

José Eduardo Hernández García
Título de la Serie: "México Express"
Año: 2024



Cambio climático y la expresión de ideas en redes sociales: Caso de estudio sobre el análisis de videos con etiquetas relacionadas a problemas ambientales en TikTok y Youtube

Climate Change and the Expression of Ideas on Social Media: A Case Study on the Analysis of Videos with Hashtags Related to Environmental Issues on TikTok and YouTube

Oscar Antonio Manzanares Betancourt, Roman Anselmo Mora Gutiérrez, Yadira Alatraste Martínez, Gilberto Sinuhe Torres Crokell, Pedro Jonathan Mendoza Luciano*

Resumen

En el presente trabajo se analiza el contenido de videos en TikTok y YouTube relacionados con etiquetas también llamados hashtags #ToxicS-kies, #GlobalWarming, #Pollution, #AcidRain, #HighOzoneConcentrations, #NoWater, y #GarbageBurning, vinculadas a la contaminación ambiental. El análisis incluyó la extracción de información (*scraping*¹), el uso de técnicas de procesamiento de lenguaje natural, y el enfoque de redes complejas y optimización. Los resultados obtenidos muestran la formación de grupos basados en características como idioma y sentimiento, entre otras.

Autores adscritos a la Universidad Autónoma Metropolitana, Unidad Azcapotzalco.

Fecha de recepción: enero, 2025
Fecha de aceptación: marzo, 2025
Versión final: marzo, 2025
Fecha de publicación: abril, 2025

Palabras clave: Contaminación ambiental, redes sociales, hashtags, análisis de sentimiento, procesamiento de lenguaje natural, TikTok, YouTube, redes complejas.

Abstract

This paper analyzes the content of TikTok and YouTube videos related to hashtags such as #ToxicSkies, #GlobalWarming, #Pollution, #AcidRain, #HighOzoneConcentrations, #NoWater, and #GarbageBurning, all linked to environmental pollution. The analysis included data extraction (scraping), the use of natural language processing techniques, and an approach based on complex networks and optimization. The results show the formation of groups based on features such as language and sentiment, among others.

Keywords: Environmental pollution, social media, hashtags, sentiment analysis, natural language processing, TikTok, YouTube, complex networks.

Introducción

En la actualidad, las redes sociales han facilitado que las personas compartan sus opiniones sobre una gran diversidad de temas, haciendo visibles sus puntos de vista. En este intercambio constante de producción y consumo de información, los sentimientos juegan un papel crucial, actuando como catalizadores en la reproducción de ideas y la generación de contenido. Principalmente en contenidos en función de la afinidad que las personas sienten hacia ellos, lo que refuerza y amplifica las ideas y opiniones compartidas en las redes sociales.

11. Web scraping o raspado web es una técnica utilizada mediante programas de software para extraer información de sitios web. Usualmente, estos programas simulan la navegación de un humano en la World Wide Web ya sea utilizando el protocolo HTTP manualmente, o incrustando un navegador en una aplicación. (Wikipedia, 2024)

Diversos elementos en estas plataformas influyen en cómo una idea es consumida y diseminada. Plataformas como YouTube y TikTok han per-

mitido a las personas no solo ser consumidoras de contenido, sino también productoras o replicadoras del mismo.

Es importante destacar que los usuarios de estas plataformas tienen un perfil diferente, la mayoría de los usuarios de TikTok pertenecen a la Generación Z. Según (Shops, 2024) el rango de edad de la mayoría de los usuarios oscila entre los 10 y 29 años, mientras que (Quiroz, 2020) señala que se concentra entre los 16 y 24 años. Además, (Datareportal, 2024) y (Silverio, 2024) mencionan que más del 27% de los usuarios mayores de 18 años en internet utilizan esta plataforma. TikTok es la quinta plataforma con más usuarios mensuales, con alrededor de 1,562 millones. De manera general, los videos en esta plataforma duran menos de un minuto. Por otro lado, los usuarios de YouTube oscilan entre los 16 y 45 años (Shops, 2024), y es la segunda plataforma con mayor cantidad de usuarios, con 2,491 millones, solo por debajo de Facebook (Silverio, 2024). Esta plataforma contiene tanto videos cortos, con una duración de 2 minutos o menos, como videos largos, con una duración de más de 10 minutos.

