

Viralidad y agresividad comunicativa en Twitter durante la covid-19. Visualización de redes y análisis de palabras clave a partir del *hashtag* #niñosenlacalle

MANUEL BLANCO PÉREZ

Departamento de Periodismo II
Facultad de Comunicación
Universidad de Sevilla
C/Américo Vespucio s/n
41092 Sevilla
E-mail: mblancoperez@us.es

MARTA SÁNCHEZ-SAUS LASERNA

Departamento de Filología/
Instituto Universitario de
Investigación en Lingüística Aplicada
Universidad de Cádiz
Avda. Dr. Gómez Ulla, s/n
11003 Cádiz
E-mail: marta.sanchezsaus@uca.es

VIRALIDAD Y AGRESIVIDAD COMUNICATIVA EN TWITTER DURANTE LA COVID-19. VISUALIZACIÓN DE REDES Y ANÁLISIS DE PALABRAS CLAVE A PARTIR DEL HASHTAG #NIÑOSENLACALLE

RESUMEN: La relevancia comunicativa y social de las redes sociales es incontestable, más aún en circunstancias como las provocadas por la covid-19. Nos centramos en dos cuestiones de gran relevancia en redes en este periodo: la viralidad y la agresividad comunicativa en Twitter y en España, tomando como muestra el *hashtag* #niñosenlacalle. Los resultados de los análisis realizados con herramientas computacionales y de corpus revelan una red bastante compacta en torno a tres tuits extremadamente viralizados. Los análisis de palabras clave muestran la intención descalificadora y la agresividad de las publicaciones, con palabras extremadamente ofensivas entre las más relevantes del *hashtag*.

PALABRAS CLAVES: agresividad comunicativa; redes sociales; análisis de palabras clave; comunicación digital; lingüística digital.

SUMARIO: 1. Introducción. 2. Marco teórico. 3. Metodología: herramientas de extracción y análisis empleadas. 4. Análisis de la red. 5. Análisis de palabras clave. 6. Análisis de combinaciones frecuentes. 7. Conclusiones.

VIRALITY AND COMMUNICATIVE AGGRESSIVENESS ON TWITTER DURING COVID-19. NETWORK VISUALIZATION AND KEYWORD ANALYSIS FROM THE HASHTAG #NIÑOSENLACALLE

ABSTRACT: The communicative and social relevance of social media is undeniable, even more in circumstances such as those provoked by covid-19. We focus on two issues of great relevance in networks in this period: the virality and communicative aggressiveness in Twitter and in Spain, taking as an example the *hashtag* #niñosenlacalle. The results of the analysis carried out with computational and corpus tools reveal a fairly compact network around three extremely viralized tweets. The keyword analyses show the disqualifying intention and the aggressiveness of the publications, with extremely offensive words among the most relevant ones in the *hashtag*.

KEY WORDS: communicative aggressiveness; social media; keyword analysis; digital communication; digital linguistics.

SUMMARY: 1. Introduction. 2. Theoretical framework. 3. Methodology: tools for extraction and analysis used. 4. Network analysis. 5. Analysis of keywords. 6. Analysis of frequent combinations. 7. Conclusions.

VIRALITE ET AGRESSIVITÉ COMMUNICATIVE SUR TWITTER PENDANT LA COVID-19. VISUALISATION DES RÉSEAUX ET ANALYSE DES MOTS CLÉS DE L'HASHTAG #NIÑOSENLACALLE

RÉSUMÉ : La pertinence communicative et sociale des réseaux sociaux est indéniable, d'autant plus dans des circonstances comme celles provoquées par la covid-19. Nous nous concentrons sur deux questions de grande importance dans les réseaux en cette période : la viralité et l'agressivité communicative sur Twitter et en Espagne, en prenant comme exemple l'*hashtag* #niñosenlacalle. Les résultats de l'analyse effectuée avec des outils informatiques et de corpus révèlent un réseau assez compact autour de trois tweets extrêmement viralisés. Les analyses des mots-clés montrent l'intention disqualifiante et l'agressivité des publications, avec des mots extrêmement offensifs parmi les plus pertinents de l'*hashtag*.

MOTS CLÉS : agressivité communicative ; réseaux sociaux ; analyse de mots-clés ; communication numérique ; linguistique numérique.

SOMMAIRE : 1. Introduction. 2. Cadre théorique. 3. Méthodologie : outils d'extraction et d'analyse utilisés. 4. Analyse du réseau. 5. Analyse des mots clés. 6. Analyse des combinaisons fréquentes. 7. Conclusions.

Fecha de Recepción 13/07/2019
Fecha de Revisión 16/07/2020
Fecha de Aceptación 03/08/2020
Fecha de Publicación 01/12/2020

DOI: <http://dx.doi.org/10.25267/Pragmalinguistica.2020.i28.02>

Viralidad y agresividad comunicativa en Twitter durante la covid-19. Visualización de redes y análisis de palabras clave a partir del *hashtag* #niñosenlacalle¹

MANUEL BLANCO PÉREZ & MARTA SÁNCHEZ-SAUS LASERNA

1. INTRODUCCIÓN

Las circunstancias excepcionales provocadas en España por la pandemia de covid-19 a partir de marzo de 2020 dieron lugar al decreto de estado de alarma en todo el país y al confinamiento de gran parte de la población en sus domicilios. La implantación de las redes sociales en la sociedad española ha hecho posible encontrar en ellas un reflejo del estado social en este periodo y, por tanto, tener en ellas un documento de enorme valor para el análisis comunicativo y lingüístico.

En este contexto, el artículo que presentamos analiza los mensajes emitidos en Twitter en torno al *hashtag* #niñosenlacalle durante el domingo 26 y lunes 27 de abril de 2020, primeros dos días en que el confinamiento empezó a aliviarse. A partir de este día se permitió a los niños menores de 14 años salir a la calle acompañados de un adulto, con el límite de una hora diaria y en un perímetro máximo de un kilómetro desde su domicilio. La repercusión que tuvo en Twitter la publicación de imágenes de personas que supuestamente contravenían las normas fue enorme. Consideramos que este tema es de especial interés como muestra significativa del empleo de las redes sociales en este periodo: tanto cuantitativa como cualitativamente, los mensajes en torno a este *hashtag* son un ejemplo extremo de algunas características de la comunicación en redes sociales y de cómo un contexto determinado puede llevar a la viralización de mensajes de una alta agresividad.

Llevamos a cabo dos tipos de análisis: el primero se centra en determinar la red de tuits y retuits que ha dado lugar al *trending topic* y en su visualización. Para ello empleamos distintas herramientas computacionales basadas en R y Python. A continuación, como tipo de análisis de contenido adaptado a grandes cantidades de texto empleamos el análisis de palabras clave. Consideramos que el análisis de palabras clave y de las palabras que se combinan con ellas en el contexto es una metodología adecuada para este tipo de estudios, por varias razones. En un momento en el que el análisis de grandes cantidades de datos empieza a ser una tarea habitual del

¹ Este artículo forma parte del proyecto de investigación “Comunicación Solidaria Digital”, PID2019-106632GB-I00/AEI/10.13039/501100011033, financiado por la Agencia Estatal de Investigación; del proyecto de excelencia “Lingüística y Humanidades Digitales: base de datos relacional de documentación lingüística” (PY18-FR-2511) de la convocatoria 2018 de Ayudas a proyectos I+D+i (Modalidad “Frontera Consolidado”) del Plan Andaluz de Investigación, Desarrollo e Innovación, y del proyecto “Lingüística y nuevas tecnologías de la información: la creación de un repositorio electrónico de documentación lingüística” (FEDER-UCA18-107788) de la Convocatoria 2018 de Ayudas a proyectos de I+D+i en el marco del Programa Operativo FEDER Andalucía 2014-2020.

investigador tanto de ciencias sociales como de humanidades, es necesario empezar a manejar herramientas de base computacional. No obstante, estas pueden presentar una enorme complejidad en ciertos niveles, que para el investigador no especialista en computación pueden llegar a ser difíciles de alcanzar sin apoyo informático. Si se combinan herramientas computacionales en unos pasos y otras más propias del análisis de corpus lingüístico en otros, el nivel de complejidad metodológica se reduce significativamente y los resultados obtenidos, tanto cuantitativa como cualitativamente, son de un interés muy alto.

