



Facultad de Ciencias Sociales y Humanas

Tema:

**Activismo Hashtag y Polarización Política: Una aproximación desde el caso
estadounidense**

**Trabajo de Titulación para la obtención del Título de Licenciatura en Relaciones
Internacionales**

Presentada por:

Juan Pablo Tinajero Malta

Tutor:

Carlos Eduardo Santos Saint Romain

Quito, diciembre de 2022

RESUMEN

En este estudio se investigó como el activismo hashtag dentro de Twitter contribuyó a la polarización política en Estados Unidos durante las Elecciones del 2020. Se examinaron datos de investigaciones previas sobre el crecimiento de la polarización en Estados Unidos. Adicionalmente, se realizó un análisis de un corpus de 508,298 tweets, recolectados dentro del primer mes del año de las elecciones (enero 2020), el mes de elecciones (Noviembre 2020) y el mes de la toma de posesión del presidente electo (Enero 2021). Usando una combinación de algoritmos de *machine learning* se demostró la presencia de una crisis hegemónica debido a la fuerte división en el apoyo/rechazo a la figura de Trump. De forma no sorprendente, se detectaron elevados niveles de discurso de odio u ofensivo dentro de los tweets, lo que confirma la utilización de este discurso dentro del activismo *hashtag*. No obstante, la información recolectada no fue suficiente para corroborar una correlación entre el activismo *hashtag* y la polarización. Los datos sugieren una mayor importancia de los eventos clave y factores externos debido a la relación encontrada con el análisis de sentimientos, subjetividad y discurso ofensivo. Por tanto, se concluye que no hay evidencia estadística para comprobar la hipótesis planteada. La utilización de discurso de odio u ofensivo dentro del activismo *hashtag* podría ser más bien una consecuencia de los altos niveles de polarización y no al revés.

Palabras Clave: activismo hashtag, polarización, machine learning, crisis hegemónica, discurso de odio, discurso ofensivo.

DECLARACIÓN DE ACEPTACIÓN DE NORMA ÉTICA Y DERECHOS

El presente documento se ciñe a las normas éticas y reglamentarias de la Universidad Hemisferios. Así, declaro que lo contenido en éste ha sido redactado con entera sujeción al respeto de los derechos de autor, citando adecuadamente las fuentes. Por tal motivo, autorizo a la Biblioteca a que haga pública su disponibilidad para lectura dentro de la institución, a la vez que autorizo el uso comercial de mi obra a la Universidad Hemisferios, siempre y cuando se me reconozca el cuarenta por ciento (40%) de los beneficios económicos resultantes de esta explotación.

Además, me comprometo a hacer constar, por todos los medios de publicación, difusión y distribución, que mi obra fue producida en el ámbito académico de la Universidad Hemisferios.

De comprobarse que no cumplí con las estipulaciones éticas, incurriendo en caso de plagio, me someto a las determinaciones que la propia Universidad plantee.

Juan Pablo Tinajero Malta

C.I.1719111948

DEDICATORIA

A mi señora madre que se encuentra en el cielo, la persona que más ha confiado en mí en toda mi vida. Mi más fuerte motivación para cumplir mis objetivos, la persona con quien siempre he celebrado mis logros y mi sustento en las derrotas. A pesar de que no estás aquí para leer mi trabajo, estoy seguro de que lo harás desde arriba. Esto y todo lo que haga en el futuro está dedicado para ti.

A mis profesores, los cuales no solo me han ayudado a formarme académicamente, pero también han contribuido en mi formación personal y con los que he cultivado una relación que trascenderá las puertas de la universidad. De entre ellos destacó a Juan Francisco Camino, Daniel Crespo, Lucas Miotti, Alfredo Stornaiolo, Valeria Romano y Francisco Montahuano, quienes me han marcado y apoyado en este camino.

Finalmente, un agradecimiento a mi cuñado e ingeniero en sistemas Santiago Rendón, quien me contribuyó con sus conocimientos en programación, ya que sin él no habría podido ejecutar el presente trabajo de investigación.

ÍNDICE

RESUMEN	1
DECLARACIÓN DE ACEPTACIÓN DE NORMA ÉTICA Y DERECHOS	2
DEDICATORIA	3
RESUMEN	10
ABSTRACT.....	11
INTRODUCCIÓN	12
DISEÑO METODOLÓGICO.....	17
MARCO TEÓRICO.....	20
3.1. Teoría de la Hegemonía Cultural	20
3.2. Hegemonía y Consentimiento	21
3.3. Bloques históricos	22
3.4. Contrahegemonía	23
3.5. Anti-hegemonía.....	24
3.6. La Polarización desde la Teoría de la Hegemonía Cultural	25
REVISIÓN DE LA LITERATURA	26
4.1. Relación entre Hegemonía, Polarización y Activismo.....	26
4.2. Activismo	26
4.2.1. Activismo Político	27
4.2.2. Activismo Social y su relación el Activismo Político	28
4.2.3. Activismo como mecanismo de participación.....	28
4.2.4. Ciberactivismo y activismo <i>hashtag</i>	31
4.3. Polarización Política.....	31
4.3.1. Dimensiones de la Polarización Política	32
4.4. Consideraciones teóricas del Activismo y la Polarización en Estados Unidos.....	34
CRISIS HEGEMÓNICA EN ESTADOS UNIDOS.....	36
5.1. Escenario de Estados Unidos en 2017.....	36

5.2.	Discrepancia en valores.....	36
5.3.	Crecimiento del partidismo negativo	37
5.4.	Crisis Hegemónica	38
5.5.	Activismo como factor polarizador.....	40
POLARIZACIÓN, ACTIVISMO Y DISCURSO OFENSIVO EN ESTADOS UNIDOS		42
6.1.	Orígenes de la Polarización en Estados Unidos	42
6.2.	Activismo en Estados Unidos: Del Civil Rights Movement al Black Lives Matter .	44
6.3.	Del Activismo Hashtag al discurso ofensivo en Estados Unidos.....	50
ANÁLISIS DE DATOS.....		54
7.1.	Crecimiento de la Brecha Ideológica	54
7.2.	Relación entre Activismo y Polarización en Estados Unidos	61
7.3.	Activismo en Redes Sociales	63
7.3.1.	#BlackLivesMatter y activismo hashtag en temas raciales	63
7.3.2.	Actitudes y comportamiento político en Twitter de la población estadounidense	69
7.4.	Activismo <i>Hashtag</i> en Twitter en 2020	73
7.4.1.	Construcción del Corpus de Análisis.....	73
7.4.2.	Distribuciones de frecuencia de palabras y hashtags.....	78
7.4.3.	Análisis de sentimientos	88
7.4.4.	Análisis de correlación y dispersión.....	94
7.4.5.	Análisis de detección de discurso ofensivo	96
CONCLUSIONES		101
RECOMENDACIONES.....		105
REFERENCIAS.....		106
ANEXO.....		114

ÍNDICE DE GRÁFICOS

Gráfico 1: “Theoretical framework”	30
Gráfico 2: Ciclo de Polarización en Twitter	35
Gráfico 3: División ideológica de ciudadanos estadounidenses entre 1994 y 2017	54
Gráfico 4: Consistencia ideológica en Republicanos y Demócratas entre 1994 y 2017	55
Gráfico 5: Distribución de valores políticos entre 1994 y 2017	57
Gráfico 6: Brechas ideológicas entre valores políticos.....	57
Gráfico 7: Brechas entre valores políticos de Demócratas y Republicanos en temas clave....	58
Gráfico 8: Posiciones en temas críticos entre Demócratas y Republicanos en el 2020.....	59
Gráfico 9: Posiciones en temas críticos entre Demócratas y Republicanos en el 2015.....	60
Gráfico 10: Índice de Polarización por Trimestres	61
Gráfico 11: Niveles de activismo político de acuerdo tipología y consistencia ideológica....	62
Gráfico 12: Volumen de tweets sobre raza en eventos mayores	63
Gráfico 13: Proporciones de tweets de acuerdo con temáticas clave	64
Gráfico 14: Distribución de frecuencias del #BlackLivesMatter y #AllLivesMatter en eventos clave	65
Gráfico 15: Tono de los tweets con el #BlacklivesMatter tras el tiroteo en Texas del 2016... 68	
Gráfico 16: Antipatía partidista entre Demócratas y Republicanos.....	69
Gráfico 17: Identificación partidista e ideológica de los usuarios de Twitter	70
Gráfico 18: Experiencias de acoso y problemas de Twitter de acuerdo con sus usuarios.....	71
Gráfico 19: Percepción del impacto de Twitter en la democracia	72
Gráfico 20: Top 10 de palabras más utilizadas	79
Gráfico 21: Top 10 de palabras más utilizadas en el Clúster 1	80
Gráfico 22: Top 10 de palabras más utilizadas en el Clúster 2.....	81
Gráfico 23: Top 10 de palabras más utilizadas en el Clúster 3.....	82
Gráfico 24: Top 10 de palabras más utilizadas en el Clúster 4.....	83
Gráfico 25: Top 10 hashtags secundarios más utilizados	84
Gráfico 26: Top 10 hashtags secundarios más utilizados dentro del Clúster 1	85
Gráfico 27: Top 10 hashtags secundarios más utilizados dentro del Clúster 2	86
Gráfico 28: Top 10 hashtags secundarios más utilizados dentro del Clúster 3	87
Gráfico 29: Top 10 hashtags secundarios más utilizados dentro del Clúster 4	88
Gráfico 30: Proporción de polaridad de Sentimientos	89

Gráfico 31: Polaridad de Sentimientos en Tweets sobre las Elecciones 2020	90
Gráfico 32: Polaridad de Sentimientos en Tweets sobre las Elecciones 2020	91
Gráfico 33: Proporción de Subjetividad	92
Gráfico 34: Subjetividad en Tweets sobre las Elecciones 2020	93
Gráfico 35: Subjetividad Sentimientos en Tweets sobre las Elecciones 2020	93
Gráfico 36: Diagrama de Dispersión de Subjetividad y Polaridad	94
Gráfico 37: Diagrama de Dispersión de Subjetividad y Polaridad en el Clúster 1	95
Gráfico 38: Diagrama de Dispersión de Subjetividad y Polaridad en el Clúster 2.....	95
Gráfico 39: Diagrama de Dispersión de Subjetividad y Polaridad en el Clúster 3.....	96
Gráfico 40: Diagrama de Dispersión de Subjetividad y Polaridad en el Clúster 4.....	96
Gráfico 41: Proporción de Tweets de odio y ofensivos.....	97
Gráfico 42: Discurso de odio y ofensivo en Twitter.....	98
Gráfico 43: Discurso de odio y ofensivo en Twitter.....	99
Gráfico 44: Discurso de odio u ofensivo en Twitter.....	99

ÍNDICE DE IMÁGENES

Imagen 1: Protestas Civil Rights Movement	45
Imagen 2: Abuso policial en protestas	46
Imagen 3: Mural George Floyd.....	49
Imagen 4: Protestas Mee Too Movement	50
Imagen 5: Cambio de la distancia ideológica entre 2008 y 2021 según Elon Musk	56
Imagen 6: Tweet en contra del movimiento BLM.....	66
Imagen 7: Tweet en favor del movimiento BLM	66
Imagen 8: Tweet en favor de de Bernie Sanders usando #BlackLivesMatter	67
Imagen 9: Hashtags por clúster.....	75
Imagen 10: Ejemplos de Tweets contrarios a un candidato	76
Imagen 11: Ejemplos de Tweets en favor y en contra del BLM	78

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1: Top 25 hashtags de las Elecciones 2020 en Estados Unidos.....	73
Tabla 2: Top hashtags por clúster	77

ACTIVISMO HASHTAG Y POLARIZACIÓN POLÍTICA: UNA APROXIMACIÓN DESDE LAS ELECCIONES PRESIDENCIALES DEL 2020 EN ESTADOS UNIDOS

Juan Pablo Tinajero

jptinajerom@hestudiantes.uhemisferios.edu.ec

RESUMEN

En este estudio se investigó como el activismo hashtag dentro de Twitter contribuyó a la polarización política en Estados Unidos durante las Elecciones del 2020. Se examinaron datos de investigaciones previas sobre el crecimiento de la polarización en Estados Unidos. Adicionalmente, se realizó un análisis de un corpus de 508,298 tweets, recolectados dentro del primer mes del año de las elecciones (enero 2020), el mes de elecciones (Noviembre 2020) y el mes de la toma de posesión del presidente electo (Enero 2021). Usando una combinación de algoritmos de *machine learning* se demostró la presencia de una crisis hegemónica debido a la fuerte división en el apoyo/rechazo a la figura de Trump. De forma no sorpresiva, se detectaron elevados niveles de discurso de odio u ofensivo dentro de los tweets, lo que confirma la utilización de este discurso dentro del activismo *hashtag*. No obstante, la información recolectada no fue suficiente para corroborar una correlación entre el activismo *hashtag* y la polarización. Los datos sugieren una mayor importancia de los eventos clave y factores externos debido a la relación encontrada con el análisis de sentimientos, subjetividad y discurso ofensivo. Por tanto, se concluye que no hay evidencia estadística para comprobar la hipótesis planteada. La utilización de discurso de odio u ofensivo dentro del activismo *hashtag* podría ser más bien una consecuencia de los altos niveles de polarización y no al revés.

Palabras Clave: activismo hashtag, polarización, machine learning, crisis hegemónica, discurso de odio, discurso ofensivo.

ABSTRACT

This study investigates how hashtag activism within Twitter contributed to political polarization in the United States during the 2020 Election. Data from previous research on the growth of polarization in the United States was examined. Additionally, an analysis of a corpus of 508,298 tweets was conducted, collected within the first month of the election year (January 2020), the month of elections (November 2020) and the month of the inauguration of the president-elect (January 2021). Using a combination of machine learning algorithms, the presence of a hegemonic crisis was demonstrated due to the strong division in support/rejection of the figure of Trump. Not surprisingly, prominent levels of hate or offensive speech were detected within the tweets, confirming the use of this speech within hashtag activism. However, the information collected was not enough to corroborate a correlation between hashtag activism and polarization. The data suggest a greater importance of key events and external factors due to the relationship found with sentiment analysis, subjectivity, and offensive speech. Therefore, I concluded that there is no statistical evidence to verify the proposed hypothesis. The use of hate or offensive speech within hashtag activism could be more a consequence of the elevated levels of polarization and not the other way around.

Key Words: hashtag activism, polarization, machine learning, hegemonic crisis, hate speech, offensive speech.

INTRODUCCIÓN

El activismo ha sido un pilar fundamental en la conformación de Estados Unidos como nación. Desde los levantamientos en contra de la esclavitud que provocaron la Guerra Civil Estadounidense en 1861, hasta la lucha por los derechos civiles en los 1950s y 60s, el activismo ha sido una herramienta clave para entender ambos episodios. No obstante, en el escenario de algidez política del país, el cual se encuentra con niveles de polarización sin precedentes, el activismo también ha mostrado ciertos desafíos. Con la evolución de la tecnología se estableció el ciberactivismo, que esencialmente hace referencia al uso del internet y herramientas vitales para la protesta y la incitación al cambio.

Con estos cambios, hoy existe lo que se conoce como “activismo *hashtag*”, el cual se refiere específicamente al uso de *hashtags* para promulgar mensajes que inciten un cambio social. Lamentablemente, se ha observado la propagación de discursos divisivos mediante la utilización de contenido de odio u ofensivo mediante dicho tipo de activismo. Por tanto, partiendo de que la utilización de dicho tipo de discurso puede promover la polarización ideológica y afectiva, se infiere que el activismo *hashtag* podría haber contribuido en el crecimiento de la brecha de polarización. Por consiguiente, la investigación está enfocada en las agencias de movilización, teniendo en cuenta los nuevos reportorios de acción, particularmente la política de protesta que se ha hecho endémica en el espacio digital.

Con el fin de corroborar la hipótesis planteada, se utilizarán los comicios para la presidencia de Estados Unidos del 2020. Las elecciones de dicho año fueron fuertemente enmarcadas por los altos niveles de polarización y por la fuerte inestabilidad política, la cual se ha mantenido particularmente desde el inicio de la primera campaña presidencial de Donald Trump en 2015. De esta forma, profundiza en la brecha entre las posiciones políticas de los partidos demócrata y republicano; y, la mayor consistencia en la identificación de las personas con las principales posiciones políticas de su partido.

Se tiene como objetivo general el identificar si el activismo *hashtag* ha provocado polarización en el pueblo estadounidense de cara a las elecciones del 2020. Asimismo, se diagnostica como el activismo político puede polarizar a una población, se sintetiza el proceso de polarización desde el 2015 en Estados Unidos, y, finalmente, se analiza el rol del discurso de odio u ofensivo dentro del activismo *hashtag*. Dicho esto, la pregunta de investigación sería: ¿De qué forma el activismo *hashtag* ha acentuado la polarización del pueblo estadounidense evidenciada en la Elecciones presidenciales del 2020?

En dicho período la fragmentación de la sociedad estadounidense aumentaría dramáticamente, subiendo de igual forma los niveles de hostilidad entre el partido Republicano y Demócrata. Este escenario también es reflejado claramente dentro del mundo de las redes sociales, algo que se acentuó especialmente dentro del contexto de la pandemia del COVID-19, debido a que con el *lockdown* se registró un incremento del tiempo de uso de las redes sociales (Statista, 2022).

Ahora bien, ¿qué se entiende exactamente por polarización y como puede ser medida? La polarización es un concepto que ha sido ampliamente discutido en el campo de las ciencias políticas y tiene distintas vertientes y conceptualizaciones. Sartori (1976), define a la polarización política como la distancia ideológica que existe entre dos polos antagónicos. Por tanto, un escenario polarizado está caracterizado por una sociedad dividida, falta de consenso en temas políticos y una crisis de legitimidad del sistema político.

La polarización política no es un concepto que puede ser aplicado únicamente al sistema de partidos, sino también a las masas, es decir, a la sociedad civil. En el caso de Estados Unidos, se puede evidenciar como la polarización pasó de ser un problema netamente de élites a ser un problema de masas a partir del siglo XXI. Consecuentemente, se analizará el activismo de las redes sociales para determinar el impacto que estas podrían haber tenido en el panorama electoral.

La polarización está categorizada tanto por niveles (élites y masas) como por el elemento que genera polarización, el cual puede ser ideológico o afectivo. De esta manera, las sociedades polarizadas pueden presentar cualquier mezcla entre los niveles y elementos mencionados, pudiendo así tener polarización ideológica de masas, polarización ideológica de elites, polarización afectiva de masas o polarización afectiva de élites. En este estudio de caso solo se abordará el nivel de masas a través de su comportamiento en Twitter, tanto de forma ideológica como afectiva.

Las discusiones a través de redes sociales no solo son un indicador de la división de la sociedad, sino que existen razones para creer que puede ser una de las causas en sí mismo. El metaverso de Twitter se ha convertido en un espacio para la generación de odio y división dentro de un gran abanico de temáticas como raza, género, coronavirus, entre otros. Es por esto por lo que se ha percibido una conexión entre las conversaciones y debates de Twitter, el ciberactivismo, el discurso de odio y la polarización. La connotación antagónica, ideológica y afectiva que pueden tener los discursos en Twitter suelen provocar emociones negativas por

parte de receptores del otro polo, y, positivas que refuerzan sus creencias a las personas del mismo grupo político.

La naturaleza de la plataforma de Twitter la ha convertido en un espacio de protesta *online*, transformándose así en una herramienta fundamental para el activismo. Inclusive, hay movimientos sociales que surgieron inicialmente a través de un *hashtag*, como el “*Black Lives Matter*” (BLM) y el movimiento feminista “*Me Too*”. Algo que muestra de cierta forma la polarización que puede generar el activismo *hashtag* es la formación de contramovimientos por parte del polo antagónico, como la campaña de “*All Lives Matter*” y el movimiento “*Him Too*”.

Con respecto al activismo político, este hace alusión a los esfuerzos de un grupo social en busca de un cambio político y social, y cambiando consiguientemente el estatus quo. Dicho tipo de activismo tiene un vínculo estrecho con la política partidaria y las reformas políticas, mientras que el activismo social busca cambiar a la sociedad. El activismo político y el activismo social se encuentran conectados ya que varias de las causas requieren cambios tanto a nivel de Estado como de sociedad, para poder alcanzar un cambio en el estatus quo. El activismo es además un mecanismo o modo de participación política junto con la votación, organización comunitaria y la actividad de contacto particularizada. Existen diversos factores que influyen en el activismo, entre ellos, la modernización de la sociedad, la estructura del Estado, las agencias de movilización, recursos y motivación.

Como podemos ver con los ejemplos previamente mencionados, los debates políticos en Twitter son claramente un ejercicio de activismo, ya que buscan cambio, influyen en la opinión pública, en la agenda gubernamental y por qué pueden desembocar en la conformación de nuevos movimientos sociales, en la organización de protestas y en la instauración de nuevas políticas públicas. Vale la pena mencionar que se tendrá en cuenta como activismo tanto a los progresistas/liberales, como a los conservadores justamente por el contexto polarizado, debido a la pugna de poderes y la estrecha paridad en el apoyo/rechazo entre ambos partidos.

Para comprender dicha paridad se utiliza el concepto de crisis hegemónica, el cual hace referencia a cuando no hay un bloque dominante el cual logre perpetrarse en el poder y este consentido por la mayoría de la población. Siendo este el caso de Estados Unidos, tanto los demócratas como los republicanos utilizan el activismo para buscar imponer una hegemonía cultural. Por tanto, este análisis se realiza desde un enfoque gramsciano, mediante la Teoría de la Hegemonía Cultural, teoría que se utiliza a lo largo de toda la investigación para el análisis del problema de las variables. Dicha teoría establece principalmente que los grupos dominantes

utilizan la cultura para perpetrar su dominación. Gramsci consideró que el verdadero concepto de hegemonía iba más allá del dominio coercitivo, por lo que encasilló más al ejercicio hegemónico con la dirección intelectual y moral para el establecimiento de convicciones. Básicamente, el momento en donde hay un consentimiento ideológico dentro de una sociedad existe una hegemonía cultural.

Gramsci llega a estas conclusiones tras observar que la implementación de un sistema premio/castigo no era suficiente para poder controlar el comportamiento del pueblo, por lo que también debían de tener control dentro del espectro ideológico-cultural. Es a través de la modelación de convicciones y de un liderazgo intelectual y moral que existe verdaderamente una hegemonía. Esta hegemonía es establecida a través de lo que Gramsci cataloga como bloques históricos, que son los grupos que logran perpetrarse en el poder gracias a la institucionalización de su sistema de creencias y al establecimiento de un consenso sobre este.

Otro de los conceptos de la teoría de Gramsci es el de las contrahegemonías, las cuales surgen cuando se crean cuestionamientos al estatus quo por parte de otro bloque histórico, el cual busca rebatir al grupo en el poder y remplazarlo como hegemón. Es decir, una contrahegemonía es una hegemonía alternativa la cual busca cambiar el sistema de creencias previamente aceptado y obtener un nuevo consenso sobre sus ideas alternas. Por esto, los movimientos sociales pueden ser considerados como movimientos contrahegemónicos, por promover un nuevo sistema de valores, así como un nuevo liderazgo moral. Partiendo de las contrahegemonías, Gramsci describe un fenómeno atípico, el concepto ya mencionado de las crisis hegemónicas, en donde no existe un bloque histórico que tenga la hegemonía. En dicho escenario lo que se tiene es a bloques históricos contrahegemónicos que luchan por la hegemonía, pero debido al escenario de polarización, ninguno tiene la dominación cultural.

Dentro de la sociedad estadounidense no existe un consentimiento ideológico debido al alto grado de polarización presente. Por este motivo lo que se tiene presente son dos especies de corrientes contrahegemónicas las cuales cuestionan el estatus quo y buscan generar un nuevo dominio ideológico. Sin importar quien esté en la presidencia, es claro que el partido en el poder no es necesariamente un bloque histórico dominante, por lo que como se mencionó previamente, hay una crisis hegemónica. Desde esta perspectiva se intenta descifrar si es que el activismo *hashtag* pudo haber exacerbado la crisis de polarización en Estados Unidos. Está siendo una crisis de hegemonía debido a la que el previo bloque hegemónico ya no es dominante, pero, el bloque contrahegemónico tampoco ha conseguido establecer una nueva hegemonía.

Este trabajo de carácter explicativo emplea datos estadísticos como un indicador para corroborar o, por el contrario, falsar los argumentos expuestos. Cuenta con diversos estudios, entre ellos encuestas, que brindan información sobre la polarización de la población, así como de las percepciones sobre las temáticas que generan mayor división entre demócratas y republicanos.

Este estudio se estructura en cinco partes. Primero, se presenta la revisión de la literatura especializada, en donde se pone a conversar a los distintos autores que hablan sobre nuestro tema de investigación. Segundo, se presenta el marco teórico donde se presenta el enfoque utilizado y se delinear las dimensiones en base a lo cual se desarrolla la investigación. Tercero, se realiza un paneo sobre los pensamientos, sentimientos y valores de la sociedad civil en Estados Unidos de los temas polarizados y se realiza una comparación temporal considerando eventos clave para el activismo. Cuarto, se exponen los datos extraídos de Twitter y se los compara temporalmente utilizando clústeres ¹. Finalmente se discuten los hallazgos encontrados y se reflexiona y concluye si efectivamente el ciberactivismo generó polarización en Estados Unidos, dentro del contexto de las Elecciones 2020.

¹ En *machine learning*, un *clúster* es un grupo de ítems similares agrupados dentro de un mismo conjunto.

DISEÑO METODOLÓGICO

La investigación utiliza una metodología de tipo cualitativa y responde una lógica inductiva. El motivo de dicha selección viene dado por como la temática escogida para la investigación se vincula al estudio cualitativo, ya que este busca conceptualizar sobre la realidad a partir de los datos obtenidos de la población estudiada (Bernal, 2010). También son clave los tipos de datos que cuenta un estudio cualitativo, ya que debido a la forma en la que el activismo y la polarización son manifestados, la evidencia de tipo simbólica verbal y audiovisual es preponderante.

Pues, las investigaciones cualitativas, a diferencia de las cuantitativas, recolectan percepciones de los participantes (en este caso la población estadounidense), por lo que comprenden a sus emociones, experiencias y otros aspectos subjetivos y afectivos que son presentes son evidenciados en la polarización de una sociedad. Lo mencionado, en conjunto con el hecho de que lo cualitativo se enfoque en las “interacciones entre individuos, grupos y colectividades”, hace que el método cualitativo sea adecuado, ya que este puede observar al comportamiento y pensamiento de la población de una forma en que no podría un estudio cuantitativo (Sampieri, Fernández, & Baptista, 2010).

De igual forma, el hecho de poder realizar preguntas e hipótesis antes, durante y después de la recolección de datos permite perfeccionar y determinar las preguntas más importantes y también modificar la hipótesis si es necesario. Adicionalmente, el realizar un estudio cualitativo resulta conveniente para la investigación en cuestión ya que esta responde a una lógica de pensamiento inductivo, debido a que va desde lo particular hacia lo general. Pues, la idea de analizar el caso de Estados Unidos es para realizar un primer acercamiento sobre como el activismo pudo contribuir a la polarización de este caso concretamente, para luego poder ver de forma más general como el cómo el activismo político puede generar división en país. De esta forma, esta aproximación permite explicar y describir el fenómeno de estudio para luego poder generar perspectivas teóricas al tener la posibilidad de poder ir caso por caso y dato por dato hacia una perspectiva más holística (Sampieri, Fernández, & Baptista, 2010).

A su vez, el método que se utiliza en la presente investigación es el del estudio de caso debido a que el principal objeto de estudio son las Elecciones Presidenciales de Estados Unidos del 2020. Teniendo en cuenta que el objeto de la investigación es las elecciones presidenciales del 2020 en Estados Unidos, el método que será utilizado en la presente investigación será el del estudio de caso. Dicho método es adecuado para el presente estudio ya que se indagará un

fenómeno en particular dentro de su entorno real (Carazo, 2006). En nuestro caso, teniendo en cuenta que la problemática es la polarización política, se ahondará en un caso en particular como el estadounidense, para ver de qué forma existe una relación causal entre el activismo político y la polarización. “*El estudio de caso como método examina y analiza profundamente la interacción de los factores que producen cambio o crecimiento*” (Murueta, 2014, p. 47). Por esto, es adecuado utilizar dicho método, ya que permitiría analizar cómo y de qué forma el activismo puede incidir en la polarización política.

La técnica de recolección de información que se utilizó en la investigación es la de la revisión de documentos. Pues, la realización de encuestas o entrevistas se encuentra netamente descartada debido a los recursos y tiempo que requeriría la recolección de datos, más teniendo en cuenta la localización de este estudio de caso. Además, hay una amplia disponibilidad de datos, por lo que hace mucho más sentido el utilizar estos datos de segunda mano. Los principales documentos utilizados son las encuestas realizadas por *Pew Research* y el *American Values Survey de PRRI* sobre tendencias sociales, polarización, percepciones sobre temas y partidos, etc. Justamente, el análisis de los informes de dichas investigaciones puede ser de gran valor para intentar hallar la relación entre las dos variables del presente estudio.

En adición a las encuestas de segunda mano, se utiliza el *Dataset* de las Elecciones 2020, recolectado por Chen, Deb y Ferrara (2022). Partiendo de esto, las técnicas de análisis de información son el análisis de contenidos para los datos extraídos de las encuestas mencionadas y el análisis de contenido para analizar los tweets del *Dataset* mencionado. El análisis servirá para comprender el motivo de las tendencias y de los datos obtenidos en los informes obtenidos de segunda mano. Los datos de los informes serán utilizados con el objetivo de determinar la realidad del panorama estadounidense, para así comprender y explorar de qué forma el país se encuentra polarizado; mientras que el análisis del discurso será de utilidad para interpretar dichos datos, para así intentar explicar cómo el activismo pudo haber causado dicha polarización. Es decir, con los informes se buscará responder el qué, mientras que el análisis del discurso responderá el cómo y el porqué.

Adicionalmente, se utilizará la técnica del *Natural Language Processing* (NLP) para poder realizar análisis de sentimientos y detección de discurso ofensivo mediante *machine learning*. Debido a que el *Dataset* contiene únicamente los *IDs* de los tweets, igual existe la necesidad de recolectar metadatos mediante Twitter API. Si bien los datos ya han sido previamente preprocesados por Chen, Deb y Ferrara, igual se realizará el paso de preprocesamiento para filtrar los tweets de mayor utilidad. Debido a la cantidad de tweets que

contiene el *dataset* solo se utilizarán los tweets de tres meses en específico. El primer mes será enero del 2020, por ser el primer mes del año de elecciones, posteriormente se utilizará noviembre del 2020 al ser el mes en donde se llevaron a cabo las elecciones, y, por último, enero del 2021 al ser el mes de la toma de posesión del presidente electo.

También, se utilizarán 4 clústeres, tweets que utilicen un *hashtag* a favor de Trump, tweets con un *hashtag* a favor de Biden, tweets con un *hashtag* favor del BLM, y, por último, tweets con un *hashtag* a favor de *All Lives Matter*. Estos clústeres consideran primero el apoyo al candidato y por ende al partido, y, segundo, el apoyo al movimiento social y al contramovimiento con mayor repercusión en la nación. Después, para la realización de un análisis de sentimientos se utilizará las librerías de NLP llamada *Natural Language Toolkit* (NLTK), a través del lenguaje de programación Python. Estas herramientas serán de ayuda para clasificar un texto como positivo o negativo, así como para determinar su subjetividad. El NLTK identifica un texto como positivo o negativo en base a una escala de polaridad de -1 al 1, mientras que mide la subjetividad en una escala del 0 al 1.

Estos análisis son conducidos mediante "*machine learning*", un subconjunto de la inteligencia artificial que estudia los algoritmos computacionales los cuales son mejorados automáticamente a partir de la experiencia (Charbuty & Abdulazeez, 2021). Un algoritmo de *machine learning* crea una población modelo basada en una muestra definida como "datos de entrenamiento", por lo que los modelos son pre-entrenados para tener mayor eficacia. Los modelos utilizados emplean la técnica de árbol de decisiones para realizar las clasificaciones. Dicha técnica consiste en que cualquier ruta que comience desde la raíz se describe mediante una secuencia de separación de datos hasta que se logra un resultado booleano en la clase hoja (Charbuty & Abdulazeez, 2021).

Siguiendo un algoritmo de árboles de decisiones se construirá un clasificador de discurso ofensivo pre-entrenados para la detección de la incitación al odio y de contenido ofensivo. Para crear dicho programa se utilizará igualmente la librería NLTK para el remover los *stopwords*, juntamente con otras que estarán mencionadas por el anexo. Se configurarán tres categorías de clasificación: discurso de odio, lenguaje ofensivo, sin odio u ofensivo. Por otro lado, se pre-entrenará al programa utilizando un *dataset* preexistente, previo a correr el programa con el *dataset* del presente estudio².

² Dataset de preentrenamiento para el programa de detección de discurso ofensivo y de odio:
<https://raw.githubusercontent.com/amankharwal/Website-data/master/twitter.csv>

MARCO TEÓRICO

3.1. Teoría de la Hegemonía Cultural

La teoría que será utilizada para poder comprender la problemática en cuestión será la Teoría de la Hegemonía Cultural de Antonio Gramsci, la cual describe la forma en la que los Estados capitalistas, utilizan aparatos culturales para mantener su poder. Dicha teoría es caracterizada por tener un enfoque marxista, debido a que aborda las relaciones de poder que existen entre grupos determinados. La noción de hegemonía proviene principalmente de la Antigua Grecia, en donde se utilizaban varios conceptos que se mantenían en una misma línea. Los dos más importantes según Tucídides son “*hegemonía*” y “*arkhe*”, el primero enmarca la legitimidad del liderazgo y se lo asoció el concepto de “*imperio*” durante el apogeo romano, mientras que el segundo se refiere al control político (Lebow & Kelly, 2001). Posteriormente, es Gramsci quien retoma el concepto de hegemonía y quien lo profundiza aún más en los “Cuadernos de la Cárcel”. La teoría parte del libro de Marx “Una contribución a la crítica de la economía política”, publicado en 1859, en donde ya se discute acerca de las superestructuras y la ideología.

De acuerdo con Gramsci, la supremacía del grupo social es manifestada por el ejercicio del dominio o coerción y por lo que Gramsci define como la dirección intelectual y moral (Fermia, 1981). Pues, Gramsci observó que los Estados no solo mantenían el control social al influenciar en su comportamiento mediante mecanismos externos como premios y castigos, sino que también lograban consolidar su influencia a nivel interno, mediante la dirección intelectual y moral (Fermia, 1981). Esta segunda es lo que Gramsci define como hegemonía, y, logra “*moldear convicciones personas en una réplica de normas vigentes*” (Fermia, 1981, p. 24). En este sentido, la dominación que plantea Gramsci es cuando un bloque histórico establecido utiliza sus fuerzas sociales para asegurar y facilitar intereses comunes (Ramesh, 2008).

Salamini (1974) destaca que Gramsci no se enfoca en sí en las relaciones de las fuerzas de producción como si lo hacen otras corrientes teóricas, sino que se centra en el análisis de la superestructura, que incluye al aparato político, ideológico e institucional, sin dejar de lado a la infraestructura. De acuerdo con el análisis de la superestructura es que Gramsci llega a la conclusión de que las relaciones de producción evolucionan gracias a la conciencia humana (Salamini, 1974). La estructura y la superestructura pueden ser comprendidas en términos de economía e ideología. Eso es porque la fluctuación de la política y la ideología puede ser

expuesta mediante la estructura, y, por qué las personas adquieren conciencia de los conflictos a medida que las ideologías son consideradas como afirmaciones epistemológicas (Gramsci A. , 2000).

3.2.Hegemonía y Consentimiento

Para explicar de forma más profunda a la superestructura, Gramsci aclara que por ideología no se comprende exclusivamente un sistema de creencias que refleje a los intereses de una clase específica (Lears, 1985). La ideología de un grupo parte de la filosofía espontánea que involucra principalmente tres elementos: lenguaje, sentido común y folclor. Cuando un grupo se desarrolla en una esfera económica, este congenia más con unos valores antes que con otros debido a la experiencia de dicho grupo, creando así una perspectiva del mundo única, una ideología (con economía y cultura solidaria) que sirve de base para la formación de un bloque histórico (Lears, 1985).

Como tal, Gramsci (1971) define a la Hegemonía como la fomentación de un sistema holístico de valores, actitudes y creencias, para la manutención del estatus quo dentro de las relaciones de poder. Fontana (1993), destaca uno de los elementos clave de dicha teoría, que es el establecimiento de una estructura con un “*consentimiento*” predominante dentro de la sociedad civil. Este consentimiento generado por la perpetuación ideológica del *hegemón* es lo que brinda legitimidad a un orden social dominante (Pillay, 2004). Dicha perpetuación conlleva una amplia red de ideas entrelazadas, las cuales son reforzadas mediante la afirmación mutua y por los intelectuales. Pues, la hegemonía más que enfocarse en la dominancia coercitiva se centra en la dominancia mediante el control ideológico, institucional y cultural (Ramesh, 2008). Para Todd (1974) la hegemonía de Gramsci consiste en una situación política, en donde momentáneamente la filosofía y las prácticas de una sociedad se juntan y se encuentran en un estado de equilibrio, manifestándose así en toda la sociedad civil incluyendo: manifestaciones privadas, moralidad, costumbre, instituciones, relaciones sociales, religión, principios políticos, entre otros.

Desde esta aproximación se hace hincapié en que los seres humanos son los que crean la cultura y lo hacen a medida de sus necesidades e intereses (Lears, 1985). Debido al componente cultural y de creencias que tiene la hegemonía, la implementación de esta en una sociedad depende de las instituciones y las agencias de socialización como la iglesia o la escuela (Gramsci A. , 1971). Es a través de estas intuiciones que el grupo dominante consigue reproducir sus creencias, hasta el punto de crear un consentimiento y una superioridad

ideológica, ya que, son las instituciones las que moldean la sociedad de forma directa, tanto como indirecta (Fermia, 1981). Con esta institucionalización las ideas del grupo dominante son popularizadas e inclusive legalizadas. Además del objetivo de la mantención del estatus quo, la reproducción ideológica es utilizada por la clase dominante para la minimización de posibilidades de conflicto (Ramesh, 2008).

Dentro la teoría gramsciana el consentimiento es entendido como un acto individual, voluntario y deliberado, así como la única base de la autoridad política. Más específicamente, hace alusión a la aceptación (explícita o no) de un orden sociopolítico o algún aspecto de ese orden (Fermia, 1981). Cuando habla de consenso, Gramsci utiliza el concepto de consentimiento, en donde muestra que la conformidad es observable cuando se presenta un grado de apego consciente que esté de acuerdo con elementos clave la sociedad en cuestión (Fermia, 1981). Ahora bien, Gramsci no es claro con respecto a la intensidad de este acuerdo voluntario. Algo a destacar es que Gramsci argumenta que solo los partidos políticos y otras organizaciones tienen la capacidad de formar y expresar consentimiento (Gramsci A. , 1971).

3.3.Bloques históricos

Una de las claves señaladas por Gramsci para que haya una hegemonía exitosa es la presencia de un bloque histórico que se encuentre asentado en la sociedad civil (Ramesh, 2008). Por bloque Gramsci se refiere al estado o al grupo que este en el poder, el cual tiene la capacidad de mantenerse y perpetrarse en el poder mediante la institucionalización de ideas y creencias. Los bloques históricos deben de ser hegemónicos y deben reflejar la historia del Estado incluyendo los cambios hegemónicos, de liderazgo y de consensos, por lo que toma en cuenta hechos culturales. Estos bloques generalmente son liderados por intelectuales, los cuales están encargados de esparcir su sistema de creencias y valores, y, de generar propaganda (Gramsci A. , 1971). A esto hay que sumarle la importancia que tienen los intelectuales de no alienar a la sociedad civil, ya que si esto ocurre se puede sembrar una conciencia social y revolucionaria que busque derrocar al hegemón.

Además de lo ya mencionado, el éxito de un bloque histórico depende tanto de las alianzas que forman, como de la ideología y de la economía. Pues, para la obtención de una hegemonía cultural resulta crucial que se forme un paradigma sobre la concepción del mundo, la cual apele a una amplia porción de otros grupos dentro de la sociedad civil. Así mismo estos grupos deben tener una cierta seguridad de plausibilidad que sus intereses son los de la sociedad (Lears, 1985). Esto también explica el sistema cerrado de dominación del hegemón, ya que al

optar por unos intereses en concreto lo hace a la expensa de los intereses de los grupos subordinados (Lears, 1985).

3.4. Contrahegemonía

Al derrocamiento del hegemón se le conoce como contrahegemonía y consiste básicamente en el grupo que pasa a reemplazar al bloque histórico que se encontraba en el poder (Worth, 2002). Para poder comprender el concepto de contrahegemonía se debe captar la influencia del marxismo y de la revolución bolchevique en la corriente teórica neogramsciana. Pues, el caso de Rusia y de la formación de la Unión Soviética muestra como en época de crisis puede haber cuestionamientos en contra del poder hegemónico y del estatus quo. Ello facilita que un nuevo bloque histórico se perpetre en el poder, creando así una nueva hegemonía, al reconstituir el pasado con el objetivo de forjar herramientas políticas para el presente y forjar un futuro diferente. Estas crisis económicas pueden igual ser vistas fuera de la esfera Gramsciana mediante el concepto del conflicto político, el cual de cierta forma es un espejismo a la crisis hegemónica. Este concepto engloba aquellos eventos en donde un determinado grupo de personas realizan ciertas reivindicaciones colectivas, de manera pública y visible sobre determinados actores con tienen intereses en juego, siendo el gobierno una de las partes más afectadas (Tilly, 1998)

La estrategia contrahegemónica que es esbozada por Gramsci es conocida como la guerra de posición. Esta consiste esencialmente en la formación de un bloque cohesivo el cual tiene la capacidad de construir un cambio político mediante el aparato ideológico (Fermia, 1981). En este mismo sentido la contrahegemonía básicamente actúa como una especie de hegemonía alternativa para la sociedad civil, la cual desemboca en cambios políticos (Pratt, 2004). Además de la guerra de posición, se destaca la “guerra de maniobras”, misma que se evidencia claramente en la revolución rusa mencionada previamente. Este concepto hace referencia a la implementación de fuerzas revolucionarias de tipo militares, debido a que el cambio no solamente es generado mediante la propaganda y la difusión ideológica (Fermia, 1981).