Las redes sociales pueden ser modeladas como redes complejas, donde los nodos representan videos y creadores, mientras que los vínculos manifiestan las relaciones de similitud entre los videos. En términos generales, una red compleja es un conjunto de nodos y aristas que presenta propiedades topológicas y estadísticas no triviales, tales como comportamiento no lineal, auto-adaptación, y comportamiento emergente, entre otras características distintivas (Torres-Cockrell, 2024). Estas redes permiten analizar la estructura y dinámica de interacciones en plataformas sociales, revelando patrones subyacentes que influyen en la difusión de información y en la formación de comunidades en línea.

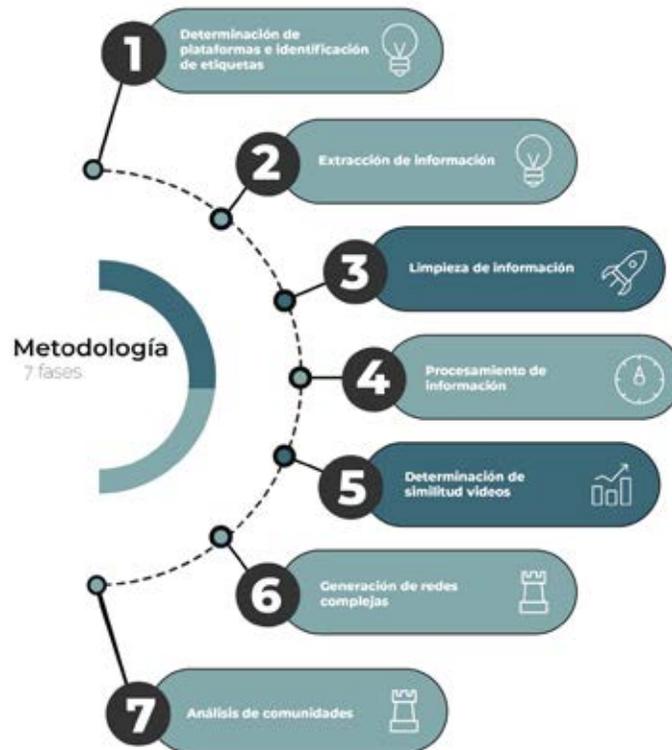
La determinación de comunidades en redes complejas permite identificar subconjuntos de nodos altamente interconectados que exhiben una estructura interna más densa en comparación con las conexiones externas (Shi, 2014). Estas comunidades están integradas por nodos con características homogéneas, lo que facilita el análisis de los patrones de interacción y la propagación de ideas dentro de las redes sociales.

Este trabajo, llevo a cabo un estudio de comunidades en redes complejas para las plataformas de YouTube y TikTok, centrado en las etiquetas: #ToxicSkies, #GlobalWarming, #Pollution, #AcidRain, #HighOzoneConcentrations, #NoWater, y #GarbageBurning se emplearon técnicas de procesamiento de lenguaje natural y algoritmos de detección de comunidades.

A través de este estudio, se buscó identificar las similitudes y diferencias en la estructura de las comunidades formadas en ambas plataformas y cómo estas características pueden influir en la difusión de información y la percepción de problemas ambientales.

La metodología consta de siete fases, las cuales se esquematizan en la Figura 1.

Figura 1.
Fases en el proceso de investigación.



La detección de comunidades se llevó a cabo mediante el método de Louvain (De Meo, 2011; Chaudhary, 2019). Los resultados numéricos muestran diferencias en las características de las comunidades formadas en ambas plataformas.

En la siguiente sección se presenta un breve estado del arte. Posteriormente, en la Sección 3 se explica el problema de investigación. En la Sección 4 se describe en detalle la metodología de investigación, seguida de los resultados encontrados en la Sección 5. Finalmente, en la Sección 6 se presentan las conclusiones.

