

—
Vol. 1
Núm. 1

2024
—



REVISTA _____
Datos, Políticas
e Innovación Pública



IIEG
Instituto de Información
Estadística y Geográfica
de Jalisco

Rodríguez Pinto, Cristian David; Briseño Martínez, Ramón Alejandro;
Morales-Montelongo, José Guadalupe
Revisión de literatura: análisis de sentimientos en X para medir la aceptación
de políticas públicas
Datos, Políticas e Innovación Pública, vol. 1, núm. 1, marzo; 2024, pp. 39 - 52.
Instituto de Información Estadística y Geográfica

Revisión de literatura: análisis de sentimientos en X para medir la aceptación de políticas públicas

Rodríguez Pinto Cristian David, Briseño Martínez Ramón Alejandro, Morales-Montelongo José Guadalupe

Universidad de Guadalajara, Centro Universitario de Ciencias Económico Administrativas, Maestría en Tecnologías de Información, México, ORCID: 0000-0002-4173-7151; Universidad de Guadalajara, Centro Universitario de Ciencias Económico Administrativas, Doctorado en Tecnologías de Información, México, ORCID: 0009-0009-6561-0807; Universidad de Guadalajara, Centro Universitario de Tonalá, Departamento de Ciencias de la Información y Desarrollos Tecnológicos, México, ORCID: 0000-0002-7546-3689

cristian.rodriguez7672@alumnos.udg.mx, alejandro.bmartinez@alumnos.udg.mx ,
jose.gpe.morales@academicos.udg.mx

Resumen. La evaluación de políticas públicas es fundamental para garantizar la gobernabilidad de un país. La expansión del uso de internet ha permitido que las personas puedan expresar opiniones sobre asuntos públicos constantemente. La red social X, antes llamada Twitter, está posicionada globalmente como el principal sitio de internet para compartir y comentar noticias y asuntos públicos; continuamente se producen grandes volúmenes de datos susceptibles a ser analizados. Una de las técnicas más utilizadas para estudiar grandes volúmenes de opiniones expresadas en X es el análisis de sentimientos. Este artículo revisa la literatura existente sobre estudios que implementan análisis de sentimientos a información extraída de X como herramienta para conocer la opinión pública respecto a políticas públicas implementadas en diferentes geografías.

Palabras clave. *Análisis de sentimientos, X, políticas públicas, opinión pública, lexicón.*

1. Introducción

Se entiende como política pública toda acción gubernamental implementada para atender necesidades de la población o resolver algún problema de esta (Bueno Suárez, C., & Osuna Llana, J. L. (2013). En países como Reino Unido y Australia, recientemente han surgido debates respecto a la desvinculación entre los resultados de las evaluaciones tradicionales de políticas públicas, basadas generalmente en encuestas y sondeos, y el grueso de la población (Williams, K., & Lewis, J. M., 2021). La desvinculación de la sociedad hacia estos estudios abre espacio para reflexionar sobre la utilización de metodologías experimentales que, con rigor científico, aprovechen las nuevas tecnologías de información para recolectar y procesar datos y, finalmente, difundir los resultados.

La e-participación es definida como el uso de tecnologías de información como canal para que la ciudadanía comunique al gobierno sus necesidades (Macintosh, A., 2008). Sitios de redes sociales como X funcionan como espacios ideales para la e-participación debido a que ofrecen una experiencia de usuario que propicia la conversación de la ciudadanía sobre los temas que considera trascendentales, entre ellos las políticas públicas (Simonofski, A., Fink, J., & Burnay, C., 2021). Sin embargo, se advierte que la ciudadanía ejerce su e-participación generalmente de manera desestructurada, emitiendo grandes cantidades de mensajes de manera espontánea y descoordinada, cuya interpretación es un reto para las autoridades debido a su volumen. La gran cantidad de datos cualitativos y cuantitativos generados constantemente en X es materia de estudio sobre fenómenos sociales, como demuestran múltiples investigaciones alrededor del mundo (Chan, C., Zeng, J., & Schäfer, M. S., 2022; Freire Castello, N., 2019; García, J. G., Henríquez-Coronel, P., Ponce, J. P., & Herrera, J., 2017; Vukmirovic, M., Raspopovic Milic, M., & Jovic, J., 2022 y Pedroza, A., 2019).

La información de X como objeto de investigación se puede conseguir utilizando herramientas tecnológicas que permiten obtener y procesar grandes conjuntos de datos. El análisis de sentimientos ha sido implementado para múltiples fines como investigaciones de preferencias de consumo en estudios de mercado (Chauhan, P., Sharma, N. & Sikka, G., 2021); para conocer las necesidades de los usuarios de aplicaciones y mejorar su experiencia (Rodríguez-Ibáñez, M., Casáñez-Ventura, A., Castejón-Mateos, F., & Cuenca-Jiménez, P.-M., 2023); para identificar violencia digital de género (Pedroza, A., 2019); e incluso para intentar predecir resultados electorales (Yili Wang, Jiaxuan Guo, Chengshen Yuan y Baozhu Li., 2022 y Singh, N.K., Tomar, D.S. & Sangaiah, A.K., 2018).

A inicios del siglo XXI surgieron investigaciones para interpretar las opiniones de usuarios en múltiples sitios de internet, hasta que en 2008 Twitter, hoy X, se posicionó como la principal plataforma de microblogging en el mundo y concentró los estudios de análisis de sentimientos debido a que “la conversación ofrece una gran cantidad de información relevante para varios temas y puede facilitar la comprensión de los sentimientos de las personas” (Rodríguez-Ibáñez, M., Casáñez-Ventura, A., Castejón-Mateos, F., & Cuenca-Jiménez, P.-M., 2023). Las bases de datos académicas Elsevier's ScienceDirect, IEEE Xplore Digital Library, Springer Link, ACM Digital Library y Wiley Online Library

registraron un incremento promedio anual de investigaciones que aplican análisis de sentimientos de 34% entre los años 2008 y 2022 (Al-Otaibi, S. T., & Al-Rasheed, A. A., 2022).

El presente artículo es una revisión de literatura de los artículos obtenidos resultado de la búsqueda de los términos “sentiment analysis” y “policy acceptance” en la base de datos académica Web of Science que comprendió el periodo del año 2010 al 2023. Se obtuvieron 55 resultados, de los cuales se abordan los 25 que implementaron el análisis de sentimientos para orientar decisiones gubernamentales o de políticas públicas. El objetivo de esta revisión es explorar el potencial del análisis de sentimientos como herramienta para evaluar la popularidad de políticas públicas, una alternativa frente a encuestas y sondeos.

2. Revisión de literatura

El análisis de sentimientos es el proceso para definir si la opinión de una persona, o red de personas, sobre un tema es positiva, neutral o negativa. Su objeto de estudio es el mensaje, generalmente en formato escrito, y las unidades de análisis son las palabras que se utilizan (Serena Y. Kim, et al., 2021).

