polarización más estable, aunque moderada y, por lo tanto, de menor rango —tanto positiva como negativamente—. De esta forma, si se analiza la polarización de los comentarios de los participantes de cada comunidad por países y por candidatos, puede trazarse una modelización de las tendencias de la polarización de la comunidad: tendencias generalmente suaves, con dos grandes picos máximos de polarización o de tensión, inicio de tendencia desigual al comienzo del periodo de observación —hacia arriba o hacia abajo—, con una tendencia general al alza en nueve de los diez casos analizados. Aunque un comentario polarizado puede generar un impacto que altere la pauta en la respectiva comunidad, en las siguientes 24 o 48 horas ese impacto ha sido “reabsorbido” por la propia dinámica de la comunidad, y así se queda sin efecto polarizador.

CONCLUSIONES Y DISCUSIÓN

[204] El análisis realizado de casi 750.000 tuits (más de 14 millones de palabras) de miembros de las comunidades digitales de candidatos presidenciales latinoamericanos durante un mes nos permite formular una primera conclusión que, a la vez, complementa y desafía la literatura previa: se refiere a cómo operan las emociones —tanto positivas como negativas— en el seno de la discusión de las comunidades digitales en un contexto electoral —en nuestro caso, de diez candidatos presidenciales latinoamericanos, en los comicios celebrados en 2018 y 2019—. Es relevante el hecho de que, contra lo que podría esperarse, nuestro análisis confirma que la competición política no promueve una “escalada emocional” hacia final de campaña; al menos, no desde la perspectiva de la puntuación media de dichas emociones (Pregunta 1). En todo caso, sí plantea un contagio emocional (*Social Sharing Emotional*), que opera en ambas direcciones: la evolución y los máximos y los mínimos de los volúmenes emocionales —emociones positivas y negativas— coinciden en el interior de la misma comunidad digital y, lo que es más importante, operan de forma externa, en la mayor parte de los casos, en las comunidades digitales de los candidatos competidores. Esto evidencia que hay una modelización del comportamiento de los usuarios (Pregunta 2), con las siguientes características o pautas del modelo: a) generación acompasada en máximos (picos) y mínimos (valles) en el seno de cada país (contagio emocional), lo cual refuerza la idea de que las comunidades no son compartimentos estancos, sino que entran en competición y toman en cuenta la dinámica discursiva de “la otra” comunidad contrincante; b) reducción de las emociones relativas en los últimos días de campaña, y en cuyo discurso aflora otro tipo de lenguaje, no necesariamente emocional; c) progresiva *negativización* del comentario (resultados de la variable delta) a medida que se acerca el fin de la campaña electoral, y donde las comunidades de los candidatos conservadores son las que en mayor medida presentan esta tendencia (Pregunta 3); d) los candidatos ganadores no tienen mayor número de comentarios negativos en todos los casos, por lo que la negativización del comentario no implica automáticamente la polarización emocional, como lo evidencia la distinta expresión gráfica de las regresiones: es un proceso que implica mayor complejidad; e) los aspectos o las variables políticas —comunidad del candidato o partido en gobierno/oposición o comunidad de candidato de izquierda/derecha—, no se manifiestan como excesivamente relevantes, más allá de una mayor carga emocional positiva en los candidatos conservadores, lo que pondría el foco en la configuración de la propia red social.

La evidencia empírica presentada en esas páginas nos permite formular una segunda conclusión de notable relevancia: la evolución de los resultados de las diferencias medias de emociones negativas-positivas de los comentarios en cada comunidad digital (variable delta) y la polarización media del sentimiento en cada una de ellas indican que existe una nacionalización del comportamiento digital (Pregunta 4). ¿Cómo es posible que, siendo la red un fenómeno global, las comunidades de cada país se expresen en estas dos variables de una forma tan similar y consistente, y diferenciándose, en cambio, de las de otros países? La respuesta, más allá de explicaciones vinculadas a códigos culturales y lingüísticos nacionales, debe buscarse en la influencia de la realidad política *offline* (campaña, medios,

preferencias) sobre lo *online*, que, desde luego, sigue operando (política y mediáticamente) en el distintivo comportamiento emocional en clave nacional.