Estos bloques contrahegemónicos han sido descritos por varios teóricos neogramscianos como movimientos o grupos sociales. Esta se lo comprende de esta manera por el paralelismo que se evidencia entre los movimientos sociales y las revoluciones, al existir un actor desfavorecido con posibilidades de cambio, un modelo operativo en concreto, aliados y la puesta en riesgo de ciertos intereses y del estatus quo (Tilly, 1998). El conflicto político

tiene una lógica de “mutatus mutandis”, ya que busca el cambio en áreas en donde se cree que el cambio es necesario, lo que justamente puede ser enmarcado dentro de los objetivos de los bloques contrahegemónicos.

Dentro de la contrahegemonía se resalta la necesidad del establecimiento de instituciones que sean capaces de reproducir una cultura prefigurativa, en donde este nuevo sistema de creencias pueda ser criado, desarrollado y reproducido (Adamson, 1983). El establecimiento de un proceso contrahegemónico resulta complejo debido a las dificultades que tiene para asentarse inicialmente. Por este motivo, para su consolidación es necesario un bloque parlamentario fuerte, para que este pueda construir cualquier institución que necesite (Adamson, 1983). Esto igual puede ser comprendido desde Tilly, ya que los conflictos tienen un componente de identidad, la cual es plasmada por las experiencias colectivas del grupo determinado. Consecuentemente, el conflicto político puede producir cambio social, y viceversa, pero hay que tener en cuenta que lo uno implica necesariamente lo otro. Este cambio social puede ser igual entendido en términos gramscianos como una contrahegemonía ya que se produce solo cuando hay una transformación multidimensional, la cual debe ser palpable en la sociedad, cultura, Estado, etc. (Tilly, 1998).

3.5. Anti-hegemonía

Tanto Worth (2002) como Carroll y Ratner (1994) y otros pensadores neogramscianos hacen referencia a que la contrahegemonía es liderada por un movimiento social en busca de un cambio político. Ahora bien, los grupos sociales opuestos al hegemón no necesariamente forman una contrahegemonía, sino que pueden perseguir una anti-hegemonía, que hace referencia todo tipo de grupo social o cultural que rechace a la hegemonía que domina el orden social. La diferencia clave entre contrahegemonía y anti-hegemonía es que la segunda se encuentra opuesta igualmente a la primera. En este sentido, no solo rechaza el monopolio cultural del hegemón, sino que la polarización cultural que genera la contrahegemonía, promoviendo de esta forma la pluralidad (Rowe, 2009).

Cuando Gramsci habla de estos vehículos sociales que forman bloques antihegemónicos principalmente se refiere a los partidos políticos, debido a que se encuentran institucionalizados. La principal ventaja que tienen los partidos es que funcionan tanto como un educador político, pero también por que pueden funcionar como “organización paraguas”, lo que les permite coordinar movilizaciones (Adamson, 1983). Es por esto por lo que Gramsci resalta la importancia de los partidos en las revoluciones, ya que otros grupos sociales si bien

pueden tener importancia en los procesos revolucionarios, no pueden liderarlos (Adamson, 1983).

3.6.La Polarización desde la Teoría de la Hegemonía Cultural

Si bien en los *Cuadernos de Prisión* Gramsci no se desarrolla como tal el concepto de polarización, este tiene un rol fundamental en su teoría. Pues, la naturaleza de la hegemonía favorece a la polarización de la sociedad civil, motivo por lo que los más grandes ejemplos de prácticas hegemónicas tienen de por medio polos antagónicos. El momento en donde existe un movimiento contrahegemónico ya se puede presenciar un escenario político polarizado, al tener un bloque histórico buscando mantener el estatus quo y quedarse en el poder; mientras que existe otro grupo que desafía y rechaza este estatus quo, y, que tiene como objetivo el reemplazarlo como hegemón. Laclau y Mouffe (2001) si consideran de cierta forma al concepto de polarización al desarrollar su teoría de la hegemonía, al establecer los elementos sociales de los proyectos políticos forman una cadena de “equivalencia”, la cual disuelve diferencias en sus elementos. La difuminación de ciertos elementos sociales es lo que genera un antagonismo dentro de esta cadena y el bloque, creando así un escenario de polarización (Colpani, 2021).

De igual forma el concepto de activismo es comprendido por la teoría de la hegemonía debido a que el activismo puede ser considerado tanto una estrategia hegemónica como contrahegemónica. El activismo puede ser parte de la guerra de posición ya que justamente es en dicho escenario en donde se quiere proponer un consenso cultural-político. Gramsci destacaba el rol vital de los intelectuales para reafirmar el consentimiento, y, el activismo puede entrar dentro del paraguas de este concepto, ya que los intelectuales pueden ser “diputados” de la clase dominante o un “persuasor permanente” de la clase subordinada (Gramsci A. , 1971). En este mismo sentido, los activistas políticos en favor del bloque hegemónico tienen la capacidad de reforzar la ideología y el sistema de creencias de la sociedad civil. Ahora bien, el uso más común del activismo es para generar cambio, motivo por el cual puede ser asociado a los repertorios de protesta de los grupos sociales para acabar con el estatus quo. Los activistas políticos contrahegemónicos igual poseen un rol similar al de los intelectuales, al descubrir fallos sistémicos, exponerlos y promover nuevas ideas que permitan a un nuevo bloque hegemónico entrar al poder.

REVISIÓN DE LA LITERATURA

4.1. Relación entre Hegemonía, Polarización y Activismo

Como ya se mencionó previamente las variables de activismo político y de polarización política se encuentran estrechamente relacionados con la Teoría de la Hegemonía Cultural. En primera instancia, resulta lógico el asimilar dicha teoría con la existencia de dos polos antagónicos. Laclau (1978), señala la presencia de una “*tendencia a la polarización en toda práctica hegemónica*” (Barros, 2018, p. 6). Esto se lo percibe en las disparidades ideológicas presentes, por ejemplo, en el maoísmo, estalinismo o el nazismo, en donde se presentan dos polos antagónicos en la sociedad civil, los que están en el poder, versus los que no están en el poder (Barros, 2018). De igual forma, el concepto de activista entra dentro de la lógica de intelectuales orgánicos de Gramsci. Los intelectuales orgánicos son creados por nuevos grupos sociales, comprendiendo desde representantes del capital moderno a movimientos sociales académicos o activistas (Cox, 2015).

El activismo y la polarización han sido variables con un alto grado de relevancia en la política, especialmente en procesos electorales, algo que es observable mediante su influencia en las votaciones. Debido a que el principal objetivo del activismo político es el romper con el estatus quo, resulta lógico pensar que siempre habrá grupos que se opongan a ello. Ante esto, el activismo suele generar choques y confrontamientos que pueden contribuir de diversas maneras a la creación de relaciones antagónicas, las cuales pueden transformar el escenario político a uno polarizado. De la misma forma, el activismo no solo es capaz de generar polarización, sino que, en sí es un indicador de polarización. Mientras hay mayor división, suele haber mayor descontento por parte de los grupos que se manifiestan para cambiar el estatus quo.

4.2. Activismo

Primero que nada, se definirá al activismo en líneas generales, antes de abordar en mayores especificidades como el activismo político. El activismo hace alusión a la acción en busca de una transformación por parte de cualquier grupo comprometido con la organización y demandas que mantienen, de forma regular y voluntaria, y, que conlleve una participación activa. Es así como el activismo es comprendido como una forma de participación política no convencional, y, como un conjunto de conductas que intentan adoptar una posición contraria o favorable a las condiciones sociales del estatus quo (Chávez & Rodrigo, 2016).

Partiendo del spinozismo, el activismo es concebido como “*maquínico*”, que según la filosofía deleuziana es el tener atribuciones de una máquina, al haber sido parte de un conjunto o ensamblaje, y, al tener ciertas capacidades de agencia. Habiendo considerado, esto el activismo es entendido como maquínico debido a su carácter colectivo, como, por conectar un movimiento de desterritorialización en un ensamblaje territorial, así, activando al territorio y creando nuevas conexiones (Deleuze & Guattari, 1987). Para poder entender esto, hay que comprender previamente que dentro de un proceso revolucionario el activismo más que ser un pasaje entre un punto A y un punto B, representa los primeros pasos hacia un nuevo terreno, el cual se encuentra sobre el antiguo, y que, por ende, aún lucha con el antiguo y lo utiliza para transformarlo en algo diferente (Svirsky, 2010).

El activismo se conecta a si mismo a un sistema y los empuja hacia nuevos estados, propiciando la evolución y recreación del sistema, al sacarlo de un estado de equilibrio a un estado lejos del equilibrio (Svirsky, 2010). Esto quiere decir que, dentro de una revolución, el activismo es lo que causa una ruptura y es la llama que mantiene viva una revolución. Por ende, el activismo es intervencionista, operacionalmente hiperactivo e implica una atención minuciosa al evaluar cada objeto en distintos planos para la obtención de perspectivas críticas; conjuntamente, buscando la liberación de distracciones del reconocimiento habitual impuestas por los sistemas sociales (Svirsky, 2010).

4.2.1. Activismo Político

Tras haber conceptualizado al activismo en líneas generales, se indagará en concepto del activismo político, el cual suele estar atribuido a la participación política de grupos sociales en la política de su país (Drozd, 2015). Ahora bien, el verdadero significado del concepto es mucho más amplio, al tener un carácter multidimensional. Por tanto, han existido varias definiciones de dicho concepto, pero una definición holística es la propuesta por Drozd (2015), quién, tras revisar las definiciones de varios autores, llega a la conclusión de que por activismo político se refiere a cualquier acción o esfuerzo de ciertos individuos o de un grupo o grupos sociales, la cual está encaminada a un cambio del estatus quo político y del cerco social. Adicionalmente, existen dos componentes fundamentales que conforman el activismo político. El primero es el componente material, el cual hace alusión al cambio real dentro de las relaciones políticas, mientras que, el segundo es el componente espiritual, el cual hace referencia a la acumulación y traducción de conocimientos y experiencia políticas, el intercambio de información y la coordinación entre individuos y grupos (Drozd, 2015).

Otro aspecto por destacar del activismo político es que justamente su manifestación recae en la “actividad”, para con estas actividades incitar una reforma constructiva del panorama político de turno, o, en sí, para la destrucción de esquemas políticos antiguos (Drozd, 2015). Una distinción clave a realizar es la diferencia entre el activismo político y el activismo social. Pues, el activismo político está fuertemente asociado con la política partidaria y las causas estrictamente políticas, como la defensa de los derechos humanos (Pointer, Bosch, Chuma, & Wasserman, 2016).

4.2.2. Activismo Social y su relación el Activismo Político

Por otro lado, el activismo social es aquel activismo que no se encuentra alineado con la política partidaria, enfocándose así, en causas más sociales que tengan como objetivo el cambiar a la sociedad. De esta manera se diferencia del activismo político, ya que este se dirige estrictamente al Estado y busca la reforma política (Pointer, Bosch, Chuma, & Wasserman, 2016). Tomando como ejemplo a la lucha por los derechos LGBTI, es considerado activismo político cuando se busca un cambio en la política del gobierno para la ampliación de los derechos de dicha comunidad, así como la implementación de políticas de inclusión. Por otro lado, sería considerado activismo social el promover que la sociedad acepte y respete los derechos de la comunidad LGBTI, por lo que está más vinculado al cambio social.

Como resultado, es válido afirmar que, en varios casos y luchas, el activismo político y social se encuentran entrelazados debido a que varias de estas requieren que el activismo sea dirigido tanto al Estado como a la sociedad. Consecuentemente, en varios países y casos, el activismo no puede ser catalogado como estrictamente político o social (Pointer, Bosch, Chuma, & Wasserman, 2016). Al buscar reformar la sociedad o las políticas gubernamentales, es claro que siempre habrá choques tanto ideológicos como de valores e intereses, ya que habrá quien defenderá el estatus quo. Es por ello por lo que los activistas siempre se encuentran en una situación de riesgo de conflicto con grupos o individuos que se opongan a las demandas de estos (Cáñez Cota, 2020).

4.2.3. Activismo como mecanismo de participación

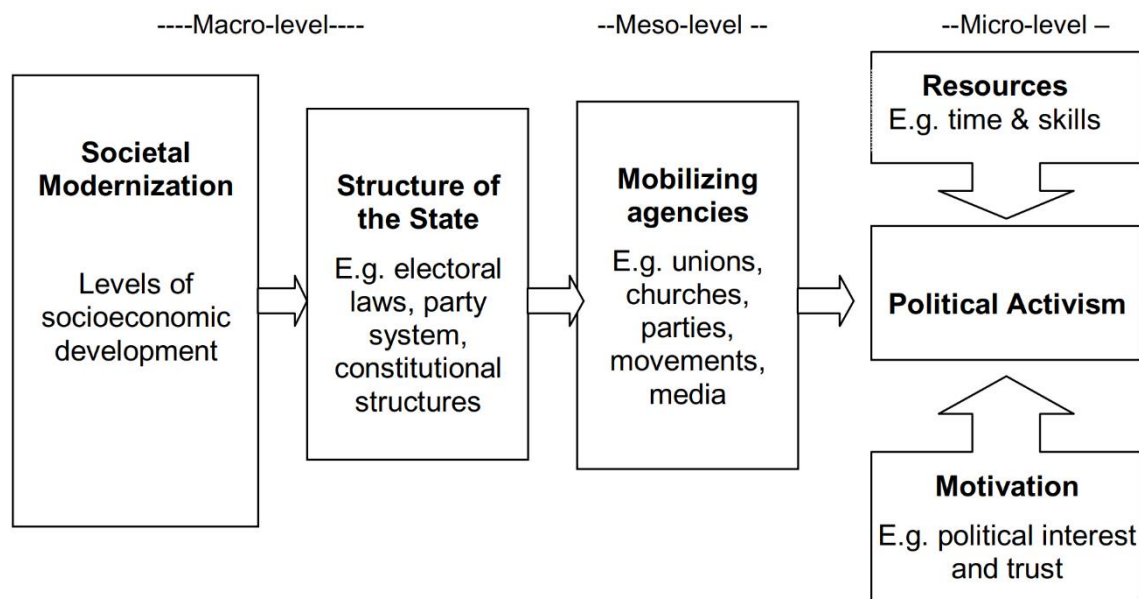
Varios estudios que han abordado la polarización estudian la participación política, no obstante, no se profundiza en el activismo político y se realiza un análisis “unidimensional de una escalera de participación” (Norris, 2002). Verba, Nie y Kim (1971) plantean una tipología en la que la participación esta dividida en cuatro principales “modos”, la votación, el activismo de campaña, la organización comunitaria y lo que denominan la actividad de contacto

particularizada. Por tanto, en esta investigación se estudia al activismo político en campaña, partiendo de que este es uno de los cuatro modos de participación.

Tras comprender el concepto de activismo político, se indagan las teorías presentes en la literatura que puedan explicar de mejor forma las diferencias sobre el involucramiento de la ciudadanía en los asuntos públicos, y, en sí, los componentes que afectan al activismo político. Primero que nada, existen tres diferentes dimensiones en las cuales se reparten los distintos componentes, los niveles macro, meso y micro. Por tanto, se parte de las teorías sacadas a colación por Pippa Norris en la revisión de la literatura que realiza para su libro *“Democratic phoenix: Reinventing political activism”*. Para empezar, el nivel macro engloba a las teorías de la modernización de autores como Inglehart (1997), las cuales explican el desarrollo en la participación política a largo plazo y explican como la modernización ha promovido el activismo. La modernización ha incrementado las demandas de mayor participación pública en el proceso de toma de decisiones políticas, mediante la acción directa y nuevos movimientos sociales; mientras que al mismo tiempo se debilitaron lealtades y el apoyo a autoridades jerárquicas tradicionales como la iglesia y los partidos tradicionales (Norris, 2002).

Por otro lado, igual dentro del nivel macro, se tiene a las teorías institucionalistas de la estructura del estado, principalmente promulgadas por Powell (1986) y Jackman (1987), quienes enfatizan en la forma en la que la estructura del estado es la que brinda las oportunidades de participación. Es de esta manera que el sistema electoral (leyes), el sistema de partidos y los marcos institucionales son los principales elementos para analizar la participación política (Norris, 2002). Ya dentro del nivel meso, se encuentran las teorías de agencia, las cuales se enfocan principalmente en el rol que tienen las organizaciones de movilización tradicionales, estudiando la forma en que los partidos políticos y otros grupos tradicionales, los cuales involucran a activistas (Rosenstone & Hansen, 1993). De igual forma, Norris (2002), introduce la teoría del capital social de Putnam dentro de la misma categoría. Por último, en el nivel micro, Norris señala el modelo del voluntariado cívico, el cual resalta como la participación es influenciada por las desigualdades sociales, debido a los recursos y a factores motivacionales (Verba, Schlozman, & Brady, 1995). A continuación, en el Gráfico 1, Norris esboza como todas estas teorías se entrelazan entre sí y tienen un papel en el activismo político.

Gráfico 1: “Theoretical framework”



Fuente: Norris, 2000.

La modernización de la sociedad tiene una fuerte influencia con el activismo ya que es la configuración de esta la que facilita o dificulta el ejercicio activista. Las inequidades sociales, las actitudes culturales formadas por las instituciones políticas, la estructura del Estado, y, las agencias de movilización como los partidos, gremios o iglesias son por tanto factores clave para entender al activismo (Norris, 2002). Existen dos tipos de agencias de movilización, el primero está comprendido por el trabajo organizado, por lo que son organizaciones burocráticas weberianas, como los sindicatos, gremios e iglesias (Norris, 2002). Varios estudios han señalado que la gente se involucra más en prácticas activistas cuando son movilizadas vía medios tradicionales, no obstante, su relevancia ha decrecido debido a los cambios estructurales que ha traído la modernización (Norris, 2002).

Partiendo de los cambios estructurales mencionado, se ha producido una transformación en la participación política, donde grupos de intereses se han convertido en nuevos movimientos sociales y han alterado a las agencias, los repertorios de acción y sus blancos (los actores políticos que se busca influenciar) (Norris, 2002). Uno de los cambios más relevantes para la presente investigación es el de los repertorios de acción, debido a que con el pasar de los años los repertorios tradicionales se han ido dejando de lado, y, se ha optado por lo que se conocería como la “Política de Protesta”. Este nuevo canal de expresión política y de movilización se volvió popular desde los 80s y su relevancia solo ha ido aumentando tras el desarrollo del internet, creando así nuevas oportunidades de participación ciudadana (Norris, 2002). El

internet ha facilitado el desarrollo de nuevos movimientos sociales mediante canales alternativos de expresión política como la red social Twitter.

4.2.4. Ciberactivismo y activismo *hashtag*

Con el tiempo los repertorios de protesta utilizados dentro del activismo han ido evolucionando, principalmente mediante la llegada del internet, haciendo de las herramientas digitales un complemento ideal para las protestas sociales (Sandoval-Almazan & Gil-Garcia, 2014). Partiendo de esto existen principalmente dos vertientes del ciberactivismo, una versión 1.0 y otra 2.0. El ciberactivismo 1.0 consiste en el uso del tradicional internet con fines políticos, lo que para Mosca (2010), es la recolección de información con fines políticos como la discusión y para expresar opiniones de discrepancia.

Por otro lado, el ciberactivismo 2.0 se enfoca netamente en la utilización de redes sociales como Twitter, Facebook, Instagram, entre otras (Sandoval-Almazan & Gil-Garcia, 2014). Dentro del ciberactivismo 2.0 se enmarca una nueva tipología de activismo, denominada el “activismo *hashtag*”. Dadas (2017), sintetiza dicho concepto y lo define como el intento de usar *hashtags* e Twitter para provocar cambio social. Una de las principales ventajas de dicho tipo de activismo es que permite aprovechar plataformas de circulación rápida para llamar la atención de la sociedad, de los medios de comunicación y del gobierno.

Sin embargo, este tipo de activismo tiende a simplificar demasiado los contextos de las injusticias descritas, lo que hace que se releguen ciertas cosas a segundo plano, y, que, por ende, no se dé un cambio social (Dadas, 2017). Por ejemplo, en las protestas del BLM por la muerte de George Floyd hubo peticiones en internet para la desfinanciación de la policía, algo que claramente no soluciona el problema y el debate se reenfoca en el apoyo/rechazo a la policía, en lugar de enfocarse como tal en la injusticia racial sistémica.

4.3.Polarización Política

La polarización política suele ser un concepto cuya definición se encuentra asociada a los clivajes y divisiones políticas que hay dentro de un país en concreto. Las primeras definiciones de dicho concepto han estado enfocadas principalmente en las divisiones ideológicas en el sistema de partidos (van der Veen, 2021). Sartori (1976), argumenta que la polarización política una contraposición a la proximidad ideológica al ser la distancia ideológica que existe entre dos polos separados (usualmente izquierda y derecha). Ello conlleva a una profunda división en la sociedad, en donde existe un bajo grado de consenso sobre ciertos

temas y se presentan varios cuestionamientos de la legitimidad del sistema político (Sartori, 1976).

Con el pasar del tiempo, la idea de que la polarización se encuentra netamente atribuida a los partidos políticos se ha ido diluyendo. Pues, las características de dicho concepto también se han manifestado en las masas, a través de las emociones y de la identidad social (van der Veen, 2021). En consecuencia, autores como Barber y McCarty (2015) señalan que la polarización es la combinación de 3 distintos elementos, la primera siendo el hiperpartidismo, que se refiere cuando simultáneamente existe una convergencia ideológica dentro de los partidos y una divergencia con otros partidos. El segundo elemento es lo que los autores definen como efecto “*gridlock*” o estancamiento, que surge de la ineficiencia en la gobernanza por una falta de capacidad del sistema de formular políticas públicas, gracias a la obstrucción de otras partes (Barber & McCarty, 2015). Por último, el elemento de la incivilidad, que se refiere a un fenómeno cultural que va más allá de la disfunción gubernamental, el cual consiste en la erosión de las normas que restringieron el discurso y a las acciones de los actores políticos o de las masas en sí mismo (Barber & McCarty, 2015).

4.3.1. Dimensiones de la Polarización Política

Van der Veen (2021), en su tesis sostiene que la polarización política consta de 2 dimensiones, la primera es el nivel de polarización (el grupo polarizado) y el elemento de polarización (forma en la que se manifiesta la polarización). Esto debido a que la polarización se puede evidenciar tanto a nivel de élites como de masas, y, a través de elementos ideológicos y afectivos (van der Veen, 2021). Por tanto, de acuerdo con este enfoque hay principalmente 4 tipos de polarización: polarización ideológica de masas, polarización ideológica de elites, polarización afectiva de masas y polarización afectiva de elites. Previo a explicar estas tipologías de polarización se delinearán brevemente los conceptos de los elementos y los niveles.

Con respecto al elemento de ideología, la polarización ideológica hace referencia a la distribución de las posiciones ideológicas de partidos políticos o individuos. Esto quiere decir, que hay polarización cuando hay una fragmentación bimodal, en donde los ciudadanos se posicionan en cada polo del espectro ideológico, mientras que en una sociedad no polarizada tiene una distribución normal, lo que implica que los ciudadanos se ubiquen en el medio (van der Veen, 2021). Adicionalmente, hay dos encuadres de tipo ideológico, que son el de divergencia y el alineamiento. El de divergencia se encuentra enfocado en las posiciones y temáticas que dividen a la sociedad; mientras que el de alienación está enfocado en el grado en

que las personas se adhieren a ideológicamente a la polarización política, debido a que muchas veces cambian sus posiciones para alinearse con las posiciones del partido con el que tienen afinidad (van der Veen, 2021). Por otro lado, el elemento afectivo describe el aspecto emocional del aparato discursivo, explorando qué tan distantes se sienten los grupos políticos entre sí, por lo que el nivel de polarización se suele medir mediante el mayor nivel de desagrado y desconfianza entre los partidos (van der Veen, 2021).

En cuanto a los niveles, el nivel de masas conlleva a la presencia de una división política entre los ciudadanos o individuos ordinarios. Los elementos discutidos previamente son percibidos en la polarización de masas y tiene una estrecha relación con la polarización de élites. El nivel de élites consiste en las diferentes partes de la vida política que puedan polarizarse, teniendo en cuenta que los clivajes deben de manifestarse dentro de la élite política, es decir, generalmente en representantes y miembros oficiales de los partidos (van der Veen, 2021). Un aspecto clave es que este nivel suele estar alineado más con los elementos ideológicos, a pesar de que si cuentan igual con elementos afectivos. Ambos niveles tienen una cierta interconexión ya que como indica la literatura, comúnmente la polarización en las élites provoca la polarización en las masas debido a su incidencia en la divergencia y alineación de las masas (van der Veen, 2021)

Una vez explicado esto, ya es posible comprender de mejor forma los 4 tipos de polarización de van der Veen, los cuales serán utilizados en este estudio. Primeramente, la polarización ideológica de elites es comprendida por la evaluación de la distribución en la que los partidos se ubican ideológicamente, para lo cual se utilizan escalas multidimensionales, aunque la que es usada con mayor frecuencia es la de izquierda y derecha (van der Veen, 2021). De modo que, así como Sartori (1976), explicaba, la polarización se mediría por la distancia que habría entre cada polo del espectro, en este caso izquierda y derecha.

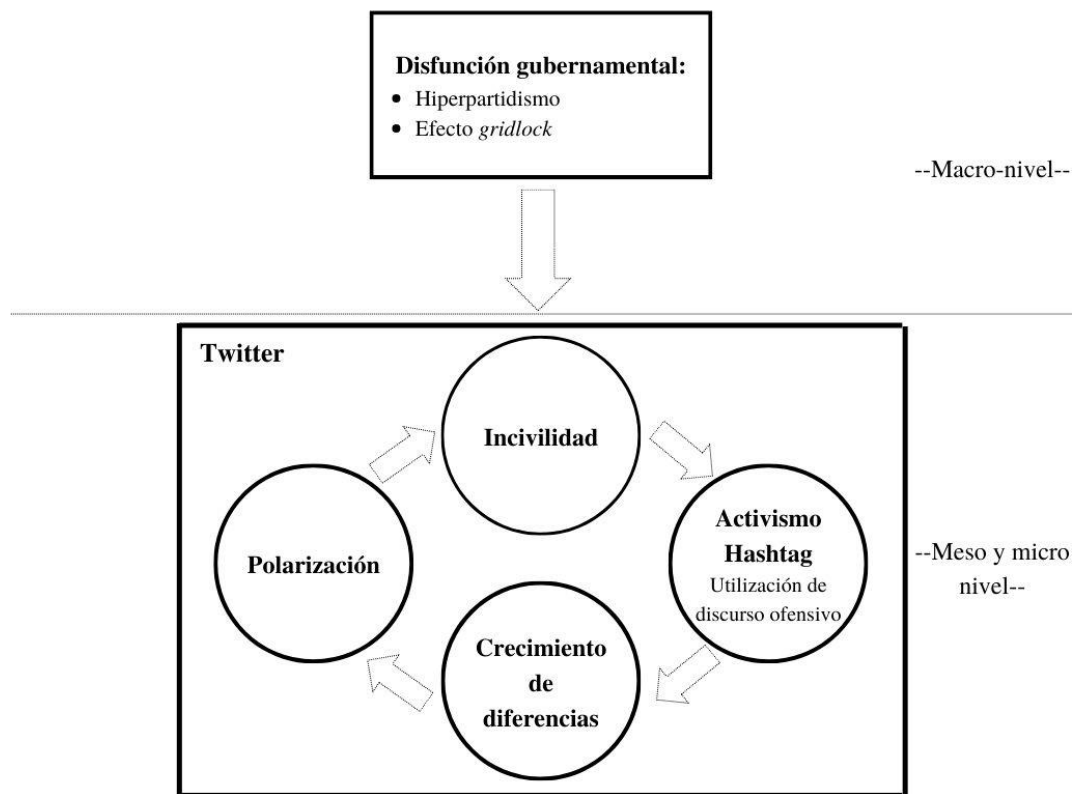
De forma similar se puede entender a la polarización ideológica de masas, la única diferencia es que en este caso son las masas las que deben ubicarse dentro del espectro, motivo por el cual se utilizan encuestas para su medición (van der Veen, 2021). La polarización afectiva de las elites, la cual es medida con menor frecuencia, puede ser observada a través del discurso y de los debates, en donde elementos como el de la hostilidad, incivilidad y emociones pueden ser evaluados (van der Veen, 2021). Por último, la polarización afectiva de masas se encuentra presente en los sesgos implícitos y en el grado de favoritismo hacia su propio grupo y la discriminación al otro (Iyengar, Lelkes, Levendusky, Malhotra, & Westwood, 2019).

4.4.Consideraciones teóricas del Activismo y la Polarización en Estados Unidos

Desde la academia se ha sostenido que el activismo político puede incidir en la polarización política de una nación. Pues, en Estados Unidos se ha observado que a medida que los activistas políticos tienen mayor influencia, hay un aumento en la brecha del espectro político entre ambos partidos (Layman, Carsey, & Horowitz, 2006). Esto significa que el activismo político muestra una relación clara con la polarización ideológica tanto de masas como de élites, ya que, activistas tanto del partido Republicano como el Demócrata buscan impulsar políticas más afines a su ideología. Consiguientemente, se han podido evidenciar conflictos tanto a nivel del congreso, como en la ciudadanía, en donde en varias temáticas como la vacunación o la brutalidad policial, hay una división clara sobre la posición de cada lado y esta genera conflicto entre ambas. Asimismo, se ve como el activismo apela a la emoción, contribuyendo así a la polarización afectiva, un claro ejemplo es la toma del capitolio del 2021, en donde existen claros sesgos sobre el resultado electoral y en donde fue palpable el alto grado de discriminación entre ambas partes. Teniendo esto en cuenta, con el análisis de un *dataset* de tweets de masas, se podrá encontrar información tanto de la polarización ideológica de masas como polarización afectiva de masas.

Considerando que Estados Unidos tiene una crisis hegemónica, hace sentido que dentro de ella se produzca una disfunción gubernamental caracterizada por el hiperpartidismo y el efecto *gridlock*. Este problema ocurre dentro del macro nivel, ya que como ilustra Norris (2002), el sistema de partidos y en general el aparato estructural del Estado conforman el macro nivel de los componentes que inciden en el activismo. Esta disfunción gubernamental del macro nivel perturba el meso y el micro nivel al afectar a las masas, provocando incivildad como indica el Gráfico 2.

Gráfico 2: Ciclo de Polarización en Twitter



Fuente: elaboración propia

A partir de la incivilidad es que las masas y actores políticos buscan un cambio, así buscando una nueva hegemonía cultural. Adicionalmente, se ha observado que la incivilidad ha trascendido a los espacios digitales a través del microblogging con Twitter la utilización del discurso ofensivo se ha hecho más común en ejercicios ciber activistas. El discurso de odio a su vez puede producir un crecimiento en las diferencias al fomentar la polarización ideológica, lo que se traduce posteriormente en polarización política (Pérez-Escolar & Noguera-Vivo, 2022).

Juntamente con el discurso de odio, el extremismo, los sesgos de información y la desinformación juegan un papel importante al reforzar comportamientos desmesurados (Pérez-Escolar & Noguera-Vivo, 2022). Los receptores que reciben comentarios ofensivos en contra de sus valores o ideología pueden sentirse ofendidos y atribuidos, cimentando la fragmentación e incentivando a contestar de la misma forma; algo que igual sucede cuando el receptor tiene como inputs ideas afines, ya que sus creencias son reforzadas (Abuín-Vences, Cuesta-Cambra, Niño-González, & Bengochea-González, 2022).

CRISIS HEGEMÓNICA EN ESTADOS UNIDOS

5.1. Escenario de Estados Unidos en 2017

Desde finales del siglo XX, Estados Unidos ha venido presentando una fuerte tendencia de polarización la cual se ha ido asentando hace poco, especialmente con la llegada de Donald Trump al poder. Esto se refleja en el cambio que ha existido en la identificación ideológica entre el 1994 y 2017. Un estudio realizado por *Pew Research* muestra que el 2017 fue el año en donde ha habido mayor división ideológica en los últimos 20 años (Pew Research Center, 2017). Por consiguiente, la campaña presidencial del 2016 se llevó a cabo en un contexto de intensa división y animosidad partidista, la cual solo se ha profundizado con el pasar de los años, por lo que los sentimientos negativos al partido opuesto se han incrementado (Pew Research Center, 2019).

Como se profundizará más adelante, previo al escenario actual había uno en el que en ambos espectros de valores ideológicos había una gran zona superpuesta, por lo que gran parte del electorado contaba con valores mixtos. Por consiguiente, ello implica que el electorado previamente se encontraba en un punto medio entre ambos partidos a pesar de tener una cierta tendencia más hacia la izquierda o hacia la derecha. Esto puede ser explicado desde Gramsci ya que la presencia de un electorado con altos niveles de homogeneidad indicaba la presencia de una hegemonía cultural establecida. No obstante, hoy esa zona es mucho más pequeña y hay una mucho mayor dispersión debido a la significativa distancia que actualmente entre la mediana de los demócratas y la mediana de los republicanos. A su vez, esto presenta indicios de una crisis hegemónica, debido a los altos niveles de heterogeneidad en los valores e ideología del electorado. En adición, esta distancia ideológica es justamente lo que demuestra la polarización política y lo que explica la mayor aversión que existe entre las personas que se identifican con el otro partido (Iyengar, Lelkes, Levendusky, Malhotra, & Westwood, 2019).

5.2. Discrepancia en valores

Uno de los puntos clave a entender de estas elecciones y de la polarización es el de los valores, ya que son en estos en donde se presentan la mayor cantidad de fisuras políticas. De acuerdo con una investigación de *Pew Report*, 8 de 10 votantes registrados dijeron que las diferencias que tenían con el otro partido eran sobre los valores y 9 de 10 manifestaron preocupación de que la victoria del otro partido pueda significar un daño hacia Estados Unidos (Dimock & Wike, 2020). Es por esto por lo que los temas de raza, inmigración y género han

tenido una importancia preponderante en las últimas dos elecciones, puesto a que la posición del partido en estos temas es la que gana o enajena adeptos.

En líneas generales, especialmente desde 2016 se puede observar como los que votan por el candidato demócrata tienden a creer en el racismo estructural, están de acuerdo con la migración, no consideran que el islam promueve más violencia que otras religiones y consideran que si existe una brecha de género; mientras que, por otro lado, los que votan por el candidato republicano tienden a tener una posición contraria en los 4 puntos mencionados (Pew Research Center, 2020). En los últimos años las minorías presentes en Estados Unidos como los afroamericanos, mujeres liberales, inmigrantes, miembros de la comunidad LGBTIQ, entre otros, tienen más probabilidades de ser demócratas, mientras que los blancos conservadores tienen más probabilidad de ser republicanos (Morone, 2020).

Tanto los valores como la identidad de cada partido han generado una serie de sentimientos que hace que las personas se vean como fundamentalmente diferentes al otro, motivo por el cual debates sobre políticas públicas como la correspondiente a la crisis sanitaria o sobre la igualdad económica se convierten en conflictos complejos de resolver por las posiciones antagónicas que adopta cada lado. Es justamente en este último punto el que se pretende abordar en la investigación, ya que potencialmente mediante prácticas activistas las diferencias entre los polos políticos antagónicos se acrecientan, creando un escenario de polarización y una crisis hegemónica.

5.3.Crecimiento del partidismo negativo

Un dato que demuestra esta aversión es que para 2019, aproximadamente un 45% de demócratas y un 35% de republicanos estarían disgustados si su hijo o hija se casara con alguien del partido opuesto (Najle & Jones, 2019). Mientras tanto, en 1960 solo un 4% de republicanos y 4% de demócratas tendrían el mismo disgusto en el escenario previamente explicado (Najle & Jones, 2019). Esta polarización se ha hecho muy evidente, como ya mencionamos, en las elecciones presidenciales del 2020. Pues, Joe Biden ganó las elecciones con tan solo un 51% de votos pese a ser el candidato más votado de la historia de los Estados Unidos, y, Donald Trump a pesar de perder las elecciones se transformó en el segundo candidato más votado de la historia. Este hecho es algo sumamente llamativo y que vale la pena ser estudiado, ya que el hecho que hayan sido las elecciones más votadas en la historia y conjuntamente una de las más apretadas, muestra como la división se encuentra presente en Estados Unidos y esto deriva en una crisis hegemónica.

A medida que los republicanos y los demócratas han ido adoptando una postura más positiva hacia su propio partido, su percepción con respecto al otro partido se ha convertido en más negativa. De acuerdo con un estudio realizado por *Pew Report* (2019), en el 2019, el 79 % de los demócratas y el 83 % de los republicanos calificaron al otro partido con frialdad, mientras que en 2016 fueron el 61% y el 69% respectivamente, lo que demuestra un crecimiento en la hostilidad. Dicha hostilidad ya no solo se ve reflejada en el ámbito político, ya que, solo el 45% de los demócratas y el 38% de los republicanos consideran que comparten los mismos valores y objetivos apolíticos (Pew Research Center, 2019).

De igual forma, los eventos del capitolio tras las elecciones muestran esta ruptura total existente en el pueblo americano, por cómo estas diferencias se han extrapolado a la violencia. A su vez, algo que también resulta interesante es como las posiciones políticas no solo se han mantenido, pero se han acentuado en el 2020 a pesar de que en dicho año ocurrieron eventos traumáticos como el intento de *impeachment*, la pandemia, el asesinato de George Floyd, las protestas en contra de la brutalidad policial, etc. Históricamente cualquiera de estos eventos hubiera alterado el estatus quo, pero en este caso no se ha propiciado ningún cambio político.

5.4.Crisis Hegemónica

Desde mediados del siglo XX, en Estados Unidos con el asentamiento del capitalismo y los cambios liderados por el *Civil Rights Movement* se instauró un bloque histórico hegemónico de tipo liberal progresista. Este bloque histórico encabezado por los “Nuevos Demócratas” es catalogado como un “oxímoron” para Fraser (2017), ya que se encuentra conformado corrientes y movimientos liberales como el feminismo, ambientalismo, antirracismo, grupos LGBTIQ, entre otros; así como por sectores financieros “simbólicos” como Hollywood, Wall Street y Silicon Valley. El programa económico de este bloque tenía características expropiatorias y plutocráticas con políticas basadas en la meritocracia. El modelo neoliberal hayekiano consolidado en el período de Clinton buscaba la liberalización de la economía a través de la reducción del intervencionismo estatal, y, reducción de impuestos y el gasto público. El problema de dichas medidas es que afectaron negativamente a la clase media y trabajadora estadounidense. De esta forma los verdaderos beneficiados fueron la clase alta, gracias a la desregulación de la banca, el debilitamiento de los sindicatos y el crecimiento del trabajo mal pagado, entre otras cosas.

Las ideologías y las políticas propuestas por dicho bloque serían cuestionadas por que la implementación de varios cambios progresistas implicó ciertos costos para la población. La

meritocracia fue cuestionada, ya que, en lugar de abolir la jerarquía social, solo se la diversificó. Es en este contexto que el “trumpismo” emergió como una corriente contrahegemónica, la cual tuvo acogida en una clase trabajadora que se encontraba saturada y desencantada del neoliberalismo progresista. Fraser (2017) señaló lo siguiente: “*Trump’s hyper-reactionary neoliberalism effectively seeks to reinstate the hegemonic gap he helped to explode in 2016.*” A pesar de la victoria de Trump, en realidad no se puede afirmar se consolidó un nuevo bloque hegemónico a la cabeza de Estados Unidos. Empero, la fuerte polarización entre neoliberales progresistas o trumpistas neoliberales hyperreaccionarios sugiere más bien la presencia de una crisis hegemónica (Fraser, 2017).

Por tanto, la actual situación de Estados Unidos se puede entender como una “crisis de autoridad”, en donde la clase dominante ha perdido el consenso, motivo por el cual existe una fuerte polarización reflejada en la paridad de los resultados electorales. Por consiguiente, “La crisis consiste precisamente en el hecho de que lo viejo está muriendo y lo nuevo no puede nacer: en este interregno aparece una gran variedad de síntomas mórbidos” (Gramsci A., 1971, p. 556). Ahora bien, cabe destacar que a pesar de la polarización Trump si logro obtener una hegemonía relativa, la cual pasaba por el imaginario de la clase trabajadora masculina y una identidad construida por un discurso populista (Holland & Fermor, 2021). Esta posición ha generado dos vertientes, la primera serían los defensores de Trump al considerarlo un defensor de la “América Real” y los antitrumpistas quienes se oponen principalmente por su posición en temas de raza, género, discursos xenofóbicos y por su manejo de la pandemia (Holland & Fermor, 2021).

En ese proceso de crisis autoritaria los intelectuales tienen un rol importante debido a que son ellos los que tienen que liderar el nuevo bloque hegemónico. Dentro de un conflicto político y una crisis hegemónica son los activistas estos intelectuales que buscan el mantener o quebrar con el estatus quo. Especialmente en casos binarios como en países bipartidistas, la influencia de activistas puede favorecer y acentuar la polarización. Debido a la influencia que tienen los activistas en el electorado y en los políticos mediante el *lobbying*, pueden influir en la toma de decisiones y ello puede acrecentar la polarización (Venkatesh, 2020). Algo clave del activismo es que mientras las elasticidades de participación estén dentro de cierto umbral, el partidismo genera menor polarización ya que existe una mayor convergencia (Venkatesh, 2020). No obstante, al superarse este umbral el activismo puede generar más polarización ya que existe una mayor división. Este segundo sería el caso de Estados Unidos, en donde la presencia (especialmente online) de grupos activistas extremistas tanto de derecha como de izquierda

utilizan herramientas como las redes sociales para esparcir propaganda, ganar adeptos e inclusive incentivar violencia en contra del grupo opuesto (Requena, 2020).