El análisis de sentimientos se aplica a distintos niveles: palabras individuales, oraciones o documentos completos. La etiqueta del sentimiento predominante se asigna teniendo en consideración las connotaciones de las palabras. Por ejemplo, la palabra “bueno” se vincula con una connotación positiva, mientras que la palabra “terrible” se vincula con una connotación negativa (Chih-yuan Li, et al., 2022). Existen enfoques que incluso asignan un valor numérico para intentar capturar la intensidad de un sentimiento. Por ejemplo, se utilizan escalas de -5 a 5 donde -5 representa un sentimiento extremadamente negativo, 5 un sentimiento extremadamente positivo y 0 un sentimiento neutral (Pedroza, A., 2019). Los enfoques de análisis de sentimientos son tres: el de lexicón, el de aprendizaje automático y el híbrido.

La presente revisión de literatura adopta la taxonomía de estudios de análisis de sentimientos propuesta por Wang (2022) que tiene múltiples alternativas de clasificación de polaridad, como se muestra en la Figura 1, y analiza los artículos encontrados conforme a la misma. Se adjunta la Tabla 1 con los hallazgos.

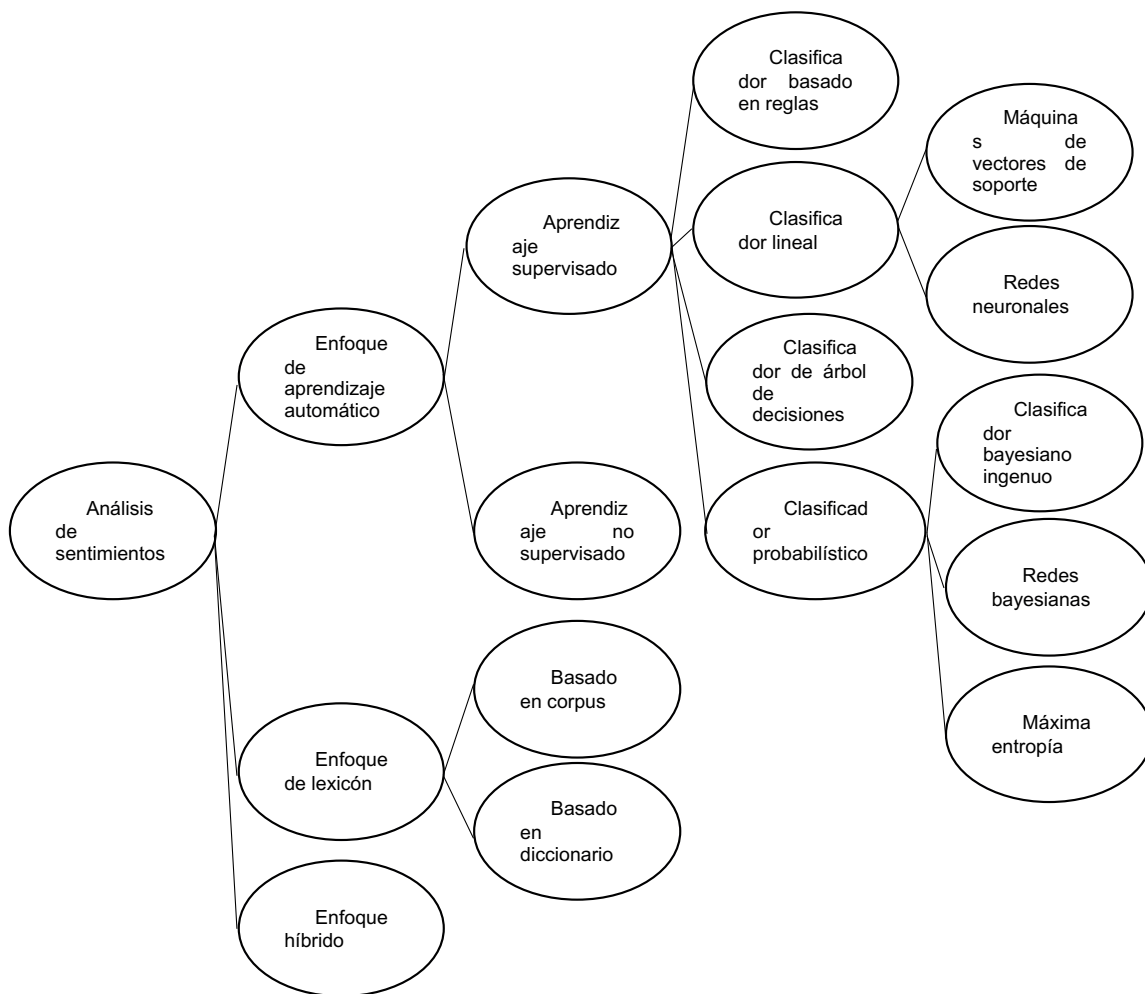


Figura 1. Taxonomía del análisis de sentimientos [14]

Referencia	Enfoque de la taxonomía	Lenguaje	Hallazgos	Particularidades
Acerbi A, Burns J, Cabuk U, Kryczka J, Trapp B, Valletta JJ, Mesoudi A. (2023)	Enfoque de lexicón basado en diccionario (paquete VADER de R).	R. API de Twitter.	Con una valencia de -1 a 1, la puntuación media y mediana de la emoción sobre el tema en cuestión fue, en ambos casos, negativa: -0.40 y -0.65, respectivamente. Los datos completos, incluyendo los retweets, están fuertemente influenciados por el tweet más retuiteado con una puntuación de emoción de -0.65.	Se discute la pertinencia de considerar los retweets, o solamente los tweets únicos, en el estudio.
Al-Otaibi, S. T., & Al-Rasheed, A. A. (2022)	Revisión de literatura	-	La precisión del análisis de sentimientos depende del conjunto de datos y el algoritmo de clasificación, por lo tanto, enfatiza su limpieza y legibilidad.	Se observa que la mayoría de los estudios de análisis de sentimientos se realizan en idioma inglés, y que se refieren principalmente a productos y servicios. También se encontraron estudios respecto a eventos críticos: desastres, actividades sociales y extremismo.
Cano-Marin, E., Mora-Cantalops, M., & Sánchez-Alonso, S., (2023)	Revisión de literatura.	-	El uso de la Inteligencia Artificial para el procesamiento del lenguaje natural está incrementando en los análisis de sentimientos. Los estudios de análisis de sentimientos para predecir fenómenos futuros son una línea de investigación con oportunidades.	El estudio se centra en el uso de la información obtenida de Twitter como una oportunidad para negocios.
E. del Valle & L. de la Fuente. (2023)	Revisión de literatura.	-	El estudio identifica como principales retos para los estudios de análisis de sentimientos en español la detección de ironía, la detección de conversaciones falsas producidas por bots, la localización geográfica de los tweets, las normas de la API de Twitter.	Destaca el uso del modelo de lenguaje pre entrenado de Google BERT como herramienta innovadora.
Fernandez, G.; et al. (2022)	Enfoque de lexicón basado en diccionario (NRC Emoticon Lexicon).	Python. API de Twitter.	La respuesta emocional a la pandemia de COVID-19 y las decisiones tomadas por las autoridades para evitar contagios fueron, en su mayoría, negativas, pero diferentes en distintas ciudades de Italia. Hay una relación entre eventos noticiosos importantes y la emoción de las personas a lo largo del tiempo de estudio.	Los formuladores de políticas públicas pueden utilizar los resultados para cuantificar el nivel de aceptación positiva o negativa de sus decisiones e identificar políticas públicas diferentes según la geografía.