Para este trabajo hemos recopilado un corpus de más de 200.000 tuits publicados con el *hashtag* #niñosenlacalle, emitidos entre el 26 y 27 de abril de 2020. Resaltamos varias cuestiones: por un lado, llama la atención la agresividad comunicativa y la altísima frecuencia de uso de palabras muy ofensivas. Por otro lado, se trata de un *hashtag* que llegó a ser *trending topic* (TT) durante todo el día 26, pero, a diferencia de otros TT impulsados claramente por una cierta comunidad tuitera, su surgimiento fue mucho más disperso y espontáneo. No obstante, la mitad de los mensajes emitidos fueron retuits de solo 25 tuits.

Creemos que el análisis de este *hashtag* revela patrones de uso de las redes sociales que han sido muy relevantes en este período, caracterizado muchas veces por la polarización de las opiniones, la enorme viralización de mensajes no siempre fidedignos y la crispación y agresividad en la defensa de los argumentos, crecientes conforme el confinamiento se ha ido alargando.

2. MARCO TEÓRICO

Partimos, como marco explicativo y como muestra de la relevancia que tiene el estudio de la comunicación en redes, de la cita de Castells (2008: 15):

“Como la comunicación, y en especial la comunicación socializada, la que existe en el ámbito público, ofrece el apoyo para la producción social del significado, la batalla de la opinión de las personas se juega en gran parte en los procesos de comunicación. Y esto es aún más aplicable a la sociedad en red, que se caracteriza por la omnipresencia de redes de comunicación en un hipertexto multimodal”.

El uso de redes sociales durante la covid-19 no muestra características diferentes de las que se han observado con anterioridad en estos medios (Fuchs, 2014), pero sí ha exacerbado algunas de ellas. Es decir, no son ajenas a las redes la viralidad, la polarización de las opiniones y la violencia comunicativa, pero el contexto de confinamiento y pandemia de estos mensajes están llevando a altísimos niveles estas tres cuestiones.

Tres son, por tanto, los conceptos fundamentales que es necesario recuperar para comprender la importancia del análisis de *trending topics* (es decir, de concentración de mensajes en torno a un tema) como el que realizamos aquí: el de desinformación (o diseminación de noticias falsas o *fake*

news) –que en este caso se muestra como amplificación de un mensaje muy parcial–, el de viralidad y el de discurso de odio y agresividad comunicativa.

Un concepto íntimamente vinculado a las redes sociales en los últimos años es el de *fake news* y los efectos de su viralización (Al-Rawi, 2019) en la creación de opinión pública. El fenómeno de las *fake news* ha sido analizado desde múltiples perspectivas y por parte de numerosas publicaciones (Tandoc, Lim y Ling, 2017; Jenkins, Ford y Green, 2017; Barberá *et al.*, 2018), y en la raíz de todo está la abundancia informativa, que puede plantear desafíos a la hora de determinar cuánto de lo que se comparte por redes sociales es cierto, está contextualizado o, simplemente, es relevante. Además, no se puede perder de vista que los contenidos que se comparten en redes sociales están muy influidos por lo emocional (Serrano Puche, 2016; Borges Tiago, Tiago y Cosme, 2019), por lo que, en contextos de tensión, dolor, enfado y preocupación, como los que se han vivido durante la pandemia por la covid-19, la viralización de elementos de desinformación puede llegar a ser aún mayor (Laybats y Tredinnick, 2016).

Íntimamente vinculado a la desinformación, y teniendo en cuenta el contexto que acabamos de describir, la profusión de discursos intimidatorios o directamente agresivos representa en la actualidad una realidad incuestionable, especialmente en redes sociales (Valdez Apolo, Arcila Calderón y Amores, 2019) que debe ser analizada de manera adecuada desde el punto de vista lingüístico y comunicativo, puesto que se trata, en esencia, de productos verbales. Estos productos verbalizan todo tipo de temáticas, todo tipo de puntos de vista, creencias, opiniones, etc. que abarcan muchas y muy diversas esferas de la vida social (Fuentes Rodríguez y Alcaide Lara, 2009; Fernández Smith, 2017; Gallardo Paúls, 2017; Fernández Smith y Casas Gómez, 2018) y, en el caso de la covid-19, han estado dirigidos, además de a políticos y responsables de la gestión de la crisis, a ciudadanos que han sido considerados como infractores de las reglas. Muy numerosas son, de hecho, las publicaciones sobre cómo detectar este tipo de mensajes, debido a su profusión y a las consecuencias que pueden llegar a tener (véase, por ejemplo, la recentísima revisión sobre el tema de Pradhan *et al.*, 2020).

En este trabajo vamos a analizar, por tanto, redes y textos, y, en particular, las palabras empleadas en esos textos. Si hablamos de análisis de léxico en corpus textuales, debemos introducir, aunque sea brevemente, qué es la lingüística de corpus y cómo se engrana con los estudios sobre comunicación mediada por ordenador (CMO) (Mancera Rueda y Pano Alamán, 2014).

Como indican diversos autores (Parodi, 2008; Zulaica Fernández, 2015), la lingüística de corpus es una metodología de estudio de la lengua y el lenguaje que nos permite trabajar directamente en contextos auténticos con grandes cantidades de texto, asegurando la fiabilidad de los análisis cuantitativos y cualitativos y la comparación posterior con otros trabajos. Aunque los estudios de la web como corpus existen desde que existe internet, en los últimos años empieza a ser un tema de investigación muy fructífero incluso en español, con distintos objetivos y desde distintas disciplinas de estudio (véase, por ejemplo, Fletcher, 2012; Gatto, 2014; Kabatek y De Benito

Moreno, 2016), especialmente cuando se quiere trabajar con mensajes extraídos de redes sociales (Pano Moya y Moya Muñoz, 2015; Vela Delfa y Cantamutto, 2015; Sánchez-Saus Laserna, 2018).

El análisis de palabras clave, que es el que empleamos aquí de entre los que nos ofrece la lingüística de corpus, nos obliga a trabajar con nuestro corpus de estudio y con otro de comparación, que nos permite observar qué palabras son especialmente relevantes en un texto con respecto a la norma, y no simplemente las palabras más frecuentes, de manera que podemos asumir que hay una relación entre la frecuencia de la palabra y su relevancia en el discurso y en la construcción de representaciones (Scott y Tribble, 2006; Rayson, 2008; Duque, 2014; Ceballos Castro, Marí Sáez y Sánchez-Saus Laserna, 2018).

Nuestra propuesta, por tanto, tiene el objetivo de analizar, mediante herramientas propias del análisis de corpus tanto cuantitativas como cualitativas (comunicativas y lingüísticas) la viralización de mensajes cargados de agresividad comunicativa y las palabras que se emplearon en ellos, en el contexto del confinamiento debido a la covid-19 en España.

3. METODOLOGÍA: HERRAMIENTAS DE EXTRACCIÓN Y ANÁLISIS EMPLEADAS

Dentro de los estudios sobre comunicación mediada por ordenador (CMO) son cada vez más frecuentes los estudios que emplean, para el análisis de la comunicación digital, lenguajes computacionales como Python y R, que permiten realizar búsquedas dentro de las enormes bases de datos que son las redes sociales y, además, analizar de muy diversas maneras grandes cantidades de texto. En este estudio empleamos el paquete de *R* *rtweet* (Kearny, 2019) y la herramienta *T-Hoarder* (Congosto, Basanta Val y Sánchez Fernández, 2017), basada en *Python*, que nos han permitido extraer los tuits, observar sus métricas cuantitativas y, además, analizar las comunidades de tuiteros que han participado en la creación del *trending topic*.

Además, para la extracción de palabras clave del texto y el análisis de las palabras que se combinan con ellas hemos empleado las herramientas de análisis de corpus *Sketch Engine* (Kilgarriff *et al.*, 2014) y *AntConc* (Anthony, 2019). Como introdujimos más arriba, consideramos que el análisis de palabras clave y de las palabras que se combinan con ellas en el contexto es una metodología adecuada para este tipo de estudios, por varias razones.