5.5. Activismo como factor polarizador

Este último fenómeno mencionado será lo que la presente investigación busca profundizar. El fenómeno de como en escenarios polarizados el activismo puede incrementar dicha polarización. Es por ello por lo que se estudiarán las corrientes extremistas tanto de izquierda como de derecha, ya que presuntamente su influencia es lo que estaría haciendo que las personas que previamente se encontraban en la mitad del espectro político se vayan más para un lado u el otro. Pues, algo que ha sido claramente evidenciable en el repertorio de movilización de los grupos activistas en Estados Unidos es la amplia brecha ideológica y la utilización de lenguaje o estrategias que potencialmente causan división.

Dentro de la apelación a la emoción por parte del activismo, se ha podido evidenciar un elemento clave, el cual se encuentra dentro del repertorio de la política de la protesta, el discurso ofensivo. Al discurso ofensivo usualmente se lo atribuye con el discurso de odio y se lo define como cualquier forma de lenguaje ofensivo (Warner & Hirschberg, 2012). El discurso de odio es cualquier tipo de comunicación que busca desacreditar a un determinado grupo de personas en función de cierta característica como raza, género, orientación sexual, etnia, partido político, nacionalidad, religión, entre otras (Nockleby, 2000). A su vez, existen autores como Gao y Huang (2017) los cuales catalogan al discurso ofensivo la degradación implícita o explícita de una persona o un grupo de personas en determinado. Como se indaga posteriormente, la utilización del discurso ofensivo en prácticas activistas puede obtener objetos contraproducentes al favorecer la polarización política.

Especialmente en los últimos años se ha observado como grupos de extrema derecha utilizan medios digitales como Twitter para radicalizar a la gente, especialmente a jóvenes blancos hombres en Estados Unidos (Carty & Reynoso Barron, 2019). Esto igual se vio extrapolado a la campaña utilizada por Donald Trump desde el 2016, caracterizada por una retórica racista y misógina, abriendo así a varios debates divisivos dentro de Twitter. Un gran ejemplo de cómo plataformas como Twitter son vehículos de activismo en el siglo XXI es a través de la primavera árabe, en donde a partir de discusiones polarizantes en el internet se llevaron a cabo protestas masivas (Carty & Reynoso Barron, 2019). De igual forma sucedió en Estados Unidos con el movimiento BLM, en donde las protestas en internet en contra del asesinato de George Floyd catapultaron protestas en Minneapolis. Twitter en definitiva ha

propiciado de un nuevo espacio para el activismo, para promulgar sus ideas, ganar influencia y adeptos y para la organización de protesta (Housley & et al., 2018).

Asimismo, esta división profunda favorece la disfunción gubernamental presente, ya que en escenarios de polarización existe una desconfianza cuando el otro lado está en el poder (Hetherington & Rudolph, 2015). Esta polarización de la vida política del país funciona como un indicador de la crisis hegemónica existente en Estados Unidos. A medida que existen fuerzas políticas competitivas que difieren en sus ideas y acciones y carecen de cualquier terreno común significativo, hay polarización (Carothers & O'Donohue, 2019). En los siguientes capítulos se abordará el cómo la promoción de ideas mediante el ciberactivismo en Twitter puede acentuar la polarización mediante la utilización del discurso ofensivo.

POLARIZACIÓN, ACTIVISMO Y DISCURSO OFENSIVO EN ESTADOS UNIDOS

6.1. Orígenes de la Polarización en Estados Unidos

Históricamente Estados Unidos ha sido caracterizado por ser un país dividido en el ámbito político de las elites, especialmente dentro del aparato legislativo. Sin embargo, la fuerte división dentro de las masas es algo relativamente más reciente. A pesar de que anteriormente igual había una cierta división en temas políticos, la división presente en la actualidad responde más a una polarización afectiva, lo que significa que en mayor medida los ciudadanos estadounidenses sienten desconfianza y disgusto con los afiliados al otro partido (Iyengar, Lelkes, Levendusky, Malhotra, & Westwood, 2019). A pesar de las diferencias ya mencionadas, generadas por el sistema bipartidista señaladas por Layman, Carsey y Horowitz (2006), en 1980 dichas diferencias comenzarían a asentarse en mayor medida.

Pues, en 1980, con la llegada de Ronald Reagan al poder, se inició un período en la que algunos observadores han identificado que las diferencias entre ambos partidos políticos aumentaron (Walker, 2006). En años posteriores los principales líderes partidistas comenzaron a tomar posiciones aún más antagónicas en los principales temas de la nación como impuestos, defensa, aborto, entre otros. Esto llevó a que la polarización ideológica se acrecentó en las masas ya que causó que tanto liberales como conservadores se adhieran al partido que mejor representaba sus valores. Hacia finales de la década de los 90s el clima y el ambiente de toxicidad que dominaba en la esfera de las élites comenzó a verse también reflejada en las masas del pueblo estadounidense (Walker, 2006).

A pesar de esta tendencia, la polarización presente en la sociedad civil no se encontraba remotamente acercada al nivel de polarización de las elites como lo señalan Fiorina y Levendusky (2006). En dicha época, los ciudadanos tanto demócratas como republicanos tenían una especie de mezcla de valores y cosmovisiones tradicionales y modernas (Fiorina & Levendusky, 2006). En fines de las décadas de los 70s, los estudios indicaban que tanto los liberales como los demócratas se encontraban cómodos tanto con el partido Republicano como el Demócrata.

No obstante, para los inicios del siglo XXI el partido Republicano ya comenzaría a ser mayormente asociado con conservadores y el Demócrata con liberales (Fiorina & Levendusky, 2006). Ahora bien, para 2004 el electorado Demócrata y Republicano continuaba presentando ciertas tendencias moderadas en temas en donde hay polarización de élites como en el aborto o el matrimonio homosexual (Walker, 2006). El “*National Election Study*”, en el tema del

aborto mostró que más de un 40% de demócratas y republicanos fuertes presentaron una inclinación moderada en lugar de una polarizada como en el caso de las élites (Fiorina & Levendusky, 2006).

Esta lógica iría cambiando progresivamente en las primeras dos décadas del siglo XXI, ya que como indican Iyengar, Sood y Lelkes (2012), los estudios muestran que en 2016 solo entre un 4% y un 5% de estadounidenses se encontrarían disgustados si su hijo o hija se casaría con alguien del partido opuesto, mientras que para 2010 la cifra cambio hacia el 1/3 de los demócratas y 1 de cada 2 republicanos. Mason (2018), señala que la raíz de la polarización afectiva en Estado Unidos es la reducción de la convergencia identidades transversales. De esta forma, las personas con una afiliación partidaria, con una identidad ideológica consistente se han convertido progresivamente más hostiles con respecto a los miembros de los otros partidos, independientemente de su posición (Iyengar, Lelkes, Levendusky, Malhotra, & Westwood, 2019).

Uno de los factores que han incentivado dicha hostilidad es el “*sorting*”, el cual hace alusión al grado en el que las personas se afilian a un partido en base a su autoubicación ideológica (Davis & Dunaway, 2016) . El problema del *sorting* es que generalmente suele incentivar a que ambos partidos opuestos se perciban como más extremistas de lo que en realidad son y abre la posibilidad de malinterpretación (Iyengar, Lelkes, Levendusky, Malhotra, & Westwood, 2019). Por consiguiente, el *sorting* causas niveles elevados de partidismo y comportamiento polarizado, como activismo, sesgos partidistas y enojo (Mason, 2015). Estudios psicológicos muestran que la dicotomización y el *sorting* que divide a las personas en una lógica de “*in-group/out-group*”, es capaz de desencadenar una serie de sentimientos positivos para su propio grupo y negativos para el otro, incluso en temas triviales (Billig & Tajfel, 1973). El *sorting* combinado a la superficialidad del activismo *hashtag* es lo que justamente podría incitar la malinterpretación, la falta de comprensión de las injusticias y el enojo que puede ser transmitido a través del discurso ofensivo.

En un estudio de Iyengar y Westwood (2015), se encomendó a un grupo de participantes el escoger a dos candidatos para una beca académica. Los resultados confirmaron la existencia de un sesgo partidista ya que el 79% de demócratas escogieron a un candidato demócrata y un 80% de republicanos seleccionaron a un aplicante republicano. Esto demuestra como la polarización afectiva ha tenido un efecto *spillover* en Estados Unidos, hasta el punto en que dichas divisiones se encuentran presentes en actitudes no políticas (Iyengar, Lelkes, Levendusky, Malhotra, & Westwood, 2019). Dicho esto, como es evidente, que ha habido un

aumento considerable del partidismo negativo en el electorado estadounidense, marcando así la tasa más alta de lealtad partidaria en los últimos 60 años (Abramowitz & Webster, 2016).

Considerando todos los puntos mencionados, la división dentro del país solo podría ser comparada en cierta medida a los períodos de la Guerra Civil, la revolución industrial y el *New Deal* (Brady & Han, 2007). En el caso de la Guerra Civil, las temáticas en las que se dividía el país eran principalmente de una tipología moral, al tratarse de la esclavitud, la secesión y los derechos civiles (Walker, 2006). Algo similar ocurre en la actualidad con los temas ya mencionados como el del aborto o el matrimonio igualitario, ya que en ambos casos se observa a dos polos convencidos de tener la razón. En el caso de la esclavitud, la fuerte división entre el Norte y el Sur (anti-esclavos y pro-esclavos) desencadenó una Guerra Civil de cuatro años, en lugar de la formación de un acuerdo en donde se llegue a un compromiso (Brady & Han, 2007).

Con respecto a la revolución industrial y al *New Deal* en 1930, la polarización sería ahora enmarcada por el rol que debía tomar el gobierno especialmente dentro del apartado económico. En la revolución industrial en los 1890s el debate era por el crecimiento urbano o el proteccionismo rural, mientras que en los 1930s era con respecto a que políticas se debían adoptar para salir de la Gran Depresión. Empero, como señalan Brady y Han (2007), en los 1930s el debate era estrictamente económico y se ignoraron las temáticas morales, mientras que en los 1980s además del tema económico, igual se debatían temas morales como el progresismo, darwinismo, urbanización y el expansionismo. Debido a la mezcla de asuntos económicos y morales (sociales) es que la crisis de polarización de la revolución industrial sería la más similar a la crisis actual, en donde no solo hay discrepancia en los temas morales ya mencionados, pero también en temas económicos como los impuestos, acuerdos de libre comercio, etc.

6.2. Activismo en Estados Unidos: Del Civil Rights Movement al Black Lives Matter

El activismo en Estados Unidos es de larga data, por lo que existe una amplia lista de activistas y movimientos sociales que han buscado cambio social, económico y político en Estados Unidos, así como otros activistas que han intentado prevenir dichos cambios. El activismo en Estados Unidos tuvo su apogeo con el “*Civil Rights Movement*” en inicios de la década de los 50s, luego en la década de los 60s surgió el movimiento antiguerra que buscaba frenar la Guerra de Vietnam y posteriormente los movimientos feministas y en favor de los grupos LGBTIQ.

El *Civil Right Movement* inició como una protesta hacia las leyes Jim Crow en el Sur de Estados Unidos en febrero de 1960, motivados por la segregación racial. Progresivamente las protestas comenzaron a esparcirse en diversas ciudades del Sur y del resto de la nación, mediante una resistencia pasiva y no violenta encabezada por estudiantes blancos y negros (Clayton, 2018). Además del apoyo de los estudiantes, el movimiento contó con varios líderes como Martin Luther King Jr., Rosa Parks, Malcolm X, entre otros. Si bien los estudiantes fueron un eje fundamental para la movilización, los líderes tuvieron un rol clave ya que son ellos los que moldean la agenda política, realizan inputs, hacen *lobbying*, etc. Los valores del *Civil Rights Movement* son una de las principales razones de su suceso, ya que eran muy difíciles de ser cuestionados, no obstante, como destaca Dreier (2015), igual hubo críticas por parte de liberales quienes creían que sus demandas eran muy radicales.

Imagen 1: Protestas *Civil Rights Movement*



Fuente: Burk Uzzle, *MLK Funeral Street Scene con la Guardia Nacional*, Atlanta, 1968.

Los principales valores del movimiento eran en el de dignidad y respeto, los cuales fueron promulgados por Walter White, quien insistió al NAACP que los ciudadanos negros se merecían el mismo respeto y oportunidades que los de los blancos (Broussard, 2001). Esta línea de valores fue la que articuló las demandas y solicitó la abolición de las leyes Jim Crow, el que se les otorgue plena igualdad y que se elimine el sistema de segregación junto con cualquier residuo del sistema de castas previo (Broussard, 2001). Estos mismos valores luego serían clave para determinar el repertorio de protesta que utilizarían para presionar al gobierno a generar cambio, pues, el objetivo moldeó la protesta, siendo esta una lucha con dignidad y respeto. Por tal motivo, es que, pese a la represión policial y la discriminación generalizada, se utilizó la protesta pacífica. Las protestas masivas y la desobediencia civil fueron claves, siempre de manera no violenta, mandando un mensaje de paz a la nación (Broussard, 2001). Es por este

motivo que los activistas no se resistían al arresto, sino lo aceptaban para luego denunciar la inconstitucionalidad del arresto. Algunas tácticas de su repertorio de protesta eran el boicot, manifestaciones en lugares públicos como marchas y peregrinaciones colectivas que se producían en las calles (Fernández, 2007).

Otro factor clave del movimiento fue la persistencia debido a que en lo 60s las protestas eran constantes y masivas a pesar de la represión y la brutalidad. De hecho, una de las formas de concientización fue el mostrar al pueblo estadounidense como se violaban los derechos humanos de los protestantes, pese a que su protesta era pacífica. La ilegitimidad del abuso de fuerza fue lo que hizo a EE. UU. despertar en los 60s y legitimar su lucha. Ello cumple con los hallazgos del estudio hecho por Erica Chenoweth de Harvard, en donde se descubrió que las protestas pacíficas tienen el doble de posibilidad de tener éxito que las violentas, teniendo las pacíficas un 53% de posibilidades de triunfar y las violentas solo un 26% (Chenoweth & Stephan, 2011). Otro dato alucinante es que, en este tipo de protestas, un apoyo del 3.5% de la población que participe activamente, asegura un cambio político (Chenoweth & Stephan, 2011).

Imagen 2: Abuso policial en protestas



Fuente: Bill Hudson, Ataque de perro policía, Alabama, 1963.

Estos factores significaron una descomunal unidad dentro del movimiento y les dio una capacidad de presión considerable, la cual estuvo presente con Roosevelt, Truman, Eisenhower, Kennedy y Johnson. Ello fue lo que permitió que el senado y el congreso cedan a las demandas y aprueben la Ley de Derechos Civiles y la Ley de Derechos Políticos. El *Civil Rights Movement* en 7 años y con un contexto mucho más racista que el actual, logró eliminar la segregación escolar en colegios y en buses, lograron pasaron dos actas de derechos civiles, consiguieron crear una comisión de derechos civiles, etc. Lo que hizo posible el cambio social en los 60s fue la aprobación de leyes en el congreso y senado, para lo cual, el gran apoyo de

los republicanos fue crucial. Pues, hay que recordar que los republicanos abogaban en mayor medida a favor de los derechos de los afroamericanos que los Demócratas en aquella época. El movimiento se movió con cautela y supo sacudir al país, pero no de manera divisiva, sino, llamando a la unidad, lo que se evidencia en el discurso “*I have a dream*”. Esta unidad no solo presionó al Estado a reformarse, sino que concientizó y educó al pueblo norteamericano, lo que minimizó a la oposición.

En la actualidad, con el avance de la tecnología, los movimientos sociales han cambiado sus repertorios de protesta y una de sus principales herramientas hoy en día son las redes sociales. Autores como Pérez-Escolar y Noguera-Vivo (2022) contemplan a las conversaciones políticas de Twitter como un ejercicio de participación política, sin embargo, no se las ha estudiado como un mecanismo de activismo. Dentro del ámbito político, las conversaciones de Twitter podrían considerarse como activismo en cierta medida. Se puede asumir esto partiendo de que por activismo se entiende a la acción colectiva realizada por uno o varios grupos sociales, con el objetivo de buscar un cambio dentro del status quo. Al ser Twitter un espacio de debate se ha convertido en un canal mediante el cual grupos e individuos de la sociedad civil manifiestan sus inconformidades políticas. Es por esto por lo que dicha plataforma puede ser vista como un espacio digital para la protesta y como herramienta para la generación de cambio.

De hecho, movimientos como el Black Lives Matter (BLM) iniciaron como una campaña de Twitter en contra de la represión policial, para luego consolidarse como un movimiento social. Este tipo de campañas justamente forman parte de la política de protesta, son movidas por agencias de movilización e inclusive son capaces de formar nuevas agencias de movilización. En el caso del BLM, el movimiento inició como tal en 2013, tras la muerte de Trayvon Martin, un adolescente afroamericano que pese a estar desarmado fue disparado por un policía en Florida. Tras dicho evento, la activista Alicia Garza hizo una publicación en la que mencionaba que las vidas “negras” importan, palabras que tuvieron mucho impacto. A raíz de aquello, se comenzó a usar el *hashtag* #BLM en una campaña ciberactivista en contra de la represión policial y lamentando la muerte de Trayvon (Faust, et al., 2019).

Posteriormente se creó una página web y BLM comenzó a ser una voz para la identidad afrodescendiente, transformándose lentamente en un movimiento social en contra de la brutalidad policial y en favor de demandas como la dignidad y la justicia social para todos los afroamericanos. Dentro de los repertorios de protesta utilizados por el BLM, se tiene a la campaña digital de concientización presente en varias redes sociales, mítines para expresar el mensaje “*I can't breathe*”, la protesta en eventos deportivos mediante el acto de arrodillarse,

marchas con cantos de canciones como la que se dio el día la inauguración de Trump, entre otros (Faust, et al., 2019). Adicionalmente, cabe recalcar que la causa es mucho más profunda que la justicia por los afroamericanos, ya que también ha ido de la mano con la lucha por los derechos de las mujeres y los grupos LGBTI (Faust, et al., 2019).

Si bien el fin del movimiento Black Lives Matter tiene un objetivo y justificación difícil de objetar, este ha tenido un amplio rechazo por parte de la parte más conservadora de Estados Unidos, lo que evidencia un escenario de polarización. Los escenarios de polarización pueden ser comprendidos principalmente por la distancia ideológica entre dos distintos polos opuestos. En el caso de Estados Unidos, este cuenta con dos polos antagónicos enmarcados por el sistema bipartidista existente. Consecuentemente, la polarización produce una fuerte división en ámbitos ideológicos y afectivos, tanto a nivel de masas como de élites, motivo por el cual la polarización conlleva ciertos desafíos políticos y sociales.

Tras el asesinato de George Floyd el debate del BLM tuvo un *boom*, especialmente por las protestas violentas en Mineápolis y por el llamado al desmantelamiento de la policía y la reestructuración del modelo de seguridad. Peticiones que igual fueron apoyadas fuertemente en Twitter por parte de quienes apoyan al movimiento BLM. Es claro que nadie puede cuestionar la premisa de que las “vidas negras importan”, pero muchos republicanos alegan que la frase es divisiva y puede ser inclusive racista, al no incluir a otras razas, por lo que creen que el slogan debería ser más bien “todas las vidas importan” (Weigel, 2016). Otro argumento es que el movimiento sólo se enfoca en la brutalidad policial, cuando el 90% de asesinatos de afroamericanos son llevados a cabo por otros afroamericanos, lo que significa que ignoran otros problemas y no todas las muertes afroamericanas son de su interés (Weigel, 2016). Por otro lado, un punto que mencionan los conservadores es que BLM no tiene como objetivo único el fin de la represión policial, sino que su lucha se ha transformado en una manera de legitimar disturbios, demoler estatuas históricas y el desfinanciar la policía, siendo el último uno de los principales puntos de desacuerdo (Shapiro, 2020).

Imagen 3: Mural George Floyd



Fuente: Anjali Nair (NBC News), 2021.

Los argumentos en contra del BLM previamente mencionados fueron esparcidos de igual forma mayoritariamente a través de Twitter con el *#AllLivesMatter*, y sería apoyado fuertemente por el contra movimiento *Blue Lives Matter*, el cual aboga principalmente por la vida de los policías. Esto demuestra una atmósfera de polarización, en la cual se ve como la participación dentro de Twitter puede ser considerada como una herramienta de activismo, y, como los debates de Twitter pueden acentuar e inclusive sembrar diferencias tanto ideológicas como afectivas. Un elemento que es perceptible dentro de estos debates es el del discurso de odio, algo que explicaría el auge de la cultura de la cancelación y las fuertes tensiones que genera con activistas republicanos.

Si bien BLM ha tenido un impacto importante, este ha fracasado en conseguir un cambio social debido a varias fallas tanto en su estructura como en su accionar, pero también por la forma en la que está configurada la sociedad actualmente. Sin duda, el internet y el uso de las redes sociales han tenido un rol en la división de la sociedad. De hecho, Lelkes, Sood e Iyengar (2017), encontraron una relación ligeramente positiva entre el acceso a internet y la polarización efectiva. A pesar de la mayor presencia de discurso de odio en los 60s, este no se utilizaba como técnica de protesta y de cambio social, por lo que el activismo en dicha época se utilizaba para eliminar el discurso de odio, pero sin usarlo, mientras que ahora se lo utiliza en cierta medida mediante el activismo *hashtag*. Las principales fallas son la carencia de líderes visibles y con peso, la desviación de sus demandas hacia otros temas diferentes los de raza, el ignorar otros problemas de los afroamericanos, enemistar constantemente a los republicanos, falta de *lobbying* político, la utilización de protesta violenta y la falta de constancia de las protestas.

6.3. Del Activismo Hashtag al discurso ofensivo en Estados Unidos

Dentro del discurso de odio en Twitter se puede ver como el elemento ideológico y afectivo entran en conjunción con el activismo y la acentuación de la polarización. Esto se debe a que incluyen una perspectiva política ideológica determinada y antagónica, así como elementos afectivos divisorios como la utilización de palabras ofensivas, lesivas y en sí discursos que provoquen emociones negativas. Esta disfunción palpable en Twitter muestra la falta de confianza que hay entre ambos polos, en donde a pesar de que las causas son difíciles de objetar, estas son objetadas por una falta de confianza del otro lado como señalan Hetherington y Rudolph (2015).

De igual forma que el BLM, el movimiento “*Me Too*” inició a través a de una serie de protestas en Twitter, en este caso con el #*MeToo*, el cuál buscaba generar apoyo a víctimas de abuso y acoso sexual, así como denunciar a los perpetradores y concientizar la violencia sexual. Debate que igual causó revuelo en el sector conservador de Twitter, con lo que de nuevo mediante protestas y sentimientos contrarios a esta campaña se crearía el contramovimiento “*Him Too*”, el cual promueve la idea que también los hombres son víctimas de violencia sexual y abuso, y dicho movimiento puede igual defender a víctimas que son falsamente acusados de abuso y violencia sexual. Las protestas en el capitolio de igual forma surgieron a partir de protestas en Twitter con el #*StopTheSteal*, el cual luego provocó la creación de una organización y sirvió para incentivar las protestas y la violencia en el capitolio, utilizando además otros *hashtags*, entre ellos, #*WalkAway*, #*MarchforTrump*, #*RallyforTrump*, #*DefendDC*, #*ProudBoys*, #*WildProtest*, #*Jan6*, #*DoNotCertify*, etc.

Imagen 4: Protestas *Me Too* Movement



Fuente: Damian Dovarganes (AP), 2017.

Esta fuerza sustantiva ha tenido una gran preponderancia en elecciones pasadas como con Obama en 2008 y particularmente con Donald Trump en 2016 (Tumasjan, Sprenger, Sandner, & Welpe, 2010; Stolee & Caton, 2018). Gao y Huang (2017) indican que a raíz de las elecciones de Estados Unidos de 2016 hubo un aumento de discurso ofensivo, algo igual relacionado al aumento del uso de redes sociales. Esta relación se la puede realizar a partir de que redes sociales como Twitter tienen mayor facilidad para expresar su opinión sobre ciertos temas y actores (Grimminger & Klinger, 2021). Uno de los principales problemas que Grimminger y Klinger (2021) destacan de los algoritmos de detección de odio es que suelen omitir palabras que pueden ser ofensiva y promover odio. Las principales 10 palabras que destacan son “*fuck*”, “*disgusting*”, “*idiots*”, “*bitch*”, “*fat*”, “*bullshit*”, “*vs*”, “*idiot*”, “*covidiot*” y “*sleepy*” (Grimminger & Klinger, 2021).

Además del uso de lenguaje ofensivo, las redes sociales como Twitter o Facebook son utilizadas por grupos extremistas tanto de derecha como de izquierda para poder esparcir propaganda e invitar odio y violencia en contra de sus oponentes, del gobierno, la milicia, policía, entre otros (Requena, 2020). La extrema derecha se encuentra fragmentada en varias fracciones, algunos de los grupos radicales de esta vertiente son: Milicias y patriotas, blancos supremacistas y neonazis, Boogaloo Bois y extremistas anti-gobierno, los “*Proud Boys*”³, neuloditas y QAnon⁴. Por otro lado, en la extrema izquierda se ubican el BLM y Antifa, que es una organización antifascista opuesta a Trump la cual ha sido asociada con la utilización de tácticas violentas y agresivas (Requena, 2020).

La falta de control y regulación de las redes sociales causa que se esparza información falsa, discurso ofensivo e incivildad mediante el discurso (Lowry, Zhang, Wang, & Siponen, 2016). De acuerdo con el estudio realizado por Hameleers, van der Meer y Vliegthart (2021), en Estados Unidos, la constante exposición a las noticias falsas y a la desinformación hace que las personas sean más propensas a tener sentimientos de incivildad y odio hacia los otros grupos diferentes de la sociedad. En el caso americano existe un claro vínculo entre la derecha radical populista encabezada por Trump y la desinformación, lo cual ha resultado en ataques partidistas a demócratas (Hameleers, van der Meer, & Vliegthart, 2021). La desinformación

³ Grupo militante supremacista y neofascista de extrema derecha que provoca peleas callejeras con personas de extrema izquierda y antifascistas. Este grupo mostró un gran apoyo a Trump durante las elecciones y promovió su slogan “*Make America Great Again*”.

⁴ *QAnon* es un movimiento que promueve una teoría de conspiración que mantiene que hay un “Estado profundo” el cual esta oculto y controla el poder. Dicho movimiento apoyo ampliamente a Trump durante las elecciones. Para conocer más sobre el resto de movimiento de extrema derecha revisar Requena (2020) en: https://www.ieee.es/Galerias/fichero/docs_investig/2020/DIEEEINV09_2020PILREQ_extremismoUSA-ENG.pdf

junto con la hostilidad y el uso del discurso de odio en el internet y las líneas partidistas son lo que refuerzan la polarización afectiva, generando así discurso de odio (Bennett & Livingston, 2018). Una de las razones por las cuales en Estados Unidos se podría difundir información falsa es para generar incivildad, lo que fomentaría el discurso de odio y por lo tanto polarizaría a la población de forma que conseguirían mayor apoyo en sus posiciones extremistas de derecha (Hameleers, van der Meer, & Vliegthart, 2021).

Esta estrategia tiene coherencia con la teoría de la hegemonía cultural, ya que el bloque histórico republicano en este caso buscaría polarizar a la población para alejar a los votantes medios hacia los extremos y así ganar más adeptos que les permitan establecerse en el poder y potencialmente convertirse en un bloque hegemónico. Esto podría ser apoyado con el hecho de que los partidarios de Trump utilizan en mayor medida que los de Biden un discurso ofensivo, en un 12.9% por sobre un 11.4% (Grimminger & Klinger, 2021). De igual forma, en el estudio realizado por Solovev y Pröllochs (2022), se encontró que los Demócratas reciben aproximadamente un 3.6% a más de respuestas ofensivas en Twitter. Adicionalmente, un estudio de las “*fake news*” en las elecciones del 2016 reveló que los conservadores y los partidarios de Trump presentan una mayor tendencia en compartir noticias falsas en Facebook que los liberales (Guess, Nagler, & Joshua, 2019). Otro argumento a favor de la intencionalidad en el discurso de odio de los republicanos es la propaganda política antinmigrantes de Trump en 2016.

Un estudio de memes políticos en España muestra una lógica similar, en donde se encontró que la mayor cantidad de “*memes*” atacan a la izquierda, el 95% expresaron sentimientos negativos no constructivos y un 30.6% de estos contenían discurso ofensivo (Paz, Mayagoitia-Soria, & González-Aguilar, 2021). En dicha investigación también se demostró como en aquel caso los memes políticos son capaces de aumentar la polarización del entorno ideológico en el que son reproducidos, debido a la fragmentación del público en línea y mediante la creación de una narrativa emocional política (Paz, Mayagoitia-Soria, & González-Aguilar, 2021). Teniendo esto en cuenta, la construcción de mensajes con discurso ofensivo contiene elementos retóricos que inducen polarización y provocan una interferencia en el dialogo democrático. Por tanto, los memes, de la misma forma que los tweets ofensivos tienden a acentuar la confrontación entre creencias ideológicas adversas, lo que genera polarización (Gruzd & Roy, 2014). Debido a que la política de protesta, especialmente en Estado Unidos, ha utilizado estas herramientas como mecanismo de activismo y participación, el activismo en sí mismo podría tener un rol dentro del ciclo de polarización.

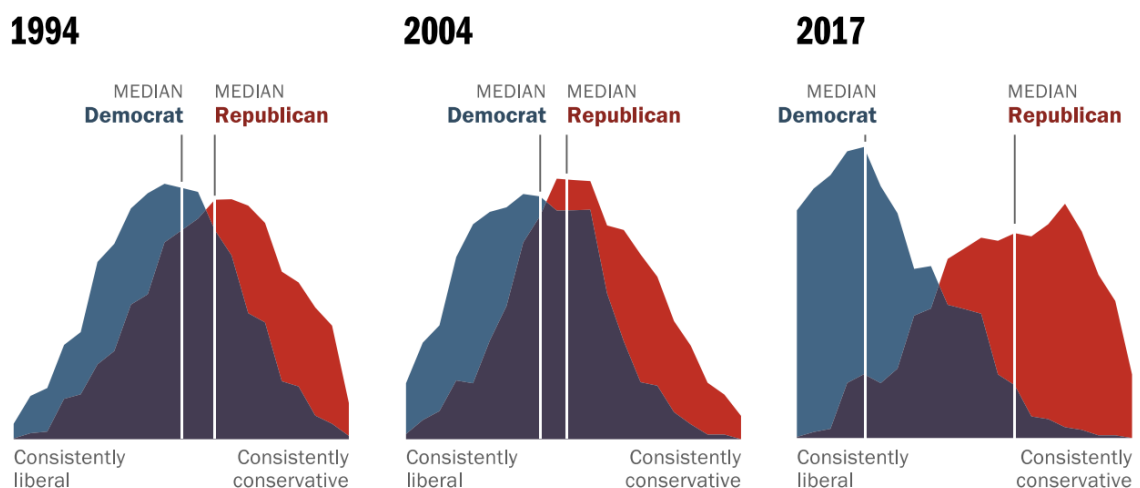
La instrumentalización de las redes sociales para los repertorios de protesta de luchas activistas parte de los principales beneficios políticos de dichas plataformas. La capacidad de difundir mensajes en una escala pública, la estimulación del diálogo político y de discusiones y su capacidad de organización de movilización (Solovev & Pröllochs, 2022). Las redes sociales fomentan cámaras de eco y una retórica de rivalidad, aspectos que se encuentran vinculados con el ciberacoso y con el discurso de odio. El discurso ofensivo tiene una alta presencia en temas políticos ya que se ha evidenciado que este tipo de discusiones provocan una fuerte respuesta emocional (Wagner, 2020). En líneas generales las redes sociales aumentó el intercambio de mensajes, *networks* de contactos y la publicación de mensajes e información con incitación al odio (Piazza, 2018).

ANÁLISIS DE DATOS

7.1. Crecimiento de la Brecha Ideológica

En el 2017, *Pew Research Center* realizó un estudio para identificar la división partidaria y el crecimiento en la diferencia de valores políticos. La distribución de la consistencia ideológica de los demócratas y republicanos en una escala de valores políticos de 10 puntos evidencia como han crecido dichas diferencias en los últimos entre finales del siglo XXI y la actualidad. Ello comprueba lo mencionado en el capítulo anterior, de que en la década de los 90s no existía una fuerte polarización a nivel ideológica a nivel de masas. Como muestra el gráfico 3, en 1994 había una superposición ideológica drásticamente mayor a la superposición encontrada en el 2017.

Gráfico 3: División ideológica de ciudadanos estadounidenses entre 1994 y 2017

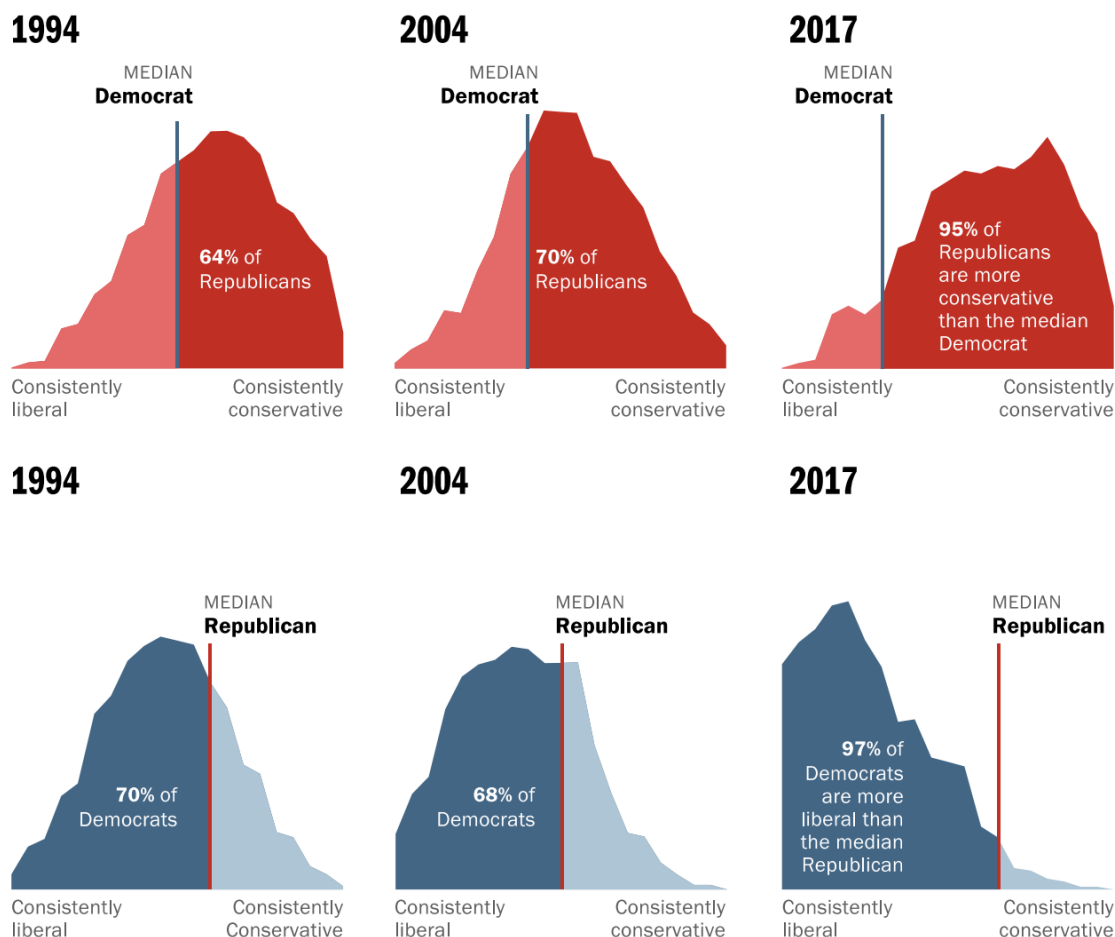


Fuente: Pew Report, 2017 (The Partisan Divide on Political Values Grows Even Wider).

De la misma forma, como indica el gráfico 4, en 1994 solo el 64% de los republicanos eran más conservadores que el demócrata mediano y el solo 70% de demócratas eran más liberales que el republicano mediano (Pew Research Center, 2017). Por otro lado, para 2017, el Republicano mediano era aproximadamente un 95% más conservador que un demócrata mediano, mientras que este es un 97% más liberal que un republicano mediano (Pew Research Center, 2017). En 1994 el 23% de los republicanos eran inclusive más liberales que un demócrata mediano y el 17% de los demócratas eran más conservadores que un republicano

mediano, mientras que en 2017 fueron solo 1% y 3% respectivamente (Pew Research Center, 2017).

Gráfico 4: Consistencia ideológica en Republicanos y Demócratas entre 1994 y 2017



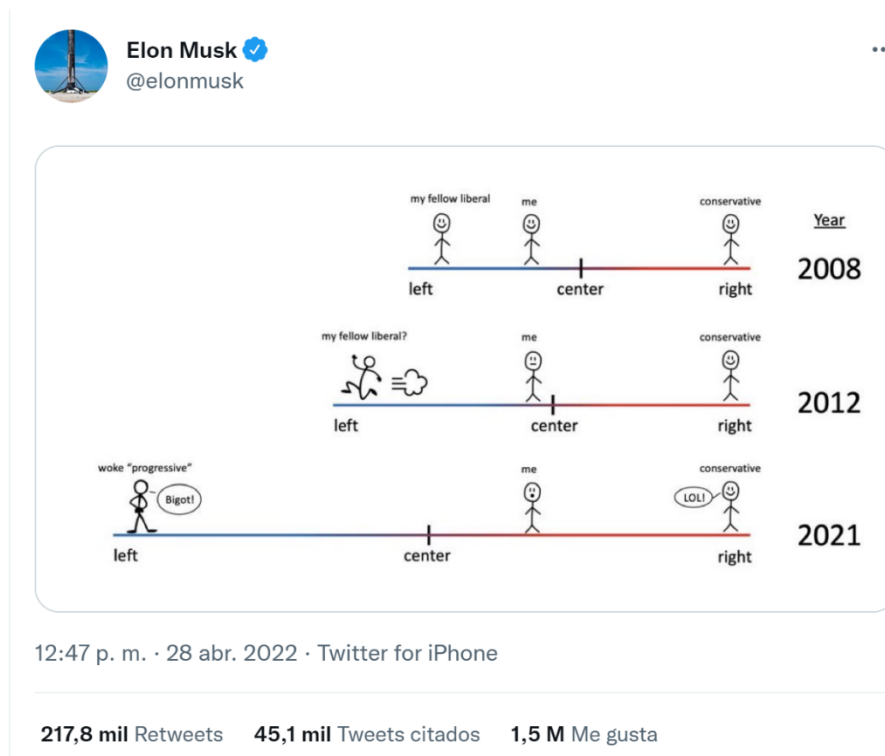
Fuente: Pew Report, 2017 (The Partisan Divide on Political Values Grows Even Wider).

Haciendo contraste con las conversaciones de Twitter se puede ver que el crecimiento de la polarización ideológica de masas viene acompañado por el crecimiento de polarización afectiva de masas.

La imagen 5 muestra un tweet publicado por Elon Musk, el cual generó altos niveles de polémica al proyectar su percepción de la división partidaria y el crecimiento en la polarización de valores políticos mediante una escala de distancia ideológica y de partidismo. Si bien la caricatura presenta ciertos sesgos políticos, muestra información clave al indicar como con el

transcurso del tiempo, ciudadanos que se encontraban en el centro de la escala de consistencia ideológica se han ido más hacia un lado.

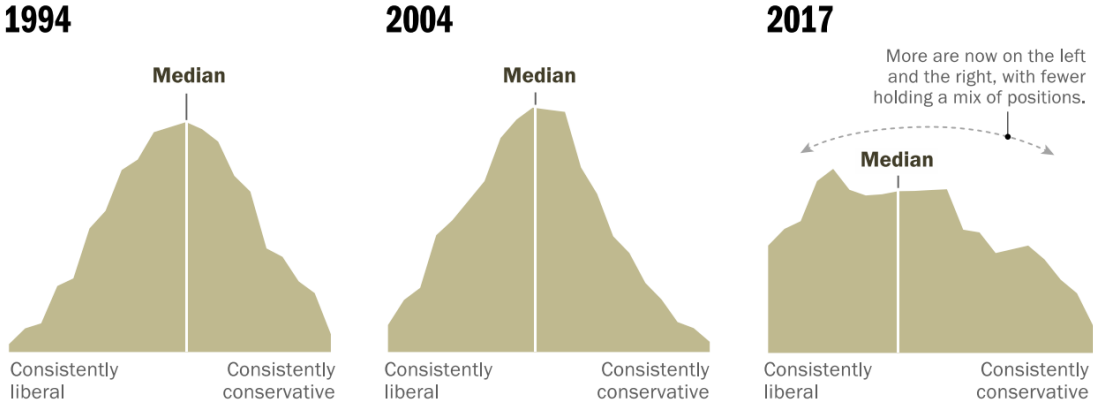
Imagen 5: Cambio de la distancia ideológica entre 2008 y 2021 según Elon Musk



Fuente: (Musk, 2022)

El gráfico 5, en el cual mide el cambio en el tiempo de la distancia ideológica y partidista, se evidencia que la cantidad de ciudadanos con una mezcla de posiciones liberales y conservadoras se ha reducido de forma significativa. La mediana en dicha escala se ha movido hacia la izquierda, algo que se puede entender por la mayor aceptación de los grupos LGBTIQ y de los inmigrantes (Pew Research Center, 2017). Para poner esto en perspectiva, el distanciamiento ideológico se entiende con el distanciamiento partidista. Pues, la brecha partidista promedio subió 11 puntos entre 1994 y 2017, a pesar de que no ha habido variaciones significativas en los aspectos demográficos como indica el gráfico 6.