Estado del Arte

La Cuarta Revolución Industrial ha provocado cambios significativos en la forma de comunicación e interacción entre los seres humanos (Pulido, 2021). Estos avances tecnológicos han transformado no solo los medios a través de los cuales las personas se comunican, sino también la velocidad y el alcance desde sus interacciones, permitiendo una conexión global sin precedentes.

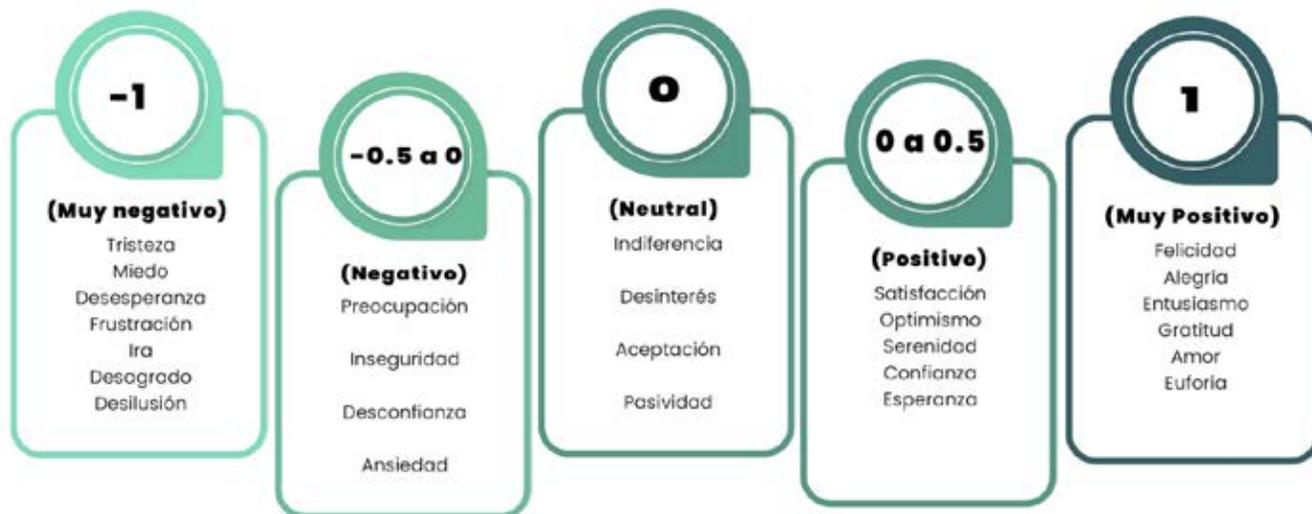
El intercambio de información en redes sociales forma parte de la comunicación mediada por computadoras (CMC, por sus siglas en inglés). En términos generales, la CMC se refiere a cualquier tipo de comunicación, ya sea sincrónica o asincrónica, en la que las personas interactúan a través de dispositivos tecnológicos como computadoras, tabletas o teléfonos. Este tipo de comunicación se lleva a cabo mediante una serie de conexiones y protocolos, y está influenciada por factores como la economía, el desarrollo tecnológico y las dinámicas sociales propias del entorno digital (Gómez & Galindo, 2005).

Como se menciona en (Díaz Gandasegui, 2011) aunque las redes sociales se desarrollan en el ciberespacio, las interacciones que ocurren en ellas son reales y tienen consecuencias palpables en la vida de las personas. Sin embargo, la naturaleza de estas interacciones puede diferir de las que ocurren en el mundo físico. En el entorno digital, los individuos pueden modificar su forma de relacionarse con otros, estableciendo vínculos que pueden ser fuertes o débiles. Además, la visibilidad y el reconocimiento de los agentes en estas redes dependen de la afinidad y los intereses compartidos. Los vínculos pueden ser creados o eliminados con un solo clic, lo que refleja la dinámica y fluidez de las relaciones en el ámbito digital.