Chih-yuan Li, et al. (2022)	Enfoque híbrido: lexicón (VADER, Sentiment Analyzer y TextBlob) y clasificador basado en reglas.	Python. API de Twitter.	Se propuso un sistema de monitoreo de las preocupaciones de los usuarios de X durante la pandemia de COVID-19. El experimento demostró que “ventiladores” y “mascarillas” fueron los temas que produjeron menos preocupación, mientras que “cierre de negocios” provocó más preocupación. La preocupación fue diferenciada en los distintos estados que conforman Estados Unidos, país en el que se concentró el estudio.	Propone una fórmula para medir el nivel de preocupación diario de las personas respecto a un tema. Pone a disposición un dataset de más de 16 millones de Tweets.
Majid Rahardi, et al. (2022)	Enfoque de aprendizaje automático, supervisado, con clasificador lineal de máquina de vectores de soporte.	Python. API de Twitter.	Los resultados de clasificación utilizando máquina de vectores de soporte tiene un resultado de 92% de precisión, mejor que el obtenido con kernel RBF, seguido por núcleo lineal y núcleo polinomial con 90% y núcleo sigmoidal con 89%.	La evaluación del modelo de máquina de vectores de soporte se presentó en una tabla de matriz de confusión que consta de clase de predicción y clase real. La comparación de cada núcleo.
Aijaz Ahmad Reshi, et al. (2022)	Enfoque híbrido: lexicón TextBlob, VADER y AFINN) y clasificador lineal basado en redes neuronales (LSTM-GRNN).	Python. API de Twitter.	Los modelos de aprendizaje automático basados en redes neuronales tienen mejor rendimiento que otros. Respecto a los modelos basados en lexicón, TextBlob fue el que tuvo mejor precisión.	El estudio sugiere que investigaciones futuras desarrollen un sistema de monitoreo de tweets en tiempo real y advierte que las noticias falsas inciden en los resultados de los análisis de sentimientos.
Vukmirovic, M., Raspopovic Milic, M., & Jovic, J. (2022)	Enfoque de lexicón basado en diccionario (VADER).	Python. API de Twitter.	Twitter puede ser considerado como herramienta para obtener datos de la opinión de los usuarios respecto a espacios públicos como calles y las intervenciones que deben hacer las autoridades.	Reconoce que el análisis de sentimientos basado en el lexicón VADER no detecta ironía, lo que causa una clasificación imprecisa del sentimiento.
K. D. S. Brito, R. L. C. S. Filho and P. J. L. Adeodato. (2021)	Revisión de literatura.	-	De la revisión de literatura, se encontró que 22 estudios que aplicaron análisis de sentimientos lograron predecir al menos tres elecciones, demostrando que son utilizables en próximas campañas electorales.	Los estudios que implementan análisis de sentimientos a información obtenida de redes sociales son, en general, poco replicados, por lo tanto sus resultados no son comparados.

Chauhan, P., Sharma, N. & Sikka, G. (2021)	Revisión de literatura.	-	La mayoría de los estudios que utilizan análisis de sentimientos para intentar predecir resultados electorales utilizan datos recabados de la API de Twitter, la mayoría de ellos han predecido de manera exitosa, lo que demuestra el potencial de estos estudios. Los principales retos son la precisión de dichos estudios, identificar los tweets producidos por cuentas falsas para alterar la conversación real e identificar el sarcasmo.	Compara los estudios de análisis de sentimientos con los estudios volumétricos y los de redes.
Hu T, et al. (2021)	Enfoque de lexicón basado en diccionario (VADER y National Research Council Canada Lexicon			
(NRCLex)) y clasificador basado en reglas (Latent Dirichlet Allocation).	Python. API de Twitter.	Los hallazgos demuestran una conexión entre la exposición a noticias o eventos importantes y cómo esto produce efectos en los sentimientos de la población. Además, los procesos psicológicos emocionales perceptivos y cognitivos producen efectos en la manifestación de sentimientos cuando se exponen a eventos noticiosos.	Se destaca el uso de información extraída de Twitter como fuente alternativa de datos que ayudan a comprender las opiniones de la ciudadanía hacia diferentes vacunas COVID-19 en Estados Unidos.	
Serena Y. Kim, et al. (2021)	Enfoque de aprendizaje automático, supervisado, con clasificador lineal de máquina de vectores de soporte.	Python. API de Twitter.	Se consiguió 80.2% de precisión utilizando RoBERTa, un modelo de lenguaje pre entrenado desarrollado por Facebook IA definiendo las clases positivo, neutro y negativo.	Compara la relación entre el sentimiento público hacia la energía solar, la política energética y el mercado.

<p>M. Rodríguez-Ibáñez, F. -J. Gimeno-Blanes, P. M. Cuenca-Jiménez, C. Soguero-Ruiz and J. L. Rojo-Álvarez. (2021)</p>	<p>Enfoque híbrido: lexicón basado en diccionario (AFINN, JAEN, Linguakit y ABU, todos en español) y clasificador basado en reglas.</p>	<p>Twitty: herramienta desarrollada por los autores.</p>	<p>Se encontró variación entre los sentimientos alusivos a partidos y actores políticos: los candidatos de partidos separatistas de España tienen un mayor índice de negatividad que los candidatos no separatistas.</p>	<p>Se propone el Índice de Positividad Agregada Compuesta (CAPI). Se identificó que la traducción de lexicones de inglés a español no garantiza precisión, por lo que se sugiere poner atención a dicho paso.</p>
<p>Sujon M, Dai, F. (2021)</p>	<p>Enfoque de lexicón basado en diccionario (SentiStrength y Linguistic</p>			
<p>Inquiry and Word Count (LIWC)).</p>	<p>Se firmó un acuerdo con Twitter para descargar 210 mil datasets referentes al transporte público de la ciudad de Washington.</p>	<p>La mayoría de los usuarios de Twitter que hablan sobre el transporte público en la ciudad de Washington lo consideran un tema importante; su principal sentimiento hacia la actuación de las autoridades es neutral.</p>	<p>Los autores argumentan que el incremento de la frecuencia de tweets respecto a un tema específico puede considerarse incremento de la atención del público sobre el tema en cuestión. La información analizada está puesta a disposición de investigadores, bajo solicitud.</p>	
<p>Adams-Cohen, N. J. (2020)</p>	<p>Enfoque de aprendizaje automático, supervisado, con clasificador basado en reglas.</p>	<p>Python. API de Twitter.</p>	<p>Combinar técnicas de análisis de sentimientos con datos de redes sociales brinda una nueva perspectiva en el análisis de la opinión pública.</p>	<p>Se observa que la cantidad de información en Twitter sobre un tema específico crece exponencialmente cuando dicho tema se vuelve de interés mediático, en este caso una decisión de la Suprema Corte de Estados Unidos.</p>
<p>Aseem Kinra, et al. (2020)</p>	<p>Enfoque híbrido: lexicón basado en diccionario y clasificador basado en reglas (Latent Dirichlet Allocation y algoritmo Fruchterman-Reingold).</p>	<p>Python. API de Twitter.</p>	<p>Los datos extraídos de Twitter son útiles para generar conocimiento sobre la opinión pública. Se puede modelar un algoritmo para identificar las palabras clave de un corpus. Se puede implementar análisis de sentimientos para conocer la postura de una persona respecto a un tema de interés público.</p>	<p>El estudio aplica análisis de sentimientos a tweets y artículos en periódicos para conocer las preocupaciones del público hacia políticas públicas.</p>