Por un lado, es una propuesta que permite la automatización del análisis, imprescindible cuando se trabaja con grandes cantidades de datos, y, por otro lado, permite un acercamiento al análisis de contenido en redes sociales metodológicamente más accesible para el investigador de ciencias sociales y humanidades que no tenga apoyo informático.

Además, creemos que para análisis de *trending topics*, donde análisis cualitativos automatizados como el análisis de sentimientos o el *topic modeling* no se adaptan al objetivo de la investigación –determinar el tono de ese tema, de ese *topic*, pero con miles de autores distintos, en textos muy

breves y todos hablando sobre lo mismo–, nos permite determinar qué palabras concretas se han empleado con una frecuencia significativa y, si lo combinamos con un análisis de n-gramas, con qué otras palabras se ha combinado.

Por otro lado, dado que el análisis de palabras clave parte de una comparación entre corpus, esta comparación puede hacerse a muchos niveles: con textos muy alejados por tema, por tiempo, por registro, o por cualquier otra variable, para determinar las diferencias más genéricas, pero también con textos más cercanos –de la misma red social, o de la misma época, por ejemplo–, lo que nos permite observar más de cerca qué caracteriza a nuestro corpus de textos frente a otros cercanos. Asimismo, se trata de una metodología fácilmente aplicable a textos de cualquier lengua, pues solo requiere, como herramienta externa, un lematizador.

Por último, aunque existen plataformas de pago para el manejo de corpus (como *Sketch Engine*), que facilitan el trabajo, tenemos también a nuestra disposición herramientas gratuitas con una complejidad de uso bastante accesible.

A partir de esta introducción de la metodología, para una mayor claridad expositiva explicaremos cuáles han sido los pasos seguidos para este tipo de estudio al tiempo que vemos sus resultados.

4. ANÁLISIS DE LA RED

Para el estudio del *hashtag* #niñosenlacalle se han recuperado 220.913 tuits emitidos entre el 26 de abril a las 7:00 y el 27 de abril a las 24:00, de los cuales solo 17.890 son tuits diferentes. El resto de las publicaciones recogidas han sido retuits. Es particularmente interesante en este *hashtag* que los 25 tuits más retuiteados acumularon más de la mitad de los retuits, más de 110.000, con lo que nos encontramos con una enorme difusión de unos pocos mensajes, como podemos ver en la siguiente tabla:

	ID del tuit	Retuits	Favoritos
1	1254379304248639489	17.939	35.211
2	1254366647705579525	16.327	39.507
3	1254391674253586432	12.382	22.563
4	1254405728347045889	5901	13.126
5	1254376110609088514	5187	13.191
6	1254384031988428802	4681	9310
7	1254374014983852032	3724	8505
8	1254401840575283202	3572	7714
9	1254355285633892353	3493	6109
10	1254360724295606272	3200	5635

11	1254385750105296896	3107	7788
12	1254381370870304770	3252	5431
13	1254374322279534592	3019	8307
14	1254360101227503616	2729	5502
15	1254405556485357568	2475	4723
16	1254388774202675200	2419	8389
17	1254412105282998273	2348	5011
18	1254379675901665281	2507	6715
19	1254394243700920321	1954	3805
20	1254380099258011648	1873	3300
21	1254365677919633408	1927	2804
22	1254383580400279552	1821	5273
23	1254396426043437057	1836	3063
24	1254404377474891778	1743	3521
25	1254415296108154881	1526	2709
	TOTALES	110.942	237.212

Tabla 1: 25 tuits con el hashtag #niñosenlacalle más retuiteados

Veamos gráficamente cómo se configura la red que ha emitido los mensajes. Tras tomar los datos de tuits emitidos y de sus retuits, con la herramienta *T-Hoarder* generamos el grafo de relaciones dinámicas a partir de los retuits (quién retuitea a quién). En segundo lugar, introducimos la red exportada en el software *Gephi* (Bastian, Heymann y Jacomy, 2009), donde la analizamos como una red dirigida (las aristas tienen un origen y un fin). Los grafos se han creado tomando los retuits como elemento de conexión de los usuarios. Cada nodo es un usuario y cada arco es una conexión entre retuiteador y retuiteado. El tamaño de los nodos es directamente proporcional al número de retuits recibidos.

Dada la gran cantidad de tuits y retuits del *hashtag*, tras la aplicación del algoritmo *Louvain Multilevel* (Blondel, Guillaume, Lambiotte y Lefebvre, 2008) de detección comunitaria, hemos generado el grafo con los datos de las ocho comunidades con un mayor número de nodos. Mostramos el grafo en la figura 1.

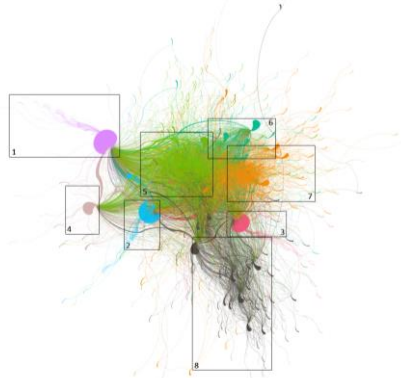


Figura 1: Grafo de las ocho comunidades con mayor número de nodos en la red #niñosenlacalle

Este grafo nos muestra que la red se ha comportado de la siguiente manera. Los nodos mayores, aquellos que representan los tuits con más retuits (zonas 1, 2 y 3), tienen como autores de los tuits a usuarios con pocos seguidores (ver tabla 2). Sus mensajes han sido muy compartidos, pero no por una comunidad compacta, sino por usuarios que retuitean aisladamente un tuit de los más retuiteados (aristas que salen de los nodos mayores de las zonas 1, 2 y 3 y quedan en forma de abanico, del mismo color del nodo del que salen) o por usuarios que, a su vez, estaban hablando sobre ese tema y retuiteando muchos otros tuits con el *hashtag* (zona 5, con nodos con un grado muy pequeño pero con un alto número de nodos). Las líneas que unen los nodos mayores muestran, además, que hubo numerosos usuarios que retuitearon solo los tuits de mayor éxito. Entre esos dos extremos, representados por las zonas 1, 2 y 3, por un lado, y la zona 5, por otro, tenemos las zonas 4, 6 y 7, que se configuran en torno a tuits con un número de retuits más moderado y que están mucho más en contacto con la zona central (la 5) que las comunidades en torno a los tuits de mayor éxito.

Mostramos en la tabla 2 los tuits más retuiteados de cada una de las zonas de la 1 a la 7, junto con el número de retuits y el número de seguidores del usuario que lo publicó.

Nº de comunidad	ID del tuit	Texto	Número de retuits	Número de seguidores
1	12543793042 48639489	pedro sánchez: solo 1 adulto acompañando a los niños, al menos unos 2 metros de distancia entre las personas etc. los padres: #niñosenlacalle https://t.co/gZjTpU81dq	17607	224
2	12543666477 05579525	Que parte de : UNA HORA , UN ADULTO , UN KILÓMETRO, UNA VEZ AL DÍA y DOS METROS DE DISTANCIA no habéis entendido ????? #niñosenlacalle	16200	3788