Una tercera conclusión que la evidencia empírica presentada en estas páginas nos permite formular se refiere a que no puede hablarse de un solo “comportamiento” en la red social Twitter de las distintas comunidades digitales en época electoral, sino, más bien, de pluralidad de “comportamientos”: la intensidad o el volumen emocionales, la variabilidad de cada una de las emociones, su rango, la puntuación media y la polarización son distintos en quienes participan de forma habitual en el debate con los candidatos (usuarios frecuentes), respecto a quienes lo hacen de forma esporádica. Y también es distinta entre estas mismas categorías si se diferencian por ideología o por países. Este hecho nos lleva, además de a validar el instrumental metodológico utilizado, a constatar la existencia de distintas razones que hacen que un individuo participe en la discusión pública.

Finalmente, también podemos concluir que la polarización en las comunidades digitales de los candidatos presidenciales es, hasta cierto punto, intrínseca a las características de la red social Twitter, y no preconstruida o, por lo menos, no preconstruida a propuestas de un determinado colectivo dentro de las comunidades digitales (Pregunta 5). A pesar de que ciertos impulsos de aumento o disminución de la polarización que realiza la comunidad de usuarios frecuentes se trasladan en el plazo de 24 o 48 horas después al conjunto de usuarios de esa comunidad digital, esos niveles de polarización no se sostienen y acaban autorregulándose. Ello nos permite sostener que hay una base empírica para defender la tesis del “modelo innato” de la polarización en las redes sociales y en las comunidades digitales, lo que obligaría a reabrir el debate sobre la “caja negra” o el papel de los algoritmos en las redes sociales y la comunicación digital.

El presente artículo aporta, por lo tanto, varias contribuciones relevantes para la ciencia política, de carácter tanto empírico como teórico. El más significativo es, acaso, el relativo al comportamiento de los usuarios en redes sociales en el marco de una campaña electoral, que discute y complementa las líneas marcadas por contribuciones previas de la literatura (Barberá, 2014; Waisbord, 2020) sobre fenómenos como la negativización del comentario o la polarización del sentimiento. Por el contrario, el artículo tiene alguna limitación —lo que debe suponer una futura línea de investigación— en torno a la necesidad de analizar de manera conjunta otros factores exógenos que puedan, eventualmente, influir en el comportamiento digital de los usuarios de redes sociales, como la línea editorial de los medios de comunicación u otros factores políticos e institucionales.

REFERENCIAS

- Alonso-Muñoz, L., & Casero-Ripollés, A. (2018). Communication of European populist leaders on Twitter: Agenda setting and the ‘more is less’ effect. *Profesional de la Información*, 27(6), 1193-1202. <https://doi.org/10.3145/epi.2018.nov.03>