<p>Xue J, Chen J, Chen C, Zheng C, Li S, Zhu T. (2020)</p>	<p>Enfoque de aprendizaje automático, no supervisado utilizando Latent Dirichlet Allocation.</p>	<p>Python. API de Twitter.</p>	<p>El COVID-19 afectó significativamente las condiciones psicológicas de las personas. El análisis de sentimientos sobre COVID-19 contribuye a la comprensión sobre la dinámica de los sentimientos y las preocupaciones de la gente a lo largo del tiempo. Esta información puede ser utilizada por las autoridades de salud para priorizar la salud mental y psicosocial durante pandemias como esta. Los patrones y emociones identificados podrían usarse para guiar programas de intervención específicos o políticas públicas.</p>	<p>Los autores afirman que los análisis de sentimientos superan las limitaciones de las técnicas de ciencias sociales como encuestas o entrevistas a pequeña escala.</p>
<p>Etter, M., Colleoni, E., Illia, L., Meggiorin, K., & D'Eugenio, A. (2018)</p>	<p>Enfoque de aprendizaje automático, supervisado, con clasificador basado en reglas.</p>	<p>Python. API de Twitter.</p>	<p>A diferencia de los medios de comunicación tradicionales, la percepción de Italy Bank en Twitter prevalece en sentimiento negativo a lo largo de un año, con un promedio mensual de -0.29.</p>	<p>El estudio de caso revela cómo el análisis de cuatro fuentes diferentes -Twitter, encuesta, calificadora y periódicos- tienen juicios diferentes. La fuente de información más detallada y continúa para conocer la percepción de un banco a través del tiempo fue Twitter.</p>
<p>Gohil S, Vuik S, Darzi A. (2018)</p>	<p>Revisión de literatura.</p>	<p>-</p>	<p>Ninguna de las metodologías de análisis de sentimientos ha sido replicada en múltiples casos para medir su precisión.</p>	<p>El estudio sugiere desarrollar una única herramienta para análisis de sentimientos entrenada primero utilizando un corpus específico. En el caso de análisis de sentimientos sobre temas de salud se sugiere desarrollar un lexicón sobre el tema.</p>
<p>Ray, P., Chakrabarti, A., Ganguli, B., & Das, P. K. (2018)</p>	<p>Enfoque híbrido: lexicón basado en diccionario (SentiWordnet); clasificador probabilístico bayesiano ingenuo y clasificador lineal basado en máquinas de vectores de soporte.</p>	<p>R. API de Twitter.</p>	<p>Se concluye que la población rural de India manifiesta en Twitter preocupaciones diferentes sobre la política pública de desmonetización respecto a las preocupaciones expresadas por la población urbana y los grupos académicos y políticos identificados.</p>	<p>La metodología puede ser replicable en eventos sociopolíticos y opiniones de clientes sobre servicios públicos que provoquen opiniones expresadas en Twitter.</p>

<p>Singh, N.K., Tomar, D.S. & Sangaiah, A. K. (2018)</p>	<p>Revisión de literatura.</p>	<p>-</p>	<p>Manejar modismos, símbolos, palabras mal escritas y sarcasmo es el desafío de los análisis de sentimientos.</p>	<p>Las publicaciones en varios idiomas con tratamiento geográfico en redes sociales incrementan la complejidad de hacer análisis de sentimientos con niveles aceptables de precisión y coherencia.</p>
<p>Bain, J., Chaban, N. (2017)</p>	<p>Enfoque de aprendizaje automático, supervisado, con clasificador basado en reglas.</p>	<p>Python. API de Twitter.</p>	<p>Se encontró un alto nivel de neutralidad en los tweets sobre la Semana Europea de la Energía Renovable. Se observa una imagen positiva de la Unión Europea como actor estratégico involucrado en temas de energía renovable.</p>	<p>“Semana Europea de Energía Renovable” está emergiendo como narrativa dentro y fuera de la Unión Europea. En este caso se utilizó Twitter como espacio para esparcir la narrativa. Futuros estudios deben considerar análisis de sentimientos para identificar narrativas sobre un tema específico en otras redes sociales.</p>
<p>Aghababaei S, Makrehchi. M (2016)</p>	<p>Enfoque de lexicón basado en diccionario.</p>	<p>Python. API de Twitter, utilizando muestras aleatorias al pasado con enfoque Coupling From The Past (CFTP).</p>	<p>En el desarrollo de un modelo de predicción de ocurrencia de crímenes basado en la minería de textos de Twitter en un área geográfica, el clasificador predice dónde incrementará o reducirá los crímenes con base en los expedientes criminales, pero el análisis de sentimiento basado en lexicón ofrece una predicción insignificante.</p>	<p>Si bien no se encontró predicción significativa de delitos en un área geográfica basada en el análisis de sentimientos en Twitter, se sugiere retomar los estudios de análisis de contenidos y cruzar los datos con otras variables para demostrar correlación con otros incidentes.</p>

Collins, Craig, et al. (2013)	Enfoque híbrido: lexicón basado en diccionario (SentiStrength) y clasificador basado en reglas.	Python. API de Twitter.	Los usuarios que padecen el tráfico suelen tener más expresiones negativas que positivas. Los resultados pueden ayudar a las autoridades de tránsito a mejorar la gestión del tráfico y, por lo tanto, la experiencia de los usuarios. Futuras investigaciones deben estudiar el impacto de las opiniones en las redes sociales sobre las decisiones de los gobernantes.	Se destaca que el costo de la recolección de datos fue mínimo, que los datos pueden ser recabados en tiempo real, que se puede identificar con claridad el sentimiento de un usuario y que las necesidades expresadas por los usuarios del transporte público pueden ser atendidas. El estudio se realizó en lenguaje inglés, por lo que personas que se expresen en otros idiomas sobre el mismo tema fueron excluidos.
-------------------------------	---	-------------------------	--	--

Tabla 1. Hallazgos de la revisión de literatura

El enfoque de lexicón toma como referencia un conjunto de palabras a las que se les asigna un valor sentimental, lo que permite establecer su polaridad o puntuación. El lexicón basado en corpus toma en cuenta la totalidad del texto para después asignar etiquetas con polaridades según el contexto del mensaje, esto implica que las palabras obtienen su polaridad a través del análisis contextual. Por su parte, el lexicón basado en diccionario establece una lista de palabras a las que se les asigna una carga de polaridad o puntuación que toma como referencia la definición general de cada palabra, sin tomar en cuenta el contexto en el que es empleada (Singh, N.K., Tomar, D.S. & Sangaiah, A.K., 2018).

El enfoque de aprendizaje automático implica utilizar un algoritmo que realice la tarea de predicción. Se divide en dos tipos: el supervisado y el no supervisado, este último mide la presencia de palabras o frases a las que, en la etapa final se les asigna una carga de valor (Al-Otaibi, S. T., & Al-Rasheed, A. A., 2022). El enfoque de aprendizaje automático de tipo supervisado implica la construcción de un clasificador capaz de predecir la polaridad de textos. El clasificador se construye a partir de un conjunto de datos que contenga una cantidad representativa de textos con una polaridad previamente etiquetada por humanos. El dataset sirve para entrenar el clasificador. Los clasificadores del enfoque de aprendizaje automático de tipo supervisado pueden ser de cuatro formas: basado en reglas, de árbol de decisiones, lineal y probabilístico (Yili Wang, Jiaxuan Guo, Chengshen Yuan y Baozhu Li., 2022).