Gráfico 5: Distribución de valores políticos entre 1994 y 2017

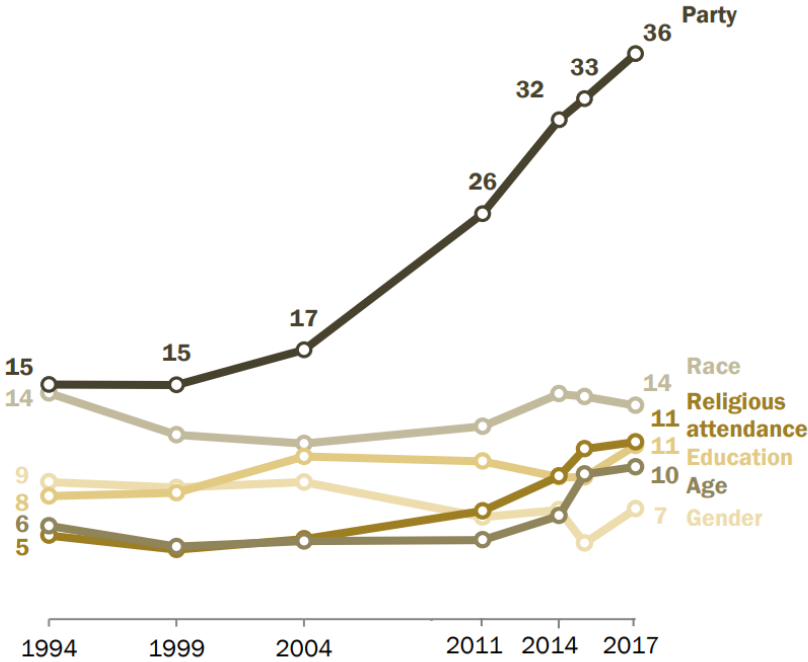


Notes: Ideological consistency based on a scale of 10 political values questions (see methodology).
 Source: Survey conducted June 8-18, 2017.

PEW RESEARCH CENTER

Fuente: Pew Report, 2017 (The Partisan Divide on Political Values Grows Even Wider).

Gráfico 6: Brechas ideológicas entre valores políticos



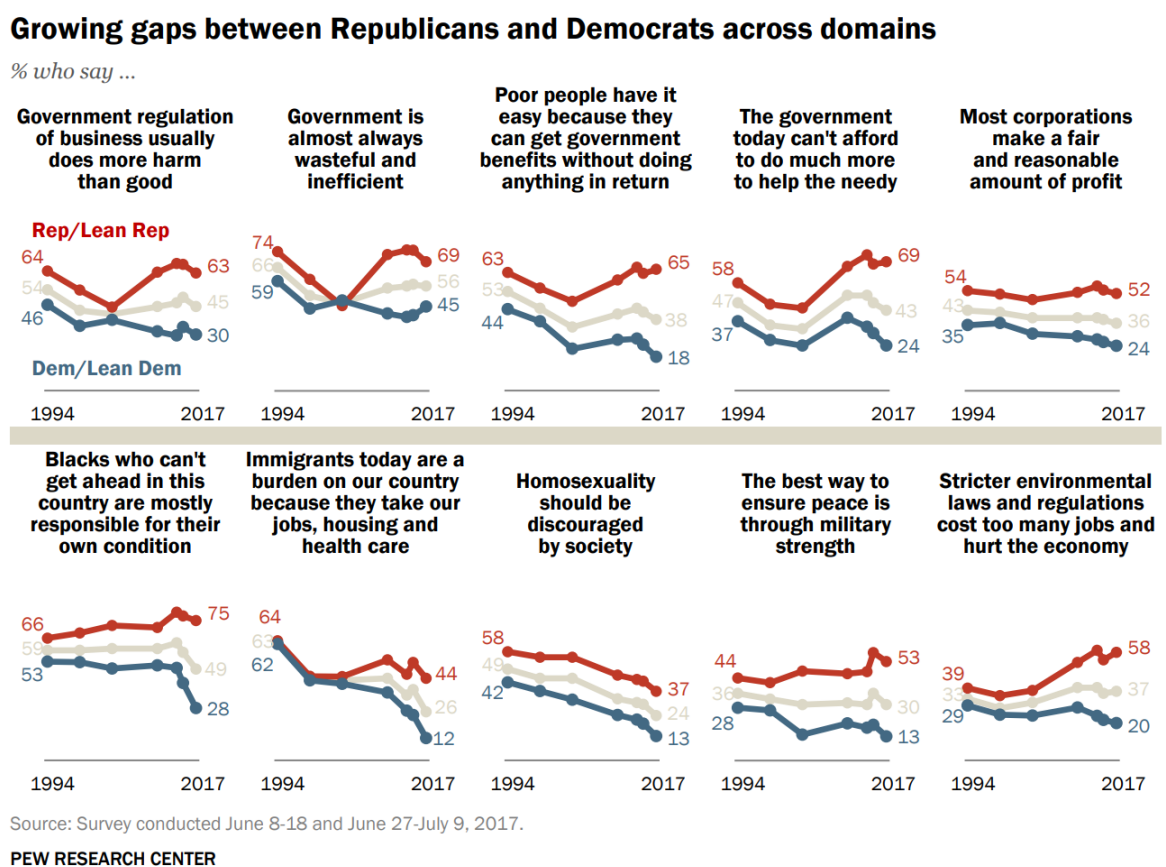
Notes: Indicates average gap between the share of two groups taking the conservative position across 10 values items. Party=difference between Rep/Lean Rep and Dem/Lean Dem. Race=white non-Hispanic/black non-Hispanic. Education=college grad/non-college grad. Age=18-49/50+. Religion=weekly+ religious service attenders/less often.
 Source: Survey conducted June 8-18 and June 27-July 9, 2017.

PEW RESEARCH CENTER

Fuente: Pew Report, 2017 (The Partisan Divide on Political Values Grows Even Wider).

En temas de valores, existen valores como el de la aceptación de la homosexualidad en donde en donde a pesar de que la opinión se ha movido en la misma dirección en ambos partidos, la brecha igual se ha ampliado ya que a pesar de que la aceptación subió en 16% para los republicanos entre 1994 y 2017, entre los demócratas la aceptación subió en un 29% (Pew Research Center, 2017). En otros apartados, como en el de la discriminación racial, la opinión se ha movido en dirección opuesta, en donde la negación de la discriminación racial como detractor del avance de los afroamericanos ha aumentado entre republicanos y disminuido entre demócratas. Como indica el gráfico 7, si bien los Republicanos presentaban ya una mayor tendencia en negar la cuestión racial como un problema de progreso de los afroamericanos, esta tendencia se extrapolaría aún más, subiendo 37 puntos entre 1994 y 2017.

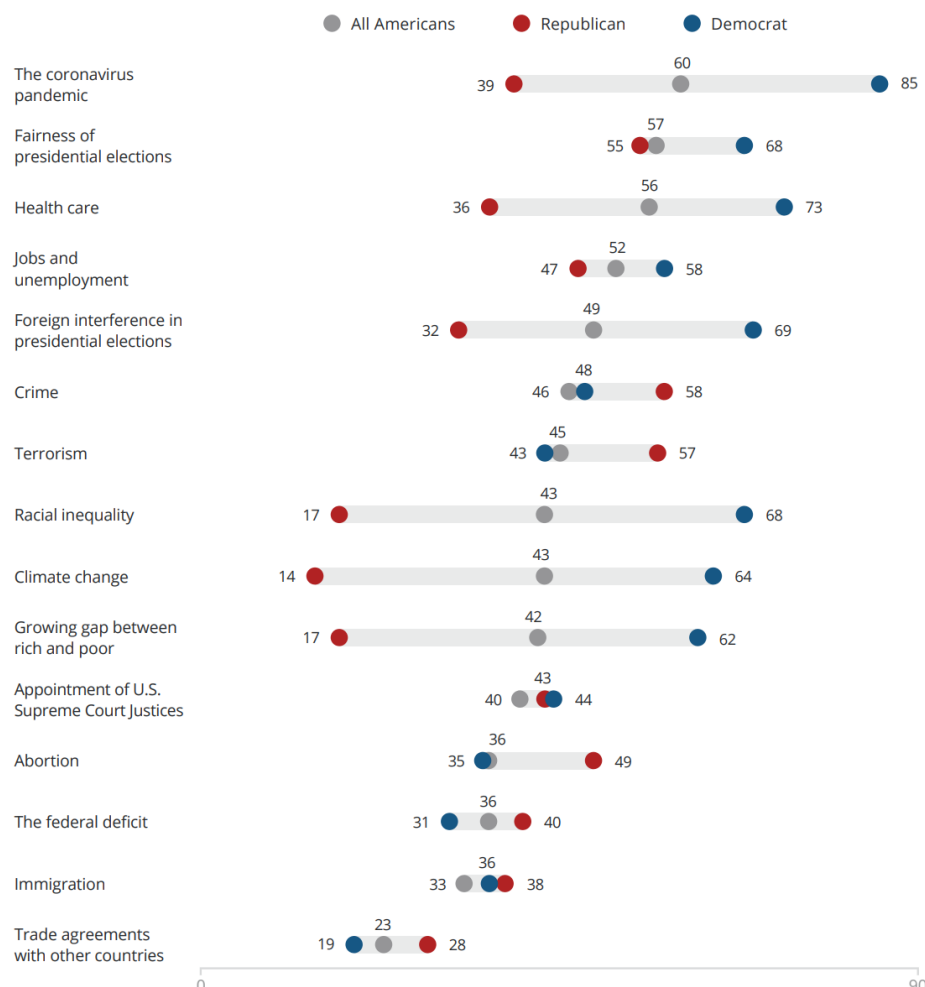
Gráfico 7: Brechas entre valores políticos de Demócratas y Republicanos en temas clave



Fuente: Pew Report, 2017 (The Partisan Divide on Political Values Grows Even Wider).

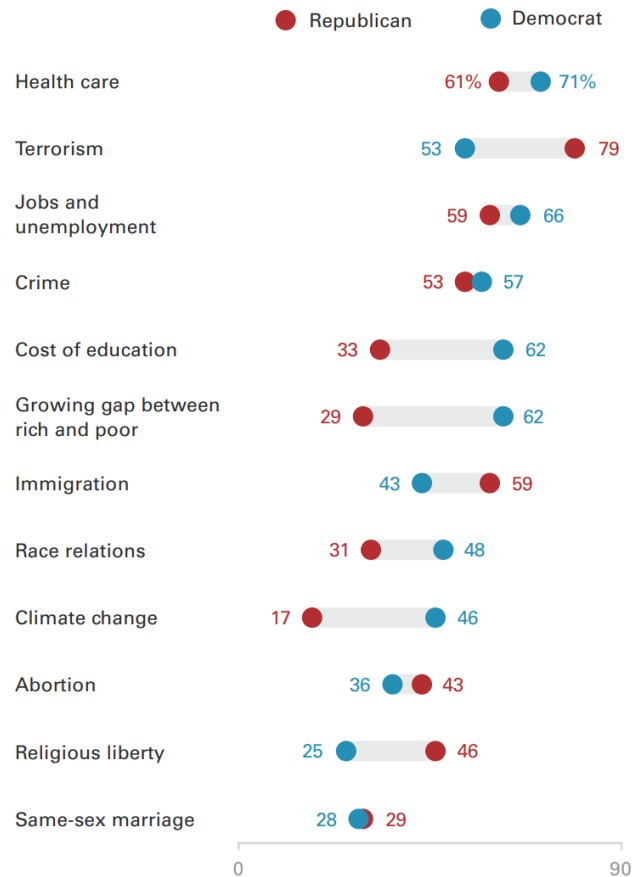
De igual forma, el crecimiento de la polarización se ha hecho evidente con respecto a los problemas críticos. Los resultados del *American Values Survey* justamente indican como las posiciones de demócratas y republicanos se han alejado. En el 2020, quitando el problema de la pandemia del Coronavirus, las 5 temáticas con mayor discrepancia eran: inequidad racial (51 puntos), el cambio climático (50 puntos), la creciente brecha entre ricos pobres (45 puntos), el sistema de salud (37 puntos) y la interferencia extranjera en las elecciones presidenciales (37 puntos) (Jones, Jackson, Orcés, Huff, & Holcomb, 2020). Por otro lado, en 2015, las 5 temáticas con mayor discrepancia fueron: la creciente brecha entre ricos pobres (33 puntos), cambio climático (29 puntos), costo de la educación (29 puntos), terrorismo (26 puntos) y la libertad religiosa (21 puntos) (Jones, Cox, Cooper, & Lienesch, 2015). Si bien dos problemáticas se han mantenido en el top 5 de problemáticas cruciales entre 2015 y 2020, el cambio climático y la brecha socioeconómica, sí ha existido un distanciamiento considerable en estos 5 años en las percepciones de las problemáticas.

Gráfico 8: Posiciones en temas críticos entre Demócratas y Republicanos en el 2020



Fuente: PRRI, 2020 (American Values Survey).

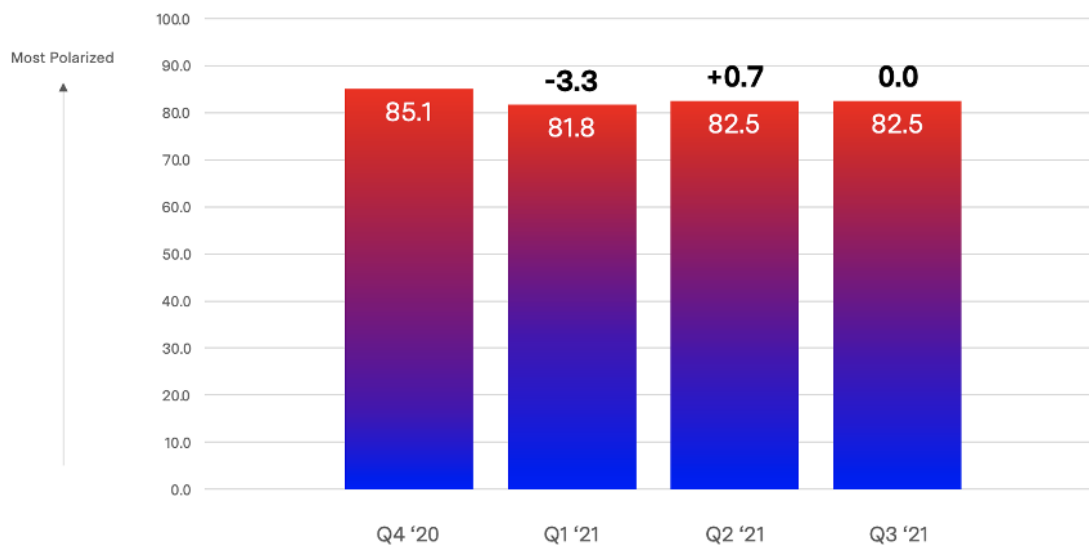
Gráfico 9: Posiciones en temas críticos entre Demócratas y Republicanos en el 2015



Fuente: PRRI, 2015 (American Values Survey).

No obstante, a pesar del crecimiento exponencial en los últimos años, de acuerdo con los hallazgos “*Polarization Index*”, índice que calcula una puntuación de polarización en base a Twitter, la polarización no ha crecido entre el 2020 y el 2021. Como evidencia el gráfico 10, a pesar de haber cubierto eventos políticos importantes como las elecciones, la toma del capitolio, la transición de la administración Trump a la de Biden y la mayoría del lanzamiento de la vacuna covid-19, el puntaje de polarización apenas se ha movido. Consiguientemente, ello indicaría que la curva de polarización se habría aplanado en los últimos años.

Gráfico 10: Índice de Polarización por Trimestres



Fuente: USC Annenberg, 2021 (The Polarization Index).

7.2. Relación entre Activismo y Polarización en Estados Unidos

En otro estudio de polarización política de *Pew Research Center* realizado en 2014 y enfocado específicamente en como la uniformidad ideológica y antipatía partidista afectan la política en Estado Unidos, se observó que la hostilidad hacia el partido contrario tiene una relación estrecha con la participación y el activismo político. Como muestra el Gráfico 11, el activismo político tiene un patrón de curva en U, en donde se muestra que existen mayores niveles de participación política en los extremos del espectro ideológico y menores en la mitad (*Pew Research Center*, 2014). El primer gráfico de barras es sobre el voto, el cuál es considerado uno de los ejercicios más básicos de activismo, ya muestra las disparidades mencionadas. Sin embargo, dichas disparidades son aún más pronunciadas en el gráfico de contribución económica. Debido a que la contribución económica es un ejercicio de activismo más profundo, es palpable que los niveles de activismo están correlacionados con la ubicación ideológica.

Gráfico 11: Niveles de activismo político de acuerdo tipología y consistencia ideológica

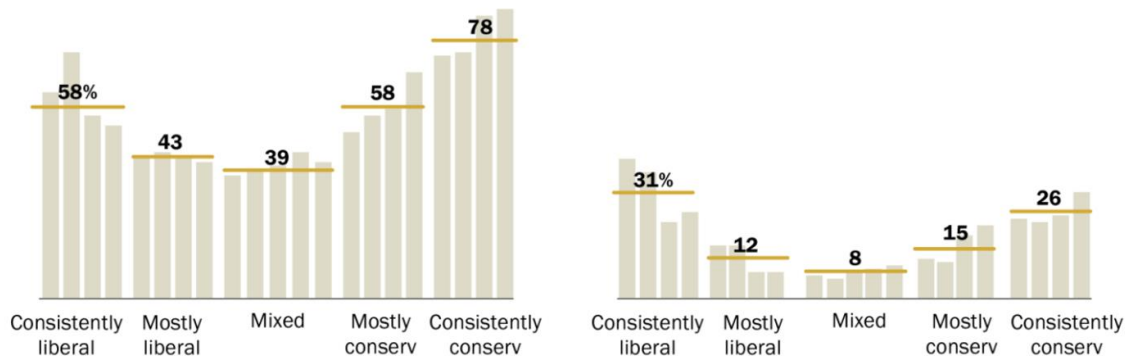
The ‘U-Shape’ of Political Activism; Higher at Ideological Extremes, Lower in Center



Percent who **always vote**



Percent who contributed to a **political candidate or group** in the past two years



Political Activism on the Left and the Right

In the past two years, percent who have ...



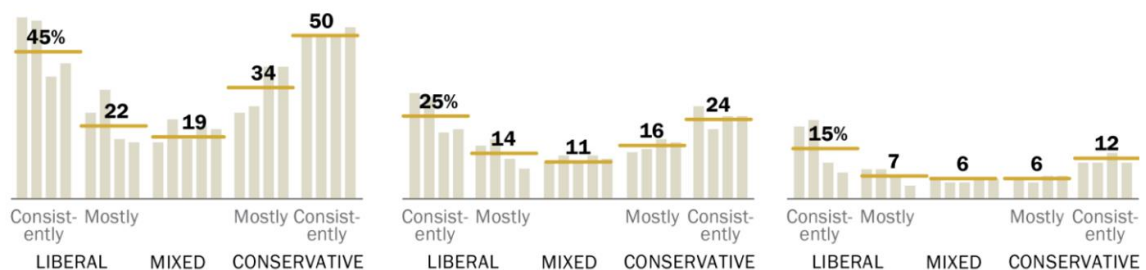
Contacted an elected official



Attended a campaign event



Worked or volunteered for a candidate or campaign



Source: 2014 Political Polarization in the American Public

Note: Bars represent the level of participation at each point on a 10 question scale of ideological consistency. Figures are reported on the five ideological consistency groups used throughout the report (see Appendix A).

PEW RESEARCH CENTER

Fuente: Pew Research Center, 2014 (Political Polarization in American Public).

El patrón previamente explicado se mantiene en otros tipos o mecanismos de activismo político, como el contactar a un representante electo, asistencia de evento de campaña o el trabajo o voluntariado para un candidato o campaña política, como muestra el propio Gráfico 11. En estos casos se demuestra que las personas consistentemente liberales o conservadores son dos veces más propensas a involucrarse con el activismo político que alguien con una consistencia ideológica mixta (Pew Research Center, 2014).

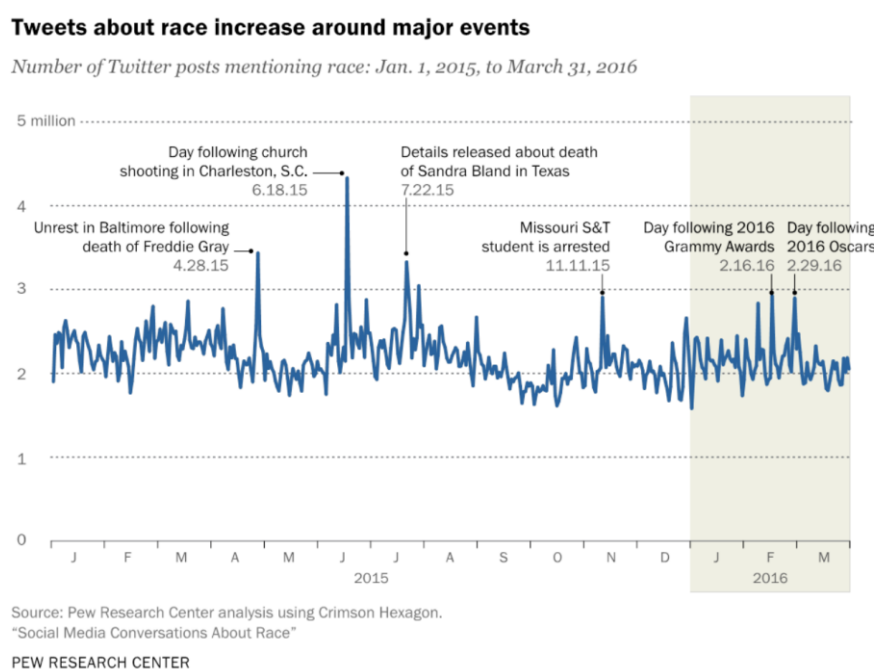
7.3. Activismo en Redes Sociales

El activismo *hashtag* ha adquirido una amplia preponderancia en las conversaciones en redes sociales, especialmente en problemáticas de desigualdad, como la de raza. Twitter, particularmente se ha convertido en un espacio para la búsqueda de cambio social a través del uso de *hashtags*. Se ha utilizado al *hashtag* como una herramienta para buscar atención alrededor de causas sociales de raza y de justicia criminal, como con los *hashtags*: *#Ferguson* y *#BlackLivesMatter*.

7.3.1. #BlackLivesMatter y activismo hashtag en temas raciales

En el caso *#BlackLivesMatter*, este *hashtag* fue utilizado alrededor de 12 millones de veces entre Julio de 2013 y marzo de 2016, de los cuales, aunque el 11% de veces fue utilizado para criticar al movimiento, en lugar no apoyarlo (Pew Research Center, 2016). Otro de los hallazgos del estudio de Pew Research es que Twitter es utilizado principalmente como una plataforma de respuesta a eventos específicos como los de brutalidad policial, antes que como un medio informativo. Como se muestra en el gráfico 12, el número de tweets vinculados a temas raciales tiene sus picos justamente en los días siguientes a eventos importantes. Está lógica se aplica igualmente a la utilización del *#BlackLivesMatter*, en donde la frecuencia de uso sube significativamente en eventos importantes (Pew Research Center, 2020).

Gráfico 12: Volumen de tweets sobre raza en eventos mayores



Fuente: Pew Research Center, 2016 (Social Media Conversations About Race).

A su vez, otro hallazgo importante es que 6 de cada de 10 tweets de temas raciales estaban conectados con eventos coyunturales (Pew Research Center, 2016). En el gráfico 13, se evidencia como el 10% de tweets sobre raza eran conversaciones sobre las campañas presidenciales del 2016 (Pew Research Center, 2016). Ello puede ser entendido ya que el tema de raza fue uno de los puntos de debate más álgidos en las campañas del 2016, especialmente por las críticas hacia Trump, quien fue catalogado reiteradamente de racista. De esta forma, el activismo *hashtag* tuvo relevancia en dichas elecciones para el apoyo de la candidatura de Hillary Clinton. Los tweets del BLM también estuvieron comprendidos dentro de las discusiones sobre la policía y el sistema judicial en un 7% (Pew Research Center, 2016). Del 22%, que hablan sobre discriminación pero que no aluden a un evento en específico, contienen conversación más vinculadas a experiencias personales.

Gráfico 13: *Proporciones de tweets de acuerdo con temáticas clave*

Six-in-ten race-related tweets were tied to current events

% of race-related Twitter posts: Jan. 1, 2015, to March 31, 2016

Related to current events	60%
2016 campaign	10
Police or judicial system	7
Celebrities or entertainment	7
Other current events	35
Not related to current events	40%
About discrimination, but not tied to specific events	22
Related to race, but not explicitly about racial discrimination	18

Note: Data were collected using Crimson Hexagon’s machine learning algorithm and include all publically available tweets that mention race from Jan. 1, 2015 to March 31, 2016.

Numbers may not add up due to rounding.

Source: Pew Research Center analysis using Crimson Hexagon.

“Social Media Conversations about Race”

PEW RESEARCH CENTER

Fuente: Pew Research Center, 2016 (Social Media Conversations about Race).

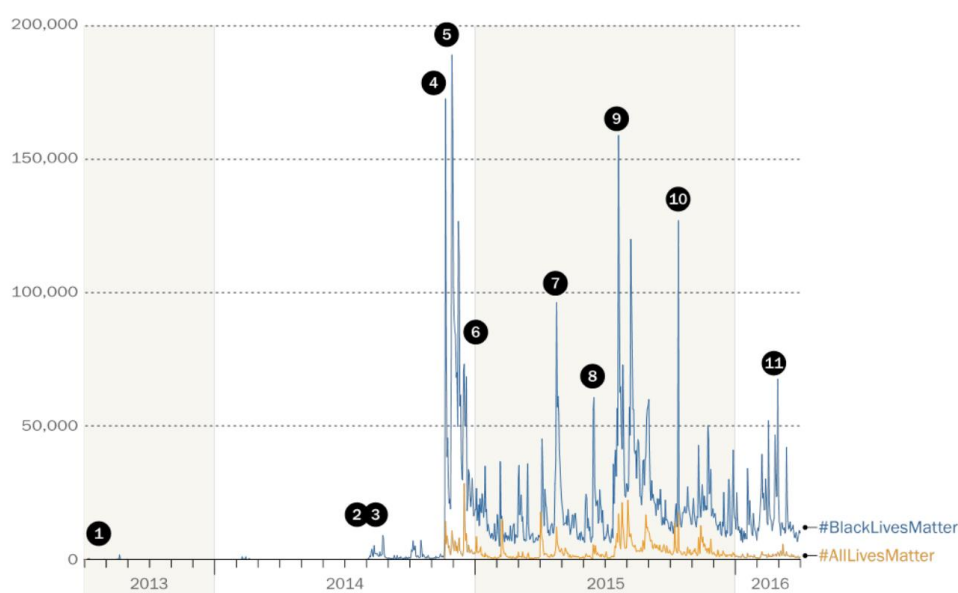
Como se ha mencionado anteriormente, la utilización de *hashtags* en favor de un movimiento viene de la mano de del surgimiento de contramovimientos, igual con el uso *hashtags*, como con el caso del *#AllLivesMatter*. Ahora bien, como resalta el gráfico 14, el uso de este hashtag es 8 veces menor. Adicionalmente, aproximadamente en un 11% de los tweets con *#BlackLivesMatter* se realiza una crítica al movimiento, en lugar de apoyarlo (Pew

Research Center, 2016). La imagen 6 es un ejemplo de lo expuesto, en donde se utiliza el *hashtag* para criticar al movimiento, catalogándolo de racista. Por otro lado, un 38% de los tweets son estrictamente a favor y un 12% son neutrales (Pew Research Center, 2016). Cabe recalcar, que ello no implica que el 39% restante no sean conversaciones vinculadas al activismo *hashtag*, ya que de dicho porcentaje el 15% si son sobre problemas raciales (a pesar de no hablar específicamente del movimiento) y el 14% son de la campaña electoral de 2016.

Gráfico 14: Distribución de frecuencias del #BlackLivesMatter y #AllLivesMatter en eventos clave

From July 12, 2013, to March 31, 2016, #BlackLivesMatter was used eight times as often as #AllLivesMatter

Number of Twitter posts mentioning each hashtag: July 12, 2013, to March 31, 2016



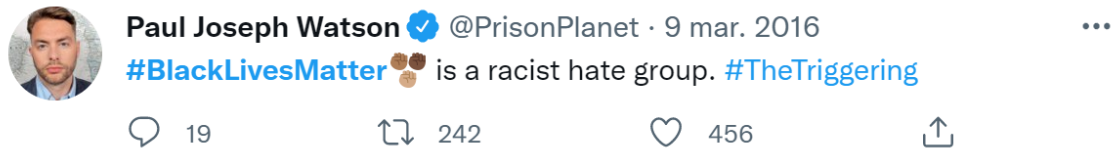
- | | |
|--|---|
| <p>1 7/13/13 Hashtag #BlackLivesMatter first appears on Twitter</p> <p>2 7/17/14 Eric Garner dies in N.Y. after being arrested</p> <p>3 8/9/14 Michael Brown is killed during an encounter with police officer in Ferguson, Mo.</p> <p>4 11/22/14 Tamir Rice is killed by police in Cleveland while playing with a toy gun</p> <p>5 11/24/14 Prosecutor announces there will be no indictment in Michael Brown case</p> | <p>6 12/20/14 Two police officers are killed in N.Y. while sitting in their patrol car</p> <p>7 4/19/15 Freddie Gray dies in Baltimore while in police custody</p> <p>8 6/17/15 Shooting at church in Charleston, S.C., kills 9 people</p> <p>9 7/13/15 Sandra Bland is found hanged in Texas jail cell</p> <p>10 10/13/15 Bernie Sanders defends #BlackLivesMatter in debate</p> <p>11 2/28/16 2016 Oscars</p> |
|--|---|

Source: Pew Research Center analysis using Crimson Hexagon.
"Social Media Conversations About Race"

PEW RESEARCH CENTER

Fuente: Pew Research Center, 2016 (Social Media Conversations About Race).

Imagen 6: Tweet en contra del movimiento BLM



Fuente: (Joseph Watson, 2016)

El tweet de la Imagen 7, el cual habla sobre el tema electoral muestra como de igual forma se puede utilizar el *hashtag* para hacer activísimo, sin necesariamente hablar en favor del movimiento. Pues, dicho tweet habla de forma negativa de Trump, con el objetivo de llamar la atención y expresarse en contra de la elección de Trump como presidente. Algo similar ocurre en el tweet de la imagen 8, en donde se utiliza el *hashtag* para apoyar la candidatura de Bernie Sanders, debido a los valores y al discurso al que este candidato se encontraba alineado.

Imagen 7: Tweet en favor del movimiento BLM



Fuente: ([@k_rod337], 2016)

Imagen 8: Tweet en favor de Bernie Sanders usando #BlackLivesMatter



Fuente: ([@DenisePouchet], 2016)

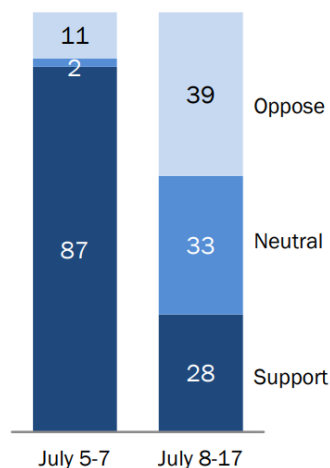
A diferencia del *#BlackLivesMatter*, el *#AllLivesMatter* tiene un mayor uso mixto entre apoyo y crítica. Pues, si bien un aproximadamente un 32% de los tweets son en favor del contramovimiento, un 33% son en crítica de dicho movimiento. Además, si bien, un 11% son sobre el tema provida, el cuál es fuertemente apoyado por los simpatizantes del contramovimiento, el 7% es en favor de animales, lo cual no es necesariamente apoyado por los simpatizantes del contramovimiento (Pew Research Center, 2016).

A pesar de que como se muestra, los *hashtags* son mayormente utilizados en favor del movimiento al que hacen alusión, hay que tener en cuenta que la utilización del *hashtag* no garantiza que el contenido del tweet sea favorable. Aún más, durante eventos clave relacionados a tiroteos en contra de policía, el tono de los tweets cambia de forma drástica y se aumenta el uso del *hashtag* para la crítica al movimiento. Por ejemplo, tras la muerte de 5 policías en una protesta en Dallas el 7 de julio del 2016, el uso del *#BlackLivesMatter*, así como del *#AllLivesMatter* y *#BlueLivesMatter* tuvieron un pico. No obstante, en este caso la utilización del *#BlackLivesMatter* fue diferente. Como indica el Gráfico 15, antes de dicho evento, del 5 al 7 de julio, un 87% de los tweets eran en apoyo y solo un 11% eran en contra, mientras que después de dicho evento, del 8 al de 17 del mismo mes (Pew Research Center, 2016). Solo un 28% de los tweets mostraban apoyo y un 39% eran de oposición.

Gráfico 15: Tono de los tweets con el #BlacklivesMatter tras el tiroteo en Texas del 2016

**Tone of Twitter around
#BlackLivesMatter shifts
after Dallas shooting**

% of Twitter posts: July 5, 2016, to
July 17, 2016



Note: Data were collected using Crimson Hexagon's machine learning algorithm and all tweets that included "#BlackLivesMatter" or "BlackLivesMatter" from July 5, 2016, to July 17, 2016. Source: Pew Research Center analysis using Crimson Hexagon. "Social Media Conversations About Race"

PEW RESEARCH CENTER

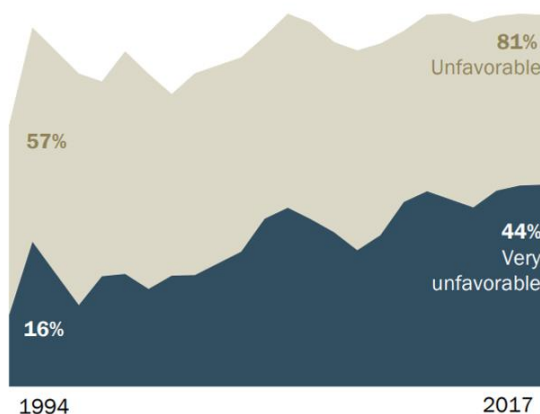
Fuente: Pew Research Center, 2016 (Social Media Conversations about Race).

Teniendo en cuenta los datos colectados por *Pew Research*, Twitter comprende claramente una nueva herramienta para la política de protesta debido a su uso político. El aumento del uso de los *hashtags* para causas sociales revela rotundamente el cómo las conversaciones en Twitter se utilizan para manifestar el descontento con el estatus quo. Ello, conectado con el tema previamente discutido de la antipatía partidista, puede contribuir a la lectura del gráfico 16, el cual muestra la creciente antipatía hacia el partido opuesto, particularmente del partido demócrata, la cual ha crecido en 24 puntos entre 1994 y 2017, mientras que la antipatía de los republicanos solo ha crecido en la mitad del volumen que la de los demócratas, 13 puntos (Pew Research Center, 2017).

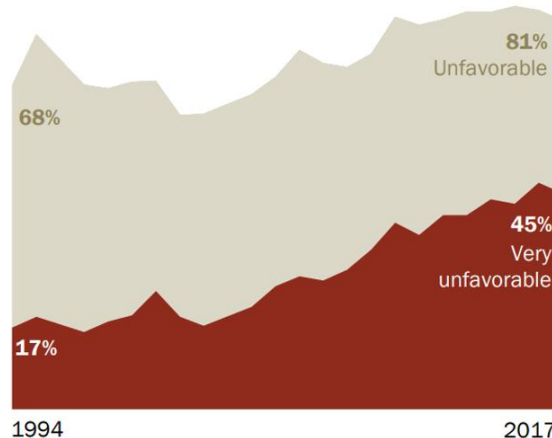
Gráfico 16: Antipatía partidista entre Demócratas y Republicanos

Rising tide of partisan antipathy

% of Democrats and Democratic leaners who have a _____ opinion of the Republican Party



% of Republicans and Republican leaners who have a _____ opinion of the Democratic Party



Note: Data shown are yearly averages. QA15.
Source: Survey conducted June 8-18, 2017.

PEW RESEARCH CENTER

Fuente: Pew Report, 2017 (The Partisan Divide on Political Values Grows Even Wider).

7.3.2. Actitudes y comportamiento político en Twitter de la población estadounidense

Antes de pasar a realizar el análisis de sentimiento y de discurso ofensivo es necesario comprender que los usuarios de Twitter suelen tener diferentes actitudes que la población general. Esto principalmente pasa por que el usuario de Twitter promedio tiene una mayor tendencia a ser demócrata, tener mayor educación, mayores ingresos, entre otras cuestiones, al ciudadano estadounidense promedio. Por ejemplo, haciendo una comparación entre dos estudios de *Pew Report*, el 64% de estadounidenses en Twitter creen que los afroamericanos son tratados de forma menos justa que los blancos, mientras que un 54% de los estadounidenses en general está de acuerdo con la misma premisa (Pew Research Center, 2017).

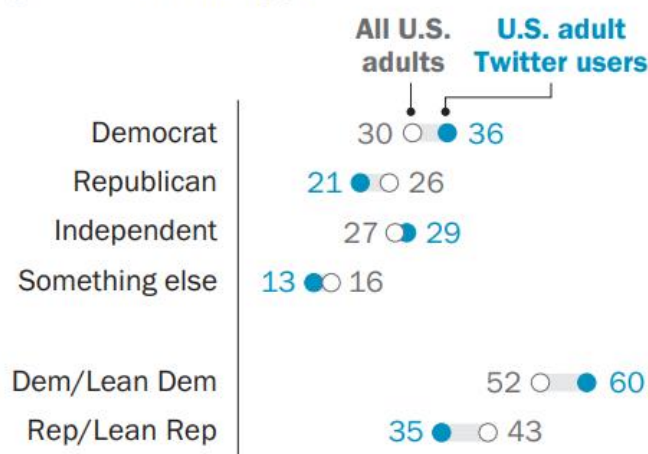
Si bien, la aparición y el uso de redes sociales puede haber contribuido a la antipatía partidista, los datos señalados, por sí solos, no son capaces de indicar una relación directamente proporcional. Sin embargo, si son capaces de identificarlos como un factor debido a que el crecimiento a que dichas plataformas aparecen entre dicho período y debido a que, la mayor demografía de usuarios se identifica con el partido demócrata. Por tanto, el grupo que más ha sido expuesto a la plataforma es el que más ha incrementado sus perspectivas negativas hacia el otro partido, por lo que si existe una relación.

Pues, como se muestra el Gráfico 17, el **60% de estadounidenses en Twitter se identifican con el partido demócrata, mientras que solo el 52% de la población total se identifica con dicho partido** (Pew Report Center, 2019). Por otro lado, solo el 35% de estadounidenses en Twitter se identifican con el partido republicano, mientras que un 43% de la población total se identifica con dicho partido (Pew Report Center, 2019). Por tanto, los usuarios de Twitter tienden a tener una visión menos conservadora, lo cual muestra que Twitter no es capaz de presentar una radiografía exacta de la sociedad estadounidense. Uno de los motivos es el factor demográfico, debido a que hay mayores niveles de conservadurismo en adultos mayores en Estados Unidos, los cuales son menos probables que tengan una cuenta de Twitter.

Gráfico 17: Identificación partidista e ideológica de los usuarios de Twitter

Twitter users more likely to identify as Democrats than Republicans

% of _____ who identify as...



Source: Survey of U.S. adult Twitter users conducted Nov. 21-Dec. 17, 2018, and survey of U.S. adults conducted Nov. 7-11, 2018. "Sizing Up Twitter Users"

PEW RESEARCH CENTER

Fuente: Pew Report Center, 2019 (Sizing Up Twitter Users).

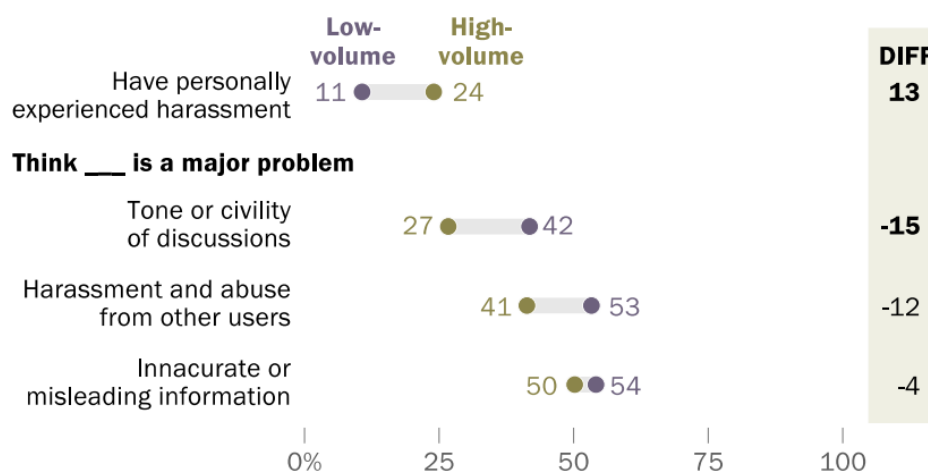
Siguiendo la misma lógica, en Estados Unidos las personas que utilizan Twitter con mayor frecuencia tienden a ser personas entre las edades de 18 y 29 años. Twitter es considerado una plataforma altamente politizada debido a que el 69% de sus usuarios estadounidenses utilizan la red social y el 45% la utiliza directamente para expresar su opinión (Pew Report Center, 2019). Uno de los hallazgos más relevantes de la investigación de *Pew Report*, es que los

twitteros de alto volumen tienen el doble de probabilidades de ser víctimas de acoso en Twitter, 24%, que los *twitteros* de bajo volumen, 11% (Pew Report Center, 2019). No obstante, a su vez, son menos propensos a ver la incivilidad y el tono de los tweets como un problema mayor, ya que solo un 27% de *twitteros* de alto volumen lo identificaron como problema, mientras que los *twitteros* de bajo volumen lo identificaron como problema en un 42%. Adicionalmente, los *twitteros* de alto volumen consideran que el acoso y la desinformación son un problema en menor medida que los *twitteros* de bajo volumen, con 12 y 4 puntos de diferencia respectivamente (Pew Report Center, 2019).

Gráfico 18: Experiencias de acoso y problemas de Twitter de acuerdo con sus usuarios

High-volume tweeters more likely to experience harassment on Twitter, but less likely to view the tone or civility of discussions as a major problem

% of U.S. adult Twitter users who say they ___ on the platform, by tweet



Note: High-volume tweeters have produced an average of 20 tweets or more per month over the lifetime of their account. Statistically significant differences in **bold**.