Es importante destacar que, en la actualidad, las redes sociales juegan un papel significativo en la vida de muchas personas, especialmente en la de los adolescentes (Moreira de Freitas, 2011). La comunicación en las redes sociales implica un contenido emocional fuerte, de manera que se pueden utilizar técnicas de procesamiento de lenguaje natural (PNL, por sus siglas en inglés) para analizar la intención del mensaje. Un método empleado para determinar el sentimiento de un texto es *TextBlob*². La puntuación de polaridad de sentimiento varía de -1 a 1, donde -1 indica un sentimiento muy negativo, 0 indica un sentimiento neutral, y 1 indica un sentimiento muy positivo.

En la Figura 2, se esquematiza la polaridad de los sentimientos de acuerdo con el algoritmo TextBlob.

Figura 2.
Relación entre sentimiento y puntaje textblob



Metodología

Como se explicó con anterioridad, la metodología implicada en este trabajo consta de siete fases, las cuales se explican a continuación (Ver figura3):

Figura 3.
Metodología de la aplicación. Elaboración del autor.



Determinación de plataformas e identificación de etiquetas

En (Gómez-Camacho, A., de-Pablos-Pons, J., Colás-Bravo, P., & Conde-Jiménez, J., 2023) y (Mancera Rueda, 2016) han mostrado que los usuarios de las redes sociales han estructurado una forma de comunicación oral y escrita diferente a la que marcan los cánones del idioma. Se resalta el uso de imágenes (emoji), caracteres especiales (tales como #, @, x, entre otros) y el uso de contracciones o acrónimos de ideas. Por consecuencia los usuarios han creado, desarrollado y adaptado un código de comunicación común; cuando una persona desea interactuar con otras emplea estos elementos en la búsqueda y generación de contenidos.

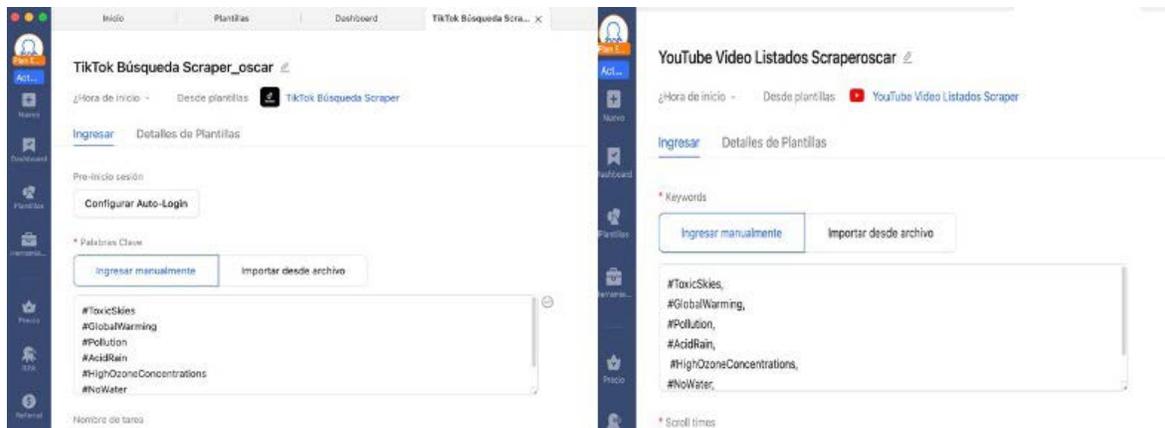
Por otro lado (W3Techs, 2024) indica que más del 49% de la información disponible en internet está en inglés. Este dato contrasta con lo reportado por (OBDILCI, 2024), donde se menciona que, si bien la mayoría de los elementos en internet están en inglés, este solo representa el 20%. Esta influencia del idioma también es palpable en las redes sociales, donde el inglés es empleado de manera mayoritaria.

De acuerdo en lo anterior, se seleccionaron como tópicos de búsqueda en las redes sociales los hashtags #ToxicSkies, #GlobalWarming, #Pollution, #AcidRain, #HighOzoneConcentrations, #NoWater y #GarbageBurning. Estas etiquetas, en idioma inglés, están relacionadas con la contaminación, donde se omiten los espacios y se agrega el símbolo #.