La forma del clasificador basado en reglas implica identificar características del texto que puedan indicar una polaridad y después tomar en cuenta esas características para establecer reglas de asignación de etiquetas de polaridad. Se utiliza la condición “si-entonces”. Por ejemplo: si una frase incluye la palabra “feliz”, la oración se etiqueta como positiva, o si una frase contiene la oración “triste”, la oración se etiqueta como negativa. La forma del clasificador de árbol de decisiones establece condiciones para identificar características del texto llamadas nodos. Cada nodo identifica un atributo del texto y decide si lo transfiere a otro nodo. Esta serie de nodos emula las partes de un árbol: raíz, tronco, ramas y hojas, siendo estas últimas el nodo en el que se etiqueta la polaridad del texto, en caso de que cumpla con las características requeridas en los nodos previos. La diferencia entre el clasificador basado en reglas y el de árbol de decisiones es que el primero es más directo, pero el segundo puede realizar decisiones más complejas (Serena Y. Kim, et al., 2021).

La forma de clasificador lineal separa las características del texto en distintas clases. Puede ser de dos modelos: máquinas de vectores de soporte -SVM, por sus siglas en inglés- o redes neuronales. La primera requiere un conjunto de datos, o dataset, previamente etiquetado para posteriormente construir un algoritmo que genere una matriz de frecuencia de palabras y vectorize la Frecuencia de Término-Frecuencia Inversa de Documento -TF-IDF, por sus siglas en inglés- en un hiperplano. La idea de las SVM es clasificar el texto considerando cuántas veces aparece una palabra en el texto, cuántas veces aparece la misma palabra en la colección de textos y la carga sentimental de la palabra, lo que posicionará cada texto analizado en un punto del hiperplano (Mansoor, Muvazima & Gurumurthy, Kirthika & U, Anantharam & Prasad, V., 2020). Por su parte, la forma de clasificador de redes neuronales requiere un dataset previamente etiquetado para construir un algoritmo capaz de establecer relaciones entre los textos conocidos y asignar

etiquetas a nuevos textos. La característica que diferencia al clasificador de redes neuronales es que el algoritmo minimiza progresivamente sus errores al calibrar las polaridades de los textos conforme analiza más mensajes. Este entrenamiento de identificación de patrones emula el funcionamiento del cerebro humano. Las redes neuronales se consideran deep learning -aprendizaje profundo- porque trabajan con capas ocultas que les permiten realizar complejos procesamientos de datos (Al-Otaibi, S. T., & Al-Rasheed, A. A., 2022).

La forma de clasificador probabilístico consiste en utilizar algoritmos con modelos matemáticos de probabilidad para determinar la polaridad de un texto. Se divide en tres: el clasificador bayesiano se basa en el Teorema de Bayes para calcular la polaridad de un texto de acuerdo al conjunto de sus características, a diferencia del clasificador bayesiano ingenuo que asume que las características del texto son independientes entre sí. Finalmente, el clasificador máxima entropía modela relaciones complejas entre las características de los textos para asignar etiquetas de polaridad basadas en la probabilidad más uniforme (M. Rodríguez-Ibáñez, F. -J. Gimeno-Blanes, P. M. Cuenca-Jiménez, C. Soguero-Ruiz and J. L. Rojo-Álvarez., 2021).

3. Metodologías

Existen diferentes vías de acceso a los datos de X. La oficial es la interfaz de programación de aplicaciones -API, por sus siglas en inglés-, que permite descargar una cantidad de datos limitada a su perfil de usuario (M. Rodríguez-Ibáñez, F. -J. Gimeno-Blanes, P. M. Cuenca-Jiménez, C. Soguero-Ruiz and J. L. Rojo-Álvarez., 2021 y Aseem Kinra, et al., 2020). Por otro lado, se pueden descargar datos haciendo scraping, técnica de uso de software para hacer peticiones sistemáticas a sitios web por medio de sus respuestas HTML (Yili Wang, Jiakuan Guo, Chengshen Yuan y Baozhu Li., 2022). Los softwares utilizados para la recolección de información son principalmente Python (Serena Y. Kim, et al. 2021 y Chih-yuan Li, et al., 2022) y R (Cano-Marin, E., Mora-Cantalops, M., & Sánchez-Alonso, S., 2023 y Yili Wang, Jiakuan Guo, Chengshen Yuan y Baozhu Li., 2022). Una vez que se tiene el dataset se procede a la limpieza de datos que consiste en la eliminación de las palabras que no aportan carga sentimental como pronombres, preposiciones o artículos; también se borran signos de puntuación, caracteres especiales y se homogenizan todas las palabras a letras minúsculas. Este último paso se conoce como tokenización y agiliza las etapas posteriores del análisis (Aijaz Ahmad Reshi, et al., 2022).

En el caso del enfoque de lexicón, los estudios utilizan principalmente los lexicones en inglés Valence Aware Dictionary and Sentiment Reasoner -VADER- (Pedroza, A. (2019) y Affective Norms for English Words -AFINN- (Aijaz Ahmad Reshi, et al., 2022), el primero tiene 7,500 palabras con una valencia de -1 extremadamente negativo a 1 extremadamente positivo y el segundo tiene 2,476 palabras con valencia de -5 extremadamente negativo a 5 extremadamente positivo, ambos consideran el 0 como neutral. También se encontraron lexicones traducidos al español como AFINN, JAEN, Linguakit y SBU (M. Rodríguez-Ibáñez, F. -J. Gimeno-Blanes, P. M. Cuenca-Jiménez, C. Soguero-Ruiz and J. L. Rojo-Álvarez., 2021). Un estudio realizado con enfoque híbrido comparó el nivel de precisión de etiquetas de un lexicón que incluyó VADER y AFINN con un procesador de redes neuronales y encontró que la precisión era del 95%, mayor en el modelo de redes neuronales pre entrenado con la paquetería TextBlob de Python (Aijaz Ahmad Reshi, et al., 2022).

Otro estudio implementó un kernel de función de base radial -RBF, por sus siglas en inglés- para transformar datos en un espacio de características de mayor dimensión y encontró que se alcanzó una precisión del 92% en la precisión de etiquetas, por encima de los kernels lineal, polifónico y sigmoidal (Majid Rahardi, et al., 2022). Se destacó el desempeño del modelo SVM al procesar grandes cantidades de información.

Una revisión de literatura que comparó el desempeño del modelo de redes neuronales BERT con clasificadores basados en lexicón y aprendizaje automático indicó que el modelo de aprendizaje Representaciones de Codificadores Bidireccionales de Transformers -BERT, por sus siglas en inglés- alcanza niveles de precisión con un promedio de 85% y destaca que “desde 2020, una tercera parte de los estudios que implementan aprendizaje automático utilizan este modelo, lo que da una idea de su éxito” (E. del Valle & L. de la Fuente., 2023).