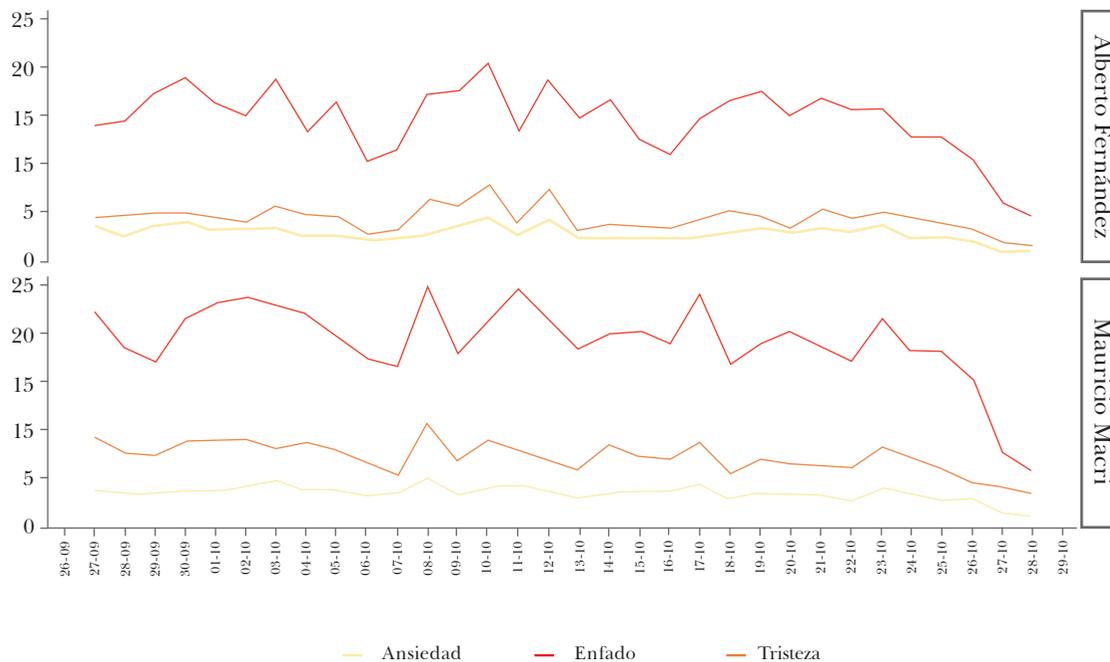
- Bail, C., Argyle, L., Brown, T., Bumpus, J., Chen, H., Hunzaker, M., Lee, J., Mann, M., Merhout, F., & Volfovsky, A. (2018). Exposure to opposing views on social media can increase political polarization. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 115(37), 9216-9221.
- Barberá, P. (2014). How social media reduces mass political polarization. Evidence from Germany, Spain, and the US. *Job Market Paper*, New York University, 46.
- Bessi, A., Petroni, F., Del Vicario, M., Zollo, F., Anagnostopoulos, A., Scala, A., Caldarelli, G., & Quattrociocchi, W. (2016). Homophily and polarization in the age of misinformation. *The European Physical Journal Special Topics*, 225(10), 2047-2059.
- Bustos-Díaz, J., Capilla del Fresno, L. (2013). Twitter y la polarización del debate político: análisis del caso #objetivodeguindos y #aznara3, *Historia y comunicación social*, 18, 499-509. https://doi.org/10.5209/rev_HICS.2013.v18.44260
- Del Vicario, M., Vivaldo, G., Bessi, A., Zollo, F., Scala, A., Caldarelli, G., & Quattrociocchi, W. (2016). Echo chambers: Emotional contagion and group polarization on Facebook. *Scientific reports*, 6(1), 1-12.
- Gulliver, R., Fielding, K., & Louis, W. (2021). Assessing the mobilization potential of environmental advocacy communication. *Journal of Environmental Psychology*, 74, 101563.
- Igartua, J., & Moral, F. (2012). Psicología de los medios: panorama y perspectivas. *Escritos de Psicología*, 5(3): 1-3. <https://doi.org/10.5231/psy.writ.2012.3011>
- Jacoby, W. (2000). Loess: a nonparametric, graphical tool for depicting relationships between variables. *Electoral Studies*, 19(4), 577-613.
- Jaráiz-Gulías, E., Pereira-López, M., & Rivera-Otero, J. (2020). Análisis de emociones originadas por las publicaciones de Twitter de los candidatos en las elecciones generales de Bolivia y España en 2019. *Journal of Iberian and Latin American Research*, 26(3), 371-388.
- Jaráiz-Gulías, E., Rivera-Otero, J., Lagares-Diez, N., & López-López, P. (2021). Emociones y engagement en los mensajes digitales de los candidatos a las elecciones generales de 2019. *Cultura, Lenguaje y Representación*, 26, 229-245. <https://doi.org/10.6035/clr.5844>
- Kubin, E., & von Sikorski, C. (2021). The role of (social) media in political polarization: a systematic review. *Annals of the International Communication Association*, 45(3), 188-206.
- Lagares-Díez, N., López-López, P., Jaráiz-Gulías, E., Rivera-Otero, J. (2021). La comunidad digital y el uso político de las redes sociales: elecciones generales del año 2019 en España. *Araucaria*, 23(48), 235-273.
- Lee, C., Shin, J., & Hong, A. (2018). Does social media use really make people politically polarized? Direct and indirect effects of social media use on political polarization in South Korea. *Telematics and Informatics*, 35(1), 245-254.
- López-López, P., & Oñate, P. (2019). De la videopolítica a la ciberpolítica: debate entre candidatos y televisiones en cinco elecciones presidenciales. *Profesional de la Información*, 28(5).
- López-López, P., Oñate, P., & Rocha, A. (2020). Social media mining, debate and feelings: digital public opinion's reaction in five presidential elections in Latin America. *Clust. Comput.*, 23(3), 1875-1886.