Extracción de información

Posterior a la selección de las etiquetas, se empleó el programa Octoparse³ para la extracción (*scraping*) de información en las redes sociales seleccionadas. Cabe destacar que en la extracción de información se incluyeron el emisor (generador de contenido), la descripción del video, las etiquetas, el número de visitas y la fecha de publicación. En la Figura 4 se presentan las plantillas utilizadas en este programa.

Figura 4.
Plantillas empleadas para la extracción



Limpieza de información

Se empleó el programa Python para la limpieza y homogenización de la información extraída. El proceso de limpieza y homogenización se enfoca en estandarizar los datos para su posterior análisis. En la Figura 5 se esquematiza el proceso de limpieza de los datos.

Figura 5.
Proceso de limpieza de información

PROCESO DE LIMPIEZA Y HOMOGENIZACION DE DATOS	
Entradas: Documento en Microsoft Excel obtenido por Octoparse, listas de palabras vacías (<i>stopwords</i> ⁴) en inglés y español.	Salida: Documento en Microsoft Excel de la base de datos limpia
Iterar sobre cada fila de datos:	
Paso 1: Limpiar el texto del contenido del video. <ul style="list-style-type: none"> Remover emojis y caracteres especiales. Remover menciones, hashtags, URLs. Eliminar números, stopwords (palabras vacías) y caracteres que no sean letras o espacios. Estandarizar el texto en minúsculas.	
Paso 2: Procesar la fecha de publicación del video. <ul style="list-style-type: none"> Convertir fechas relativas (como "hace 2 días") a fechas absolutas. Paso 3: Convertir el número de reproducciones. <ul style="list-style-type: none"> Convertir formatos como "1.2M" o "300K" a valores numéricos completos. Almacenar los resultados 	

Procesamiento de información

Una vez que se han limpiado los datos, se procede al procesamiento de la información con objeto de determinar información que será empleada en los siguientes procesos. En la Figura 6 se esquematiza esta fase

Figura 6.
Proceso de limpieza de información

PROCESO DE LIMPIEZA Y HOMOGENIZACION DE DATOS
Entradas: Documento obtenido de la limpieza de datos. Salida: Documento con elementos procesados
Iterar sobre cada fila de datos: Paso 1: Calcular el cociente entre reproducciones y tiempo transcurrido. <ul style="list-style-type: none">▪ Calcular el tiempo transcurrido desde la fecha de publicación.▪ Dividir el número de reproducciones por el número de días desde su publicación. Paso 2: Determinar el idioma del contenido. Paso 3: Usar un modelo de análisis de sentimiento para calcular la polaridad del texto. Paso 4: Almacenar los resultados. Guardar el resultado en un nuevo archivo Excel (Datafrem). Este documento incluye el contenido limpio, etiquetas, tiktok, idioma, número de reproducciones, fecha, cociente y análisis de sentimiento. Paso 5: Construir las nubes de palabras de los elementos concatenados para las categorías: categorías = ['Descripción', 'Etiquetas', 'Generador', 'Idiomas']

Determinación de similitud videos

En esta etapa se utiliza la información obtenida en la fase anterior con el propósito de identificar el grado de similitud entre los contenidos analizados. En la Figura 7 se esquematiza los pasos de esta fase