3	12543916742 53586432	Hipocresía: descripción gráfica. Cuando subáis a casa acordaros de hacer la cacerolada, cantar el Resistiré y los aplausos. Gracias por tanto. #irresponsables #niñosenlacalle #COVID19 https://t.co/3XCtKjOLla	12327	637
4	12543776963 49560833	Me estas diciendo que me he pasado dos meses en mi casa parq que unos putos niños y sus padres retrasados lo jodan todo en un dia?	6121	57
5	12543607242 95606272	Viendo este vídeo de la plaza De Goya ahora mismo ¿seguís pensando que todo va a salir bien?	3200	197.300
	12543601012 27503616	Me he asomado 10 minutos al balcón y ya he visto a abuelos con sus nietos, más de un adulto con dos niños, niños compartiendo juguetes con otros niños...cuando suban los contagios dentro de 10 días nos quejaremos del Gobierno. Venga, salid a aplaudir a las 20.00h.	2600	389
	12543510434 85368320	Y la mayoría sin mascarilla. Me va a dar la puta risa cuando luego lloreis y digáis que la culpa es del Gobierno por haberlo permitido cuando nadie os obliga a sacar a vuestros hijos	1400	216
	12543524153 62633728	Como digais que la culpa es del gobierno. Niños sin protección, padres irresponsables. La culpa a partir de ahora va ser de cada uno de nosotros a medida de que nos dejen salir. #niñosenlacalle	790	6
	12543582096 71938048	En un día hemos demostrado que somos unos irresponsables. Dejan salir a niños bajo una serie de medidas y los padres se las pasan por los cojones. En una semana volvemos al principio	896	511
6	12544055564 85357568	Ni mascarillas, ni distancia de seguridad ni nada. Sois una mierda de padres y una mierda de ciudadanos. Vuestros actos hoy nos condenan a todos #irresponsables #NinosEnLaCalle https://t.co/EXbJOrXa9V	2504	31537
	12544043774 74891778	40 y tantos días tirados a la puta mierda, flipante lo de este país #irresponsables #ninosenlacalle	1800	372
	12544016152 82438144	Somos una mentira de país, a mi no me engañais. Postureo todo. Aplaudir a las 8 y llorar para que nos dejen salir. Egoísmo y falserío. A la hora de la verdad, nos importa una mierda todo. Padres #irresponsables y #niñosenlacalle sin control. Al carajo las medidas de precaución https://t.co/qxzWZjhoEC	617	10347
	12544026767 72737024	Sacáis a los niños a la calle y os pasáis por el forro las normas establecidas. Después la culpa será de Pablo Iglesias o del 8M... Ah, y que no se os olvide dar cacerolazos y los aplausos a las 20h. #irresponsables #niñosenlacalle	463	2691

7	12543656779 19633408	Mi hermana me envía este video. Es la playa del Masnou (Barcelona) esta mañana. Sois unos irresponsables (me quedo corta). Después algunos seguirán culpando de todo al gobierno. Y no señores, estas actitudes son las que seguirán matando a personas. #niñosenlacalle	1900	1280
	12543807407 93548800	#niñosenlacalle Significa exactamente eso. Nada de 3 o 4 adultos en corrillo y adultos solos paseando como si ya hubiera pasado el peligro. Luego cuando suban los contagios sacáis las cacerolas contra el Gobierno. Pero mucha gente está demostrando irresponsabilidad.	325	10400
	12544152961 08154881	Hay imágenes en la prensa de padres #irresponsables con #niñosenlacalle. Son la excepción, pero así no #COVID19 https://t.co/iPhOfEguWH	1548	377584
	12543604488 59807744	Vengo de pasear con mi hija guardando las distancias y siendo cauteloso. He visto dos padres con dos hijos, dos padres con un hijo, tres padres con dos hijos, un señor corriendo, reuniones de cuatro adultos con un niño y un perro. La ley no está mal, es la gente.	1005	308

Tabla 2: Principales tuits de las comunidades 1-7 del grafo #niñosenlacalle, número de retuits y número de seguidores del emisor del tuit

Llama la atención, sin embargo, la comunidad coloreada de negro, la 8. Ahí vemos un comportamiento distinto. Por un lado, está conformada por tuits con menos retuits, pero emitidos por usuarios con muchísimos más seguidores que los de las otras zonas. Por otro lado, los mensajes están mucho más cargados políticamente. Los usuarios son, en varios casos, tuiteros marcadamente opositores al gobierno central y también catalanes antiindependentistas. El resultado es una comunidad separada del resto, con pocos mensajes (en comparación, por ejemplo, con la zona verde), pero donde los mensajes alcanzan un gran eco dentro de esa comunidad semiaislada.

Nº de comunidad	ID	Texto	Número de retuits	Número de seguidores del emisor del tuit
8	125446401208 9200640	Hoy están los #niñosenlacalle y este #paisepondereta se divide entre los #irresponsables y los #subnormales. Sánchez e Iglesias pretenden fomentar el odio entre españoles para continuar con su plan de convertir a España en una dictadura. #SanchezSalDeLaMoncloa ¡¡Vamos!!	629	374100
	125442403000 8008711	Algunos han confundido los #niñosenlacalle con la marabunta. En Barcelona y en toda España. Y la culpa no es de los niños, sino de tantos adultos #irresponsables. Ojalá la mayoría ya estemos medio inmunizados o dentro de 15 días podemos tener un grave problema de salud pública. https://t.co/tubNGjmwC	897	53874

	125447814948 1529345	#MareaBlancaCoronavirus #BastaYa #SanchezMarchateYa No queremos aplausos, queremos equipos de protección Más de 25000 sanitarios contagiados. Los científicos encerrados, los medios en política #MosMovem #balears #armengoldimision #Irresponsables #niñosenlacalle	438	2395
	125439090173 4092802	Foto de hoy en la playa de Barcelona. Niños, abuelos y mayores bien pegaditos. Sinceramente, sois imbéciles y hoy Torra pidiendo que se levante el estado de alarma. ¡Que TVE no te engañe! Hoy miles de personas no han respetado la distancia. #ninosenlacalle	259	23600

Tabla 3: Principales tuits de la comunidad 8 en el grafo #niñosenlacalle, número de retuits y número de seguidores del emisor del tuit.

Por tanto, el *trending topic* #niñosenlacalle se configura como una red bastante compacta con tres nudos de enorme tamaño (tres tuits suman más de 45.000 retuits entre ellos), sumado a un entramado de tuits y retuits mucho menores, que configuran el tono del *trending topic*, más una comunidad algo más separada, de marcado carácter de crítica política y con una conducta de sus usuarios mucho más concentrada, pero que no es la causante del impacto final del *hashtag*. Este, por tanto, es muestra del sentir de una comunidad extremadamente amplia y muy diversa de tuiteros, y no de un sector en particular que haya querido hacer llegar su mensaje.

5. ANÁLISIS DE PALABRAS CLAVE

Con este tipo de *trending topic*, tan centrado en el mensaje que emiten unas pocas personas, pero con eco en más de 200.000 publicaciones, consideramos que es de gran interés observar qué palabras componen esos mensajes. Esto nos permite, por un lado, asegurarnos de que efectivamente el *hashtag* se empleó para hablar de la primera salida del confinamiento; y, por otro, sin duda mucho más interesante, para determinar si efectivamente el tono de las publicaciones fue tan negativo e incluso agresivo como parece a primera vista.

Para ello es muy útil estudiar las palabras clave, que, como explicamos más arriba, son las palabras con una frecuencia excepcionalmente alta en un determinado corpus de textos en comparación con la frecuencia que tienen esas mismas palabras en un corpus normal, siendo el corpus normal lo suficientemente grande y variado en sus fuentes como para entender que se acerca a la frecuencia de las palabras en el uso habitual de la lengua.

Ese análisis es el que nos permite hacer *Sketch Engine*. Para ello, hemos tomado el texto de los 1000 tuits más retuiteados, que tienen un total de 26.696 palabras, y lo hemos comparado con el corpus de comparación para el español con el que cuenta *Sketch Engine*, el esTenTen18². Esta comparación extrae aquellas palabras que son frecuentes en nuestro corpus de

² Se trata del corpus *Spanish Web 2018* (esTenTen18), que cuenta con más de 20.000 millones de palabras, extraídas la web a partir de textos tanto de español de España como americano. <https://www.sketchengine.eu/estenten-spanish-corpus/#toggle-id-3>.

estudio, pero no lo son en el corpus de comparación. El resultado va a ser una lista de, fundamentalmente, sustantivos, adjetivos y verbos, pues otros tipos de palabras suelen tener la misma frecuencia en cualquier texto, pero, además, va a eliminar de las primeras posiciones sustantivos, adjetivos y verbos que son simplemente frecuentes en español y no aportan ningún interés al estudio.

El paso previo a esta comparación es la lematización, es decir, hallar para cada palabra su forma canónica o lema, de manera que se contabilicen juntas todas las variantes flexivas (variantes de género, número o debidas a conjugación verbal, así como variantes ortográficas). *Sketch Engine* cuenta con su propio lematizador asociado al corpus esTenTen18, pero muchos elementos léxicos propios del registro coloquial habitual en redes sociales han tenido que ser lematizados a mano en el corpus, antes de que lo introdujéramos en la herramienta. Además, para no interferir en los cálculos de frecuencia, se han eliminado nombres de usuario, *hashtags* y url de los textos de los tuits.