[206]

- Marcus, G., Sullivan, J., Theiss-Morse, E., & Stevens, D. (2005). The emotional foundation of political cognition: The impact of extrinsic anxiety on the formation of political tolerance judgments, *Political Psychology*, 26(6), 949-963. <https://doi.org/10.1111/j.1467-9221.2005.00452.x>
- McLaughlin, B., Holland, D., Thompson B., & Koenig, A. (2020). Emotions and Affective Polarization: How Enthusiasm and Anxiety About Presidential Candidates Affect Interparty Attitudes, *American Politics Research*, 48(2), 308-316. <https://doi.org/10.1177%2F1532673X19891423>
- Prior, M. (2013). Media and political polarization. *Annual Review of Political Science*, 16, 101-127.
- Redondo, J., Fraga, I., Padrón, I., & Comesaña, M. (2007). The Spanish adaptation of ANEW (affective norms for English words). *Behavior research methods*, 39(3), 600-605. <https://doi.org/10.3758/BF03193031>
- Rivera-Otero, J., Jaráiz-Gulías, E., & López-López, P. (2021). Emociones y Política, En Pablo Escandón y Saudia Levoyer (Ed.), *Comunicación pública, pandemia y elecciones*. Corporación Editora Nacional.
- Rúas-Araújo, J., Puentes-Rivera, I., & Míguez-González, M. (2016). Capacidad predictiva de Twitter, impacto electoral y actividad en las elecciones al Parlamento de Galicia: un análisis con la herramienta LIWC. *Observatorio (OBS*)*, 10(2), 55-87. <https://doi.org/10.15847/obsOBS1022016893>
- Sunstein, C. (1999). The law of group polarization. *University of Chicago Law School, John M. Olin Law & Economics Working Paper*, (91).
- Törnberg, P., Andersson, C., Lindgren, K., & Banisch, S. (2021). Modeling the emergence of affective polarization in the social media society. *Plos one*, 16(10), e0258259.
- Tumasjan, A., Sprenger, T., Sandner, P., & Welpe, I. (2010). Predicting elections with twitter: What 140 characters reveal about political sentiment. *Proceedings of the fourth international AAAI conference on weblogs and social media*, 178-185.
- Urman, A. (2020). Context matters: political polarization on Twitter from a comparative perspective. *Media, culture & society*, 42(6), 857-879.
- Vasilopoulos, P., Marcus, G., Valentino, N. & Foucault, M. (2018). Fear, anger, and voting for the far right: Evidence from the November 13 2015, Paris terror attacks. *Political Psychology*, 40(4), 679-704. <https://doi.org/10.1111/pops.12513>
- Vasilopoulos, P., Marcus G., & Foucault, M. (2018). Emotional responses to the Charlie Hebdo attack: Addressing the authoritarianism puzzle. *Political Psychology*, 39(3), 557-575. <https://doi.org/10.1111/pops.12439>
- Wahl-Jorgensen, K. (2019). *Emotions, media and politics*. John Wiley & Sons.
- Waisbord, S. (2020). ¿Es válido atribuir la polarización política a la comunicación digital?: sobre burbujas, plataformas y polarización afectiva. *Revista SAAP: Sociedad Argentina de Análisis Político*, 14(2), 249-279. <https://doi.org/10.46468/rsaap.14.2.A1>
- Yarchi, M., Baden, C., & Kligler-Vilenchik, N. (2021). Political polarization on the digital sphere: A cross-platform, over-time analysis of interactional, positional, and affective polarization on social media. *Political Communication*, 38(1-2), 98-139.
- Zollo, F., Novak, P., Del Vicario, M., Bessi, A., Mozetič, I., Scala, Caldarelli, G., & Quattrociocchi, W. (2015). Emotional dynamics in the age of misinformation. *PloS one*, 10(9), e0138740.