Figura 7.
Construcción de la matriz de similitud

PROCESO DE LIMPIEZA Y HOMOGENIZACION DE DATOS
<p>Entradas: Matriz de similitud entre filas del Dataframe⁹.</p> <p>Salida: Dataframe</p>
<p>Iterar sobre cada fila de datos:</p> <p>Paso 1: Inicializar matrices de distancia</p> <ul style="list-style-type: none"> ▪ Crear matrices de distancia vacías para cada métrica: distancia_descripcion, distancia_etiquetas, distancia_sentimiento, distancia_tiktok, distancia_idioma, distancia_cociente, todas de tamaño a1 x a1. <p>Paso 2: Calcular distancias entre pares de videos</p> <ul style="list-style-type: none"> ▪ Iterar sobre todos los videos i y j tal que i < j (para no duplicar cálculos): ▪ Si el idioma del video i es diferente al de j: ▪ Asignar valor 1 a las distancias de idioma y sentimiento para estos dos videos. ▪ Si el idioma de ambos videos es el mismo y es inglés: ▪ Calcular la diferencia absoluta entre los valores de sentimiento para ambos videos y asignarla a distancia_sentimiento. ▪ Si el idioma no es inglés: ▪ Asignar valor 1 a distancia_sentimiento. ▪ Si los creadores de los videos (tiktok) son diferentes: ▪ Asignar 1 a distancia_tiktok. ▪ Calcular la distancia de descripción usando la métrica de Jaccard entre las descripciones de ambos videos y asignar el resultado a distancia_descripcion. ▪ Calcular la distancia de etiquetas usando la métrica de Jaccard entre las etiquetas de ambos videos y asignar el resultado a distancia_etiquetas. ▪ Calcular la distancia entre el número de reproducciones de ambos videos y asignarla a distancia_cociente. <p>Paso 3: Normalizar la matriz de distancia del cociente</p> <ul style="list-style-type: none"> ▪ Dividir todos los valores de distancia_cociente por la suma de sus valores para normalizar la matriz. <p>Paso 4: Calcular las similitudes a partir de las distancias</p> <ul style="list-style-type: none"> ▪ Restar las distancias a 1 para obtener las similitudes: similitud_idioma = 1 - distancia_idioma similitud_cociente = 1 - distancia_cociente similitud_tiktok = 1 - distancia_tiktok ▪ Si la distancia de sentimiento tiene valores mayores a 0: ▪ Normalizar la distancia de sentimiento dividiendo por el valor máximo y calcular la similitud: similitud_sentimiento = 1 - (distancia_sentimiento / max(distancia_sentimiento)) ▪ Si no hay valores mayores a 0, asignar 1 a todas las similitudes de sentimiento. ▪ Para la distancia de descripción, si hay valores mayores a 0: ▪ Normalizar la distancia de descripción y calcular la similitud: similitud_descripcion = 1 - (distancia_descripcion / max(distancia_descripcion)) ▪ Si no hay valores mayores a 0, asignar 1 a todas las similitudes de descripción. ▪ Para la distancia de etiquetas, si hay valores mayores a 0: ▪ Normalizar la distancia de etiquetas y calcular la similitud: similitud_etiquetas = 1 - (distancia_etiquetas / max(distancia_etiquetas)) ▪ Si no hay valores mayores a 0, asignar 1 a todas las similitudes de etiquetas. <p>Paso 5: Combinar todas las similitudes</p> <ul style="list-style-type: none"> ▪ Combinar todas las matrices de similitud: similitud_1 = similitud_idioma + similitud_sentimiento + similitud_descripcion + similitud_etiquetas + similitud_cociente. <p>Paso 6: Normalizar la matriz</p> <ul style="list-style-type: none"> ▪ Guardar la matriz

⁹ Un DataFrame es una serie de Series Pandas indexadas por un valor. En este artículo, presentaremos la estructura de los DataFrames y luego veremos sus diferentes atributos y métodos básicos, y explicaremos su utilidad y funcionamiento

Generación de redes complejas

Con base a la matriz de similitud generada en el paso anterior se genera la red dejando como nodos a los contenidos analizados mientras que los vínculos iniciaran el grado de similitud entre ellos. Este proceso involucra que, para cada fila de la matriz, se calcula la mediana de los valores, excluyendo el elemento de la diagonal, y se almacena en un objeto denominado *mediana_conjunta*. Posteriormente, se comparan los valores de la matriz con la mediana conjunta de sus filas correspondientes. Si el valor es mayor o igual a la mediana tanto en la fila como en la columna, se conserva; de lo contrario, se asigna un valor de 0, asegurando la simetría de la matriz al reflejar el valor en la posición correspondiente. Este proceso permite identificar las relaciones de similitud más fuertes entre los elementos.