El cálculo de las palabras clave y su *keyness score* lo lleva a cabo *Sketch Engine* de la siguiente manera (Kilgarriff *et al.*, 2014):

“Key words are words typical of a focus corpus (a corpus we are interested in) in contrast to a reference corpus (usually a general corpus in the same language as the focus corpus). The *keyness score* of a word is calculated according to the following formula:

$$\frac{fpm_{focus} + n}{fpm_{ref} + n}$$

where fpm_{focus} is the normalized (per million) frequency of the word in the focus corpus, fpm_{ref} is the normalized (per million) frequency of the word in the reference corpus, n is the simple Maths (smoothing) parameter ($n = 1$ is the default value)”.

Las primeras 50 palabras clave del corpus de los 1000 tuits más retuiteados con el *hashtag* #niñosenlacalle, extraídas con *Sketch Engine* a partir de la comparación con un corpus normal, son las siguientes:

	Palabra clave	Score	Frecuencia absoluta	Frecuencia absoluta en el corpus de comparación	Frecuencia relativa (por millón de palabras)	Frecuencia relativa (por millón de palabras) en el corpus de comparación
1	coronavirus	868.510	30	2765	985.772	0.136
2	confinamiento	733.930	46	21.542	1.511.517	1.061

3	cacero- lada	731.580	24	1611	788.618	0.079
4	irrespon- sable	600.230	111	103.122	3.647.356	5.078
5	subnor- mal	471.500	25	15.116	821.477	0.744
6	irrespon- sabilidad	434.120	49	55.054	1.610.094	2.711
7	gilipollas	316.620	28	38.765	920.054	1.909
8	rebrote	272.780	12	9121	394.309	0.449
9	puto	257.980	50	109.098	1.642.953	5.373
10	mascari- lla	205.650	35	93.352	1.150.067	4.597
11	desconfi- namiento	197.940	6	22	197.154	0.001
12	aplaudir	185.610	63	206.282	2.070.121	10.158
13	pandemia	177.920	15	36.061	492.886	1.776
14	forro	154.810	17	53.097	558.604	2.615
15	insolida- rio	153.550	7	10.244	230.013	0.504
16	cuaren- tena	150.110	12	33.171	394.309	1.634
17	hashtag	148.740	16	51.608	525.745	2.541
18	contagio	145.350	24	90.007	788.618	4.432
19	distan- ciamiento	133.450	12	39.846	394.309	1.962
20	cojón	133.180	18	70.026	591.463	3.448
21	repunte	120.240	15	63.103	492.886	3.108
22	corrillo	114.710	5	8954	164.295	0.441
23	imbécil	112.900	13	56.703	427.168	2.792
24	incívico	109.120	4	4339	131.436	0.214
25	confinar	103.180	12	57.496	394.309	2.831
26	desesca- lada	97.450	3	444	98.577	0.022
27	panda	97.230	10	48.528	328.591	2.390
28	aplauzo	87.660	25	170.221	821.477	8.383
29	culpar	87.650	24	162.638	788.618	8.009
30	Pedrito	81.880	4	12.540	131.436	0.618
31	ver- güenza	81.680	40	306691	1.314.363	15.103

32	egoísta	80.820	14	95531	460.027	4.704
33	culpa	76.810	91	770519	2.990.175	37.944
34	aglomeración	76.100	7	41338	230.013	2.036
35	crío	72.840	6	34935	197.154	1.720
36	egoísmo	69.620	10	75827	328.591	3.734
37	cacerola	67.040	6	39719	197.154	1.956
38	megáfono	66.980	3	9883	98.577	0.487
39	runner	64.050	3	11263	98.577	0.555
40	hostia	63.610	7	53442	230.013	2.632
41	mierda	63.350	36	359223	1.182.926	17.690
42	subnormalidad	62.350	2	1423	65.718	0.070
43	gremlin	62.020	2	1540	65.718	0.076
44	respirador	60.420	3	13160	98.577	0.648
45	UCI	60.080	7	57772	230.013	2.845
46	tapaboca	58.990	2	2661	65.718	0.131
47	confinado	58.240	2	2957	65.718	0.146
48	hipócrita	55.690	7	63926	230.013	3.148
49	flipante	54.930	2	4356	65.718	0.215
50	empatía	54.150	12	127928	394.309	6.300

Tabla 4: Palabras clave de #niñosenlacalle en comparación con el corpus *esTenTen18*

No podemos perder de vista que estas palabras las obtenemos al comparar los tuits del *hashtag* #niñosenlacalle con un corpus de textos que no están extraídos de redes sociales y que no fueron escritos durante la pandemia. Por ello, las primeras posiciones las ocupan aquellas palabras que nos enmarcan en esta situación excepcional: “coronavirus” (lema bajo el que hemos incluido la denominación de la enfermedad como “covid-19” y también sus variantes) y “confinamiento”, y, más abajo, palabras relacionadas con el hecho de vivir en medio de una pandemia, como “rebrote”, “mascarilla”, “pandemia”, “cuarentena”, “distanciamiento” y el término enormemente frecuente en estos días “desescalada”.

Es muy llamativo y queremos llamar la atención sobre ello, en relación con la agresividad que se está observando en las redes sociales durante la pandemia, que entre las diez primeras palabras encontremos adjetivos muy descalificadores y altamente ofensivos, que dan una idea del tono en general de los mensajes que se emitieron durante esos dos días: “subnormal”, “gilipollas”, “puto” (que es lema que recoge también su variante en femenino

“puta”) y, algo más abajo, “imbécil”, y sustantivos como “cojón” (que es el lema de “cojones”, forma en la que aparece en todos los casos), “hostia”, “mierda” y “subnormalidad”.

También de tono negativo y muy crítico, aunque no tan marcadamente ofensivo, son otros adjetivos como “irresponsable”, “insolidario”, “incívico”, “egoísta” e “hipócrita”; sustantivos como “vergüenza”, “culpa” y “egoísmo”, y verbos como “(pasarse por el) forro” (aparece en la lista solo el sustantivo de esta locución, pero en todos los casos el elemento léxico empleado es la locución verbal completa) o “culpar”.

Ahora bien, ¿debemos esta enorme relevancia de palabras muy cargadas negativamente al tono general de Twitter en estos tiempos o podemos afirmar que los mensajes publicados con el *hashtag* #niñosenlacalle fueron especialmente agresivos?

Para determinar el tono específico de los tuits emitidos con este *hashtag* hemos llevado a cabo una segunda comparación. Esta vez la hemos realizado con un corpus de comparación extraído por nosotros a partir de Twitter, en torno a las mismas fechas, pero de temática muy variada: 13.097 tuits en español –con un total de 299.852 palabras³–, publicados el día 29 de abril de 2020 y que emplearon alguno de los *hashtags* o palabras que fueron *trending topic* aquel día: #díainternacionaldeladanza, #felizmiércoles, “Congreso”, #MdT4YaTieneFecha y #AssassinsCreed.

El objetivo es analizar específicamente el *hashtag* que nos interesa, #niñosenlacalle, dentro del marco de Twitter, sin el ruido que puedan generar palabras muy frecuentes en los mensajes que se publican en esta red social en esta época marcada por la pandemia de la covid-19.

Para poder hacer esta segunda comparación hemos empleado la herramienta “keyword list” del *software* *AntConc*, que compara nuestro corpus de estudio con el corpus de comparación extraído también de Twitter y calcula el índice de propensión o *keyness* de cada palabra clave mediante la medida estadística Log-Likelihood. Sus valores de significación son los siguientes:

95th percentile; 5 % level; $p < 0,05$; critical value = 3,84
99th percentile; 1 % level; $p < 0,01$; critical value = 6,63
99.9th percentile; 0,1 % level; $p < 0,001$; critical value = 10,83
99.99th percentile; 0.01 % level; $p < 0,0001$; critical value = 15,13

Tabla 5: Valores de significación de Log-Likelihood para la generación de palabras clave con *AntConc*

El resultado del cálculo de las palabras claves de esta segunda comparación lo mostramos en la siguiente tabla:

³ Este corpus cumple sobradamente con el requisito de ser al menos cinco veces mayor que el corpus de estudio (Rayson, Garside, 2000).