Del modelo de árbol de decisiones se señala que tiene un “uso mucho menos extendido” debido a la complejidad de su entrenamiento, para lo que se propone entrenarlo con aprendizaje no supervisado que identifica el grado de polaridad mediante indicadores subjetivos generados a partir del léxico de sentimientos (Rodríguez-Ibáñez, M., Casáñez-Ventura, A., Castejón-Mateos, F., & Cuenca-Jiménez, P.-M., 2023 y Yili Wang, Jiakuan Guo, Chengshen Yuan y Baozhu Li., 2022). Comparado con otros modelos, su nivel de precisión está por debajo de las SVM (Al-Otaibi, S. T., & Al-Rasheed, A. A., 2022).

Sobre el clasificador bayesiano ingenuo, se afirma que alcanza la misma precisión que el clasificador SVM, pero con un rendimiento más lento, además de que su rigidez causa problemas para clasificar modismos (Singh, N.K., Tomar, D.S. & Sangaiah, A.K., 2018). En otro estudio el clasificador bayesiano ingenuo produjo predicciones menos precisas en comparación con el árbol de decisiones (Nur Siyam, Omar Alqaryouti & Sherief Abdallah., 2019).

4. Temas

Los primeros análisis de sentimientos en X tuvieron la intención de predecir los resultados de elecciones presidenciales en distintos países con diferentes tiempos previos al día de la votación (Yili Wang, Jiaxuan Guo, Chengshen Yuan y Baozhu Li., 2022). Por otra parte, revisiones de literatura concluyen que si bien es posible predecir los resultados de una elección basándose en las opiniones que las personas expresan en X, las metodologías implementadas hasta el momento son casuísticas y no alcanzan la replicabilidad esperable (K. D. S. Brito, R. L. C. S. Filho and P. J. L. Adeodato., 2021).

Múltiples estudios que implementan análisis de sentimientos y aprovechan los datos de X se concentran en la opinión de los usuarios respecto a productos como hoteles (M. Al-Smadi, M. Al-Ayyoub, Y. Jararweh and O. Qawasmeh., 2019 y C. Tsai, K. Chen, Y. Hu and W. Chen., 2020), restaurantes (L. Rafael, C. Pessutto, D. S. Vargas and V. P. Moreira., 2020), series de Netflix (Acerbi A, Burns J, Cabuk U, Kryczka J, Trapp B, Valletta JJ, Mesoudi A., 2023), libros y sitios web (H. Saif, Y. He and M. Fernandez. 2016 y R. Xia, F. Xu, J. Yu, Q. Yong, and E. Cambria., 2016).

El análisis de sentimientos también se ha implementado para estudiar la aceptación de políticas públicas o decisiones gubernamentales como la satisfacción de los usuarios de un sistema de transporte público (Collins, Craig, et al., 2013), el impulso al uso de energías renovables (Bain, J., Chaban, N., 2017), la reducción de emisiones de carbono (Serena Y. Kim, et al., 2021), la desmonetización de la economía de un país (Ray, P., Chakrabarti, A., Ganguli, B., & Das, P. K., 2018) y los permisos de circulación para vehículos autónomos (Aseem Kinra, et al., 2020). En Estados Unidos, también se estudió la discusión de la corte de ese país sobre derechos de las personas homosexuales (Adams-Cohen, N. J., 2020). Para el ámbito corporativo, se analizaron las expresiones de los trabajadores hacia su empresa para medir su nivel de satisfacción laboral (Etter, M., Colleoni, E., Illia, L., Meggiorin, K., & D'Eugenio, A., 2018). En lenguaje español se creó un modelo para detectar el lenguaje de odio (E. del Valle & L. de la Fuente., 2023).

Si bien ya existían estudios sobre recomendaciones médicas publicadas en X (Gohil S, Vuik S, Darzi A., 2018), a partir del 2020 la mayoría de los análisis de sentimientos en dicha red social se han enfocado en la pandemia de COVID-19. En un primer momento, se concentraron en estudiar las preocupaciones de la población angloparlante respecto a la propagación del virus (Xue J, Chen J, Chen C, Zheng C, Li S, Zhu T., 2020 y Mansoor, Muvazima & Gurumurthy, Kirthika & U, Anantharam & Prasad, V., 2020) y el colapso de los sistemas de salud en países como Italia (Fernandez, G.; et al., 2022). Posteriormente, se analizó la aceptación de las políticas públicas de combate a la propagación del virus y se encontró que medidas como el uso de mascarillas era aceptado, mientras que el desabasto de ventiladores para respiración artificial provocaba expresiones de preocupación (Chih-yuan Li, et al., 2022).

Conforme avanzó la pandemia, surgieron nuevos temas objeto de estudio, como la confianza en las vacunas contra el COVID-19 en Estados Unidos (Hu T, et al., 2021) y en Indonesia (Majid Rahardi, et al., 2022); el nivel de rechazo a las campañas de vacunación y las tendencias de aceptación de los agentes biológicos (Aijaz Ahmad Reshi, et al., 2022). Estudios enfocados a la predicción de venta de productos sostienen que los análisis de sentimientos con información de X alcanzan niveles de precisión que brindan información útil respecto al comportamiento del tráfico en zonas urbanas (Sujon M, Dai, F., 2021).

5. Discusión

El principal cuestionamiento a los estudios de análisis de sentimientos es la ineficacia de las computadoras para descifrar mensajes sarcásticos (Sujon M, Dai, F., 2021). Se advierte que el discurso político está plagado de sarcasmo, doble sentido y rumores, lo que puede complicar su análisis literal. Además, si bien X es una fuente importante de datos, está plagado de "mensajes manipulados propagados por empresas que crean perfiles falsos para mejorar la imagen de personajes o instituciones" (Etter, M., Colleoni, E., Illia, L., Meggiorin, K., & D'Eugenio, A., 2018).

Sobre los análisis de sentimientos con enfoque de lexicón existen cuestionamientos respecto a sus omisiones de los matices contextuales de las palabras y está demostrado que enfoques como la máquina de vectores de soporte lo supera en precisión.

6. Conclusiones

Los estudios que utilizan el enfoque de lexicón, como los que emplean los diccionarios VADER y NRC, se caracterizan por asignar valores emocionales a palabras específicas, lo que permite una evaluación rápida y directa de la polaridad de los textos. Estos estudios son útiles para comprender las respuestas emocionales a eventos específicos, como la pandemia de COVID-19, y suelen ser replicables en diferentes idiomas. Sin embargo, se enfrentan a desafíos en la detección de ironía y la falta de contextualización, lo que puede afectar la precisión en la interpretación de sentimientos.

En contraste, los trabajos de aprendizaje automático, ya sea con enfoque de aprendizaje supervisado o no supervisado, se caracterizan por su capacidad para aprender patrones complejos y relaciones contextuales en los textos. Ya sea utilizando clasificadores lineales de máquinas de vectores de soporte, redes neuronales o métodos probabilísticos, estos estudios ofrecen un enfoque más sofisticado y adaptable. Su versatilidad permite que sean empleados en variedad de temas, desde la predicción de elecciones hasta la evaluación de la popularidad de instituciones financieras. Sin embargo, su éxito depende, en gran medida, de conjuntos de datos representativos y limpios.