ANEXOS

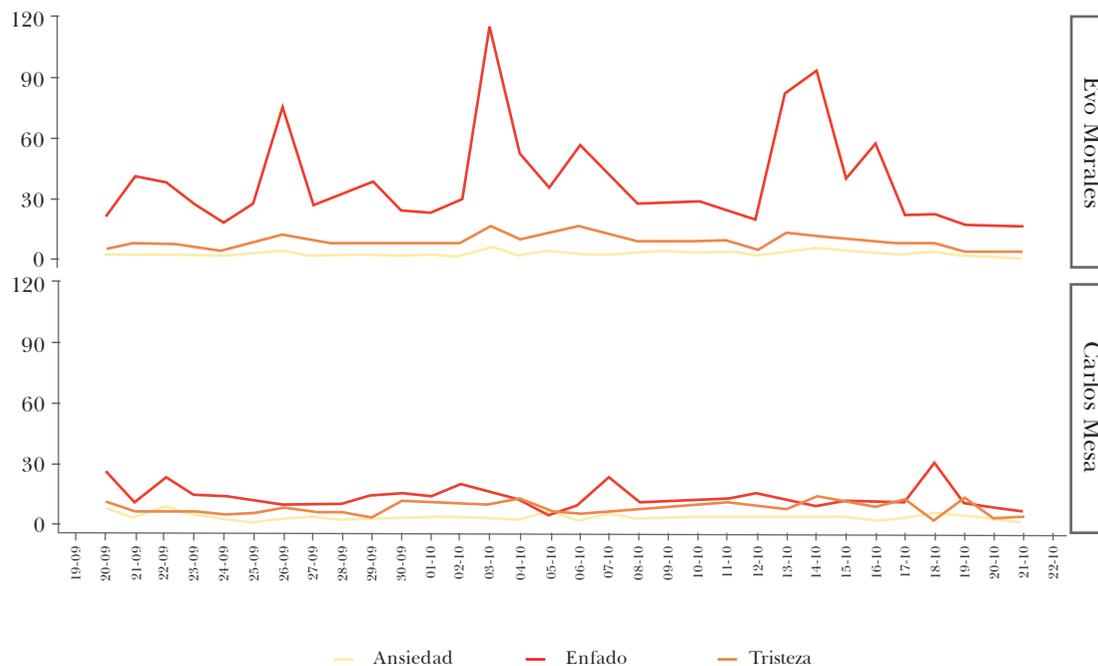
Anexo 1. Evolución diaria de la puntuación media según el tipo de emoción en Argentina (léxico LIWC)



[208]