	Palabra clave	Keyness	Frecuencia absoluta	Frecuencia absoluta en el corpus de comparación	Frecuencia relativa (por millón de palabras)	Frecuencia relativa (por millón de palabras) en el corpus de comparación
1	niño	953.994	261	86	9776,75	286,81
2	padre	889.845	223	48	8353,31	160,08
3	salir	498.073	259	403	9701,83	1344,00
4	irresponsable	472.322	112	17	4195,39	56,69
5	norma	349.846	77	6	2884,33	20,01
6	calle	330.752	121	98	4532,51	326,83
7	adulto	315.891	68	4	2547,20	13,34
8	hijo	285.087	103	81	3858,26	270,13
9	culpa	264.348	92	66	3446,21	220,11
10	distancia	258.576	76	33	2846,87	110,05
11	irresponsabilidad	212.493	49	6	1835,48	20,01
12	luego	174.721	81	105	3034,16	350,17
13	paseo	155.202	40	10	1498,35	33,35
14	imagen	152.860	64	69	2397,36	230,11
15	responsabilidad	151.411	62	64	2322,45	213,44
16	parque	145.000	35	6	1311,06	20,01
17	aplaudir	135.667	61	75	2284,99	250,12
18	cumplir	133.038	56	61	2097,69	203,43
19	foto	121.937	55	68	2060,23	226,78
20	gente	121.847	120	380	4495,06	1267,29
21	pasear	110.804	33	15	1236,14	50,02
22	kilómetro	109.354	30	10	1123,76	33,35
23	seguridad	100.520	49	69	1835,48	230,11
24	cacerolada	99.852	24	4	899,01	13,34
25	subnormal	97.773	25	6	936,47	20,01
26	saltar	95.618	28	12	1048,85	40,02
27	responsable	90.054	42	55	1573,27	183,42
28	gilipollas	89.359	28	15	1048,85	50,02
29	respetar	88.163	34	31	1273,60	103,38

30	metro	87.010	25	10	936,47	33,35
31	hora	79.976	78	245	2921,79	817,07
32	balcón	79.271	21	6	786,63	20,01
33	ver	76.917	185	1009	6929,88	3364,99
34	multa	76.317	24	13	899,01	43,35
35	abuelo	74.437	24	14	899,01	46,69
36	jugar	72.984	35	48	1311,06	160,08
37	culpar	71.772	22	11	824,09	36,68
38	forro	70.115	17	3	636,80	10,00
39	puto	63.282	52	140	1947,86	466,90
40	encerrar	63.269	25	24	936,47	80,04
41	mañana	62.912	46	110	1723,10	366,85
42	confinamiento	62.379	46	111	1723,10	370,18
43	casa	62.358	71	252	2659,57	840,41
44	coger	61.425	20	12	749,18	40,02
45	rebrote	61.082	12	0	449,51	0
46	playa	60.444	21	15	786,63	50,02
47	egoísta	59.533	14	2	524,42	6,67
48	hoy	58.101	168	989	6293,08	3298,29
49	hashtag	54.320	16	7	599,34	23,34
50	después	52.831	44	120	1648,19	400,20

Tabla 6: Palabras clave de #niñosenlacalle en comparación con un corpus de tuits extraídos el 29 de abril de 2020

Esta segunda lista de palabras clave, realizada con un corpus de comparación extraído de Twitter también durante el mes de abril de 2020, da por supuesto el marco en el que se desarrollan las conversaciones de nuestro *hashtag*: el confinamiento debido al coronavirus y sus consecuencias (el uso de mascarillas, la posibilidad de contagio o de un rebrote de la enfermedad, la importancia de las UCI y los EPI), que está presente en gran número de las conversaciones de Twitter, y sitúa en las primeras posiciones lo que aportó de nuevo el 26 de abril: los padres y los niños pueden salir por primera vez a la calle a dar un paseo, pero deben cumplir unas normas, especialmente la distancia de seguridad. Así, tenemos como primeras palabras clave “niño”, “padre”, “adulto”, “hijo”, “norma”, “distancia” y “paseo”.

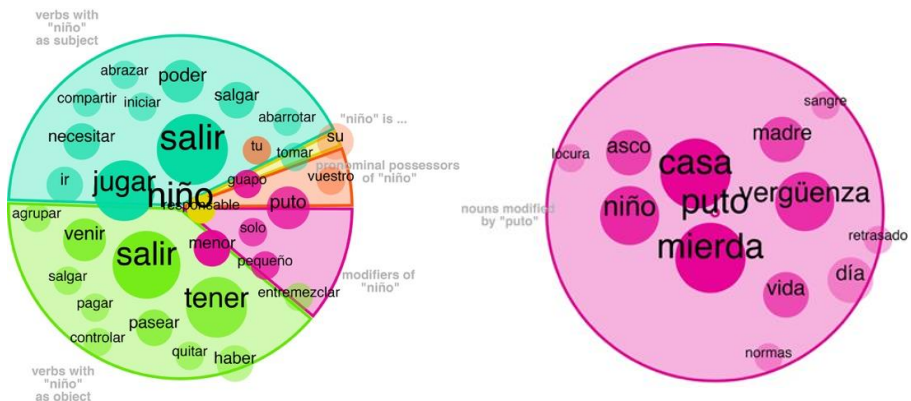
Ahora bien, y esto es lo realmente interesante, las palabras con una alta agresividad comunicativa y claramente ofensivas, como “subnormal”,

“gilipollas” o “puto”, siguen estando entre las 50 primeras palabras clave (con un altísimo nivel de significatividad, si nos fijamos en los umbrales de significatividad con los que estamos trabajando). Algo más abajo en la lista, pero también por encima de la *keyness* 15,13, que marca el límite del percentil 99.99, están “imbécil” (66°, *keyness* 36.315) y “cojón” (79°, *keyness* 28.764). Es decir, el uso de este tipo de palabras, muy ofensivas y descalificadoras en los tuits del *hashtag* #niñosenlacalle no se debe a un estilo comunicativo generalizado de Twitter, sino que es representativo de estos mensajes en concreto, que se caracterizan, por tanto, por su alta agresividad comunicativa.

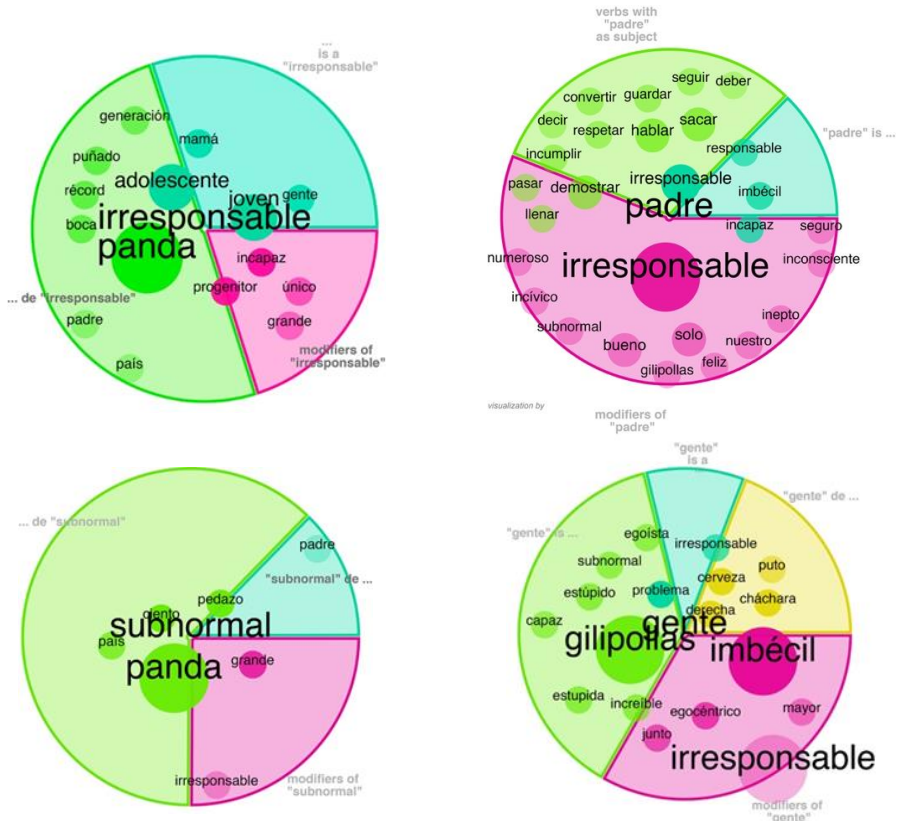
6. ANÁLISIS DE COMBINACIONES FRECUENTES

Por último, creemos que es necesario mostrar gráficamente qué tipo de mensajes se están construyendo con las palabras clave analizadas. Para ello aportamos algunas de las combinaciones entre palabras clave más frecuentes, que tanto *Sketch Engine* como *AntConc* nos permiten observar. Esto nos permitirá comprender mejor cómo se han empleado las palabras clave de nuestro corpus, las cuales de manera aislada no aportan tanta información como con cierto contexto.