Source: Survey of U.S. adult Twitter users conducted May 17-31, 2021. Data on respondents' Twitter account collected as of July 28, 2021, using Twitter API.

"The Behaviors and Attitudes of U.S. Adults on Twitter"

PEW RESEARCH CENTER

Fuente: Pew Report Center, 2019 (Sizing Up Twitter Users).

Esto muestra una relación clara entre el discurso ofensivo y el activismo en Estados Unidos. Los activistas en Twitter son *twitteros* de alto volumen y su mayor nivel de acoso puede ser comprendido por su mayor exposición en la plataforma y por qué sus mensajes pueden generar polarización. No obstante, los activistas tienden a normalizar el tono negativo y la incivilidad en las discusiones, lo que indica que potencialmente son más propensos igual a emplear dicho tipo de discurso, así como recibirlo. Asimismo, la minimización del tono de

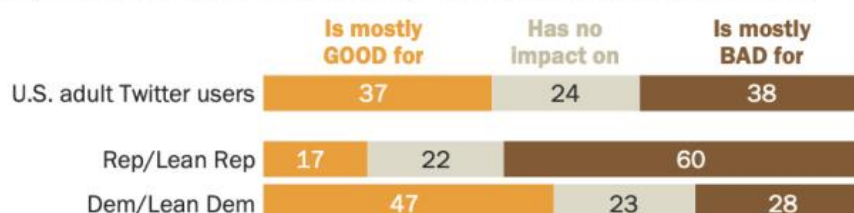
las conversaciones puede sugerir que el número de personas que experimentan acoso sea mayor al revelado, ya que las respuestas pueden haber sido sesgadas por la minimización de la problemática. Es decir, puede haber víctimas de acoso que, por haber normalizado el tono ofensivo de las conversaciones, no se percataron que han sido víctimas de aquello, así como tampoco se habrían percatado que podrían inclusive haber utilizado ellos mismo dicho tipo de discurso. Esto apunta, que, dentro del escenario de polarización, el discurso ofensivo tiene una amplia presencia en redes y se encuentra normalizado en extensa medida, especialmente dentro del entorno del activismo *hashtag*.

El uso negativo de Twitter como plataforma política ha generado de igual manera una división sobre el impacto de dicha plataforma en la democracia estadounidense. Como indica el Gráfico 19, un 60% de los republicanos creen que Twitter es malo para la democracia mientras que un 47% de los demócratas piensan que es positivo para ella (Pew Report Center, 2019). Estos datos igual deben ser entendidos partiendo de que Twitter posee una mayoría demócrata entre sus usuarios. Conjuntamente, si se analiza a los usuarios de forma general hay porciones prácticamente idénticas de usuarios que consideran que Twitter es bueno o malo. El 38% de usuarios consideran que es malo para la democracia, es decir, aproximadamente 4 de cada 10 estadounidenses (Pew Report Center, 2019). Este dato igual revela percepciones negativas hacia el uso de la plataforma dentro del ámbito político.

Gráfico 19: *Percepción del impacto de Twitter en la democracia*

Republican and Democratic Twitter users divided on whether Twitter is good for American democracy

% of U.S. adult Twitter users who say Twitter ___ American democracy



Note: Those who did not give an answer are not shown.

Source: Survey of U.S. adult Twitter users conducted May 17-31, 2021.

"The Behaviors and Attitudes of U.S. Adults on Twitter"

PEW RESEARCH CENTER

Fuente: Pew Report Center, 2019 (Sizing Up Twitter Users).

7.4. Activismo *Hashtag* en Twitter en 2020

7.4.1. Construcción del Corpus de Análisis

Para captar el discurso en torno a las elecciones y el debate dentro del activismo *hashtag*, se filtraron los *hashtags* que contengan dentro de sí las siguientes palabras: “*biden*”, “*trump*”, “*maga*”, “*blm*”, “*blacklivesmatter*”, “*alllivesmatter*” y “*bluelivesmatter*”. En la Tabla 1, se muestra una previsualización del top 25 *hashtags* más utilizados en Estados Unidos durante los meses de enero 2020, noviembre 2020 y enero 2021. Teniendo en cuenta los filtros mencionados, se procesaron 77097 *hashtags*, los cuales comprendieron 4.441.817 tweets. Los 25 *hashtags* usados con mayor frecuencia suman un total de 2.310.384 tweets, por lo que representan 52,02% del total de los tweets extraídos.

Tabla 1: Top 25 *hashtags* de las Elecciones 2020 en Estados Unidos

hashtag	frecuencia
trump	656396
maga	349715
biden	241572
joebiden	130899
trump2020	128880
donaldtrump	118764
bidenharris2020	78422
bidenharris	76693
trumptapes	45191
trumpmeltdown	38213
bidenactnow	38148
marchfortrump	34637
trumpconcede	33821
presidentbiden	31644
bidencheated	31019
blacklivesmatter	30838
blm	30566
maga2020	28716
trumpisanationaldisgrace	28343
trumpisalaughingstock	27830
bidentakeaction	27633
trumpsnewarmy	26367
biden2020	25909
millionmagamarch	25106
trumpisacriminal	25062

Fuente: Elaboración propia⁵

⁵ Los *hashtags* de color rojo son los que han sido detectados como en apoyo a Trump y al partido republicano, mientras que los *hashtags* en color azul han sido detectados como en apoyo a Biden y al partido demócrata.

La primera observación que se puede realizar a partir de los datos obtenidos con la Tabla 1, es que 10 de los 25 están alineados al conservadurismo, mientras que 15 están alineados al liberalismo. Ahora bien, los 10 *hashtags* vinculados al conservadurismo equivalen a 1.433.421 de tweets, mientras que los 15 liberales tan solo 876.963. Partiendo del hecho explicado previamente de que la mayoría de twitteros frecuentes son demócratas, resulta contradictorio que el número de tweets con un *hashtag* vinculado al conservadurismo sea mayor. Empero, esto se puede comprender debido a la alta presencia de *hashtags* de uso mixto. Particularmente los *hashtags* que utilizan únicamente el nombre del candidato como el *#Trump* y el *#Biden*, al ser utilizados primariamente para mencionar al candidato, la mención puede ser tanto para mostrar apoyo como para realizar crítica.

Pese a que los *hashtags* de una causa social no siempre sean empleados en favor de dicha causa, como se vio en el capítulo anterior, mayormente si son utilizados para dicho propósito. Debido a la falta de anotadores especializados que puedan discernir con mayor precisión los tweets en favor y en contra de cada candidato y movimiento, se filtraron únicamente los tweets que utilizaron *hashtags* que indiquen de forma más clara, la posible postura del tweet, es decir, que, en cierto grado, la etiqueta por sí mismo sea capaz de indicar la postura política e ideológica. Por tanto, para realizar el presente estudio se consideraron únicamente los tweets indiquen con claridad una postura de apoyo o rechazo.

Como se muestra en la imagen 9, el clúster 1 contienen los 10 *hashtags* más utilizados en favor de Joe Biden o en contra de Donald Trump y el clúster 2 los 10 *hashtags* más utilizados en favor de Trump o en contra de Joe Biden. Adicionalmente, el clúster 3 contiene los 4 *hashtags* más utilizados en favor del BLM, mientras que el clúster 4 los 4 *hashtags* más utilizados en favor del *AllLivesMatter*, el *BlueLivesMatter* o en contra del BLM. La razón por la que solo se filtraron 4 *hashtags* en los últimos dos clústeres es porque el volumen de estos tweets es considerablemente menor al volumen de tweets en favor o en contra de los candidatos, y, también porque hay un menor número *hashtags* empleados. Por ejemplo, del corpus de 77mil tweets extraídos para la investigación, solo 524 utilizan un *hashtag* directamente vinculado a las conversaciones de *BlackLivesMatter*, *AllLivesMatter* y *BlueLivesMatter*. Por encima de ello, el quinto *hashtag* más utilizado en favor del BLM contiene solo 505 tweets y el quinto *hashtag* en contra del grupo 4 contiene 478 tweets.

Imagen 9: Hashtags por clúster

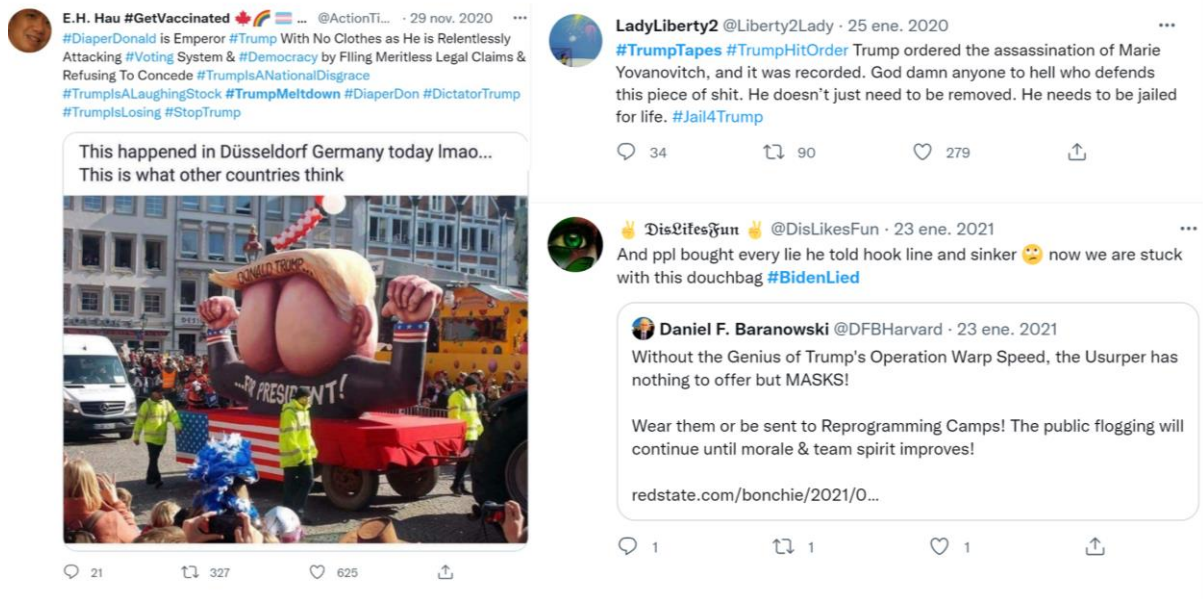
```
self.__cluster_1 = ['trumptapes', 'trumpmeltdown', 'bidenactnow', 'trumpisanationaldisgrace',  
                  'trumpisalaughingstock', 'trumpisacriminal', 'trumpcrimefamily', 'trump treason',  
                  'trumpvirus', 'impeachtrump']  
self.__cluster_2 = ['marchfortrump', 'trumpsnewarmy', 'millionmagamarch', 'bidenlied', 'presidenttrump',  
                  'godblesspresidenttrump', 'trump rally', 'trump2020landslide', 'womenfortrump',  
                  'magamillionmarch']  
  
self.__cluster_3 = ['blacklivesmatter', 'blm', 'blacklivesmatterplaza', 'blmplaza']  
self.__cluster_4 = ['blue livesmatter', 'all livesmatter', 'antifablmdomesticterrorists', 'antifablmterrorists']
```

Fuente: Elaboración propia

En las tablas a continuación se encuentran finalmente los *hashtags* de los tweets analizados en el presente estudio. Como ya se mencionó previamente, se buscó utilizar *hashtags* los cuales ya indiquen una postura en favor o en contra. A continuación, se explicará la selección de cada *hashtag* de forma detenida. A priori, la primera observación que se puede realizar es que el debate gira más en torno a la figura de Trump, que en la de Biden, por lo cual los tweets del *clúster 1* representan posturas principalmente contrarias a Trump, antes que de apoyo a Biden, mientras que en el *clúster 2*, representan principalmente tweets a favor de Trump, antes que de rechazo a Biden.

El *#trumptapes* fue utilizado para criticar a Trump tras la filtración de unos audios en donde presuntamente despedía a la embajadora de EE. UU. en Ucrania Marie Yovanovitch, dichos audios generaron polémica en su interpretación al muchos sugerir que habría ordenado su posible asesinato. El *#trumpmeltdown* y *#trumpisalaughingstock* han sido tendencia tras diversos eventos a lo largo de la campaña para satirizar a Trump. De igual forma, los otros *hashtags* son para etiquetar a Trump como un criminal o para reprocharlo. El único *hashtag* que entro en la selección, el cual se adjudica a conversaciones en apoyo a Biden es el *#bidenactnow*, el cual se hizo tendencia para apoyar y buscar la acción de Biden en el tema del genocidio en Tigray, así como para apoyar su elección y la derrota de Trump.

Imagen 10: Ejemplos de Tweets contrarios a un candidato



Fuente: ([@ActionTime], 2020); ([@Liberty2Lady], 2020); ([@DisLikesFun], 2021).

Por otro lado, como ya se aludió, los *hashtags* del segundo grupo son principalmente *hashtags* en apoyo a Trump, por lo que, se puede aseverar que la figura de Trump es el principal tema de conversación, ya sea en forma de apoyo o rechazo. El *#marchfor Trump*, así como el *#trumprally* y *#magamillionmarch*, fueron utilizados en varios momentos de la campaña para convocar y apoyar movilizaciones en favor del presidente Trump. Otros como el *#presidenttrump*, *#trump2020landslide*, *#womenfortrump*, *#godblesspresidenttrump*, se utilizaron para apoyar la candidatura de Trump y para aprobar su gestión previa. Únicamente, el *#bidenlied* se utilizó para criticar a Biden, al haberse hecho tendencia para señalar supuestas falsedades y en su discurso, tildarlo de corrupto y de haber hecho fraude electoral.

Tabla 2: Top hashtags por clúster

Clúster 1		Clúster 2	
hashtag	frecuencia	hashtag	frecuencia
trumptapes	45191	marchfortrump	34637
trumpmeltdown	38213	trumpsnewarmy	26367
bidenactnow	38148	millionmagamarch	25106
trumpisanationaldisgrace	28343	bidenlied	18943
trumpisalaughingstock	27830	presidenttrump	17458
trumpisacriminal	25062	godblesspresidenttrump	12926
trumpcrimefamily	24372	trumprally	11706
trumptrason	24231	trump2020landslide	11174
trumpvirus	24185	womenfortrump	10389
impeachtrump	23348	magamillionmarch	10180

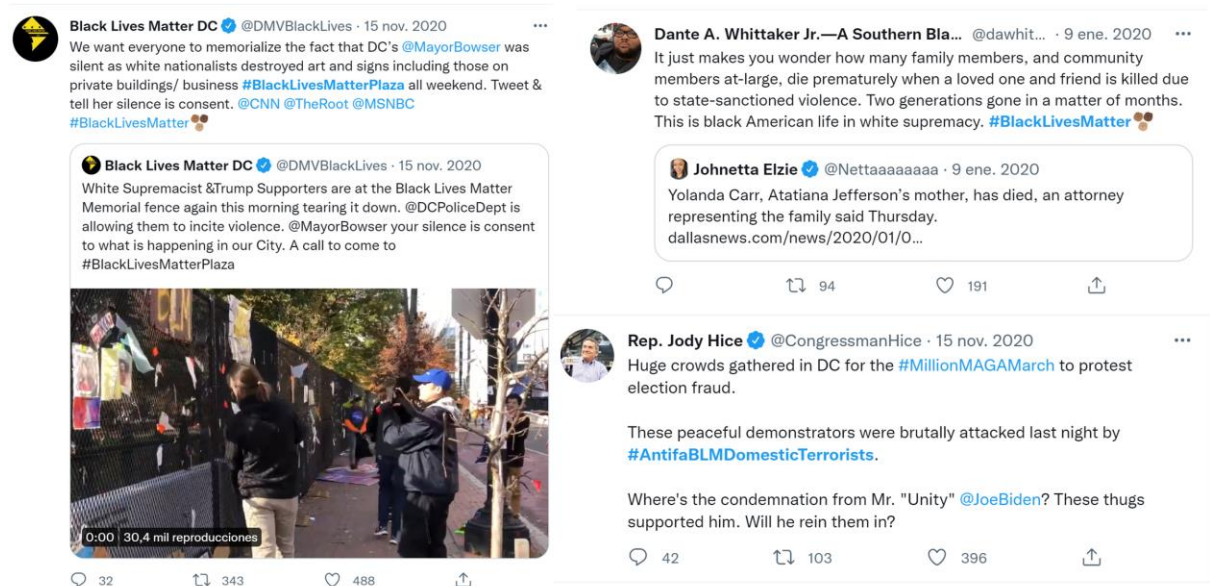
Clúster 3		Clúster 4	
hashtag	frecuencia	hashtag	frecuencia
blacklivesmatter	30838	bluelivesmatter	9792
blm	30566	alllivesmatter	1670
blacklivesmatterplaza	1609	antifablmdomesticterrorists	592
blmplaza	1476	antifablmterrorists	478

Fuente: Elaboración propia

En el caso de los *hashtags* en favor de los movimientos sociales se puede observar una connotación más neutral, sin embargo, debido a los resultados ya discutidos de *Pew Report*, si se hay una mayor tendencia en su uso a favor, por lo que igual serán utilizados en el análisis. En el caso del *clúster 3*, los *hashtags* más populares aluden más a un contenido en favor del BLM antes que la crítica al BLM, mientras en *clúster 4*, hay una mezcla, en la cual, si la mayor parte de *hashtags* son en favor del contramovimiento, también hay *hashtags* que muestran connotaciones explícitamente contrarias al BLM.

Los *hashtags* *#blacklivesmatter* y *#blm* en su mayoría son utilizados para hablar en favor del movimiento o en sí para denunciar actos de racismo y o abuso. El *#blacklivesmatterplaza* y *#blmplaza*, en cambio se enfocan particularmente en las movilizaciones llevadas a cabo en el “*Black Lives Matter Plaza*” en Washington DC, dentro del contexto electoral. Por otro lado, los *hashtags* *#alllivesmatter* y *#bluelivesmatter* tuvieron como objetivo la crítica al BLM, el apoyo a la policía y al contramovimiento. El *#antifablmdomesticterrorists* y *#antifablmterrorists*, son utilizados casi exclusivamente para la crítica al BLM, aunque con un tono con mayor negatividad y agresividad.

Imagen 11: Ejemplos de Tweets en favor y en contra del BLM



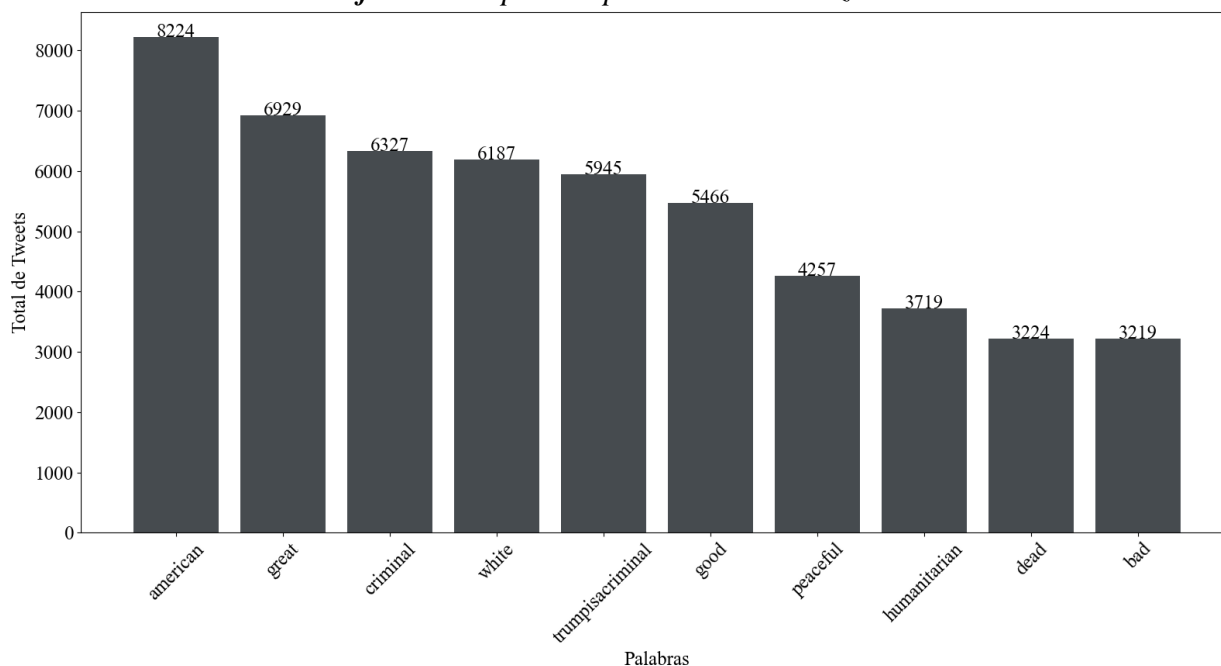
Fuente: ([@DMVBlackLives], 2020); ([@dawhittakery], 2020); ([@CongressmanHice], 2020)

7.4.2. Distribuciones de frecuencia de palabras y hashtags

En esta sección, se muestran los términos utilizados con mayor frecuencia dentro de los tweets de la muestra seleccionada para la investigación, posteriormente a la limpieza de datos⁶. Al extraer las palabras con mayor relevancia, se puede obtener aproximación del punto de vista de consenso dentro del corpus y o clúster. En el gráfico 20 se muestran los 10 términos más utilizados en los tweets (de forma general), excluyendo los términos “Trump” y “Biden”. Curiosamente, la palabra más utilizada fue la palabra “american” (mencionada 8224 veces), la cual puede estar asociada tanto a valores patrióticos, como puede ser utilizada como un simple adjetivo. Además, se utilizaron adjetivos calificativos reiteradamente, lo cual implica que el debate presidencial en Twitter consistió principalmente en la evaluación de la gestión de previa de Trump. Por ejemplo, los términos “great”, “criminal”, “trumpisacriminal”, “good” y “bad” destacaron en el top 10, habiendo sido mencionados 6929, 6327, 5945, 5466 y 3219 veces respectivamente; corroborando así la existencia de un debate rechazo/aprobación.

⁶ Para la limpieza de los tweets se eliminaron palabras vacías (palabras con poco significado como: y, el, la, más, etc.), puntuación y otros símbolos.

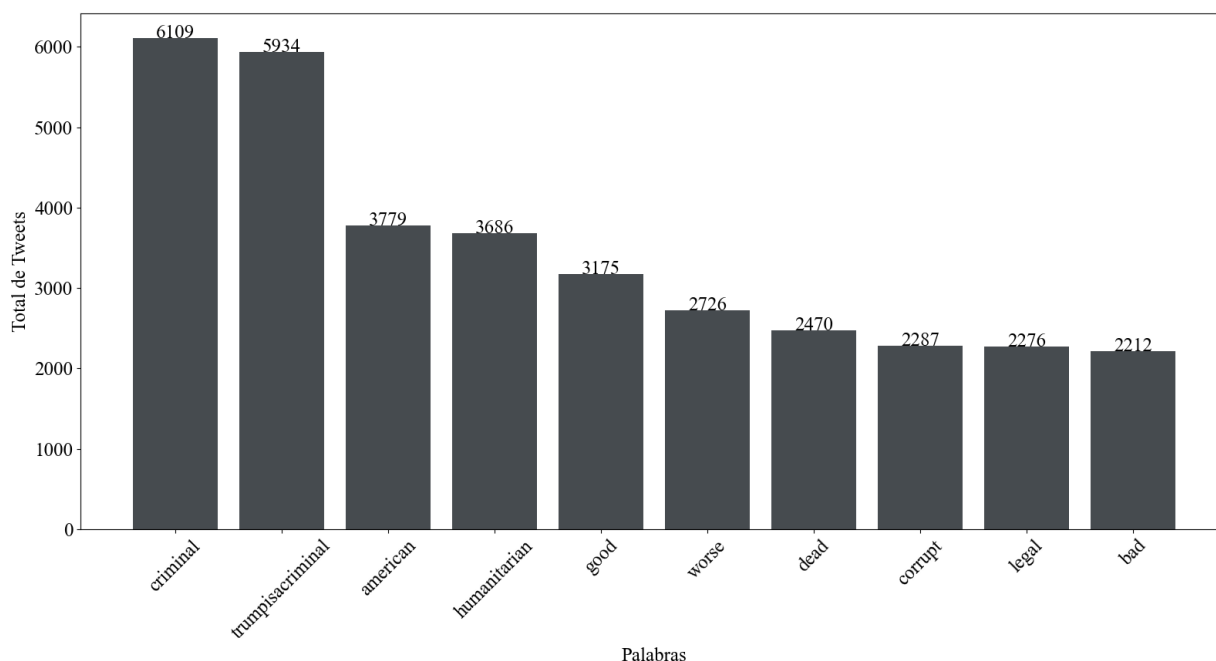
Gráfico 20: Top 10 de palabras más utilizadas



Fuente: Elaboración propia.

En adición al análisis general de frecuencia de palabras, se realizaron análisis individuales por cada clúster. El objetivo de dicho ejercicio es el observar cuales son las palabras que son más frecuentemente asociadas con los *hashtags*, y, en sí, con cada clúster. Como muestra el gráfico 21, 7 palabras del top 10 general se repiten en el top 10 del clúster 1. La principal diferencia entre ambos gráficos radica en el orden, en donde las palabras con connotación negativa se encuentran por adelante, con los términos “*criminal*” y “*trumpisacriminal*” como los dos términos utilizados con mayor frecuencia, habiendo sido mencionados 6109 y 5934 veces respectivamente. Además, la inclusión de las palabras “*worse*” (2726) y “*dead*” (2470) inducen, que el contenido de las conversaciones del clúster es más negativo que las conversaciones de forma general. El tono negativo atribuido por dichos términos se encuentra en consonancia con el análisis previamente hecho, de que las conversaciones en apoyo a Biden, constituyen en mayor medida un discurso en rechazo a Trump.

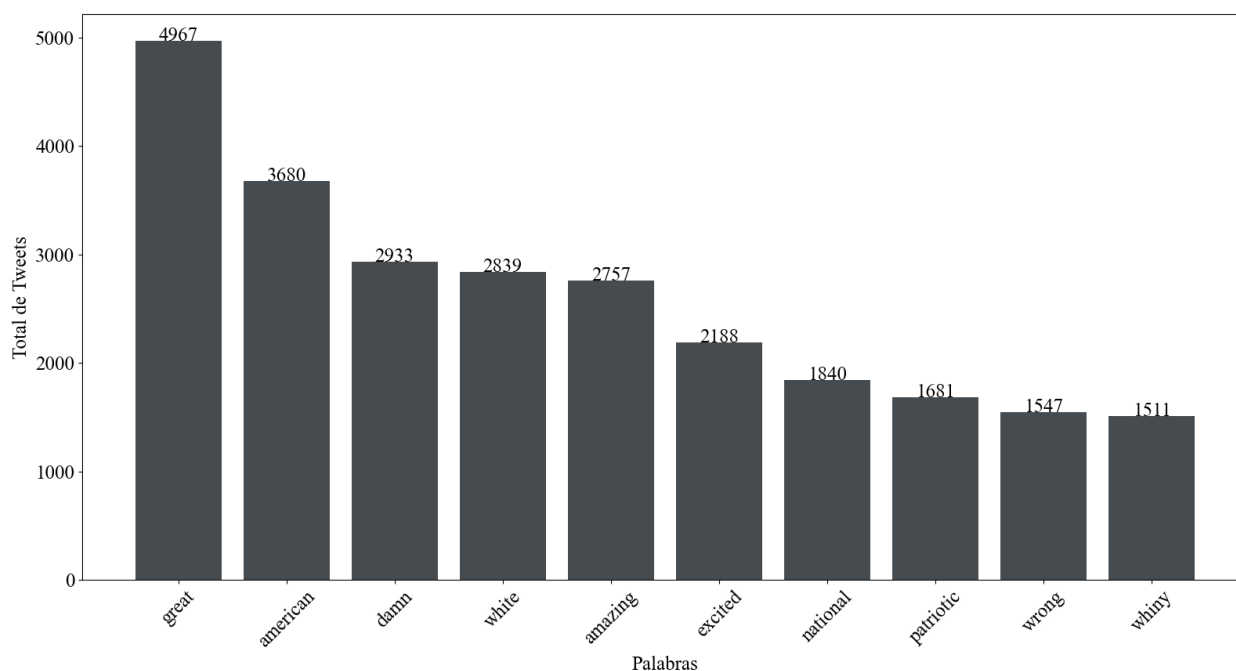
Gráfico 21: Top 10 de palabras más utilizadas en el Clúster 1



Fuente: Elaboración propia.

En contraste con el clúster 1, el gráfico 22 indica que dentro del clúster 2 existe un tono más mixto. Como primera apreciación, se puede observar que el término mencionado con mayor frecuencia es “*great*”, siendo nombrado en 4967 ocasiones. De tal forma, y como se explicó previamente, en este clúster las discusiones se encuentran mayormente alineadas al apoyo a Trump. De igual manera las palabras “*amazing*” (2757) y (2188) “*excited*” pueden ser atribuidas a ese discurso. Las palabras “*american*” (3680) y “*patriotic*” (1681) sugieren una mayor presencia del nacionalismo en estas conversaciones. Interesantemente, el término “*white*” (2839) ocupa el cuarto puesto, lo que señala la algidez del tema racial. A pesar de las connotaciones mayormente favorables a Trump, igual la presencia del término “*whiny*” (1511) el cual suele ser asociado a Trump, indica que los *hashtags* de dicho clúster, aunque en menor medida, igual pudieron haber sido utilizados para criticar a Trump. El término “*wrong*” (1547) no entra en la misma categoría, aunque puede tener un uso más mixto, ahora bien, es un indicador de que una gran parte de las conversaciones son discusiones sobre es correcto o incorrecto.

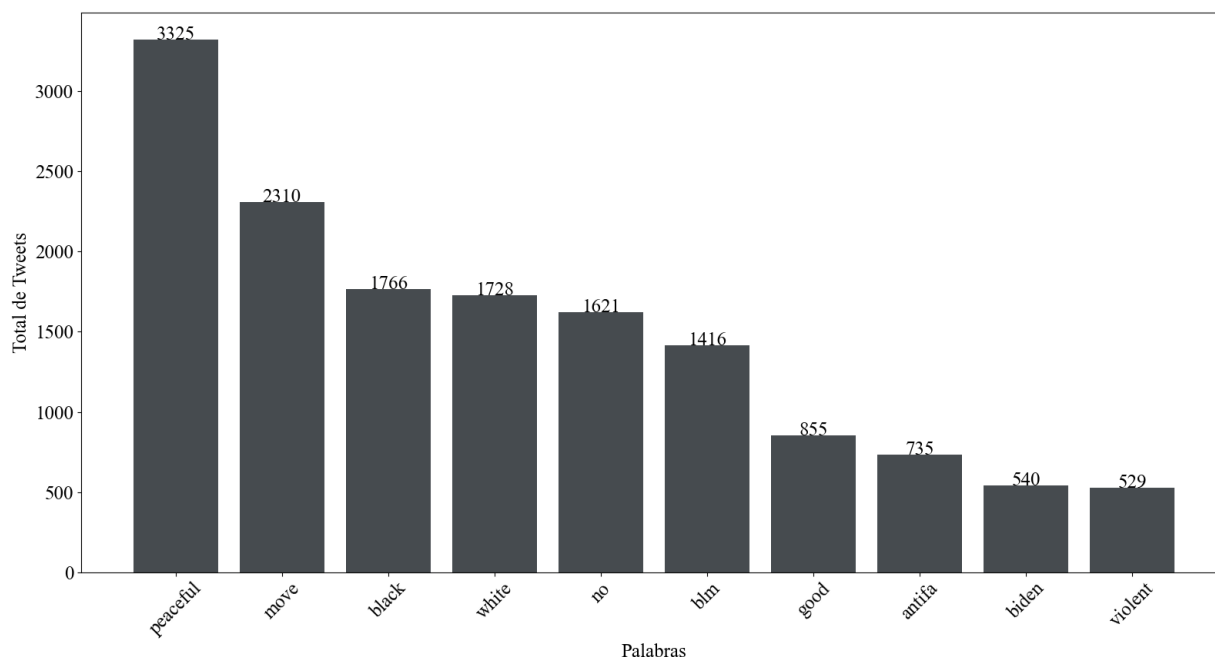
Gráfico 22: Top 10 de palabras más utilizados en el Clúster 2



Fuente: Elaboración propia.

Curiosamente el término más frecuente utilizado en las conversaciones en favor del BLM fue *“peaceful”* (3325) y el décimo término *“violent”* (529), como se evidencia en el gráfico 23. Ello indica que las discusiones principalmente abordaron el tema de las protestas y de las movilizaciones, en forma de defensa al BLM. La utilización de la palabra violencia puede ser utilizada en el contexto de explicar que las protestas no fueron violentas o en contexto de criticar a la policía u otras instituciones que pueden tener comportamientos violentos. De igual forma, el tercer término fue *“move”* (2310), lo que corrobora la naturaleza de las conversaciones. Las palabras *“black”* (1766) y *“white”* (1728) ocupan la cuarta y quinta plaza, lo cual resulta lógico debido a que el movimiento aboga por el tema racial. El término *“good”* (855) igual indica que la tendencia por parte de los tweets con los *hashtags* de dicho clúster, son utilizados en forma positiva al BLM. Los términos *“Antifa”* (735) y *“Biden”* (540) igual se encuentran fuertemente asociados, en el caso de Antifa debido a que igual lucha con los problemas de raza y en el caso de Biden por ser el candidato de oposición y afiliado al partido demócrata.

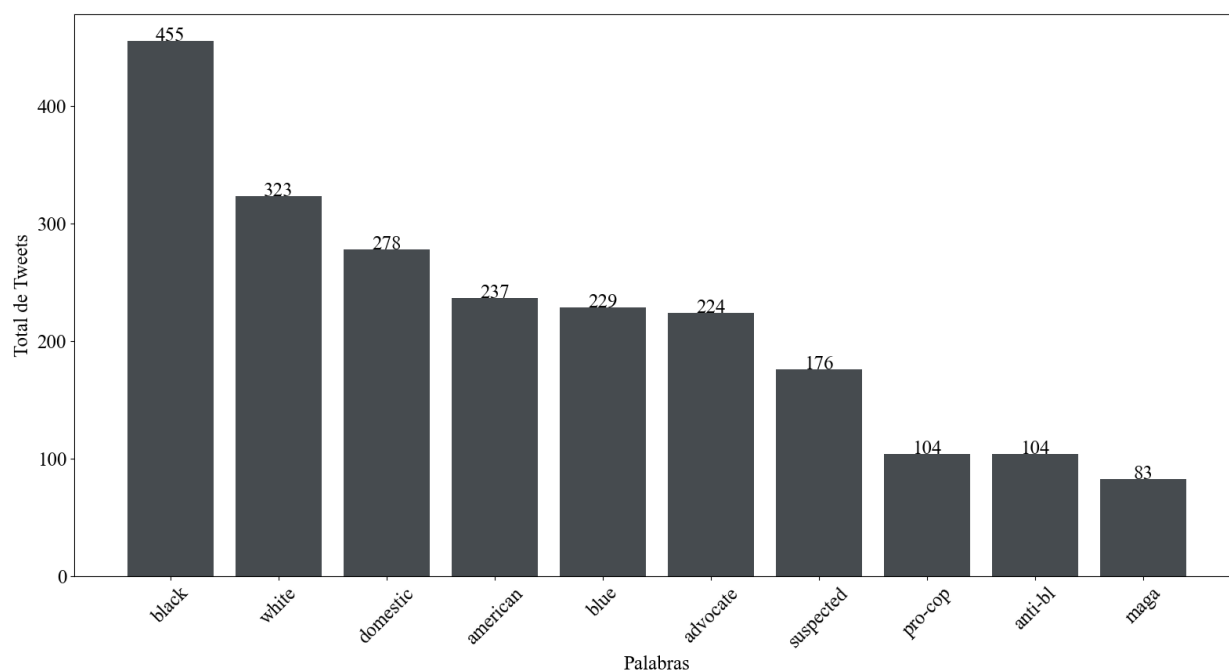
Gráfico 23: Top 10 de palabras más utilizados en el Clúster 3



Fuente: Elaboración propia.

Por último, en el clúster 4 la palabra más utilizada fue “*black*” (455), seguida por “*white*” (323), lo que sugiere que las conversaciones se guiaron más por el tema de raza en sí mismo. Ello hace sentido, entendiendo que el contramovimiento All Lives Matter crítica la agenda del BLM. También se debe de destacar las bajas frecuencias en comparación al clúster anterior, lo que muestra que hay un menor apoyo en Twitter a dicho contramovimiento. El término “*domestic*” (278) resulta particularmente interesante ya que su uso puede estar asociado como para la explicación de casos de violencia domestica, pero también fue usado exhasutivamente para tildar al BLM como un grupo de terrorismo doméstico, lo cual tiene connotaciones altamente negativas. En la misma línea, el término “*anti-bl*” (104) tiene connotaciones negativas al transmitir una imagen negativa de la comunidad afroamericana. Los términos “*blue*” (229) y “*pro-cop*” (104) también indican que la institución de la policía se encuentra fuertemente vinculada al tema racial. El aura nacionalista vuelve a hacerse eco en este clúster de la mano de los términos “*american*” (237) y “*maga*” (83), lo que indtica que el All Lives Matter comparten los sentimientos nacionalistas de los partidarios de Trump.

Gráfico 24: Top 10 de palabras más utilizados en el Clúster 4

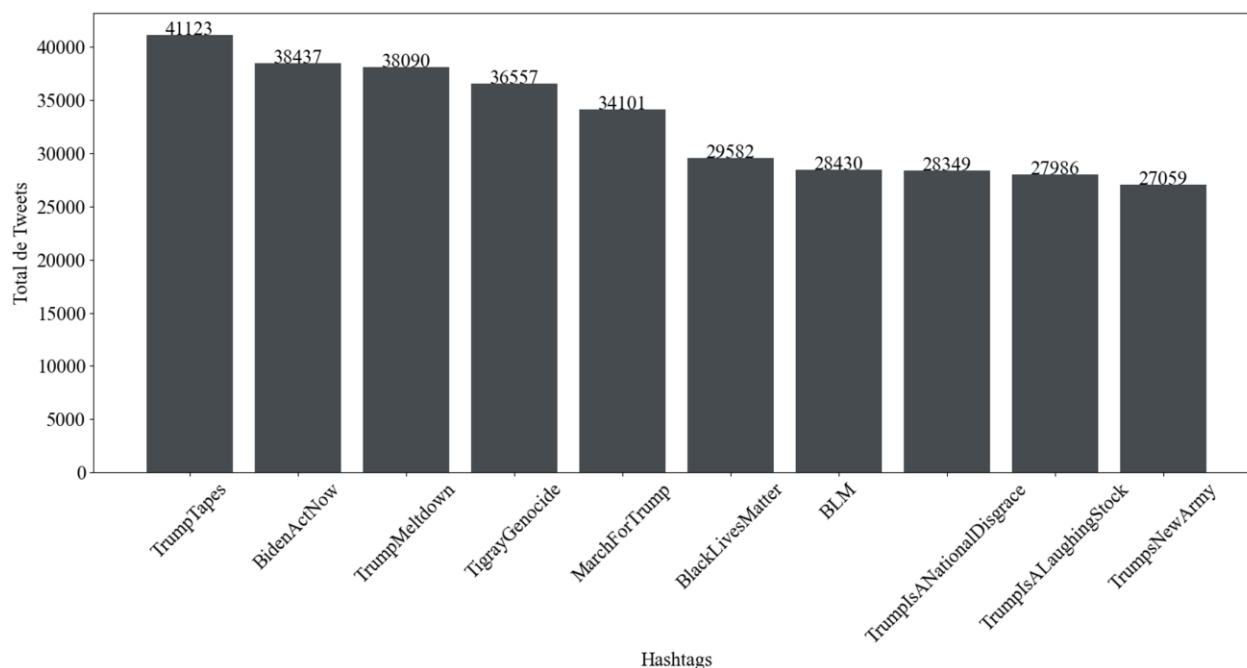


Fuente: Elaboración propia.

Conjuntamente, se buscaron los *hashtags* utilizados con mayor frecuencia en consonancia con los *hashtags* utilizados para la determinación del corpus de tweets⁷. De forma no sorpresiva, de entre el top 10 de *hashtags*, 6 *hashtags* aluden directamente a Trump, de los cuales solo 2 son de apoyo y 4 de crítica en inclusive sátira. El *#TrumpTapes* fue el *hashtag* más utilizado con 41123, lo cuál señala nuevamente a la corrupción como una de las principales temáticas de discusión. Los *hashtags* *#BLM* (28430) y *#BlackLivesMatter* (29582) igual se encuentran presentes en el top 10, lo que igual confirma la importancia del movimiento en las elecciones del 2020. Sorpresivamente, el *#TigrayGenocide* fue el cuarto *hashtag* más utilizado con 36557, lo que propone al genocidio del Tigray en Etiopía, como uno de los temas más relevantes dentro del contexto electoral.

⁷ Para ello se excluyeron los *hashtags* utilizados para la construcción de los corpus de cada clúster, evitando así la duplicidad en la tabulación. Los *hashtags* del ranking fueron utilizados en conjunto con los *hashtags* considerados en cada clúster.