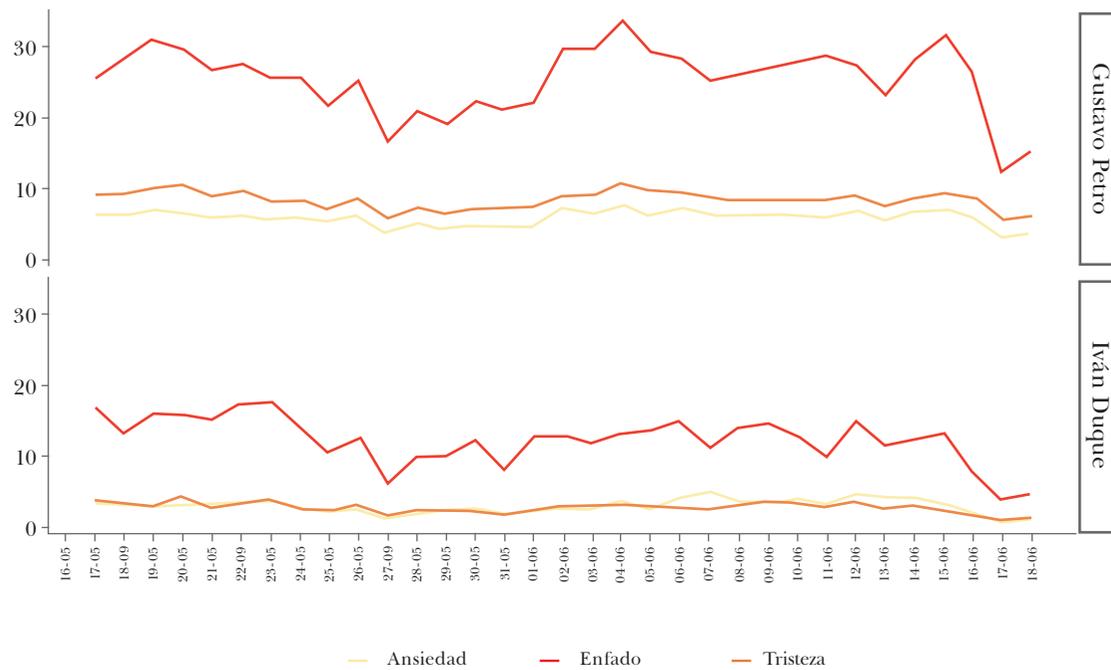
Fuente: elaboración propia.

Anexo 2. Evolución diaria de la puntuación media según el tipo de emoción en Bolivia (léxico LIWC)



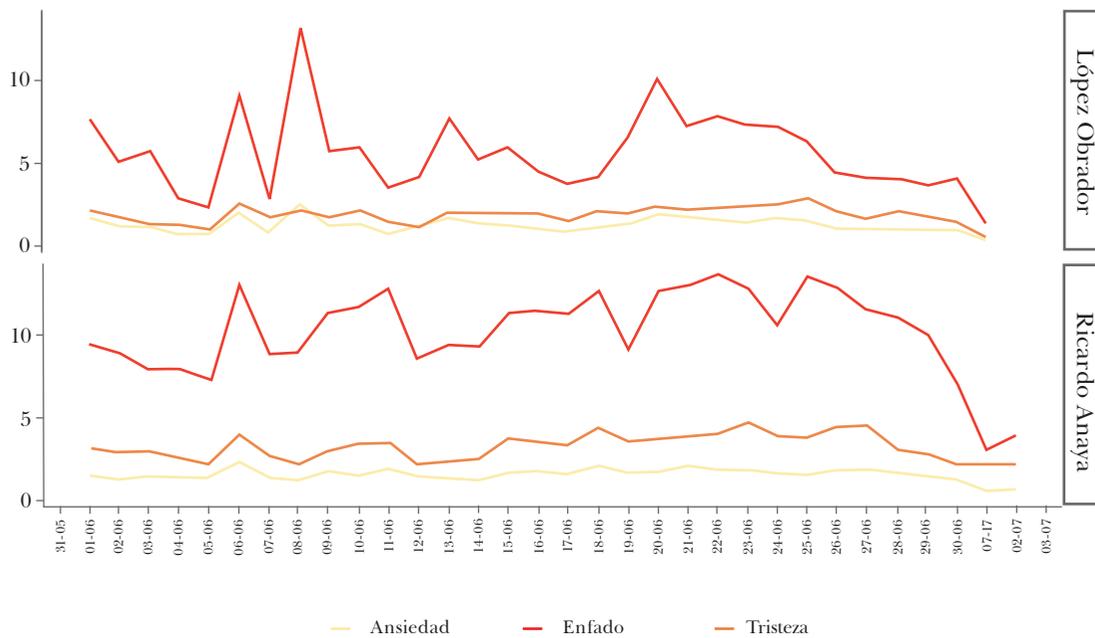
Fuente: elaboración propia.