Los siguientes gráficos presentan las combinaciones más frecuentes de algunas de las principales palabras clave: los sustantivos “niño”, “padre” (palabras clave más significativas) y “gente” (más frecuente en todo tipo de textos) y de los adjetivos “irresponsable”, “puto” y “subnormal”, representativos del carácter crítico y, en muchas ocasiones, ofensivo y agresivo de los mensajes publicados con el *hashtag* #niñosenlacalle⁴.



⁴ El lematizador del corpus es TenTen18 de Sketch Engine lematiza mal el verbo “salir” y no reconoce las formas del presente de subjuntivo, que lematiza aparte como “salgar”.



Figuras 2-7: Representaciones de las colocaciones de las palabras clave “niño”, “padre”, “gente”, “irresponsable”, “puto” y “subnormal”. Fuente: *Sketch Engine*

En estas figuras la palabra central representa el elemento de la combinación que nos interesa y las palabras alrededor son aquellas que con más frecuencia han aparecido en combinación con ellas. El tamaño de los círculos y la fuente de esas palabras asociadas dependen de su frecuencia. Observamos, pues, que “irresponsable” suele aparecer como modificador de “padre” y de “gente”, así como en la combinación “panda de irresponsables”. Con “gente”, además, son frecuentes el atributo “gilipollas” y el modificador “imbécil” y “subnormal” aparece con frecuencia combinado con “panda de”. Por su parte, “puto” reúne en torno a sí a otros elementos propios de mensajes disfemísticos, como “mierda”, y da lugar, como modificador, a sintagmas como “puta mierda”, “(a/en su/tu/vuestra) puta casa”, “de puta madre”, “puta vergüenza”, “puto niño” o “puta vida”, entre otros. Con “niño”, por último, la selección de palabras no es tan ofensiva (aunque encontramos “putos niños” entre las colocaciones más habituales), sino que se suele aludir a ellos, en primer lugar, como algo ajeno (los posesivos suelen ser “tu”, “su” o “vuestro”) y como sujeto de verbos como “salir”⁴ o “jugar” u objeto de

otros como “tener”, combinaciones que se usan para describir la situación de la que se está hablando.

7. CONCLUSIONES

Las redes sociales se han convertido en una herramienta muy útil para tomar el pulso a la sociedad y, por tanto, en una enorme base de datos de indudable valor para cualquier persona interesada en casi cualquier campo de las ciencias sociales. Este interés, que es evidente desde el nacimiento de las propias redes, se multiplica en un contexto como el que estamos viviendo en todo el mundo durante la pandemia causada por la covid-19, y específicamente en España.

De todos los mensajes emitidos durante esas semanas, hemos elegido los publicados durante los dos primeros días de la desescalada: el 26 y el 27 de abril, cuando se permitió a los niños salir a la calle acompañados por uno de sus padres. Hemos escogido ese día por dos razones: por la viralidad que adquirió el hashtag #niñosenlacalle y por considerarlo un exponente de la agresividad comunicativa que se está viviendo en las redes en estos días.

Así, con ese objetivo, este artículo muestra, empleando diversas herramientas que nos permiten rescatar y analizar las publicaciones de Twitter, dos tipos de análisis: por un lado, gracias a la herramienta *T-Hoarder* y al software *Gephi*, hemos observado cómo se comportaron los usuarios al retuitearse los unos a los otros, es decir, qué tuits fueron los más virales y cómo se configuraron las comunidades de la red creada en torno al hashtag. Este análisis nos ha revelado que en las publicaciones sobre este tema participaron usuarios muy diversos, que viralizaron tres tuits concretos publicados por usuarios que no tenían relación entre sí ni se les puede considerar *influencers*, y que, además, emitieron decenas de miles de tuits que impulsaron el *hashtag* hasta ser *trending topic*. Además, hemos observado cómo sí hubo una comunidad más pequeña, desgajada del resto, que añadieron un sesgo político a la crítica generalizada.

Por otro lado, dado el contexto y el tono de los mensajes, hemos llevado a cabo un análisis pormenorizado de las palabras clave de los mil tuits más retuiteados, descargados con el paquete de *Rtweet*. El análisis de palabras clave lo hemos realizado de dos maneras diferentes, con resultados complementarios en cuanto a los temas de los que se habla, por un lado, y, por otro, coincidentes en la intención ofensiva y agresividad con la que se emitieron. Al analizar los tuits del *hashtag* #niñosenlacalle comparándolos con un corpus de textos extraídos de la web, pero no de redes sociales ni contextualizados en la pandemia, las palabras clave más significativas son aquellas que representan el estado excepcional en que se emitieron los mensajes: “confinamiento”, “coronavirus”, “desconfinamiento”, “mascarilla”, “pandemia”. Sin embargo, cuando comparamos nuestro corpus con otros textos sí extraídos de Twitter durante estas semanas, las palabras clave muestran lo que de excepcional tuvo el 26 de abril: “padres”, “niños”, “calle” y “salir”.

Ahora bien, en ambos casos, palabras con significado claramente ofensivo como “gilipollas”, “subnormal” o “puto” son significativamente frecuentes, lo que demuestra la agresividad comunicativa que ha caracterizado a este hashtag. A quién se ha querido insultar al emplear esas palabras lo muestran las colocaciones de las que forman parte: en particular a “padre(s)” o a “gente” en general.

Esperamos que este artículo aporte claves para entender cómo se está desarrollando la comunicación en redes durante la covid-19 en España y sirva a otros investigadores para observar cómo funcionan algunas de las herramientas de estudio de redes y corpus que tenemos a nuestro alcance. La razón de la agresividad comunicativa que hemos analizado y, especialmente, por qué se canaliza hacia niños y familias, esperamos que puedan explicarla nuestros compañeros sociólogos y politólogos.

REFERENCIAS

- AL-RAWI, A. (2019): “Viral News on Social Media”, *Digital Journalism*, 7(1), pp. 63-79. DOI: 10.1080/216708-11.2017.1387062.
- ANTHONY, L. (2019): *AntConc (Version 3.5.8) [Computer Software]*, Tokyo, Japan: Waseda University. Disponible en: <https://www.lauranceanthony.net/software> (Fecha de consulta: 22/5/2020).
- BASTIAN, M., HEYMANN, S. & JACOMY, M. (2009): “Gephi: an open source software for exploring and manipulating networks”. International AAAI Conference on Weblogs and Social Media. Disponible en: <https://tinyurl.com/y8xhmtg4> (Fecha de consulta: 22/5/2020).
- BARBERÁ, P., TUCKER, J. A., GUESS, A., VACCARI, C., SIEGEL, A., SANOVICH, S., STUKAL, D. & NYHAN, B. (2018): *Social media, political polarization, and political disinformation: a review of the scientific literature*, Los Angeles: William+Flora Hewlett Foundation. DOI: 10.2139/ssrNo.3144139.
- BLONDEL, V. D., GUILLAUME, J.-L., LAMBIOTTE, R. & LEFEBVRE, E. (2008): “Fast unfolding of communities in large networks”, *Journal of Statistical Mechanics: Theory and Experiment*, 10, 10008-10020. DOI: 10.1088/1742-5468-/2008-/10/P10008.
- FERNÁNDEZ GARCÍA, F. & ORTIZ VISO, T. (2018): “Tres dimensiones en el análisis de la variación de la (des)cortesía”, *Revista de Investigación Lingüística*, 21, pp. 133-158.
- BORGES TIAGO, M. T., TIAGO, F. & COSME, C. (2019): “Exploring users' motivations to participate in viral communication on social media”, *Journal of Business Research*, 101, pp. 574-582. DOI: 10.1016/j.jbusres.2018.11.011.
- CASTELLS, M. (2008): “Comunicación, poder y contrapoder en la sociedad red (I). Los medios y la política”, *Telos*, 74, pp. 13-24.
- CEBALLOS CASTRO, G., SÁNCHEZ-SAUS LASERNA, M. & MARÍ SÁEZ, V. M. (2018): “Ejes temáticos y palabras clave en la comunicación para el desarrollo y el cambio social en España. Análisis de marcadores lingüísticos en revistas españolas de comunicación”, *Pragmalingüística*, 26, pp. 12-31. DOI: 10.25267/Pragmalinguistica.2018.i26.01.
- CONGOSTO, M., BASANTA VAL, P. & SÁNCHEZ FERNÁNDEZ, L. (2017): “T-Hoarder: A framework to process Twitter data streams”, *Journal of Network and Computer Applications*, 83, pp. 28-39. DOI: 10.1016/j.jnca.2017.01.029.