Análisis de comunidades

Como se mencionó el análisis de comunidades se realizó mediante el algoritmo de Louvain el cual funciona en dos etapas principales: primero, asigna cada nodo a su propio grupo y evalúa los beneficios en la modularidad⁶⁶ al fusionar nodos con sus vecinos en comunidades más grandes. Esto se repite iterativamente hasta que no se pueden mejorar más las agrupaciones. En la segunda etapa, se crea una nueva red donde cada comunidad identificada se convierte en un solo nodo, y el proceso se repite. El objetivo es maximizar la modularidad, una medida que evalúa la densidad de enlaces dentro de las comunidades en comparación con los enlaces entre ellas.

El objetivo es identificar comunidades o grupos de nodos con una alta densidad de conexiones internas, lo que es útil para comprender la estructura y segmentación de las redes sociales, permitiendo analizar la afinidad entre los nodos (videos analizados)

Figura 10.
Palabras en las etiquetas relacionadas.



Figura 11.
Productores de videos.



Figura 12.
Gráfica de barras sobre: Sentimientos en los textos.

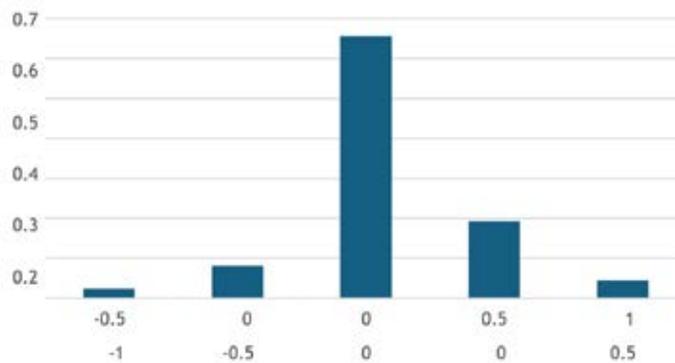
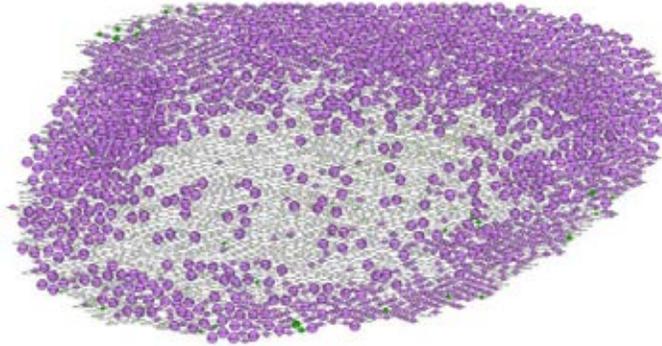


Figura 13.

Comunidades y tendencias sobre: Sentimientos en los textos.



Los contenidos analizados en TikTok conforman seis comunidades dos de ellos se conforman por un único video los cuales son Grupo 1: [‘video 209’] video en malayo

referente a lluvia ácida, Grupo 5: [‘video 261’] video en cingalés referente a la adquisición de sistemas de ozono, por otro lado, el Grupo 4: [‘video 211’, ‘video 253’, ‘video 286’] son videos en polaco donde dos de ellos en su descripción se asocian a ozono.

Figura 14.

Nubes de palabras (word clouds) en YouTube.



Procesamiento de Lenguaje Natural y Análisis de Sentimiento

El procesamiento de lenguaje natural (PLN) permite analizar y comprender el contenido y el tono de los mensajes en redes sociales. En este estudio, se emplea el análisis de sentimiento, que clasifica los textos en categorías como positivo, negativo o neutro. Este enfoque facilita la identificación de las emociones predominantes en las publicaciones sobre cambio climático, permitiendo observar cómo los usuarios responden a diferentes temas ambientales. El algoritmo TextBlob, por ejemplo, mide la polaridad de los mensajes, ofreciendo una puntuación que indica si el contenido refleja un sentimiento positivo o negativo, lo que ayuda a entender mejor la reacción emocional hacia el cambio climático en diferentes plataformas (Moreira de Freitas, 2011).