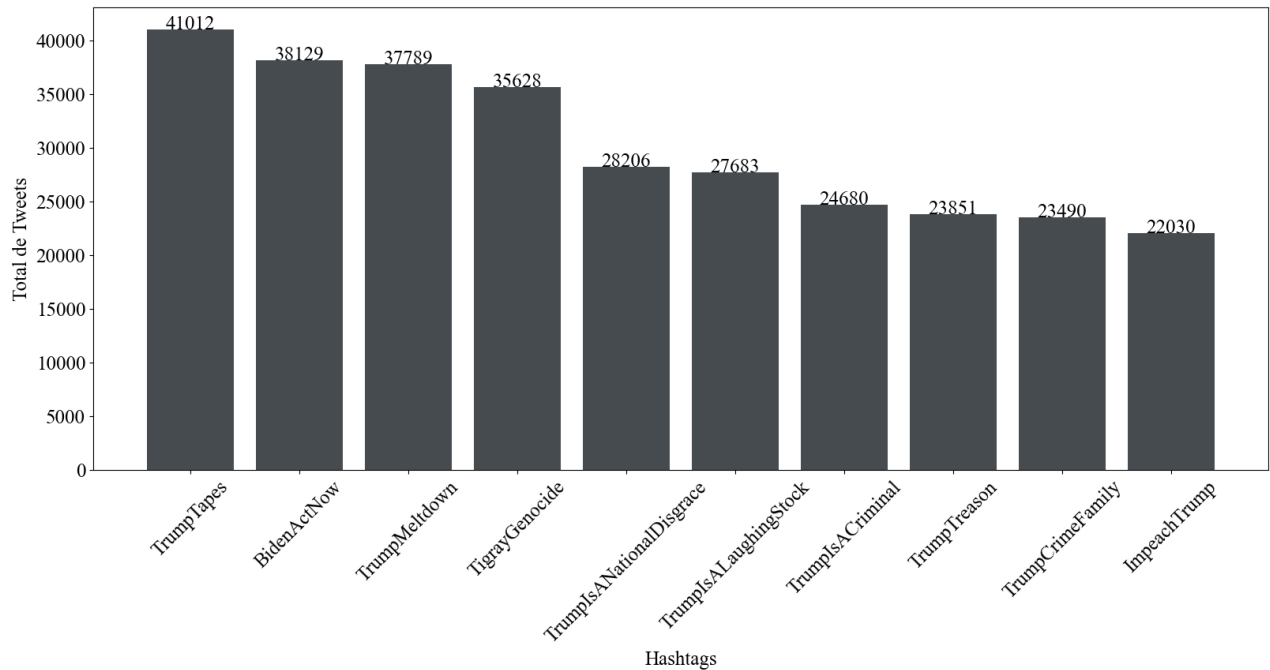
Gráfico 25: Top 10 hashtags secundarios más utilizados



Fuente: Elaboración propia.

El fuerte vínculo de Trump con la corrupción dentro de los debates en Twitter se hace aún más marcado si se considera únicamente clúster 1. Como se observa en el gráfico 26, el *#TrumpTapes* mantiene la primera posición, siendo utilizado 41012 veces. En la misma línea crítica, este es seguido por los *hashtags* *#TrumpMeltdown* (37789), *#TrumpIsANationalDisgrace* (2860), *#TrumpIsALaughingStock* (27683), los cuáles igual son encontrados en el gráfico 24, incluyendo además *#TrumpIsACriminal* (24680), *#TrumpTreason* (23851), *#TrumpCrimeFamily* (23490) y *#ImpeachTrump* (22030). Los únicos *hashtags* no relacionados a Trump son el *#BidenActNow* (38129) y *#TigrayGenocide* (35628), lo que indica que el tema del genocidio es más discutido por la facción demócrata.

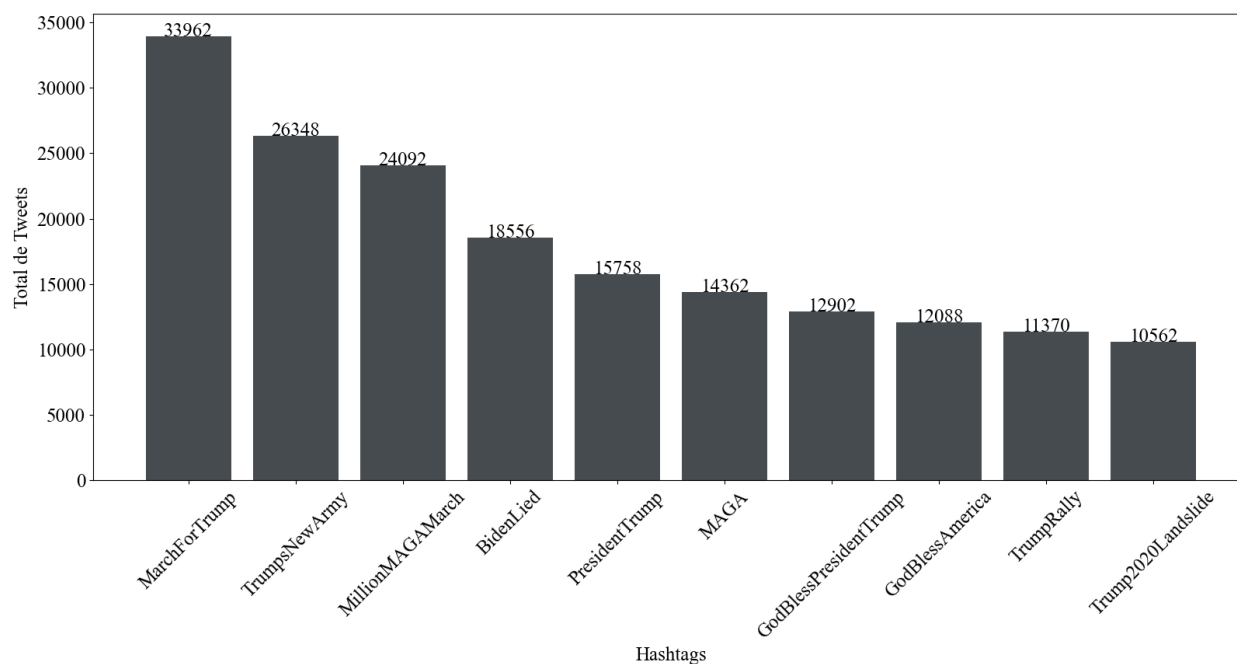
Gráfico 26: Top 10 hashtags secundarios más utilizados dentro del Clúster 1



Fuente: Elaboración propia.

Al contrario del Clúster 1, la tendencia en el Clúster 2 evidencia un apoyo a Trump como muestra el gráfico 27. El *#MarchForTrump*, que ocupaba el quinto lugar en la lista general, ocupa el primer lugar dentro del clúster 2 al usarse 33962 veces y, el *#TrumpNewArmy* que ocupaba el décimo lugar en la lista general, ocupa el segundo lugar dentro de este clúster con 26348 menciones. El restante de *hashtags*, los cuales no conformaron la lista anterior son de apoyo a la candidatura de Trump, así como de rechazo a la victoria de Biden.

Gráfico 27: Top 10 hashtags secundarios más utilizados dentro del Clúster 2



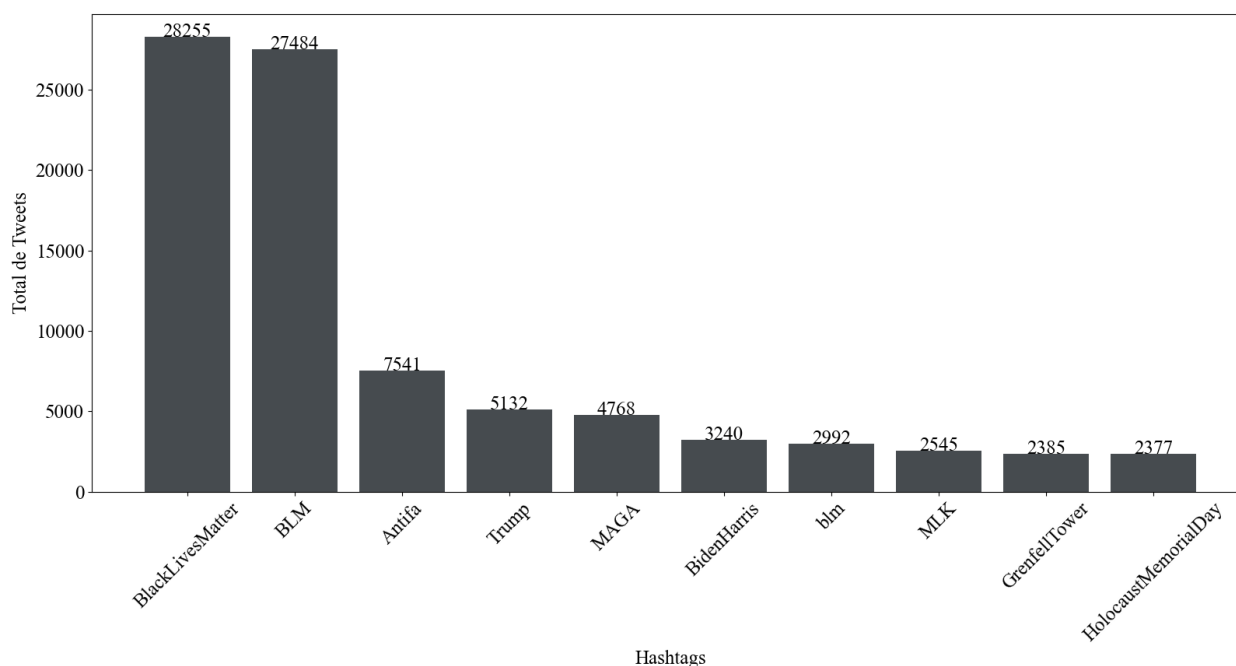
Fuente: Elaboración propia.

El *#MillionMagaMarch* (24092) se viralizó debido a una convocatoria de movilización en favor de Trump tras la recepción de casi 1 millón de solicitudes para su mitin de reelección en Tulsa. Igualmente fue utilizado en otros momentos de la campaña para convocar marchas y para rechazar la victoria de Biden, mismo uso al que se le dio al *#TrumpRally* (11370). El *#BidenLied* fue utilizado para criticar a Biden, desvalorizarlo como candidato, y, a su vez para acusar fraude electoral. El *#Trump2020Landslide* (10562) igual fue utilizado por el tema del “supuesto” fraude electoral, aunque igual fue utilizado previamente para apoyar Trump y para pronosticar su victoria. Los *#PresidentTrump* (15758) y *#MAGA* (14362) tuvieron un uso más mixto y general. Por último, de forma no sorprendente los *hashtags* *#GodBlessPresidentTrump* (12902) y *#GodBlessAmerica* (12088) tuvieron presencia dentro del top 10, lo que refuerza la relación entre el conservadurismo y Trump, así como resalta la importancia de la religión.

Dentro de los *hashtags* secundarios del clúster 3 enseñados en el gráfico 28, se encuentran en primer y segundo lugar el *#BlackLivesMatter* (28255) y el *#BLM* (27484), debido a que comunmente el uno es usado como *hashtag* secundario del otro y viceversa. En tercer lugar está el *#Antifa* debido a que es un movimiento afin a al BLM, motivo por el cuál es mencionado. El *#Trump* y *#MAGA* son mencionados principalmente para criticar al regimen del presidente Trump su gestión de tema racial. El *#BidenHarris* se entiende por el apoyo adel movimiento y sus simpatizantes al partido demócrata. Los *hashtags* 8, 9 y 10 hacen alusión a

días u eventos significativos para el movimiento, el *#MLK* alude al Día de Martin Luther King. Curiosamente el *#GrenfellTower* aparece en la novena posición, *hashtag* utilizado para remorar un incendio ocurrido en Reino Unido, el cual se ha vinculado a la causa del BLM por el impacto de la raza y la pobreza en el desastre. Por último, el *#HolocaustMemorialDay* se comprende debido a la conexión entre el holocausto y el racismo.

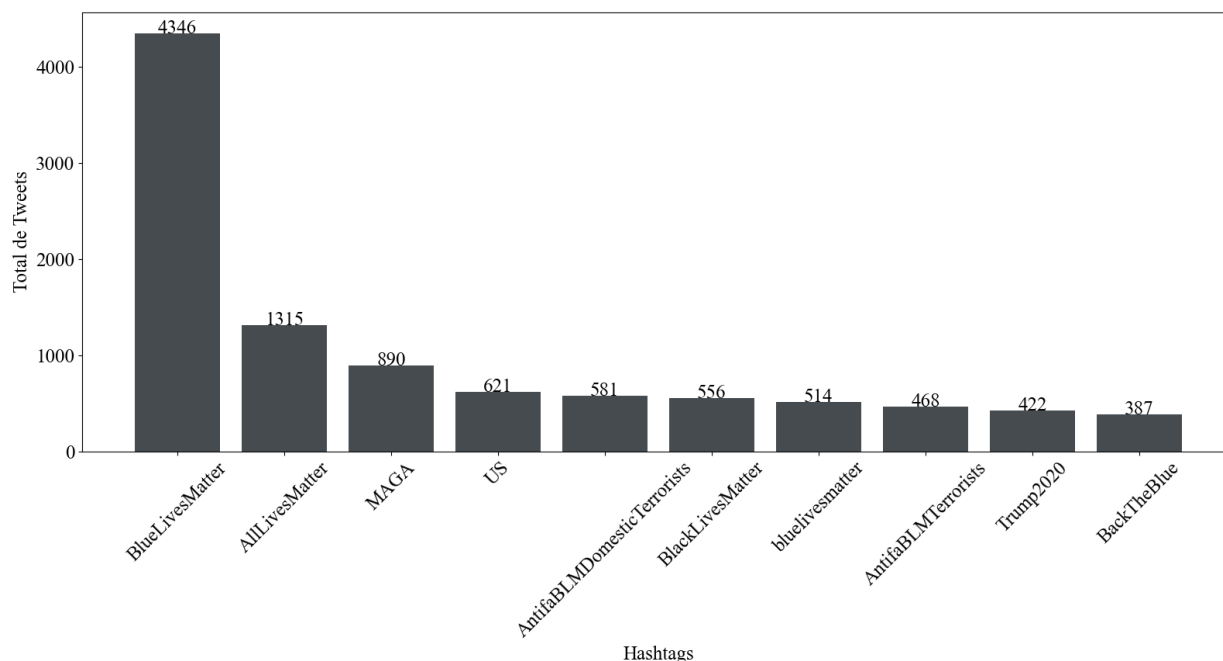
Gráfico 28: Top 10 *hashtags* secundarios más utilizados dentro del Clúster 3



Fuente: Elaboración propia.

En el clúster 4 ocurre algo similar que en el 3, ya que como indica el gráfico 29, los *hashtags* secundarios más frecuentes son el *#BlueLivesMatter* (4346) y el *#AllLivesMatter* (1315), aunque su uso complementario es ampliamente menor. Como se preveía, los *hashtags* *#MAGA* y *#Trump2020*, indican que la posición contraria al BLM está fuertemente asociada a los seguidores del trumpismo. Congruentemente, 2 *hashtags* con tintes ofensivos y divisorios se hacen presencia en dicho clúster, mediante el *#AntifaBLMDomesticTerrorists* y el *#AntifaBLMTerrorists*, en donde catalogan fuertemente tanto al Antifa como al BLM de ser organizaciones terroristas. Al cabo, el *#BackTheBlue*, al igual que el *#BlueLivesMatter*, indica el apoyo a la policía, al margen de las protestas por la brutalidad policial del BLM.

Gráfico 29: Top 10 hashtags secundarios más utilizados dentro del Clúster 4



Fuente: Elaboración propia.

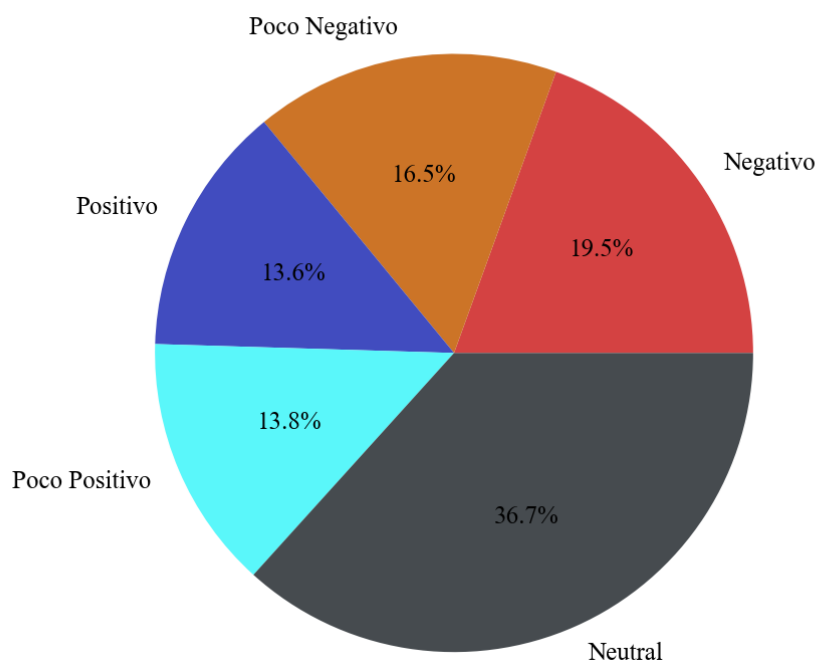
Tanto por los resultados de las frecuencias de los *hashtags*, las frecuencias de palabras y de *hashtags* secundarios, el elemento del *sorting* se ha hecho presente en cada faceta. La lógica del *in-group* y del *out-group* resulta latente, en donde el claro elemento divisorio es el propio Donald Trump. Especialmente en los clústeres 1 y 3, es decir los alineados al partido demócrata se pudo encontrar una mayor hostilidad, la cual es coherente debido al mayor número de demócratas en Twitter, el fuerte rechazo a Trump el cuál luego se traduciría en la victoria de Biden.

7.4.3. Análisis de sentimientos

Se llevó a cabo un análisis de sentimiento en los tweets después de limpiar los datos de *hashtags*, emoticonos y puntuación. Como se estableció en el marco metodológico, se realizaron dos tipos de análisis de sentimientos. Primero, se efectuó un análisis de polaridad, que se refiere al proceso de determinar la actitud o la emoción del autor del tweet, es decir, si es positiva, poco positiva, negativa, poco negativa o neutra. La función de polaridad que usamos da como resultado un flotante en el rango de $[-1,1]$, en donde 1 significa un sentimiento positivo y -1 significa uno negativo. Para la interpretación, establecemos el texto en positivo si es mayor que 0.5, poco positivo si es mayor que 0 pero menor que 0.5, neutral si es igual a cero, poco negativo si el valor está entre cero y -0.5, y, negativo si está entre -0.5 y -1. La primera apreciación que se puede hacer es que los tweets más comunes son los neutrales con

un 36.7%, aunque estos vienen seguidos de los negativos (19.5%) y poco negativos (16.5%), por lo que el ambiente de la plataforma si tiende a ser pesimista.

Gráfico 30: Proporción de polaridad de Sentimientos

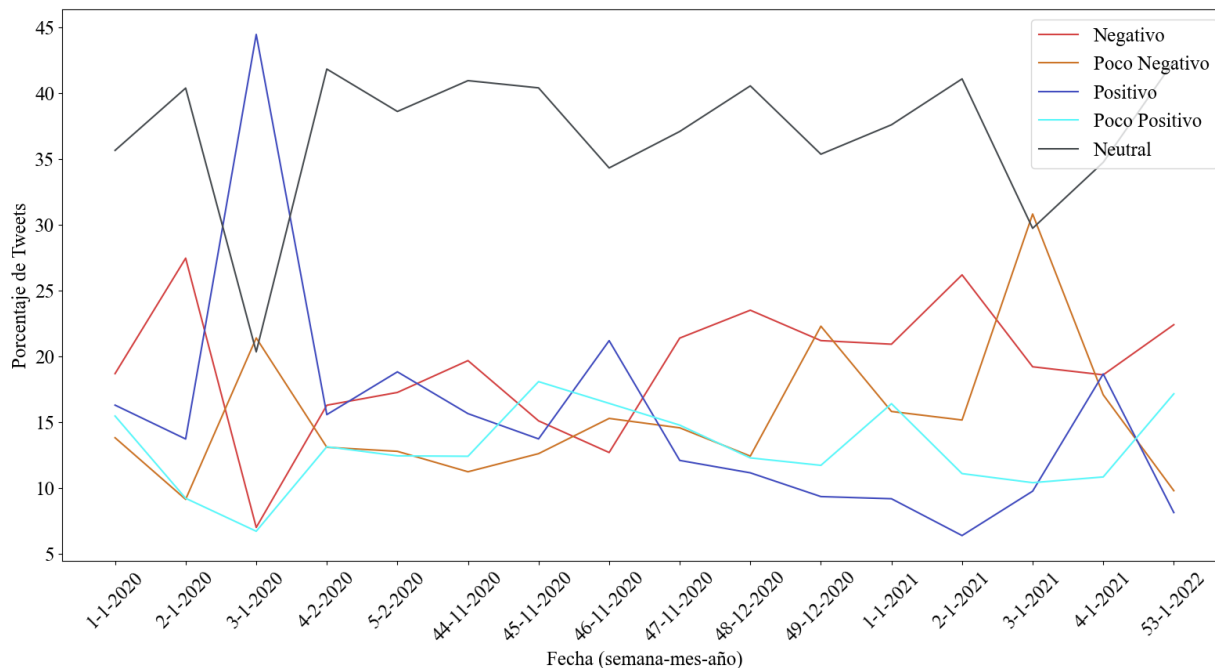


Fuente: Elaboración propia.

Aunque es difícil juzgar las emociones de las personas basándose únicamente en el gráfico 31, porque depende del contexto en el que los usuarios escribieron los tweets, sugiere cómo se mezclaron las emociones después tras la victoria de Joe Biden en las elecciones. De forma sorprendente, los sentimientos neutrales fueron predominantes a lo largo de todo el período estudiado, solamente con la excepción de la tercera semana de enero 2020, en donde, hubo un repunte de los sentimientos positivos y en la tercera semana de enero de 2021, en la cual hubo una cantidad ligeramente mayor de sentimientos poco negativos.

positivos. Es decir, la proporción de sentimientos negativos ha aumentado en la temporalidad estudiada, al mismo tiempo que los positivos han disminuido, indicando así un incremento en la polaridad de sentimientos y en el clima negativo en Twitter tras las elecciones.

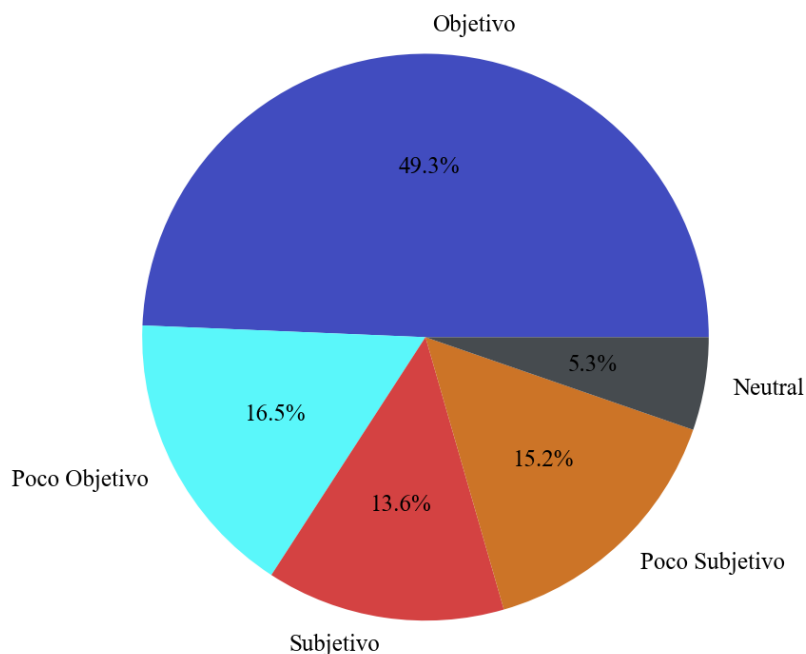
Gráfico 32: Polaridad de Sentimientos en Tweets sobre las Elecciones 2020



Fuente: Elaboración propia.

En segundo lugar, llevamos a cabo un análisis de subjetividad, que se refiere a una opinión, emoción o juicio, mientras que la objetividad se refiere a una información fáctica. La subjetividad es un flotador dentro del rango $[0, 1]$ donde 0 es muy objetivo y 1 es muy subjetivo. Fijamos el texto como subjetivo si es por encima de 0.75, poco subjetivo si es mayor que 0.5 pero menor que 0.75, poco objetivo entre 0.25 y 0.50, y, objetivo si es menor que 0.25. En el gráfico 33, se muestra que la mayoría de los tweets son objetivos, lo que implica que están relacionados a información fáctica y no a puntos de vista subjetivos. Este resultado tiene sentido, porque todos los tweets son principalmente sobre los resultados de las elecciones, información en clave electoral (mítines, propuestas, debates, entre otro tipo de noticias).

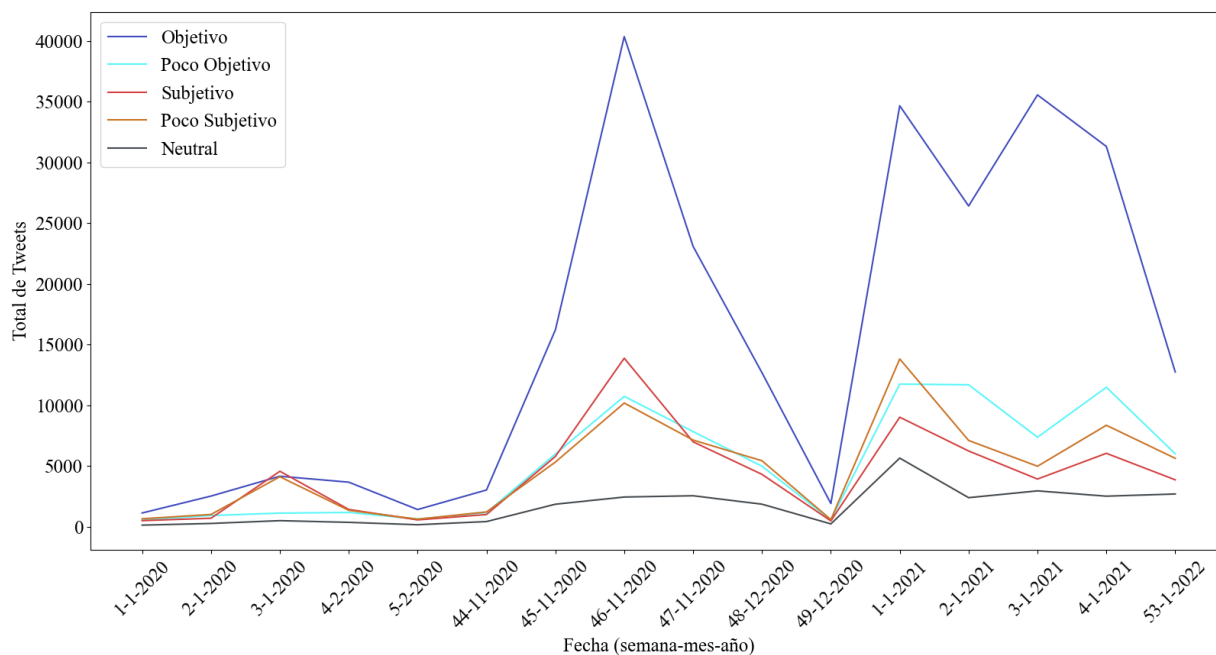
Gráfico 33: Proporción de Subjetividad



Fuente: Elaboración propia.

De igual forma que en el gráfico de polaridad, la fecha de las elecciones provocó un cambio tendencias, por lo que, si bien la frecuencia de tweets objetivos mantuvo un alto volumen, los tweets subjetivos llegaron tuvieron su pico. Este resultado es igual coherente debido al tenso clima probado por los resultados. Asimismo, los tweets poco subjetivos tuvieron su pico en la primera semana de enero, es decir, tras la toma de posesión, como indican el grafico 34. Por tanto, se puede ver que las fechas claves tienen una estrecha relación con la subjetividad de los tweets. Si bien la objetividad es amplia, los resultados no avalan a Twitter como una plataforma objetiva de debate ya que no pudo filtrar únicamente los tweets de debate.

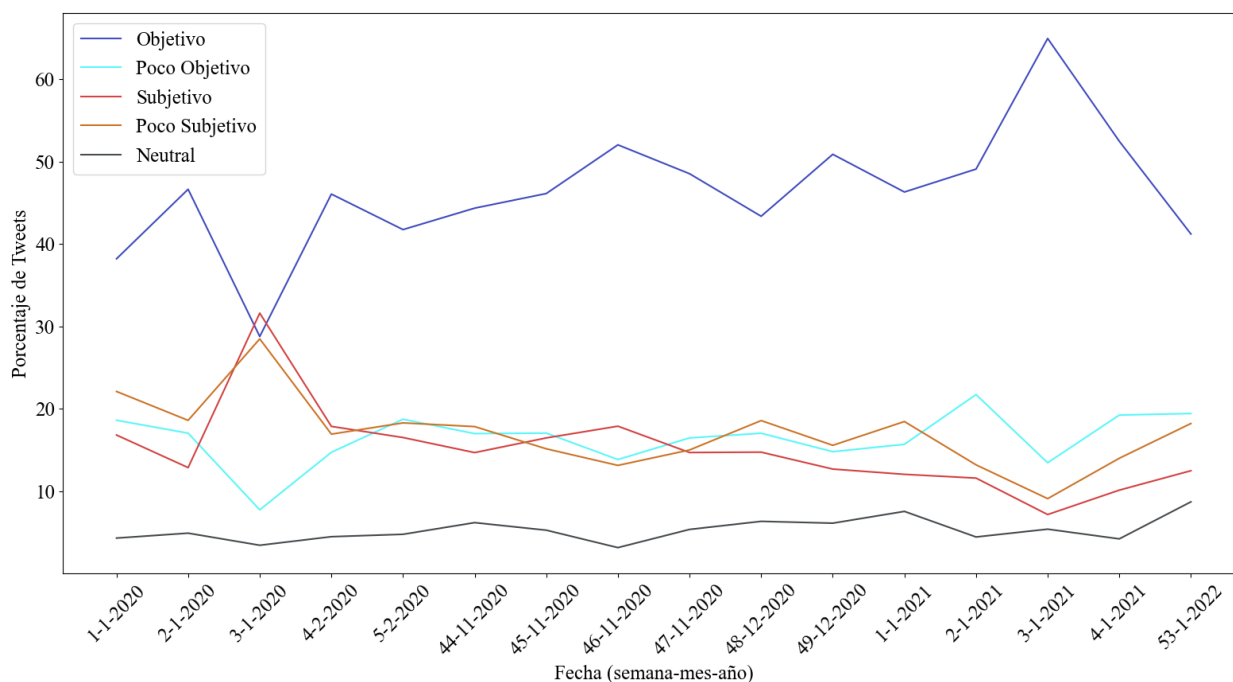
Gráfico 34: Subjetividad en Tweets sobre las Elecciones 2020



Fuente: Elaboración propia.

Por encima de ello, si se realiza un análisis utilizando porcentajes se puede ver que los objetivos no logran mayoría absoluta en la mayoría de las semanas, lo que hace sentido ya que la mitad de los tweets no son considerados objetivos. Por otro lado, se puede ver una tendencia ligeramente positiva en los tweets objetivos y negativa en los tweets subjetivos, lo que significa que ha habido un crecimiento en la objetividad, aunque se desconoce si esta fue mantenida.

Gráfico 35: Subjetividad Sentimientos en Tweets sobre las Elecciones 2020

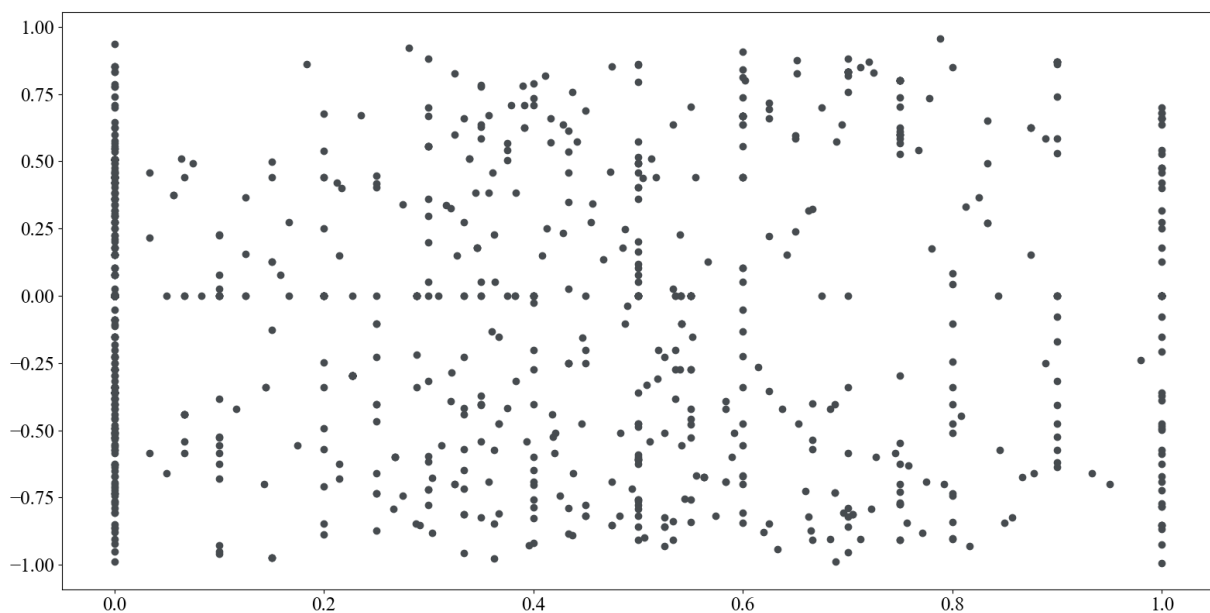


Fuente: Elaboración propia.

7.4.4. Análisis de correlación y dispersión

Debido a la forma bimodal de ambos gráficos (polaridad y subjetividad), se realizó un análisis de correlación de dispersión. A su vez, en la revisión de la literatura se mencionó como la desinformación en la era del trumpismo, contribuyó a la polarización, por lo cual también es importante el observar la relación que tiene la subjetividad con los sentimientos. Sorpresivamente, el gráfico 36 se trata de un diagrama de dispersión sin correlación, ya que los datos no siguen un patrón, ni positivo ni negativo. Dicho gráfico muestra puntos aleatorios que no siguen ninguna dirección. A medida que aumenta la subjetividad, no hay una expectativa del comportamiento de la polarización, por lo que se evidencia que no hay correlación entre ambas variables al ver gran dispersión de los datos sin ninguna tendencia.

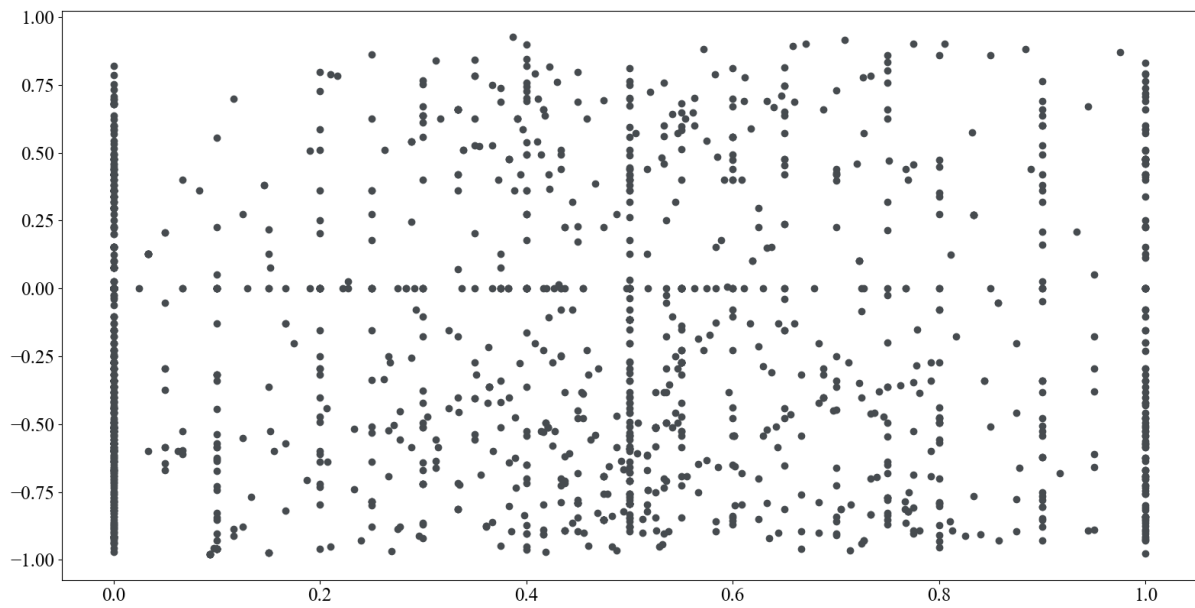
Gráfico 36: Diagrama de Dispersión de Subjetividad y Polaridad



Fuente: Elaboración propia.

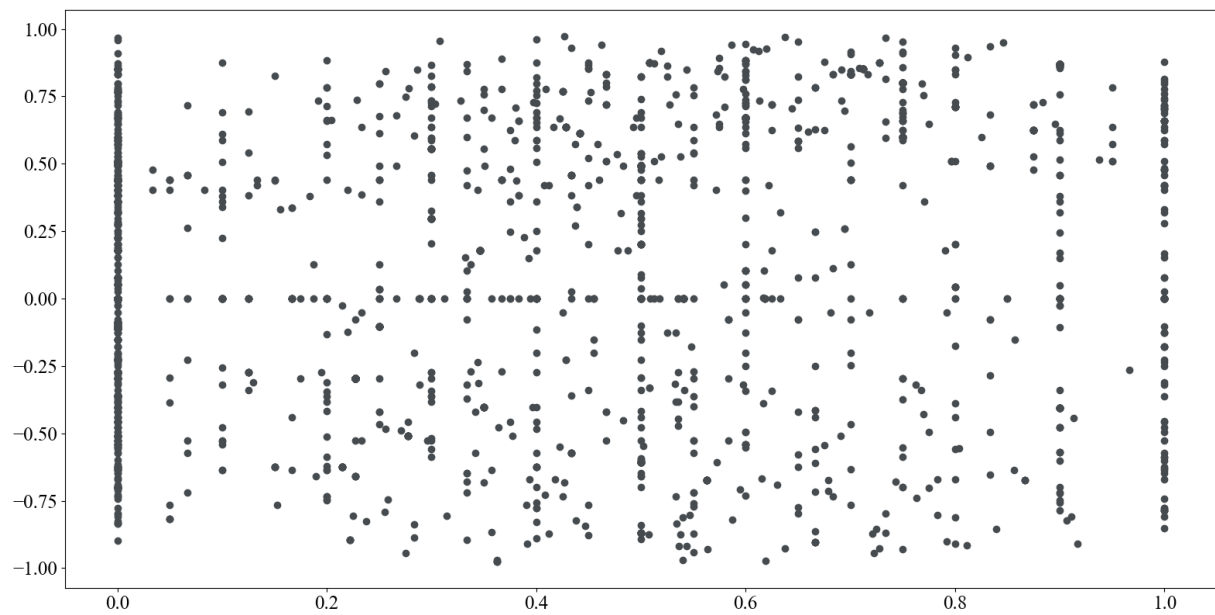
Ya que la incivildad y el discurso ofensivo suelen tener un carácter subjetivo, dicho diagrama reduce las probabilidades de que dicha variable tenga correlación con la polarización. Por tanto, y, considerando la diferencia en el tono de conversaciones por clúster, se optó por realizar la misma prueba de correlación de forma separada, por cada clúster. Los gráficos 36, 37, 38 y 39 de igual forma niegan cualquier posibilidad de correlación ya que la dispersión de los datos en ninguno de los 4 clústeres sigue un patrón.

Gráfico 37: Diagrama de Dispersión de Subjetividad y Polaridad en el Clúster 1



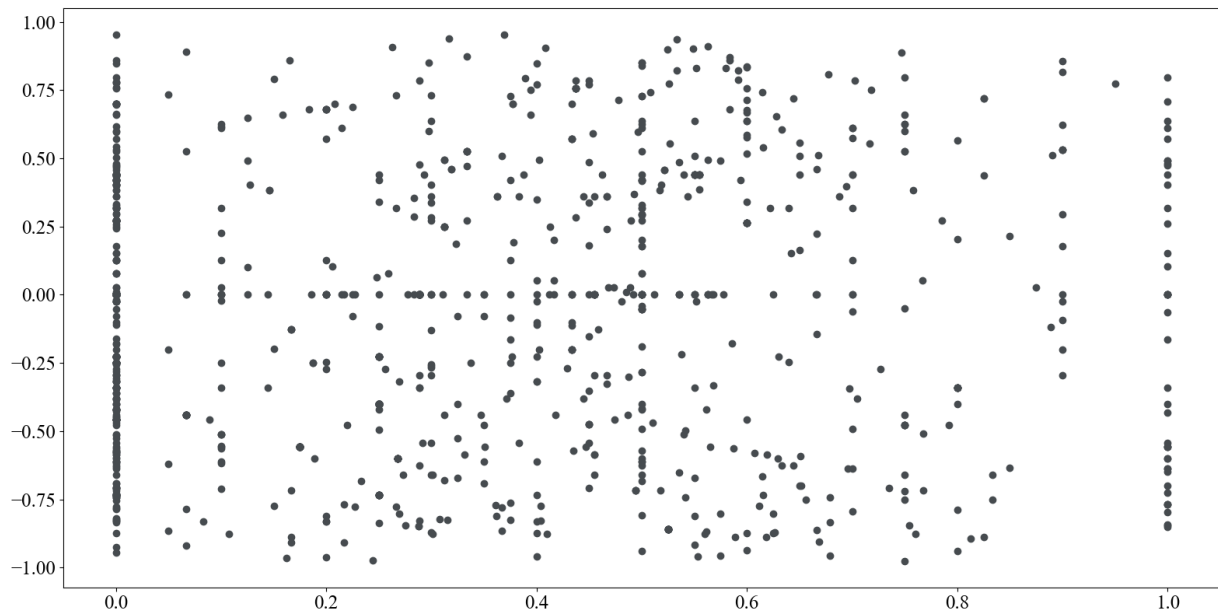
Fuente: Elaboración propia.