- DUQUE, E. (2014): "Análisis de contenido mediante análisis de palabras clave: La representación de los participantes en los discursos de Esperanza Aguirre", *Mediaciones Sociales. Revista de Ciencias Sociales y de la Comunicación*, 13, pp. 39-73. DOI: 10.5209/rev_MESO.2014.n13.49432.
- FERNÁNDEZ SMITH, G. (2017): "Instrumentos lingüísticos de los discursos de odio en la prensa digital", *Fragmentum*, 50, pp. 99-122. DOI: 10.5902/2179219428800.
- FERNÁNDEZ SMITH, G. & CASAS GÓMEZ, M. (2018): "From lexicon to discourse in the linguistic expression of taboo: configuring new social realities", Crespo-Fernández, E. (ed.): *Taboo in discourse. Studies on attenuation and offence in communication*, Bern: Peter Lang. Linguistic Insights. Studies in Language and Communication, 240, pp. 25-52.
- FLETCHER, W. H. (2012): "Corpus analysis of the World Wide Web", Chappelle, C. A. (ed.), *Encyclopedia of Applied Linguistics*, London: Wiley-Blackwell, pp. 1339-1347. DOI: 10.1002/9781405198431.wbeal0254.
- FUCHS, C. (2014): *Social media: A critical introduction*, London: Sage.
- FUENTES RODRÍGUEZ, C. & ALCAIDE LARA, E. (2009): *Manifestaciones textuales de la descortesía y agresividad verbal en diversos ámbitos comunicativos*, Sevilla: Universidad Internacional de Andalucía.
- GALLARDO PAÚLS, B. (2017): "Pseudopolítica en la red: indicadores discursivos de desideologización en Twitter", *Pragmalinguística*, 25, pp. 189-210. Disponible en: <https://revistas.uca.es/index.php/pragma/article/view/3393> (Fecha de consulta: 28/05/2020).
- GATTO, M. (2014): *The Web as corpus: theory and practice*, London: Bloomsbury Academic.
- JENKINS, H., FORD, S. & GREEN, J. B. (2017): *Spreadable media. Creating value and meaning in a networked culture*, New York: New York University Press.
- KABATEK, J. & DE BENITO MORENO, C. (2016): *Linguística de corpus y lingüística histórica iberorrománica*, Berlin: De Gruyter. Serie Beihefte zur Zeitschrift für romanische Philologie, 405. DOI: 10.15-15/9783110462357.
- KEARNEY, M. W. (2019): "rtweet: Collecting and analyzing Twitter data", *Journal of Open Source Software*, 4(42), p. 1829. DOI: 10.21105/joss.01829.
- KILGARRIFF, A., BAISA, V., BUŠTA, J., JAKUBÍČEK, M., KOVÁŘ, V., MICHELFEIT, J., RYCHLÝ, P. & SUCHOMEL, V. (2014): "The Sketch Engine: ten years on", *Lexicography*, 1, pp. 7-36. DOI 10.1007/s40607-014-0009-9.
- LAYBATS, C. & TREDINNICK, L. (2016): "Post truth, information, and emotion", *Business Information Review*, 33(4), pp. 204-206. DOI: 10.1177/0266382116680741.
- MANCERA RUEDA, A. & PANO ALAMÁN, A. (2014): "Las redes sociales como corpus de estudio para el análisis del discurso mediado por ordenador", López Poza, S. y Pena Sueiro, N. (eds.), *Humanidades Digitales: desafíos, logros y perspectivas de futuro*, Janus, Anexo 1, pp. 305-315. Disponible en: <https://tinyurl.com/y96pjm3c>. (Fecha de consulta: 22/05/2020).
- PANO ALAMÁN, A. & MOYA MUÑOZ, P. (2015): "CorpusRedEs. Proyecto de creación y anotación de un corpus de comunicación mediada por ordenador en español", *CHIMERA: Romance Corpora and Linguistic Studies*, 2, pp. 117-129. DOI: 10.15366/chimera2015.2.
- PARODI, G. (2008): "Lingüística de corpus: una introducción al ámbito", *Revista de Lingüística Teórica y Aplicada*, 46(1), pp. 93-119. DOI: 10.4067/S0718-48832008000100006.
- PRADHAN, R., CHATURVEDI, A., TRIPATHI, A. & SHARMA, D. K. (2020):

- “A Review on Offensive Language Detection”, Kolhe, M. *et al.* (eds.), *Advances in Data and Information Sciences*, Singapur: Springer. Lecture Notes in Networks and Systems, vol. 94, pp. 433-439. DOI: 10.1007/978-981-15-0694-9_41.
- RAYSON, P. (2008): “From key words to key semantic domains”, *International Journal of Corpus Linguistics*, 13(4), pp. 519-549. DOI: 10.1075/ijcl.13.4.06ray.
- SÁNCHEZ-SAUS LASERNA, M. (2018): “Análisis de palabras clave en la comunicación para el desarrollo y el cambio social: el caso de #comunicambio en Twitter”, *Cultura, lenguaje y representación / Culture, language and representation*, 19, pp. 119-139. DOI: 10.6035/clr.2018.19.7.
- SCOTT, M. & TRIBBLE, C. (2006): *Textual Patterns: key words and corpus analysis in language education*, Amsterdam: John Benjamins.
- SERRANO PUCHE, J. (2016): “Internet and emotions: New trends in an emerging field of research”/“Internet y emociones: nuevas tendencias en un campo de investigación emergente”, *Comunicar*, 46, pp. 19-26. DOI: 10.3916/C46-2016-02.
- TANDOC Jr., E. C., LIM, Z. W. & LING, R. (2018): “Defining Fake News”, *Digital Journalism*, 6(2), pp. 137-153. DOI: 10.1080/21670811.2017.1360143.
- VALDEZ-APOLO, M. B., ARCILA-CALDERÓN, C. & AMORES, J. J. (2019): “El discurso del odio hacia migrantes y refugiados a través del tono y los marcos de los mensajes en Twitter”, *RAEIC, Revista de la Asociación Española de Investigación de la Comunicación*, 6(12), pp. 361-384. DOI: 10.24137/raeic.6.12.2.
- VELA DELFA, C. & CANTAMUTTO, L. (2015): “Methodological approach to the design of digital discourse corpora in Spanish. Proposal of the CÓDICE project”, Fuertes Olivera, P. *et al.* (eds.), *Current work in corpus linguistics: Working with traditionally-conceived corpora and beyond. Selected papers from the 7th International Conference on Corpus Linguistics (CILC2015)*, pp. 494-499. DOI: 10.1016/j.sbspro.2015.07.472.
- ZULAICA HERNÁNDEZ, I. (2015): “Lingüística de corpus”, Gutiérrez Rexac, J., *Enciclopedia de Lingüística Hispánica*, vol. 1, Londres: Routledge, pp. 216-224.