Anexo 3. Evolución diaria de la puntuación media según el tipo de emoción en Colombia (léxico LIWC)



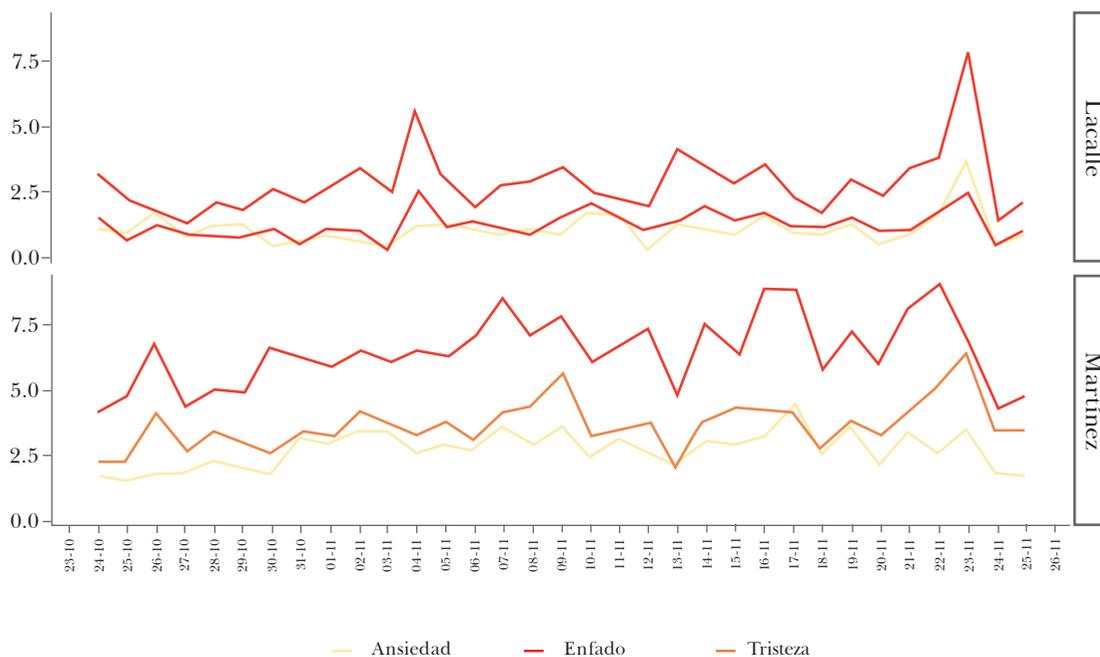
Fuente: elaboración propia.

Anexo 4. Evolución diaria de la puntuación media según el tipo de emoción en México (léxico LIWC)



Fuente: elaboración propia.

Anexo 5. Evolución diaria de la puntuación media según el tipo de emoción en Uruguay (léxico LIWC)



Fuente: elaboración propia.

[210]

AGRADECIMIENTOS

Equipo de Investigaciones Políticas (ED431C 2022/36).

Red sobre Innovación en Comunicación Política Digital, DIGI-COMPOL. RED2022-134652-T
financiado por MCIN/AEI/10.13039/50110001103