Gráfico 38: Diagrama de Dispersión de Subjetividad y Polaridad en el Clúster 2



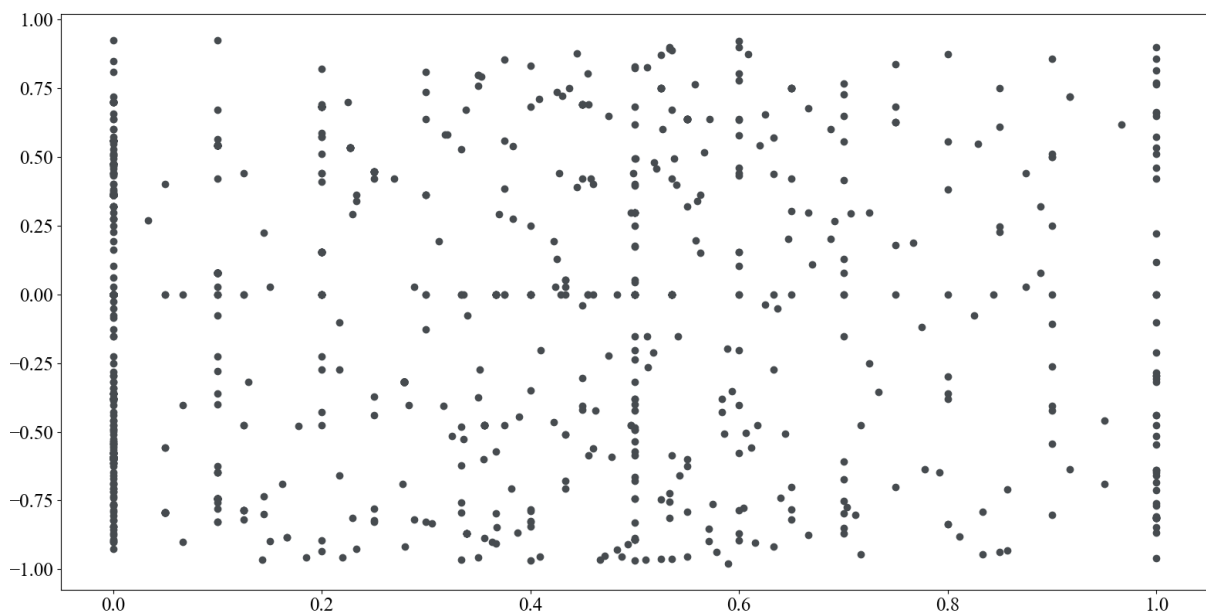
Fuente: Elaboración propia.

Gráfico 39: Diagrama de Dispersión de Subjetividad y Polaridad en el Clúster 3



Fuente: Elaboración propia.

Gráfico 40: Diagrama de Dispersión de Subjetividad y Polaridad en el Clúster 4



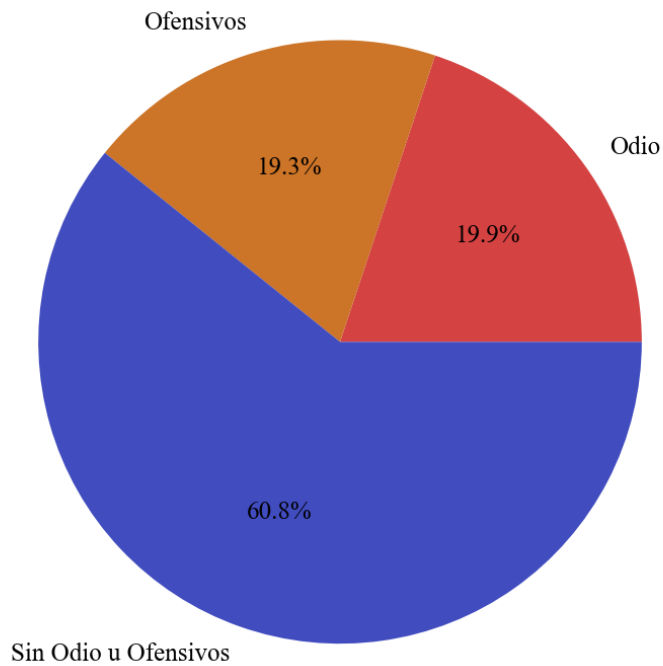
Fuente: Elaboración propia.

7.4.5. Análisis de detección de discurso ofensivo

Finalmente, se presenta un análisis de de detección de discurso ofensivo y de odio, para la existencia de un posible crecimiento en el tiempo. Para ello se utilizó un clasificador, el cual mediante *machine learning* identificó el contenido de los tweets, atribuyéndolos las etiquetas de: discurso de odio, lenguaje ofensivo, sin odio u ofensivo. Como se visualiza en el gráfico 40, de los 508,298 tweets que conforman el corpus para este estudio, 19.3% fueron ofensivos,

19.9% contenían discurso de odio y el 60,8% se encontró libre de ambos. Es decir, aproximadamente 2 de cada 5 tweets contienen discurso ofensivo o de odio.

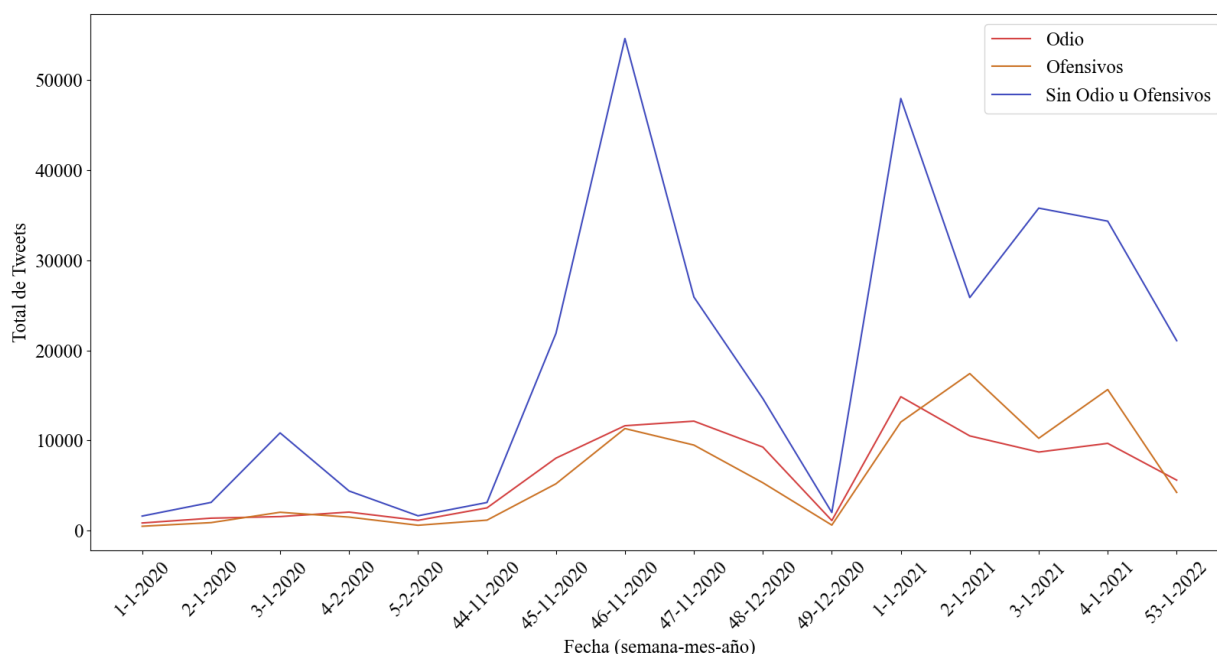
Gráfico 41: Proporción de Tweets de odio y ofensivos



Fuente: Elaboración propia.

El gráfico 42 muestra los resultados de detección de discurso ofensivo a lo largo del período de tiempo estudiado. Los mayores picos en la curva bimodal se deben al volumen de tweets, al este incrementar dramáticamente en los eventos clave de las elecciones y la toma de posesión. Si solo se observa a las curvas de discurso de odio y de discurso ofensivo se puede ver que si existe un crecimiento exponencial a lo largo del tiempo. Ahora bien, dicha tendencia tiene que ser contextualizada con el incremento del volumen de tweets, por lo que dicho gráfico no es capaz de brindar mayores conclusiones.

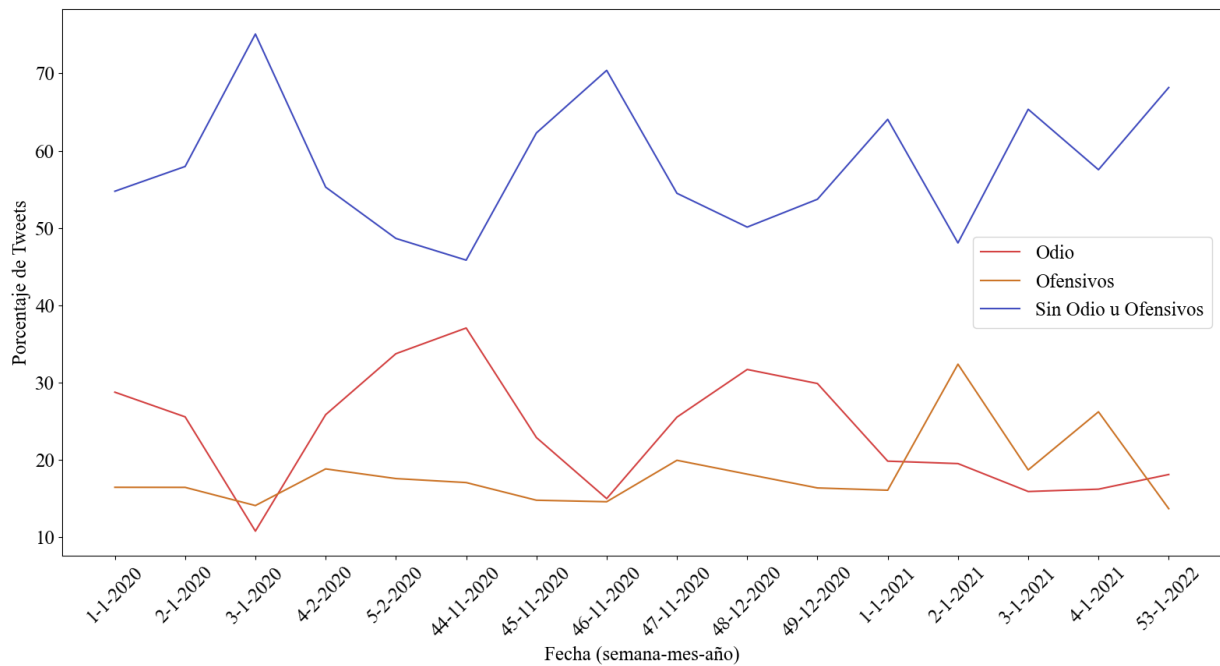
Gráfico 42: Discurso de odio y ofensivo en Twitter



Fuente: Elaboración propia.

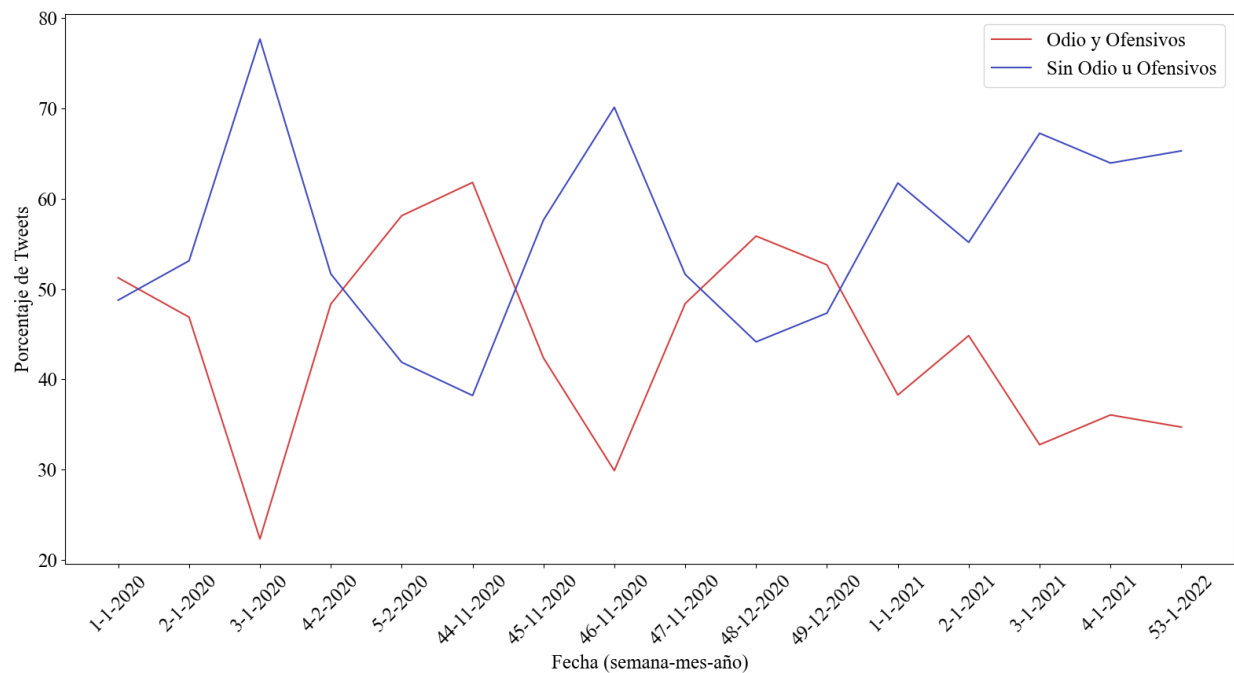
Haciendo la respectiva transformación hacia porcentajes, en el gráfico 43 se puede observar de mejor forma la fluctuación del discurso de odio y de discurso ofensivo en el tiempo. Por parte del discurso ofensivo, existe una ligera tendencia exponencial de crecimiento, sin embargo, la curva de de discurso ofensivo muestra una tendencia opuesta. Agrupando a ambas categorías, en el grafico 44 no se observa una tendencia clara, ya que se experimenta un crecimiento hacia finales del 2020, pero un decrecimiento de cara al 2021, a diferencia de la curva de sentimientos negativos la cuál si mostró una tendencia. Dentro de todo, ello tiene un cierto sentido, ya que el índice de polarización cayó en 3.3 puntos entre el último trimestre del 2020 y el primero del 2021, como ya se abordó previamente. Ahora bien, ello no es suficiente para comprobar una relación directa debido a que se desconoce la significatividad estadística de dichas oscilaciones, y, no se dispone de los datos de dicho reporte de polaridad para hacer una regresión lineal.

Gráfico 43: Discurso de odio y ofensivo en Twitter



Fuente: Elaboración propia.

Gráfico 44: Discurso de odio u ofensivo en Twitter



Fuente: Elaboración propia.

Si se analiza la distribución de toda la curva se puede que observar que, a pesar de ciertos picos, la curva experimenta en el último mes un ligero decrecimiento. Ello presentaría una cierta relación con el índice de polarización el cual cayó en 3.3 puntos entre el último

trimestre del 2020 y el primero del 2021. Empero, la distribución bimodal de la curva hace que como tal no haya un patrón de comportamiento predeterminado, por lo que igual la mediana y la media no son de utilidad, por lo que se cuenta con dos distribuciones que deben de ser analizadas independientemente.

De nuevo es palpable la relevancia de los eventos clave puesto a que el pico de discurso ofensivo y de odio se dio en la semana previa a las elecciones, llegando a un 61,79%, manteniendo una brecha de 23,58% con el discurso sin odio ni ofensivo. Lo que representa una brecha aproximadamente 8 puntos mayor al promedio (15.17%) y casi 12 puntos mayor a la brecha del segundo pico del discurso de odio u ofensivo. En ambos picos, su caída se da inmediatamente después de la sucesión de eventos clave, lo que indica una clara relación entre ellos y el discurso de odio y el ofensivo. Por último, la ausencia de una tendencia clara de momento negaría la existencia de una correlación con la variable de polarización.

CONCLUSIONES

A manera de conclusión, a pesar de que Twitter está lejos de representar completamente a la demografía estadounidense, juega un rol preponderante en la configuración del discurso político debido al alto nivel de alcance hacia las masas. Por este motivo, figuras políticas como Trump o Bolsonaro posteriormente, han recurrido a las redes sociales para ganar adeptos. Las plataformas de redes sociales como Meta y Twitter han sido ampliamente cuestionadas sobre su ética y sobre como permiten la propagación de desinformación, extremismo y discurso de odio en líneas, incluso en forma de “activismo”.

El hecho de que las conversaciones de Twitter estén principalmente guiadas por la figura de Trump, ya sea en su apoyo o rechazo confirma la presencia de una crisis hegemónica. De cierta forma, se podría sugerir que Trump si consiguió hasta cierto grado el establecer un poder hegemónico. Pues, por un lado, existe o existía un grupo hegemónico el cual deseaba mantener el estatus quo mediante la reelección de Trump, y, por otro lado, había un grupo contrahegemónico el cual rechazó el monopolio cultural del hegemón. Esta última parte resulta clave, ya que, claramente por las posturas de las conversaciones, las personas que votaron por Biden no lo hicieron como tal por apoyo al candidato en sí mismo, sino, por rechazo a la figura de Trump y a lo que representa. Empero, la fragmentación de la sociedad en dos partes prácticamente iguales significa que a pesar del foco de las discusiones, Trump no llegó a consolidar una hegemonía cultural, por lo que el panorama en Estados Unidos continúa siendo en el de una crisis hegemónica, aunque con un bloque contrahegemónico más dominante previo a la victoria de Biden.

Los activistas, que corresponden a lo que Gramsci llamaba de intelectuales, tienen que buscar no alienar a la sociedad civil, algo que sí ha sucedido dentro de los debates de Twitter y presuntamente sería uno de los motivos de la dificultad de unificar a la nación y propagar cambio social. La constante polarización de Estados Unidos radica en la falta de un grupo contrahegemónico que apele a los otros grupos dentro de la sociedad civil, en lugar de enajenarlos. Ante la pluralidad de intereses, estos grupos deben tener alguna validez de que sus intereses estén alineados con los de la sociedad y no solo los de una porción. En general, los debates en Twitter no son constructivos y están fuertemente vinculados a la división y al odio.

En suma, el principal hallazgo de la presente investigación es que 2 de cada 5 tweets de discusiones atribuidas al activísimo *hashtag* dentro del contexto de las elecciones estadounidenses del 2020, contienen discurso de odio u ofensivo. Este dato no solo corrobora

la idea de que el discurso ofensivo se ha vuelto propenso en el activismo *hashtag*, sino que es una práctica que se ha normalizado. Consecuentemente, lo que genera es que las personas con mayor actividad en la plataforma no vean al tono y a la incivildad de las discusiones como un problema, a pesar de que están más sujetos a recibir comentarios de odio u ofensivos.

Por otra parte, se puede confirmar que Estados Unidos presenta los 4 niveles de polarización: polarización ideológica de élites, polarización afectiva de élites, polarización ideológica de masas y polarización afectiva de masas. Las dos primeras han sido arraigadas a lo largo de toda la historia partidista norteamericana, mientras que la polarización de masas se ha venido gestando desde finales del siglo XXI. La polarización ideológica de masas es palpable tanto por los resultados de las elecciones como por el nivel de polarización de sentimientos en Twitter. Adicionalmente, el nivel de subjetividad de dichos tweets, así como el lenguaje de estos, manifiestan desconfianza y disgusto de los estadounidenses hacia el partido opuesto, considerando que solo 1 de cada 2 tweets es objetivo.

El nivel de subjetividad igual puede desembocar en la malinterpretación de las ideas clave de los tweets, algo que igual contribuye al *sorting*, dividiendo así a las personas mediante el rechazo hacia la otredad. Esto se hace evidente mediante la polaridad de sentimientos identificada, en donde se muestra una ola de sentimientos positivos hacia el propio grupo y negativos hacia el otro grupo. De esta manera, el *sorting* ha contribuido al antipartidismo, por lo que para 2017 un 81% de los demócratas tenían una opinión desfavorable de los republicanos y viceversa. A ello se le suma que las noticias falsas y la desinformación generan sentimientos de incivildad y odio hacia el grupo contrario.

Adicionalmente, las brechas entre los tweets positivos y negativos en los eventos de más algidez política igual son indicadores de dicha antipatía. Los valores y la identidad de cada partida promueven sentimientos que suscitan la otredad. Por este motivo los tweets ofensivos tienden a agravar el problema, debido a la confrontación incivilizada de creencias ideológicas adversas. Dentro de Twitter se muestra una clara dicotomización en donde hay un *in-group* y un *out-group* claro dependiendo de si la perspectiva es demócrata o republicana, por lo que hay un *in-group/out-group* (dependiendo de la perspectiva) que más que ser pro Biden es anti-Trump y pro-BLM, y otro grupo pro-Trump y anti-BLM.

Estás dos corrientes en Twitter se encuentran alineadas a la categorización de Holland y Fermor (2021), en la cual hay una división de la sociedad en dos grupos debido a hacia sus sentimientos y percepciones de la figura de Trump. Está claro que los debates de Twitter han acentuado diferencias ideológicas y afectivas, motivo por el cual el ambiente en dicha

plataforma tiene connotaciones principalmente negativas. Sin embargo, para profundizar más sobre el tema sería óptimo realizar un análisis de sentimientos negativos enfocado únicamente en las respuestas a ciertos Tweets con contenido divisorio y o discurso ofensivo.

Partiendo de esta dicotomía, los activistas podrían influir en la polarización preexistente, más aún, mediante foros de discusión en donde se esparce desinformación, extremismo y discurso ofensivo. En Estados Unidos, los grupos activistas extremistas usan las redes sociales con fines propagandísticos, utilizando discurso ofensivo y de odio, la desinformación y la asimetría de información para reforzar comportamientos inmoderados. Los destinatarios que reciben comentarios ofensivos sobre sus valores e ideologías pueden ofenderse directamente, solidificando la fragmentación, o, pueden reforzar sus creencias si sienten identificados.

Así pues, se ha detectado un incremento en los sentimientos negativos en el período establecido, así como un decrecimiento en los positivos, destacando así un crecimiento en la negatividad tras las elecciones. Aunque, el incremento de los sentimientos negativos igual podría estar influenciado por factores externos como las denuncias de fraude y la toma del capitolio. De hecho, los eventos clave son el factor que a priori presenta mayor relación con la distribución de las curvas de polaridad de sentimientos, subjetividad y discurso ofensivo. Las curvas bimodales de dichos gráficos señalan a las elecciones y a la toma de posesión como los factores que generaron mayor división y perturbación en dichas curvas.

Por tanto, en primera instancia se observa que hay un conjunto de factores externos que generan polarización y que se magnifican en los eventos, incitando así el crecimiento de los sentimientos negativos y el discurso ofensivo, más no al revés como inicialmente se pensaba. Poniéndolo en perspectiva, resulta lógico considerando que solo el 23% de usuarios estadounidenses tienen Twitter, por lo que la polarización de todo el país no puede ser explicada solo teniendo en cuenta a dicha red social. Si bien, las discusiones en Twitter podrían contribuir y reforzar la polarización, sería eso, un refuerzo, más no un factor que la provoque, manteniéndose como producto del alto nivel de polarización.

A pesar de los hallazgos de Gao y Huang (2017), en los que encontraron que hubo un aumento del discurso ofensivo en Twitter a raíz de las elecciones de 2016, esta lógica solo se mantuvo de forma parcial para las elecciones 2020. Pues, si bien si se registró un aumento considerable de tweets ofensivos o de odio en la semana de elecciones, este cambio se entiende por el aumento en general del volumen de tweets en dicho período, más no se registró un aumento como tal en su proporcionalidad. Es decir, post elecciones, no se utiliza el discurso de odio u ofensivo en mayor medida que lo que se hacía previo a las elecciones.

Sin embargo, de igual forma en el estudio realizado tampoco se pudo percibir una relación proporcional entre el discurso de odio u ofensivo y la polarización. Debido a la falta de los datos de un índice de polarización a través del tiempo y la falta de recursos para analizar un período de tiempo más largo en Twitter, no se pudo trazar una correlación entre ambas variables. A su vez, con los datos que, si se dispuso, se evidenció que para finales del 2020 e inicios del 2021 el índice de polaridad se mantuvo constante, lo que sumado a la falta de un patrón claro en la distribución del discurso de odio hizo que no se pueda determinar una correlación.

RECOMENDACIONES

La primera recomendación radica en que se haga un estudio holístico el cual abarque una temporalidad más grande. Teniendo en cuenta la relación encontrada en el estudio de Gao y Huang (2017), se recomendaría que se estudie desde la campaña electoral del 2016 hasta las elecciones del 2020.

Adicionalmente, es clave comprender que la hostilidad no solo se encuentra presente en las conversiones de Twitter, sino en los discursos de los políticos, las protestas (ya se la de Dallas en 2016 o la del capitolio en 2020), las noticias y en sí mismo en el día a día del ciudadano estadounidense. Debido a que solamente un bajo porcentaje de población se encuentra presente en Twitter y debido a la falta de evidencias y datos para demostrar la existencia de una correlación directamente proporcional, el activismo *hashtag* no consigue explicar como tal el crecimiento en la polarización. Por tanto, la hostilidad y el uso de discurso ofensivo debe de ser estudiada en términos generales, ya que si pudiera ser un factor que podría contribuir a la polarización creciente. Consecuentemente activismo *hashtag* y la polarización si pudieran estar intrínsecamente conectada con la hostilidad y el discurso ofensivo, pero no de la forma que se sugirió inicialmente.

Considerando lo previamente expuesto, también se recomienda realizar un estudio sobre las percepciones del electorado estadounidense con respecto al comportamiento hostil en cualquiera de sus manifestaciones. De igual forma, se podría utilizar un estudio comparado a través de un QCA para determinar si la utilización de lenguaje ofensivo y la polarización en Twitter puede es causa necesaria o suficiente, utilizando otros casos similares como el de Brasil.

Igualmente, recomienda el realizar un estudio de Twitter, pero empleando a anotadores especializados en lugar de *machine learning*. Esto se debe a que a pesar de los buenos resultados de NLTK, este no entiende de la misma forma que el ser humano el sarcasmo, la utilización de metáforas hipérboles, y, la precisión de anotadores especializados es mayor para la detección de discurso ofensivo. Por último, se recomienda para futuras encuestas como el próximo *American Values Survey*, el añadir preguntas sobre la percepción de la utilización de discurso ofensivo y de odio en el activismo *hashtag*, y, de su impacto en la polarización.

REFERENCIAS

- Abramowitz, A. I., & Webster, S. (2016). The rise of negative partisanship and the nationalization of US elections in the 21st century. *Electoral Studies*, 41, pp. 12-22.
- Abuín-Vences, N., Cuesta-Cambra, N.-G. J., & Bengochea-González, C. (2022, 03). Análisis del discurso de odio en función de la ideología: Efectos emocionales y cognitivos. *Comunicar: Revista Científica de Comunicación y Educación*, 30(71), pp. 37-48. doi:<https://doi.org/10.3916/C71-2022-03>
- Adamson, W. L. (1983). *Hegemony and revolution: A study of Antonio Gramsci's political and cultural theory*. Univ of California Press.
- Barber, M. J., & McCarty, N. (2015). Causes and Consequences of Polarization. *Solutions to Political Polarization in America*, 15-58. (N. Persily, Ed.) Cambridge: Cambridge University Press. Retrieved from doi:10.1017/CBO9781316091906.002
- Barros, S. (2018). Polarización y pluralismo en la teoría de la hegemonía de Ernesto Laclau. *Latinoamérica. Revista de Estudios Latinoamericanos*(67), pp. 15-38.
- Bell, D. (1999). *The Coming of Post-Industrial Society: A Venture in Social Forecasting*. New York: Basic Books.
- Bennett, W. L., & Livingston, S. (2018). The disinformation order: Disruptive communication and the decline of democratic institutions. *European journal of communication*, 33(2), pp. 122-139.
- Bernal, C. (2010). Metodología de la Investigación. *Administración, Economía, Humanidades y Ciencias Sociales. Tercera ed.*
- Billig, M., & Tajfel, H. (1973). Social categorization and similarity in intergroup behaviour. *European journal of social psychology*, 3(1), pp. 27-52.
- Bingham Powell, J. (1986). American turnout in comparative perspective. *American Political Science Review*, 80, pp. 17-43.
- Brady, D. W., & Han, H. C. (2007). Polarization Then and Now: A historical Perspective. In P. S. Nivola, & D. W. Brady, *Red and blue nation?: characteristics and causes of America's polarized politics* (Vol. 1, pp. 119-174). Brookings Institution Press.
- Broussard, A. S. (2001). El movimiento por los derechos civiles y la lucha de los negros por la libertad, 1945-1968. . . *El color de la tierra: Las minorías en México y Estados Unidos*.

- Cáñez Cota, A. (2020). Activismo e investigación: recuperando el concepto de neutralidad valorativa en la formación de tipos ideales. *Revista Latinoamericana de Metodología de las Ciencias Sociales (Relmecs)*, 10.
- Carazo, P. C. (2006). El método de estudio de caso: estrategia metodológica de la investigación científica. *Pensamiento & gestión*(20), pp. 165-193.
- Carothers, T., & O'Donohue, A. (. (2019). *Democracies divided: The global challenge of political polarization*. Brookings Institution Press.
- Carroll, W. K., & Ratner, R. S. (1994). Between Leninism and radical pluralism: Gramscian reflections on counter-hegemony and the new social movements. *Critical Sociology*, 20(2), pp. 3-26.
- Carty, V., & Reynoso Barron, F. G. (2019). Social movements and new technology: The dynamics of cyber activism in the digital age. In C. Palgrave Macmillan, *The Palgrave handbook of social movements, revolution, and social transformation* (pp. 373-397).
- Chen, E., Deb, A., & Ferrara, E. (2022). Chen, E., Deb, A., & Ferrara, E. (2022). # Election2020: The first public Twitter dataset on the 2020 US Presidential election. *Journal of Computational Social Science*, 5(1), pp. 1-18.
- Chenoweth, E., & Stephan, M. J. (2011). *Why civil resistance works: The strategic logic of nonviolent conflict*. Columbia University Press.
- Clayton, D. M. (2018). Black lives matter and the civil rights movement: A comparative analysis of two social movements in the United States. *Journal of Black Studies*, 49(5), pp. 448-480.
- Colpani, G. (2021). Two Theories of Hegemony: Stuart Hall and Ernesto Laclau in Conversation. *Political Theory*.
- Cox, L. (2015). Scholarship and activism: A social movements perspective. *Studies in Social Justice*, 9(1), pp. 34-53.
- Dadas, C. (2017). Hashtag activism: The promise and risk of 'attention. *Social Writing/Social Media: Publics, Presentations, Pedagogies*, pp. 17-36.
- Dalton, R. J. (2008). The quantity and the quality of party systems: Party system polarization, its measurement, and its consequences. *Comparative Political Studies*, 41(7), pp. 899-920.
- Dalton, R. J. (2013). *Citizen politics: Public opinion and political parties in advanced industrial democracies*. Cq Press.

- Davis, N. T., & Dunaway, J. L. (2016). Party polarization, media choice, and mass partisan-ideological sorting. *Public Opinion Quarterly*, 80(S1), pp. 272-297.
- Deleuze, G., & Guattari, F. (1987). *A Thousand Plateaus*. (B. Massumi, Trans.) Minneapolis: University of Minnesota Press.
- Dimock, M., & Wike, R. (2020, Noviembre 13). America is exceptional in the nature of its political divide. Pew Research Center. Retrieved from <https://www.pewresearch.org/fact-tank/2020/11/13/america-is-exceptional-in-the-nature-of-its-political-divide/>
- Dowlagar, S., & Mamidi, R. (2021). Hasocone@ fire-hasoc2020: Using BERT and multilingual BERT models for hate speech detection. *arXiv:2101.09007*.
- Dreier, P. (2015). Black Lives Matter joins a long line of protest movements that have shifted public opinion—Most recently, Occupy Wall Street. *Salon. com*.
- Drozd, M. (2015). Political activism: concept, factors and forms. *Evropský politický a právní diskurz*, 2(4), pp. 229-233.
- Fermia, J. V. (1981). *Gramsci's political thought: hegemony, consciousness, and the revolutionary process*. New York: Clarendon Press Oxford.
- Fernández, S. A. (2007). Contexto político y protesta: el movimiento por los derechos civiles en Estados Unidos (1933-68). *Revista de estudios políticos*, 136.
- Fiorina, M. P., & Levendusky, M. S. (2006). Disconnected: The political class versus the people. *Red and blue nation*, 1, pp. 49-71.
- Fontana, B. (1993). *Hegemony and power: On the relation between Gramsci and Machiavelli*. U of Minnesota Press.
- Fraser, N. (2017). From progressive neoliberalism to Trump—and beyond. *American Affairs*, 1(4), pp. 46-64.
- Gallup. (2021). Gallup Poll Social Series GPSS.
- Gao, L., & Huang, R. (2017). Detecting online hate speech using context aware models. *Proceedings of the International Conference Recent*, pp. 260–266.
- Girondella, L. (2011). ¿Qué es el activismo? México: Contrapeso. Retrieved from <http://contrapeso.info/2011/que-es-activismo/>
- Gramsci, A. (1971). *Selections from the prison notebooks*, edited and translated by Quintin Hoare and Geoffrey Nowell Smith.
- Gramsci, A. (2000). *The Gramsci reader: selected writings, 1916-1935*. (D. Forgacs, Ed.) NYU press.

- Grimminger, L., & Klinger, R. (2021). Hate towards the political opponent: A Twitter corpus study of the 2020 US elections on the basis of offensive speech and stance detection. *Proceedings of the Eleventh Workshop on Computational Approaches to Subjectivity, Sentiment and Social Media Analysis*, pp. 171–180.
- Gruzd, A., & Roy, J. (2014). Investigating political polarization on Twitter: A Canadian perspective. *Policy & internet*, 6(1), pp. 28-45.
- Guess, A., Nagler, J., & Joshua, T. (2019). Less than you think: Prevalence and predictors of fake news dissemination on Facebook. *Science advances*, 5(1).
- Hameleers, M., van der Meer, T., & Vliegenthart, R. (2021). "Civilized truths, hateful lies? Incivility and hate speech in false information—evidence from fact-checked statements in the US.". *Information, Communication & Society*, pp. 1-18.
- Hetherington, M. J., & Rudolph, T. J. (2015). *Why Washington Won't Work: Polarization, Political Trust, and the Governing*. Chicago: University of Chicago Press.
- Holland, J., & Fermor, B. (2021). The discursive hegemony of Trump's Jacksonian populism: Race, class, and gender in constructions and contestations of US national identity, 2016–2018. *Politics*, 41(1), pp. 64-79.
- Housley, W., & et al. (2018). Interaction and transformation on social media: the case of Twitter campaigns. *Social Media+ Society*, 4(1).
- Inglehart, R. (1997). *Modernization and postmodernization in 43 societies*. Princeton university press.
- Iyengar, S., Lelkes, Y., Levendusky, M., Malhotra, N., & Westwood, S. (2019). The Origins and Consequences of Affective Polarization in the United States. *The Annual Review*, 22, pp. 129-146.
- Iyengar, S., & Westwood, S. J. (2015). Fear and loathing across party lines: New evidence on group polarization. *American Journal of Political Science*, 59(3), pp. 690-707.
- Iyengar, S., Lelkes, Y., Levendusky, M., Malhotra, N., & Westwood, S. J. (2019). The origins and consequences of affective polarization in the United States. *Annual Review of Political Science*, 2, pp. 129-146.
- Iyengar, S., Sood, G., & Lelkes, Y. (2012). Affect, not ideology: A social identity perspective on polarization. *Erratum*, pp. 416-418.
- Jackman, R. (1987). Political institutions and voter turnout in industrialized democracies. *American Political Science Review*, 81, pp. 405–423.

- Jones, R. P., Cox, D., Cooper, B., & Lienesch, R. (2015). Anxiety, Nostalgia and Mistrust. Findings from the 2015 American Values Survey. *American Values Survey 2015*.
- Jones, R. P., Jackson, N., Orcés, D., Huff, I., & Holcomb, T. (2020). Dueling Realities amid multiple crises, Tump and Biden supporters see different priorities and futures for the nation. Findings from the 2020 American Values Survey. *American Values Survey 2020*.
- Laclau, E. (1978). *Política e ideología en la teoría marxista, capitalismo, fascismo, populismo*. Madrid.
- Layman, G. C., Carsey, T. M., & Horowitz, J. M. (2006). Party polarization in American politics: Characteristics, causes, and consequences. *Annu. Rev. Polit. Sci.*, 9, pp. 83-110.
- Lears, T. J. (1985). The concept of cultural hegemony: Problems and possibilities. *The American Historical Review*, pp. 567-593.
- Lebow, R. N., & Kelly, R. (2001). Thucydides and hegemony: Athens and the United States. *Review of International Studies*, 27(4), 593-609.
- Lelkes, Y. (2016). Mass polarization: Manifestations and measurements. *Public Opinion Quarterly*, 80(S1), pp. 392-410.
- Lelkes, Y., Sood, G., & Iyengar, S. (2017). The hostile audience: The effect of access to broadband internet on partisan affect. *American Journal of Political Science*, 61(1), pp. 5-20.
- Lowry, P. B., Zhang, J., Wang, C., & Siponen, M. (2016). Why do adults engage in cyberbullying on social media? An integration of online disinhibition and deindividuation effects with the social structure and social learning model. *Information Systems Research*, 27(4), pp. 962-986.
- Mason, L. (2015). "I disrespectfully agree": The differential effects of partisan sorting on social and issue polarization. *American journal of political science*, 59(1), pp. 128-145.
- Mason, L. (2018). Ideologues without issues: The polarizing consequences of ideological identities. *Public Opinion Quarterly*, 82(61), pp. 866-887.
- Morone, J. A. (2020). *Republic of Wrath: How American Politics Turned Tribal, From George Washington to Donald Trum*. Basic Books.
- Mosca, L. (2010). From the streets to the net? The political use of the internet by social movements. *International Journal of E-Politics (IJEP)*, 1(1), pp. 1-21.

- Murueta, M. E. (2014). *Conceptos básicos I; Psicología Teorías de la praxis*. México: Amapsi Editorial.
- Najle, M., & Jones, R. P. (2019, Febrero 19). "American Democracy in Crisis: The Fate of Pluralism in a. *PRRI*.
- Nockleby, J. T. (2000). Hate speech. (e. b. 2nd ed., Ed.) *Encyclopedia of the American Constitution*, pp. 1277-1279.
- Norris, P. (2002). Theories of Political Activism. In P. Norris, *Democratic Phoenix: Reinventing Political Activism* (pp. pp. 19-32). Cambridge: Cambridge University Press. doi:doi:10.1017/CBO9780511610073.003
- Paz, M. A., Mayagoitia-Soria, A., & González-Aguilar, J.-M. (2021). From Polarization to Hate: Portrait of the Spanish Political Meme. *Social Media+ Society*, 7(4), pp. 1–15.
- Pérez-Escobar, M., & Noguera-Vivo, J. M. (2022). *Hate Speech and Polarization in Participatory Society*. Taylor & Francis.
- Pew Report Center. (2019, Abril). Sizing Up Twitter Users.
- Pew Research Center. (2014, Junio). Political Polarization in the American Public.
- Pew Research Center. (2016, Agosto). Social Media Conversations About Race. Retrieved from <http://www.pewinternet.org/2016/08/15/social-media-conversations-about-race/>
- Pew Research Center. (2017, Octubre). The Partisan Divide on Political Values Grows Even Wider.
- Pew Research Center. (2019, Octubre 10). Partisan Antipathy: More Intense, More Personal. Retrieved from https://www.pewresearch.org/politics/2019/10/10/partisan-antipathy-more-intense-more-personal/?utm_source=link_news9&utm_campaign=item_268982&utm_medium=copy
- Pew Research Center. (2020, Septiembre 10). Voters' Attitudes About Race and Gender Are Even More Divided Than in 2016.
- Piazza, J. A. (2018). Politician hate speech and domestic terrorism. *International Interactions*, 46(3), pp. 431-453.
- Pillay, P. (2004). Gramsci on Intellectuals and Culture: A Review. *Alternation*, 11(1), pp. 109-130.
- Pointer, R., Bosch, T., Chuma, W., & Wasserman, H. (2016). Civil society, political activism and communications in democratisation conflicts. A literature review. . *Media Conflict and Democratisation (MeCoDEM)*.

- Pratt, N. (2004). Bringing politics back in: examining the link between globalization and democratization. *Review of International Political Economy*, 11(2), pp. 311-336.
- Ramesh, S. K. (2008). Hegemony, anti-hegemony and counter-hegemony: Control, resistance and coups in Fiji. Doctoral dissertation.
- Requena, P. (2020). United States: polarization and violent extremism. Research Paper of National Defence Advanced Studies Center (NDASC).
- Rosenstone, S. J., & Hansen, J. M. (1993). *Mobilization, Participation and Democracy in America*. New York: Macmillan.
- Rowe, N. (2009). Dance education in the Occupied Palestinian Territories: Hegemony, counter-hegemony and anti-hegemony. *Research in Dance Education*, 9(1), pp. 3-20.
- Salamini, L. (1974). Gramsci and Marxist sociology of knowledge: an analysis of hegemony–ideology–knowledge. *The Sociological Quarterly*, 15(3), pp. 359-380.
- Sampieri, R., Fernández, C., & Baptista, P. (2010). *Metodología de la investigación (5ta. ed.)*. DF México: McGraw Hil.
- Sandoval-Almazan, R., & Gil-Garcia, J. R. (2014). Towards cyberactivism 2.0? Understanding the use of social media and other information technologies for political activism and social movements. *Government information quarterly*, 31(3), pp. 365-378.
- Santander, P. (2011). Por qué y cómo hacer análisis de discurso. *Cinta de moebio*, 41, pp. 207-224.
- Sartori, G. (1976). *Parties and Party Systems: A Framework for Analysis, Volume I*. Cambridge: Cambridge University Press. .
- Solovev, K., & Pröllochs, N. (2022). Hate Speech in the Political Discourse on Social Media: Disparities Across Parties, Gender, and Ethnicity. *Proceedings of the ACM The Web Conf (WWW '22)*.
- Statista. (2022). Social media use during COVID-19 worldwide - statistics & facts. *Coronavirus: impact on social media usage worldwide*. STATISTA.
- Stolee, G., & Caton, S. (2018). Twitter, Trump, and the base: A shift to a new form of presidential talk? *Signs and society*, 6(1), pp. 147-165.
- Svirsky, M. (-1. (2010). Defining activism. *Deleuze Studies*, 4, pp. 163-182.
- Todd, N. (1974). Ideological superstructure in Gramsci and Mao Tse-tung. *Journal of the History of Ideas*, 35(1), pp. 148-156.