De la revisión de literatura se concluye que los clasificadores más precisos son los de máquina de vectores de soporte, redes neuronales y bayesianos ingenuos, pero los análisis con lexicones tienen una implementación más ágil. La mayoría de los estudios encontrados que implementan la herramienta de análisis de sentimientos se realizan en idioma inglés. Si bien existen estudios que lograron altos niveles de precisión para etiquetar sentimientos o para emular los resultados de encuestas o votaciones, las metodologías son adaptadas a cada caso y difícilmente replicables.

La frecuencia de expresiones negativas en X es mayor que la de expresiones positivas (Acerbi A, Burns J, Cabuk U, Kryczka J, Trapp B, Valletta JJ, Mesoudi A., 2023), lo que respalda la vigencia de los datos objeto de estudio.

La revisión aquí planteada puede dar pie a nuevas investigaciones que implementen análisis de sentimientos en lenguajes como el español, para lo que es necesario desarrollar lexicones que tomen en cuenta las complejidades de la sociedad objeto de estudio y aprovechen la multitud de elementos analizables en internet, no solo los textos, sino también los audios y el vídeo, cuya producción y presencia crece considerablemente a diario.

7. Investigaciones futuras

Los recientes cambios en la política de X condicionan la obtención de datos mediante su API a pagar cuotas y establecen límites en la cantidad de datos descargables (Calma, J., 2023, 31 de mayo), lo que dificulta la replicabilidad de los estudios referidos en este trabajo. Una alternativa para realizar análisis de sentimientos es aplicar scraping, técnica de descarga automatizada de datos de una página web (Arias, et. al., 2022). La biblioteca Selenium de Python es una opción, ya que permite automatizar la descarga de cientos de tweets sobre un tema en un periodo de tiempo determinado y después exportarlos en formato .csv. La limpieza del conjunto de datos y la tokenización de las palabras puede hacerse utilizando las paqueterías dplyr, tidyr, stringr y janitor en R, un software eficiente para el manejo de grandes volúmenes de información. De esta manera, cada tweet quedará reducido a un conjunto de sustantivos y adjetivos en minúsculas, unidad de análisis.

Se sugiere hacer la clasificación de tweets utilizando el lexicón AFINN-111 traducida al español, el cual tiene 2,477 palabras, cada una con una puntuación asignada que va del -5 extremadamente negativo al 5 extremadamente positivo y considera al 0 como neutral (Pedroza, A., 2019 y M. Rodríguez-Ibáñez, F. -J. Gimeno-Blanes, P. M. Cuenca-Jiménez, C. Soguero-Ruiz and J. L. Rojo-Álvarez., 2021). Una vez establecida la carga sentimental de cada unidad de análisis, será posible analizar longitudinalmente los datos calculando las medidas de tendencia central de la información y generar visualizaciones de la aceptación o rechazo de los usuarios de X hacia un tema o conjunto de temas, en este caso políticas públicas.

8. Referencias

Adams-Cohen, N. J. (2020). Policy Change and Public Opinion: Measuring Shifting Political Sentiment With Social Media Data. *American Politics Research*, 48(5), 612-621. <https://doi.org/10.1177/1532673X20920263>

Acerbi A, Burns J, Cabuk U, Kryczka J, Trapp B, Valletta JJ, Mesoudi A. (2023). Sentiment analysis of the Twitter response to Netflix's *Our Planet* documentary. *Conserv Biol.* 2023 Aug;37(4):e14060. doi: 10.1111/cobi.14060. Epub 2023 Apr 10. PMID: 36661052.

Aghababaei S, Makrehchi M (2016). Mining social media content for crime prediction. In: *IEEE/WIC/ACM International conference on web intelligence (WI)*. IEEE, pp 526–531

Al-Otaibi, S. T., & Al-Rasheed, A. A. (2022). A Review and Comparative Analysis of Sentiment Analysis Techniques. *Informatica*, 46(6). <https://doi.org/10.31449/inf.v46i6.3991>

- M. Al-Smadi, M. Al-Ayyoub, Y. Jararweh and O. Qawasmeh. (2019). Enhancing aspect-based sentiment analysis of Arabic hotels' reviews using morphological, syntactic, and semantic features. *Information Processing and Management*, vol. 56, no. 2, pp. 308-319, 2019. <https://doi.org/10.1016/j.ipm.2018.01.006>
- Arias, et. al. (2022). Analyzing Spanish-Language Public Sentiment in the Context of a Pandemic and Social Unrest: The Panama Case. *Int. J. Environ. Res. Public Health* 2022, 19,10328. <https://doi.org/10.3390/>
- Bain, J., Chaban, N. (2017). An emerging EU strategic narrative? Twitter communication during the EU's sustainable energy week. *Comp Eur Polit* 15, 135–155 (2017). <https://doi.org/10.1057/cep.2016.17>
- K. D. S. Brito, R. L. C. S. Filho and P. J. L. Adeodato. (2021). "A Systematic Review of Predicting Elections Based on Social Media Data: Research Challenges and Future Directions," in *IEEE Transactions on Computational Social Systems*, vol. 8, no. 4, pp. 819-843, Aug. 2021, DOI: 10.1109/TCSS.2021.3063660.
- Bueno Suárez, C., & Osuna Llana, J. L. (2013). Reflexiones epistemológicas y metodológicas para la evaluación de políticas públicas. *Andamios, Revista de Investigación Social*, 10(21), 95-117. <https://doi.org/10.29092/uacm.v10i21.300>
- Calma, J. (2023, 31 de mayo). Twitter just closed the book on academic research. *The Verge*. <https://www.theverge.com/2023/5/31/23739084/twitter-elon-musk-api-policy-chilling-academic-research>
- Cano-Marin, E., Mora-Cantalops, M., & Sánchez-Alonso, S. (2023). Twitter as a predictive system: A systematic literature review. *Journal of Business Research*, 157, 113561. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2022.113561>
- Chauhan, P., Sharma, n. & Sikka, G. (2021). The emergence of social data and sentiment analysis in election prediction. *Journal Ambient Intell Human Comput* 12, 2601-2627 (2021). <https://doi.org/10.1007/s12652-020-02423-y>
- Chih-yuan Li, et al. (2022). Public Health Policy Monitoring through Public Perceptions: A Case of COVID-19 Tweet Analysis. *Information* 2022, 13, 543. <https://doi.org/10.3390/info13110543>
- Collins, Craig, et al. (2013). A Novel Transit Rider Satisfaction Metric: Rider Sentiments Measured from Online Social Media Data. *Journal of Public Transportation*, 16 (2): 21-45. DOI: <http://doi.org/10.5038/2375-0901.16.2.2>
- E. del Valle & L. de la Fuente. (2023). Sentiment analysis methods for politics and hate speech contents in Spanish language: a systematic review, in *IEEE Latin America Transactions*, vol. 21, no. 3, pp. 408-418, March 2023, doi:10.1109/TLA.2023.10068844
- Etter, M., Colleoni, E., Illia, L., Meggiorin, K., & D'Eugenio, A. (2018). Measuring Organizational Legitimacy in Social Media: Assessing Citizens' Judgments With Sentiment Analysis. *Business & Society*, 57(1), 60–97. <https://doi.org/10.1177/0007650316683926>
- Fernandez, G.; et al. (2022). Social Network Analysis of COVID-19 Sentiments: 10 Metropolitan Cities in Italy. *Int. J. Environ. Res. Public Health* 2022, 19, 7720. <https://doi.org/10.3390/ijerph19137720>
- Freire Castello, N. (2019). Por qué es twitter el territorio político digital. *Polis*, 15(2), 41-76. <http://doi.org/10.24275/uam/izt/dcsh/polis/2019v15n2/Freire>
- García, J. G., Henríquez-Coronel, P., Ponce, J. P., & Herrera, J. (2017). Analítica de Twitter para el estudio de las emociones primarias durante el terremoto de México 2017. *RISTI – Iberian Journal of Information Systems and Technologies*. 19 (abril) 479 – 492. ISSN: 1646-9895
- Gohil S, Vuik S, Darzi A. (2018). Sentiment Analysis of Health Care Tweets: Review of the Methods Used. *JMIR Public Health Surveill*. 2018 Apr 23;4(2):e43. doi: 10.2196/publichealth.5789. PMID: 29685871; PMCID: PMC5938573
- Hu T, et al. (2021). Revealing Public Opinion Towards COVID-19 Vaccines With Twitter Data in the United States: Spatiotemporal Perspective. *J Med Internet Res*. 2021 Sep 10;23(9):e30854. doi: 10.2196/30854. PMID: 34346888; PMCID: PMC8437406
- Aseem Kinra, et al. (2020). Examining the potential of textual big data analytics for public policy decision making: A case study with driverless cars in Denmark. *Transport Policy* <https://doi.org/10.1016/j.tranpol.2020.05.026>
- Macintosh, A. (2008). E-Democracy and E-Participation Research in Europe. En H. Chen, L. Brandt, V. Gregg, R. Traunmüller, S. Dawes, E. Hovy, A. Macintosh, & C. A. Larson (Eds.), *Digital Government* (Vol. 17, pp. 85-102). Springer US. https://doi.org/10.1007/978-0-387-71611-4_5
- Majid Rahardi, et al. (2022). Sentiment Analysis of Covid-19 Vaccination using Support Vector Machine in Indonesia. (*IJACSA*) *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, Vol. 13, No. 6, 2022. <http://dx.doi.org/10.14569/IJACSA.2022.0130665>
- Mansoor, Muvazima & Gurumurthy, Kirthika & U, Anantharam & Prasad, V. (2020). Global Sentiment Analysis Of COVID-19 Tweets Over Time. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2010.14234>
- Nur Siyam, Omar Alqaryouti & Sherief Abdallah. (2019). Mining government tweets to identify and predict citizens' engagement.

Technology in Society (2019), doi: <https://doi.org/10.1016/j.techsoc.2019.101211>

Pedroza, A. (2019). Detección de agresiones electrónicas en redes sociales mediante minería de texto. El caso de ataques contra mujeres en Facebook. Tesis de maestría en tecnologías de información, Universidad de Guadalajara. <https://hdl.handle.net/20.500.12104/80084>

Ray, P., Chakrabarti, A., Ganguli, B., & Das, P. K. (2018). Demonetization and its aftermath: An analysis based on twitter sentiments. *Sadhana*, 43(11), 186. <https://doi.org/10.1007/s12046-018-0949-0>

Serena Y. Kim, et al. (2021). Public Sentiment toward Solar Energy: Opinion Mining of Twitter Using a Transformer-Based Language Model. *Sustainability* 2021, 13, 2673. <https://doi.org/10.3390/su13052673>

Singh, N.K., Tomar, D.S. & Sangaiah, A.K. (2018). Sentiment analysis: a review and comparative analysis over social media. *J Ambient Intell Human Comput* 11, 97–117 (2020). <https://doi.org/10.1007/s12652-018-0862-8>

Simonofski, A., Fink, J., & Burnay, C. (2021). Supporting policy-making with social media and e-participation platforms data: A policy analytics framework. *Government Information Quarterly*, 38(3), 101590. <https://doi.org/10.1016/j.giq.2021.101590>

Sujon M, Dai, F (2021). Social media mining for understanding traffic safety culture in Washington state using twitter data. *Journal of Computing in Civil Engineering* 35(1):04020059

C. Tsai, K. Chen, Y. Hu and W. Chen. (2020). Improving text summarization of online hotel reviews with review helpfulness and sentiment. *Tourism Management*, Vols. 80, 104122, 2020. <https://doi.org/10.1016/j.tourman.2020.104122>

Vukmirovic, M., Raspopovic Milic, M., & Jovic, J. (2022). Twitter Data Mining to Map Pedestrian Experience of Open Spaces. *Applied Sciences*, 12(9), 4143. <https://doi.org/10.3390/app12094143>

Williams, K., & Lewis, J. M. (2021). Understanding, measuring, and encouraging public policy research impact. *Australian Journal of Public Administration*, 80(3), 554-564. <https://doi.org/10.1111/1467-8500.12506>

Yili Wang, Jiaxuan Guo, Chengshen Yuan y Baozhu Li. (2022). Sentiment Analysis of Twitter Data. *Appl. Sci.* 2022, 12, 11775. <https://doi.org/10.3390/app122211775>

L. Rafael, C. Pessutto, D. S. Vargas and V. P. Moreira. (2020). Multilingual aspect clustering for sentiment analysis, *Knowledge-Based Systems*, Vols. 192, 105339, 2020. <https://doi.org/10.1016/j.knosys.2019.105339>

Aijaz Ahmad Reshi, et al. (2022). COVID-19 Vaccination Related Sentiments Analysis: A Case Study Using Worldwide Twitter Dataset. *Healthcare* 2022, 10, 411. <https://doi.org/10.3390/healthcare10030411>

M. Rodríguez-Ibáñez, F. -J. Gimeno-Blanes, P. M. Cuenca-Jiménez, C. Soguero-Ruiz and J. L. Rojo-Álvarez. (2021). "Sentiment Analysis of Political Tweets From the 2019 Spanish Elections," in *IEEE Access*, vol. 9, pp. 101847-101862, 2021, DOI: 10.1109/ACCESS.2021.3097492

Rodríguez-Ibáñez, M., Casáñez-Ventura, A., Castejón-Mateos, F., & Cuenca-Jiménez, P.-M. (2023). A review on sentiment analysis from social media platforms. *Expert Systems with Applications*, 223, 119862. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2023.119862>

H. Saif, Y. He and M. Fernandez. (2016). Contextual semantics for sentiment analysis of twitter, *Information Processing and Management*, vol. 52, no. 1, p. 5–19, 2016. <https://doi.org/10.1016/j.ipm.2015.01.005>

R. Xia, F. Xu, J. Yu, Q. Yong, and E. Cambria. (2016). Polarity shift detection, elimination and ensemble a three-stage model for document-level sentiment analysis. *Information Processing and Management*, vol. 52, no. 1, p. 36–45, 2016. <https://doi.org/10.1016/j.ipm.2015.04.003>

Xue J, Chen J, Chen C, Zheng C, Li S, Zhu T. (2020). Public discourse and sentiment during the COVID 19 pandemic: Using Latent Dirichlet Allocation for topic modeling on Twitter. *PLoS ONE* 15(9): e0239441. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0239441>



www.iieg.gob.mx

Dirección de Información de Gobierno, Seguridad Pública e Impartición de Justicia