- Tumasjan, A., Sprenger, T., Sandner, P., & Welpe, I. (2010). Andranik, et al. Predicting elections with twitter: What 140 characters reveal about political sentiment. *Proceedings of the International AAAI Conference on Web and Social Media*, 4(1), pp. 178-185.
- van der Veen, O. (2021). Political Polarisation Compared: Creating a Comprehensive Index of Political Polarisation. Doctoral dissertation, Central European University.
- Venkatesh, R. S. (2020). Political activism and polarization. *Journal of Public Economic Theory*, 22(5), pp. 1530-1558.
- Verba, S., Nie, N. H., & Kim, J.-o. (1971). The Modes of Democratic Participation: A Cross-National Analysis. *Sage professional papers in comparative politics*, 2, pp. 1-13.
- Verba, S., Schlozman, K., & Brady, H. E. (1995). *Voice and Equality: Civic Voluntarism in American Politics*. Harvard University Press.
- Wagner, A. (2020). Tolerating the trolls? Gendered perceptions of online harassment of politicians in Canada. *Feminist Media Studies*, pp. 1-16.
- Walker, R. (2006, Diciembre). Political Polarization--a Dispatch from the Scholarly Front Lines. *Issues in Governance Studies*.
- Warner, W., & Hirschberg, J. (2012). Detecting hate speech on the world wide web. *Proceedings of the second workshop on language in social media*, pp. 19-26.
- Worth, O. (2002). The Janus-like character of counter-hegemony: Progressive and nationalist responses to neoliberalism. *Global Society*, 16(3), pp. 297-315.

ANEXO

```
1 import gzip
2 import os
3 import threading
4 from abc import ABCMeta, abstractmethod
5 from datetime import datetime
6 from time import sleep
7
8
9 class TwitsReader(metaclass=ABCMeta)
10     def __init__(self):
11         self.errors = []
12         self.restarted:Anne = datetime.now()
13
14     def find_files(self):
15         print('Reading files')
16
17         threads num = 30
18         j = 0
19         for root, dirs, files in os.walk('./.
./DataTests JP'):
20             per thread = int(len(files) / threads num
21
22             for i in range(threads num - 1):
23                 thread =
Thread(target=self.spread_files,
24                     args=(root, files[i:
* per thread: (i + 1) * per_thread], j, i)).start()
25
26                 self.read_files(root, files[(
threads num - 1) * per_thread:], j, threads num - 1)
27
28                 j += 1
29
30             while threading.active_count() != 1:
31                 sleep(2)
32
33     def spread_files(self, root: str, files: List,
folder num: int, thread num: int):
34         file_num = 0
35         threads num = 600
36         for file_name in files:
```

```
36         if file num % 5 == 0:  
37             print(  
38                 f 'Folder: holder num]- | F11e: |
```

```

38 file name? l Thread: fthread num? l File: ffi[e num?/
   f[en(files)?']
39
40         fite,,num += 1

42         file path = f'{root?\\{fite name?}'

<<         1f f1te nane . ends w1th ( '. jsonl. gz ' ):
45             w1th gz1p.open(f1Te path, 'r') as
f1Te:
46                 try :
67                     tw1ts data = f1Te.read()

                     decode ('utf-8').spT1t (' \n ' ) [ :-1]
48
49                     except EOFError:
50                         self . errors . append (
file name)
51                             cont:1nue
52
53                             per thread   1nt(Ten(tw:its data
) / threads num)

55                             for 1 1n range (threads num — 1):
56                                 thread1ng . Thread (ta rget=seTf .
uprocess f:tTe,
57                                     args= (

twits data[i * per,,thread: (i + 1) * per thread],)).
start()
58
59                                     threading.Thread(target=se[f.
uprocess f:tTe,
60                                         args=(twits data
[(threads num - 1) * per,,thread:],)).start()
61
62     gabstractmethod
63     def process f:tTe(self, tw:its data: T1st):
64         pass

65
66     def run(self):
67         self. „f1nd f1Tes()

68

```

```
69     def wadeing(self):  
70         pr:Int(f'F11es unable l:o read (then(self .  
errors)]-): fseTf . errors]- ')
```

```
71         print('Finished reading files')
72         end_time = datetime.now()
73         print(f'Running time: {(end_time - self.start_time).seconds / 60} minutes')
74
75
76 if __name__ == '__main__':
77     TwitsReader()
78
```

```

1 import re
2 import string

4 import nltk
5 import numpy as np
6 import pandas as pd
7 from nltk.corpus import stopwords
8 from sklearn.feature_extraction.text import
    CountVectorizer
9 from sklearn.model_selection import train_test_split
10 from sklearn.tree import DecisionTreeClassifier
11
12
13 class HateSpeech:
14     def __init__(self):
15         self.classifier = DecisionTreeClassifier()
16         self.count_vector = CountVectorizer()
17         self.run()
18
19     @staticmethod
20     def clear_text(text: str):
21         stopword = set(stopwords.words('english'))
22         stemmer = nltk.SnowballStemmer("english")
23
24         text = str(text).lower()
25         text = re.sub('[\s*\s]', ' ', text)
26         text = re.sub('https?://\S+|www\.\S+', '',
    text)
27         text = re.sub('<.*>+', '', text)
28         text = re.sub('[is] ' + re.escape(string.punctuation), '', text)
29         text = re.sub('\n', ' ', text)
30         text = re.sub('\w+\d\w+', ' ', text)
31         text = [word for word in text.split(' ') if
    word not in stopword]
32         text = " ".join(text)
33         text = [stemmer.stem(word)
    for word in text.
    ><
34         text = " ".join(text)
35         return text
36
37     def read_data(self):
38         data = pd.read_csv("dataset.csv")

```

```

39 Speech", 1: "Offensive Language", 2: "No Hate and
    Offensive"})
40     data = data[["tweet", "labels"]]

< i     data["tweet"] = data["tweet"].apply(self.
    clear text)

42
< 3     self.extra:in data(data)

45     def __train_data(self, data)
46         x = np.array(data["tweet"])
47         y = np.array(data["labels"])
48
< 9         X = self.count_vector.fit_transform(x) #
    Fit the Ooto
50         X_train, X_test, y_train, y_test =
    train_test_split(X, y, test_size=0.33, random_state=
    42)

51
52         self.classifier.fit(X_train, y_train)
53         self.classifier.score(X_test, y_test)
54
55     def hate_speech_detection(self, text: str):
56         data = self.count_vector.transform([text])
    toarray()
57         a = self.classifier.predict(data)

58
59         return a[0]
60
61     def Burun(self):
62         self.read_data()
63
64
65 :if name == '__main__':
66     h = HateSpeech()
67

```

```

1 import csv
2 import random
3 from copy import deepcopy
4 from datetime import datetime
5
6 import matplotlib
7 import matplotlib.pyplot as plt
8
9 x yron adjustText Inport adjusL Lext
10
11 Tang transTation = {
12     'subject:ivit:y_ object:ive ':      'name': 'Objetivo ',
13     'color ': '#414cbf ',
14     'subject:ivit:y_low_object:ive'      'name' 'Poco
15     Objet:ivo ', 'color' : '#5af7fa '},
16     'subject::tv:tt:y_subject:ive'      {'name' 'Subjet:ivo ',
17     'color' : '#d4S242 '},
18     'sub ject:ivit:y_low_subject1ve ' : {'name': 'Poco
19     Subjetivo ', 'color' : '#cc7427 '},
20     'subject:ivit:y_neut:ral' :      'name': 'Neufral',
21     'color' : '#464b4f '},
22     'polar:tt:y_negat:ive' :      {'name': 'Negat::tvo ',
23     'color' '#d44242 '},
24     'polarit:y_low negat1ve':      {'name': 'Poco Negativo '
25     , 'color' : '#cc7427 '},
26     'polarit:y_pos:tt:ive' :      {'name': 'Positivo ',
27     'color' '#414cbf '},
28     'polar:tt:y_low_pos:tt:ive' :      {'name': 'Poco Pos:tt:ivo '
29     , 'color' : '#5af7fa '},
30     'polarit:y_neut:ral' :      'name': 'Neut:ral',
31     'color' : '#464b4f '},
32     'hate_speech' :      {'name': 'Odio',
33     'color' : '#d44242
34
35     'offens:tve_1anguage' :      -f' name': 'Ofensivos ',
36     'color' : '#cc7427 '},
37     'no_hate_offens1ve' :      {'name':
38     'Sin Odio u
39     Ofensivos ', 'color' : '#414cbf '}
40
41
42
43
44
45
46
47
48 class Graphs:
49     def __init__(self):
50         matplotlib.pyplot.use('TkAgg')

```



```

32         pit.rcParams["font.family"] = "Times New
Roman"
33         pit.rcParams['font.size'] = '18'

35         self. show word counts graphs( '
fina1_resu1t:s_Words_counts.csv' , 'word' )
36         self. show word counts graphs( '
fina1_result:s_hashtags_count:s.csv' , 'hashfag' )
37         self. „show final result graphs()
38         self. „show finaT values()
39         self. show hate speech()
40
41     @staticmethod
42     def add tabets(x values, y values)
43         for i in range(ten(x„values)):
44             pit.text(i, y values[i], y values[i], ha=
'center')
45
46     def show word counts graphs(self, fiTe path:
str, key: str):
47         general {?
48         clusters = ||
49         x name = key
50
51         if x name == 'word':
52             x name = 'palabra'
53
54         dispTay x name = f' ïx name .titTe() ïs' .titTe ()
55
56         with open(file path, encoding='utf-8') as
file:
57             json data = [ist(csv.DictReader(file))
58
59             for row :zn json data:
60                 cluster number = row. get( '
c1uster_number' )
61                 element = row. get(key)
62                 count = :tnt(row. get( ' count ' ) )
63
64
65                 67
66                 count

```

:
Z
f
c
T

uster,,number not :zn clusters :
clusters [cluster number] = {
clusters [cluster number] [element] =

```

68
69         if element not in general:
70             general[element] = 0
71
72         general[element] += count
73
74     color = '#464b4f'
75     top number 10
76     for cluster,,number :tn clusters:
77         data = clusters[cluster number]
78         data = {k: v for k, v :tn sorted(data.
79 items() , reverse=True, key=lambda item: item[1])}
80         keys = T1st(data.keys() ) [:top number]
81         values T1st(data.values() ) [:top number
82
83         pit .bar (keys, values , coTor=cotor)
84         self . add TabeTs(keys, values)
85         pit .xTabeT(d1spTag x name)
86         pit .yTabeT(f' Total de Tweet:s ')
87         # pit .títLo(f'Resultados de resultados de -[
88         # pit .títLo(f'Resultados de resultados de -[
89         # pit .títLo(f'Resultados de resultados de -[
90         # pit .títLo(f'Resultados de resultados de -[
91         # pit .títLo(f'Resultados de resultados de -[
92         # pit .títLo(f'Resultados de resultados de -[
93         # pit .títLo(f'Resultados de resultados de -[
94         # pit .títLo(f'Resultados de resultados de -[
95         # pit .títLo(f'Resultados de resultados de -[
96         # pit .títLo(f'Resultados de resultados de -[
97         # pit .títLo(f'Resultados de resultados de -[
98         # pit .títLo(f'Resultados de resultados de -[

```

```
99      pit.tick_params(axis='x', labelrotation=45)
100     pit.ylabel('Total de Tweets')
101     pit.show()
102
```

```

103     @staticmethod
104     def graph percentage values final results(
    title: str, generat,,data: dict):
105
106         data = []
107         TabeTs =
108             []
109         colors = []
110
111         for test name in general data:
112             total = generat,,data[test name]
113
114             data.append(total)
115             name = [ang translation[test name]]['name
116
117             color = tang translation[test name][
118
119             if title == 'Tweets Ofensivos y Odio
120             e == 'Odio':
121                 name = 'Od1o y Ofens1vos '
122                 color = '#d4S242 '
123
124             TabeTs . append (name)
125             colors .append (color)
126
127     ' , co pit . p1e (data, TabeTs=TabeTs, autopct= 'X1.
128     lors=coTors)
129     # ptt. If It e (If It e)
130
131     pit . show()
132
133     def percentage values f:inal
134     results(self,
135     l:ftse: str, test data: d1ct, TabeTs :T1st):
136
137         x,,totaT = ff
138         genera data = Tf
139
140         for test name in test data:
141             data test data[test name]
142
143             # General S yy
144             if test name not in general data:
145                 general data[itest name] = 0

```



```

141         value = data[key]
142
143         if key not in x total:
144             x,,total[key] = 0
145
146         x total[key] += value
147
148         # Senerol stuyy
149         generat,,data[test name] += value
150
151     for test name in test data:
152         data = test data[test name]
153
154         for key 1n data:
155             data[key] = round( (data[key] 100
156 ) / x total[key] , 3)
157
158         self. graph percentage values fina[ results
159 (title, general data)
160         self. graph flnaT result(f'Porcentaje I
161 t1tled', test,,data, TabeTs, True)
162
163     def graph flnaT result(self, t1tTe: str,
164 test data: d1ct, TabeTs: T1st, :ts percentage=Fa1se):
165         bottom = []
166
167         if is,,percentage is False:
168             self.,, percentage values final results(
169 title, deepcopy(test data), deepcopy([abets))
170
171         for 1 1n range(den(TabeTs))
172             TabeT datet:inne = datet1me . strpt1me (
173 labels[1] + '-I3', 'W-BY-bw')
174             week = TabeTs [1] . spT1t( '-' ) [I?]
175             tabets [1] = f' ¿week]--¿Kabel datet1me .
176 month?-{tabet datetime.year?'
177             bottom.append(0)
178
179         Legends = []
180         texts = []

```

```
176  
175     for test name in test data:  
176         data = test dataitest name
```

```

177         data = {k: v for k, v in
178                 sorted(data.items(), key=lambda
item: datetime.strptime(item[0] + '-0', '%N-%Y-%w'

18â
181         keys = T1st(data.keys() )
182         values = T1st(data.values() )
183
184         color = tang translation[test name]['

185         name = hang transTat1on [test name] ['name

186
187         :tf t1tTe 1n ['Tweeds Ofens1vos y Od1o',
'Porcentaje Tweet:s Ofens:tvos y Od:to'] and name == 'Od1o
':

188         name = 'Od:to y Ofens:tvos '
189         color = '#d44242 '
190
191         if name not in [egends:
192             Legends.append(name)
193
196         # ptt.barftabets, vatoes, color——color,
bottom——bolt on, Nobel——none)
195         pit .plot(TabeTs, values, coTor=coTor,
TabeT=name)
196
197         for 1 :tn range(den(TabeTs))
198             # pdf. text(TabeTs[l], vatoes(1),
values[1])
199             # texts. append(p Lt. text(habe Es[1],
values[1], satzes(1J))
2ââ
2â1             pass
2â2         for 1 :tn range(Ten(values))
2â3             bottom[:t] += values [1]
2â4
2â5         # h Atps://g1thub. con/PhLga/ad)ustText
206         # adjusts text(texts, arroprops——d1ct(
arroestqTe—— ' —', color—— bLack , Le——â. 5), autoaT1gn——
True,
2â7         # onLgnnove——-[po1nts : 'x ,
text : 'g', objects : 'x ['

```

2â8

#

expand text—(2, 1),

```

210         »           # yorce text——(â. 75, â),
211         »           # yorce objects——(1, â)
212         #           )
213         y,,TabeT = 'Total de Tweet:s' 1f      1s percentage
:ts False else 'Porcentaje de Tweets '
214         # it. // / Le(/// Le)
215         pit .legend (Legends)
216         pit .xTabeT( 'Fecha      (semana-mes-año) ' )
217         pit .yTabeT(y label)
218         pit .tick params(ax1s= 'x' ,      tabetrotat1on=45)
219         pit .show()
220     def show/ f1naT result graphs(self):
221         subject:tv:Qty data = {}
222         poTar1ty data = -[]-
223
224         with open('final results.csv', encoding='utf
-8') as file:
225             json data = csv.DictReader(file)
226
227
228
229             for row :tn json data:
230                 week = row.get('Week' )
231                 year = row.get('year' )
232
233                 subjectivity = [
subjectivity objective', 'subjectivity lou objective
', 'subjectivity subjective',
234                 subject1v1t:y_1ow_subject1ve' , ' subject1v1ty_neutra1'

235                 polar1ty = [ ' polar:žty_negat:žve ' '
polar:žty_1ow_negat:žve' , ' polar1ty_pos:žt:žve ' , '
polar:žty_1ow_pos:žt:žve' ,
236                 ' polar1ty_neutra1' ]
237                 key name = f' $week]--$year]- '
238
239                 1f key name not 1n TabeTs:
240                     TabeTs.append(key name)
241
242                 for name in subjectivity:
243                     if name not in subjectivity data

```

labels []

```

244         subjectivity data[name] = {}
245
246         if key name not in
subjectivity data[name]
247         subjectivity data[name][
key name] = 0
248
249         subjectivity data[name][key name
] += int(ros[name])
250
251         for name in potarity:
252             if name not in po[arity data:
253                 potarity data[name] = {}
254
255             if key name not in potarity data
[name]:
256                 potarity data[name][key name
] = 0
257
258                 potarity data[name][key name
] += int(ros[name])
259
260         tabets = sorted(tabets, key=lambda item:
datetime.strptime(item + '-0', '%N-%Y-%u'))
261
262         seTf. graph final resuTt('Resulfados de
Subjectividad', subjectivity data, deepcopy(tabets))
263         seúl., graph final result ('Result:ados de
Polaridad', poTarit:y dad:a, deepcopy(TabeTs))
264
265         estat:tcmethod
266         del shoy/ final vagues():
267         w:tth open(' f:tna1_results_values.csv'
encoding='utf-8') as fiTe:
268             json data = csv.DictReader(fi[e]
269
270             c[usters data = {
271                 '1' 'x' [], 'y' [], 'random'
150?,
272                 '2' 'x' [], 'y' [], 'random' 50
273                 '3' {'x' [], 'y' [], 'random' 50

```

276

'4' {'x' [], 'y' [], 'random' 5

```

    },
276     }
275     'general' 'x' [], 'y' [], '
    random': 500a
276
277
278     for row in json data:
279         subjectivity value = float(row.get('
    subjectivity_value'))
280         polarity value = float(row.get('
    polarity_value'))
281         cluster number = roll.get('
    cluster_number')
282
283         random number = clusters data[
    cluster_number]['random']
284
285         if random.randint(0, random number
    ) < 1:
286             clusters data[cluster number]['x'
    ].append(subjectivity value)
287             clusters data[cluster number]['y'
    ].append(polarity value)
288
289             if random.randint(0, clusters data['
    general']['random']) == 1:
290                 clusters data['general']['x']
    append(subjectivity value)
291                 clusters data['general']['y']
    append(polarity value)
292
293         for cluster number in clusters data:
294             data = clusters data[cluster number]
295
296             if cluster number == 'general'
297                 title = 'Subjetividad Vs.
    Polaridad General Clusters'
298
299             else:
300                 title = f'Subjetividad Vs.
    Polaridad Cluster: #{cluster number}'
301
302     plt . scatter (data.get('x'), data.get(

```

'y'), color= '#464b4f ')
3â3 # *pit.IIIAe(IIIAe)*

```
3â4
3â5         pit . show()
3â6
307     def    „show hate„speech(self):
308         wlt:h open( 'hate„speech_count:s.csv' ,      encoding
='utf-8') as file:
309             json data = csv.DictReader(file)
310
311             hate data = {}
312             hate join = {}
313             tabets = []
314
315             hate keys = [ 'hat:e_speech' , '
offens1ve_1anguage' , 'no_hat:e_offens1ve' ]
316
317             for row :tn j son„data:
318                 week = row.get( 'week' )
319                 year = row.get( 'year' )
320
321     342
322
323
324
325
326
327
328
329
33â         name]:
331
332         0
333
334         (row[name])
335
336
337
338
339
34â
341
```

```
key           o           end (key name)
nam           t
e =           :           for name in hate keys:
f'{'         1           if name not in hate data:
wee          n           hate data[name]  {}
k?-         T
311        a
{ye        b
ar?       e
'         T
:         s
t         :
f         |
k         a
e         b
y         e
n         l
a         s
m         .
e         a
n         p
           p
```

```

hate data[name][key name] =
hate data[name][key name] += int

# i-late 6 oyyens1ve )o1ned
1f narie 'offens1ve_1anguage'
name = 'hate_speech'

if name not in hate join:
    hate join[name] = {}

if key name not in hate join[
```

```
342 name]:
343         hate join[name][key name]
           0
345         hate join[name][key name] += int
           (row[name])
346
347         tabets sorted(tabets, key=lambda item
: datetime.strptime(item + '-0', '%N-%Y-%u'))
348
349         self . graph flnaT result(' Tweets
Ofensivos', hate data, deepcopy(Tabets))
350         self . graph flnaT result('Tweets
Ofensivos y Odio', hate join, deepcopy([abets]))
351
352
353 if name == '__main__':
354     Graphs()
355
```



```

1 import csv
2 import json
3 import os
4 import threading
5 from datetime import datetime
6 from statistics import mean
7 from time import sleep
8
9 from nttk import pos„tag
10 from nttk.corpus import stopuords
11 from nltk.sentiment.vader import
    SentimentIntensityAnatzyzer
12 from nltk.tokenize import word tokenize
13 from textblob import TextBlob

15 from tweets analyzer.hate speech 1 import HateSpeech
16
17
18 class TweetAnalyzer :
19     def __init__(self):
20         self.__lock = threading.Lock()
21
22         self.__start_time = datetime.now()
23         self.__stop_words = stopwords.words('english')
24
25         self.__special_characters = ['!', '$', '#', '%', '^', '&', '*', '(', ')', '-', '+', '?', '_',
    '$', '%', '^', '&', '*', '(', ')', '-', '+', '?', '_',
    '=', ',', '<', '>', '/',
    '"', 'https', 'http', "'", '`', '"""',
    "'s"
26         , 'rt', 'RT', " ", '"', 'trump', 'many', '{ast', '
    human', 'new',
27         'full', 'first',
    , 'much', 'sayin', 'real', 'little', 'green', 'no', '
    Watching',
28         'last', 'past',
    'nationalistic', 'love', 'former', 'like']
29
30         self.__cluster_1 = ['trump tapes', '
    trump meltdown', 'biden act now', '
    trump is a national disgrace',

```

31

'trumpisalaughingstock',

```

31 'trumpisacriminal', 'trumpcrimefamily', 'trumpreason
32         'trumpvirus', '
    impeachtrump']
33     self. cluster 2 = ['marchfortrump', '
    trumpsneWArmy', 'm1ll1onmagamarch', 'b1den1ed', '
    presidenttrump',
34         'godblesspresidenttrump'
    , ' trumprally ', 'I:rump2020lands1:de', 'womenfortrump '
35         'magamillionmarch']
36
37     self. cluster 3 = ['b1ack11vesmat:ter', 'b1m'
    , 'blackl:tvesmat:terplaza', ' blmplaza ' ]
38
39     self. „cTuster„4 = ['blue11vesmatt:er', '
    alllivesmatter', 'antifablmdomesticterrorists', '
    antifablmterrorists']
40
41     self. clusters = self. get clusters ()
42
43
44     self. sent1ment analyzer =
    Sent:tmentIntens1tyAnaTyzer ()
45
46     # flake Speech
47     self. „hate speech = HateSpeech()
48
49     self.run()
50     self. save f1Te()
51
52     def get clusters(self)
53         clusters = []
54         cTusters„data = [self. cluster 1, self.
    cTuster 2, self. cluster 3, self. cluster 4]
55         for :t 1n range(Ten(clusters data)):
56             clusters.append({
57                 ' clust:er_number' :1 + 1,
58                 ' hashtags ' clusters data[1] ,
59                 'dat:es' -[l,
60                 'hasht:ag„count:s' Tf,
61                 ' word_counts ' {}
    
```

```
62         'process_t:weet:s'  []  
63     })
```

```
64
65     return clusters
66
67     def „waTk fiTtered„t:weets (self):
68         # threads„nun — 2
69         threads num = 1Ä
70
```

```

71         for root, d:dirs, f:t:ies in os.y/ark( './
tweets_1111:erer/f:t1tered_tw:its '):
72     :         per,,thread = int(ten(files) /
th         num)
        reads         for i in range(threads num - 1)
                        threading.Thread(target=se[f.
                            files,
75     read f         args=(root, files[i
*         hread: (i + 1) * per thread])).start()
76     per t
77         self . read
th         f:t:ies(root,         f:t:ies [
78     eads(num — 1) per thread: ])
79
80         while threading.active count() != 1:
81             sleep(2)
82
83     def read files(self, root: str, f:t:ies: T:Hst):
84         # threads nun — 6ö
85         threads num = 6é
86
87         for file name :tn files or []:
88             file path: str = f'{root1\\{fi[e name?}'
89
90             if not file path.endswith('.json'):
91                 print('Not json files 77')
92                 continue
93
94             print(f'Reading f:fte: ¿file path İ')
as file         with open(f:t:Te path, encoding= 'utf-8'
95                 )
                data:
96                 tweets = json.toads(file data.read
97
98     threads         per thread = int:(Ten (t:weet:s) /
99 ())         num)
                for i in range(threads num — 1)

```

```

1êê         threading.Thread(target=self.
ana[yme data,
1è1         args=(tweets [i

* per thread: (i + 1) * per thread]),)).start()
1é2
1é3         self . anaTyze data(tweets [(
threads num — 1)   per thread:])
1é4
1é5         print(f'Finished: {file path1}')
1é6
107     @staticmethod
108     def City/eet w:tth cluster hashtag(tweet hashtags
: T:Est, cluster hashtags : T:Est):
109         ty/eet w:Cth cluster hashtag = False
110         for hashtag,,data :tn tweet hashtags or []
111         hashtag = (hashtag data.get('text') or
' ').Tower ()
112
113         1f hashtag in cluster hashtags :
11<         tweet w:tth cluster hashtag   True
115         break
116
117         return tweet with cluster hashtag
118
119     def anaTyze data(self, tweets : List):
120         for ty/eet :tn tweets or []:
121         for cluster :tn self. clusters :
122         tweet,,hashtags = (t¥/eet . get( '
ent:it:les ') or ïï) . get( 'hashtags ' )
123
124         1f not self.
arty/eet w:Cth cluster hashtag(tweet hashtags, cluster
['hashtags ']):
125         cont:ttrue
126
127         tweet text = tweet.get('full text')
OP ''
128
129         tueet,,date = datetime.strptime(tweet
.get('created at'), '%a %b %d %X %z %Y')
13è         week number = f'{tweet date.

```

```
131 isoca[endar()[1]?-{tweet date.year?}'  
132 if week number not in cluster['dates
```

```
132 ' ]
133         cluster['dates'][week number
i;         'mont:h' tweet date . month,
         'week' tweet date .
135 socaTendar () [1] ,
         'year' tweet date . year,
136         ' polarity' {
137             'pos:lt:tve' 0, '
138
         low_pos:lt:tve' : 0, 'neut:rat' : 0, 'low_negat:tve' : 0, '
         negat:tve' : 0,
139             'values' []
140         },
141         ' subjectivity' {
142             'object:tve' : 0, '
         low_object:tve' : 0, 'subject:tve' : 0, 'low_subject:tve'
         : 0, 'neutral' : 0,
143             'values' []
144         },
145         'hat:e_speech'
146         'hate_speech' 0, '
         offens1ve_1anguage' : 0, 'no_hat:e_offens1ve' : 0
147     }
148 }
149
150     self .unlock . acquire ()
151
152     self ., subject1ve anaty1s (tweet text,
         cluster, week number)
153     self . polarity anaTys1s(tweet text
, cluster, week number)
154     self . hashtags counts anaTys1s(tweet
         hashtags, cluster)
155     self ., word,,counts anaTys1s(
tweet text, cluster)
156     self . hate speech anaTys1s(tweet text,
         cluster, week number)
157
158     self .,clock . release()
159
```

```
16â     def  hate speech anaTys1s(self, tweet text: str
, cluster: d1ct, tweet date: str):
161         # https://thecTeverprogranner. con/2â21/â7/25
/hate—speech—detect1on—shh—nach1ne—Learn1ng/
```

```

162      # h Atps://thecTeverprogranner. con/2â21/â7/Sâ
    /end—to—end—hate—speech—de tecLlon—shh—pgthon/
163      result    self. „hate speech.
    hate speech„detect1on(tweet„text)
164
165      1f resuTt == 'Hal:e Speech' :
166          cluster[ 'dates ' ] [tweet date] [ '
    hate_speech ' ] [ 'hate_speech ' ] += 1
167
168      e1:1f result == 'Offens1ve Language' :
169          cluster [ 'dates ' ] [I:weet: date] [ '
    hate_speech ' ] [ 'offens1ve_1anguage ' ] += 1
170
171      e1:1f result == 'No Hate and Offens1ve' :
172          cluster[ 'dates ' ] [tweet date] [ '
    hate_speech ' ] [ 'no_hat:e_offens:tve ' ] += 1
173
174      else:
175          raise Except1on ( 'Unknown result for hare
    speech ' )
176
177      gstat1cmethod
178      def    subject1ve anaTys1s(tweet text : str,
    cluster : d1ct, tweet date: str):
179      # 4 score ay a. a 1nd1caLes that the text 1sverg objec l
    and a score ay 1. a 1nd1cates that the text 1s very
18â      # subjec If ve
181      result = TextBTob(tweet text) . sent1ment .
    subject:tv:Qty
182
183      1f result <= 0.25:
184          cluster['dates'] [tNeet date] [ '
    subjectivity ' ] [ 'objective ' ] += 1
185
186      e11f â.25 < result < â.5:
187          cluster[ 'dates ' ] [tweet date] [ '
    subject1v1t:y ' ] [ '1ow_object1ve ' ] += 1
188
189      e1:1f â.5 < result < 1?.75 :
19â          cluster[ 'dates ' ] [tweet date] [ '
    subject1v1t:y ' ] [ '1ow_subjec:1ve ' ] += 1
191
192      e1:1f result >= â.75 :
    
```

```

193         cluster['dates'][tweet date]['
subjectivity']['subjective'] += 1
194
195         else:
196             cluster['dates'][tweet date]['
subjectivity']['neutral'] += 1
197
198             cluster['dates'][tweet date]['subjectivity'
] ['values'].append(result)
199
200     def polarity_analysis(self, tweet_text: str,
cluster: dict, tweet_date: str):
201         # The compound score is the sum of positive
, negative & neutral scores which is then normalized
between -1
202         # most extreme negative) and +1 (most
extreme positive). The more compound score closer to
+1, the higher
203         # the positive) of the text.
204         results = self.sentiment_analyzer.
polarity_scores(tweet_text)
205
206         compound = results.get('compound')
207
208         if compound <= -0.5:
209             cluster['dates'][tweet date]['polarity'
]['negative'] += 1
210
211             if -0.5 < compound < 0:
212                 cluster['dates'][tweet date]['polarity'
]['low_negative'] += 1
213
214             elif 0 < compound < 0.5:
215                 cluster['dates'][tweet date]['polarity'
]['low_positive'] += 1
216
217             elif compound >= 0.5:
218                 cluster['dates'][tweet date]['polarity'
]['positive'] += 1
219
220         else:
221             cluster['dates'][tweet date]['polarity'
]['neutral'] += 1

```

222

```

223         cluster['dates'][tweet date]['polarity']['
values'].append(compound)
224
225     gstat1cmethod
226     def hashtags counts anaTys1s(tweet hashtags :
T:Est, cluster: d1ct):
227         for hashtag 1n tweet hashtags :
228             hashtag = hashtag.get('text')
229             :tf hashtag not :tn cluster[ '
hashtag_count:s' ] :
23â         cluster[ 'hashtag_counts' ] [hashtag
] = 0
231
232         cluster [ 'hashtag_count:s' ] [hashtag] += 1
233
234     def „word counts„anaTys1s(self, tweet text: str
, cluster: d1ct):
235         tokenized words = word tokenize(tweet text)
236         tags = pos tag(tokenized words)
237
238         stop words = self. „stop words + self.
spec1aT„characters
239
24â         for word, tag 1n tags:
241             if tag not 1n [ 'JJ' 'JJR', 'JJS' ] :
242                 cont1nue
243
244                 word = word.Power()
245                 :tf word not: :tn stop words:
246                 wh1le word.endswith( '.' ) or y/ord .
endsw:fth( '...' ):
247                     word = word[ :-1]
248
249                     if word not in cluster['word counts'
25â
251                         cluster [ 'word_count:s' ] [word] = 0
252
253                         cluster[ 'Eord counts' ] [word] += 1
254
254     def run(self):
255         self . waTk fiTtered tweets()
256

```

```
257     def save_file(self):  
258         with open( ' fina1_resu1fs.csv' , mode= 'w'
```

```

258 newTlne= ' ', encod:Ing= 'utf-8') as csv f1Te:
259         f:teTdnames = [ 'cluster_number', 'date (
week-year) ', 'month', 'week', 'year', '
subject:tv:It:y_object::tve ',
26â
subject1v1t:y_1ow_object:1ve', '
subject1v1t:y_subject1ve', '
subject1v1t:y_1ow_subject1ve',
261         'subject:tv:tty_neutral' '
subject:tv:It:y_mean', 'polar1ty_negat::tve', '
polar:tty_1ow_negat:tve',
262         'polar1ty_pos1t:1ve', '
po1ar1ty_1oW_pos1t1ve', 'po1ar1ty_neutra1', '
polarity mean']
263
264         writer = csv.DictWriter(csv file,
file[dnames=fietdnames)
265         writer.writeheader()
266
267         for cluster 1n self. clusters:
268             for date 1n cluster['dates']
269                 data: d1ct = cluster['dates']
date]
270                 row = {
271                     'cluster_number' cTuste r .
get('cluster_number'),
272                     'date (week-year)' date,
273                     'month' data.get('month'),
274                     'week' data.get('week'),
275                     'year' data.get('year'),
276                     'subject1v1ty_objective'
data['subject:ivit:y'] ['objective'],
277                     'subject:tv:tty_1ow_object:tve'
data['subject::tv:It:y'] ['1ow_object1ve'],
278                     'subject:tv:tty_subject:tve'
data['subject:ivit:y'] ['subject:ive'],
279                     'subject1v1ty_1oW_subjective
': data['subject:tv:tty'] ['1ow_subjective'],
28â
                     'subject:tv:tty_neutra1' data
['subject::tv:It:y'] ['neutral'],
281                     'subjectivity_mean' mean(
data['subject:1v1t:y'] ['values'] ),
282                     'polar1ty_negat:1ve' data[

```

po1ar1ty']['negat:1ve '],

```

283         ' polarity_10W_negative '
data [ ' polarity' ] [ '10W_negative ' ],
284         ' polarity_pos:zt:zve '      data [ '
polarity' ] [ 'pos:zt:zve ' ],
285         ' polarity_low_pos:zt:zve '
data [ ' polarity' ] [ '10W_positive ' ],
286         ' polarity_neutral'      data [ '
polarity' ] [ 'neutral' ],
287         'polarity_mean' mean(data[ '
polarity' ] [ 'values ' ])
288     }
289
290
291         writer.writerow(row)
292
293     with open ( ' final_results_values.csv ' , mode= 'w' ,
newLine= ' ' , encoding= 'utf-8' ) as csv file:
294         fieldnames = [ 'cluster_number' , 'date (
week-year) ' , 'month' , 'week' , 'year' , '
subjectivity_value' ,
295
296             ' polarity_value' ]
297
298         writer = csv.DictWriter(csv file,
fieldnames=fieldnames)
299         writer.writeheader()
300
301         for cluster in self. clusters:
302             for date in cluster['dates']
303                 date: dict = cluster?['dates'] [
date]
304
305                 subjectivity values = data [ '
subjectivity' ] [ 'values ' ]
306                 polarity values      data [ 'polarity
' ] [ 'values ' ]
307
308                 if [len(subjectivity values) !=
Ten (polarity values):
309                     raise Exception( 'NTF!! ' )
310
311                 for i in range(Ten(

```

```
subjectivity values) ):  
31â row = {  
311 'cluster_number '  
cluster . get( ' cluster_number ' ) ,
```

```

312         'date (Week-year)' date
313         'month' data.get('month
314     »         'week' data.get('week'
315         'year' data.get('year'

316         'subject:tv:tty_value "
    subject1v1ty values [1] ,
317         'polar:Qty values [1]
318         'polar:tty_value '
319     }
320     Writer.writerow(row)
321
322     with open('final_results_hashtags_counts.csv', mode=
323         'w', newline='', encoding='utf-8') as
    csv file:
324         fieldnames =
325             ['cluster_number', 'hashtag'
326             , 'count:']
327
328         writer = csv.DictWriter(csv file,
329             fieldnames=fieldnames)
330         writer.writeheader()
331
332         for cluster in self.clusters:
333             for hashtag in cluster[
334                 'hashtag',count:s']:
335                 row = {
336                     'cluster_number': cluster .
337                     get('cluster_number'),
338                     'hashtag': hashtag,
339                     'count': cluster[
340                         'hashtag',count:s'] [hashtag]
341
342
343         writer.writerow(row)
344
345     with open('final_results_words_counts.csv',
346         mode='w', newline='', encoding='utf-8') as csv file:

```

```
339         count ' ]
340     f:teTdnames = [ 'cluster_number', 'word',
```

```

341         writer = csv.DictWriter(csv file,
    file [dnames=fieldnames])
342         writer.writeheader()
343     for cluster in self. clusters:
344         for word in cluster ['word_counts']:
345             row = {
346                 'cluster_number': cluster.
    get ('cluster_number'),
347                 'word': word,
348                 'count': cluster ['
    word_counts'] [word]
349             }
350         writer.writerow(row)
351
352     with open ('hate_speech_counts.csv', mode='w'
    , newline='', encoding='utf-8') as csv file:
353         fieldnames = ['cluster_number', 'date (
    week-year)', 'month', 'week', 'year', 'hate_speech',
354                 'offensive_language',
    'no_hate_offensive']
355         writer = csv.DictWriter(csv file,
    fieldnames=fieldnames)
356         writer.writeheader()
357
358     for cluster in self. clusters:
359         for date in cluster ['dates']
360             data: dict = cluster ['dates'] [
    date]
361             hate_speech = data ['hate_speech']
362
363             row = {
364                 'cluster_number': cluster.
    get ('cluster_number'),
365                 'date (week-year)': date,
366                 'month': data. get ('month'),
367                 'week': data. get ('week'),
368                 'year': data. get ('year'),
369                 'hate_speech': hate_speech.
    get ('hate_speech'),
370                 'offensive_language':
    cluster ['no_hate_offensive']
371             }
372         writer.writerow(row)

```

373

'offensive_language'

```
373 hate    speech.get('offensive_language'),
374         'no_hate_offensive'
    hate    speech.get('no_hate_offensive')
375 }
376
377         writer.writerow(row)
378
379     def __del__(self):
380         print('Finished reading files')
381         end_time = datetime.now()
382         print(f'Running time: {(end_time - self.starttime).seconds / 60} minutes')
383
384
385 if __name__ == '__main__':
386     TweetAnalyzer()
387
```

```

1 import csv
2 import json
3 import threading

5 from feed reader import TwitsReader
6
7
8 class TwitsAnaTyser (TwitsReader):
9     def __init__(self):
10         super() __init__()

12         self.languages = [ 'en' ]
13         self.accepted_languages = [ 'en' ]
14         self.filtered_tweets = []
15         self.filtered_tweet_num = 1
16         self.filtered_tweet = 20000
17         # Thread lock
18         self.lock = threading.Lock()
19
20         # flash bags use
21         self.hashtags_counts = {}
22
23         self.run()
24
25     def add_hashtag_count(self, hashtag: str):
26         if hashtag not in self.hashtags_counts:
27             self.hashtags_counts[hashtag] = 0
28
29         self.hashtags_counts[hashtag] += 1
30
31     def check_hashtags(self, hashtags: Text) ->
book:
32         found_hashtags = False
33
34         filter_hashtags = [ 'trump', 'biden', 'bum', '
blacklivesmatter', 'alllivesmatter', 'maga', '
bluelivesmatter',
35                             'bluelives' ]
36
37         for hashtag_data in hashtags or []
38             hashtag = (hashtag_data.get('text') or ''

```

39).Lower ()

40

41

for f hashtag in fitter hashtags:

```

41         if f_hashtag in hashtag:
42             self.add_hashtag_count(hashtag)
43         found_hashtags = True

45     return found_hashtags
46
47     def process_file(self, twits_data: list):
48         for data in twits_data:
49             data = json.loads(data)
50
51             if data.get('lang') not in self.
accepted_languages:
52                 continue
53
54             found_hashtags = self.check_hashtags((
data.get('entities') or []) .get('hashtags'))
55
56             if not found_hashtags:
57                 continue
58
59             self.lock.acquire()
60             self.filtered_twits.append(data)
61
62             if len(self.filtered_twits) == self.
per_file:
63                 self.save_filtered_twits()
64
65             if len(self.filtered_twits) > self.
__per_file:
66                 print('Error !!!!!')
67
68             self.lock.release()
69
70     def save_filtered_twits(self):
71         with open(f'filtered_{twits_file_num}.json', 'w', encoding='utf-8') as
file:
72             file.write(json.dumps(self.
filtered_twits))
73
74         self.filtered_twits = []
75         self.file_num += 1

```

```
76  
77 def __del__(self):
```

```
78         super().__del__()
79
80         fieldnames = ['hashtag', 'count']
81         with open('hashtags.csv', 'w', newline="",
encoding='utf-8') as file:
82             writer = csv.DictWriter(file, fieldnames
=fieldnames)
83             writer.writeheader()
84
85             for key, count in self.hashtags.items():
86                 writer.writerow({'hashtag': key,
'count': count})
87
88         self.save()
89
90
91 if __name__ == '__main__':
92     main()
93
```