Conclusión

Este estudio explora cómo el cambio climático y otros problemas ambientales son discutidos en redes sociales, específicamente en plataformas como TikTok y YouTube, y revela diferencias notables en la forma en que los usuarios se relacionan con estos temas. Los resultados indican que, en general, los usuarios de ambas plataformas expresan sentimientos predominantemente negativos sobre temas como el calentamiento global, la contaminación y la escasez de agua. Esta tendencia refleja una percepción de preocupación y urgencia que parece estar impulsada por la conciencia general de la gravedad del cambio climático y el papel de la actividad humana en su aceleración.

Además, el análisis de redes complejas permitió identificar comunidades de usuarios en función de su similitud temática y lingüística, mostrando que en TikTok predominan comunidades más compactas y especializadas, mientras que en YouTube se encuentran comunidades más amplias y diversas en su enfoque de los temas ambientales. Esta diferencia puede atribuirse al perfil demográfico y al estilo de contenido de cada plataforma: TikTok, con su enfoque en contenido visual y breve, tiende a atraer a una audiencia más joven, mientras que YouTube, con su mayor duración y variedad de contenido, facilita una discusión más detallada y profunda de los temas.

A pesar de los avances logrados en esta investigación, el estudio tiene ciertas limitaciones, como el uso limitado de etiquetas y la exclusión de otras plataformas sociales que también son relevantes en la discusión ambiental. Además, la dependencia de herramientas de procesamiento de lenguaje natural como TextBlob no permite captar ciertos matices lingüísticos, lo cual podría mejorar en futuras investigaciones mediante el uso de técnicas avanzadas de PLN y análisis de contenido visual.

Las implicaciones de estos hallazgos son significativas, porque sugieren que las redes sociales no sólo amplifican las opiniones sobre el cambio climático, sino que también contribuyen a crear comunidades de afinidad que pueden influir en la percepción y comportamiento de los usuarios hacia los problemas ambientales. A medida que la crisis climática se continúa intensificando, es probable que la dinámica de estas plataformas juegue un papel crucial en la educación y movilización pública hacia prácticas más sostenibles y políticas ambientales efectivas.

En conclusión, este estudio subraya la importancia de comprender la dinámica de difusión de ideas en redes sociales y plantea nuevas oportunidades para investigar cómo estas plataformas pueden ser aprovechadas para fomentar una mayor conciencia y acción ambiental. Ampliar el análisis a otras plataformas y aplicar técnicas más sofisticadas de PLN y análisis visual permitirá obtener una visión aún más rica de la percepción pública sobre el cambio climático en el futuro. En la utilización de los datos en diseño, podría darse, especialmente en campos como el diseño gráfico, diseño de experiencia de usuario (UX), diseño de comunicación y diseño de campañas de concienciación.

Por ejemplo, para el Diseño de Campañas Visuales en Redes Sociales, tomando en cuenta que los usuarios en TikTok y YouTube expresan una preocupación urgente sobre el cambio climático, los diseñadores pueden aprovechar esta tendencia para crear campañas visuales que apelen a las emociones de los usuarios para generar una respuesta.

En la Creación de Contenidos Adaptados a la Plataforma; algunos estudios revelan las diferencias en la forma en que TikTok y YouTube abordan los temas ambientales. En este sentido un diseñador de contenido puede optimizar materiales para cada plataforma, mediante dinámicas y videos en formato vertical, que transmitan mensajes clave de forma rápida y concisa. Por su parte en YouTube, es posible producir documentales breves, gráficos explicativos y videos educativos que permitan profundizar en temas complejos y fomentar un diálogo más extenso.

Tomando en cuenta el Diseño Basado en Análisis de Redes y Comunidades, es posible identificar que en TikTok predominan comunidades más especializadas, mientras que en YouTube hay un enfoque más amplio, es ahí donde los diseñadores pueden desarrollar estrategias personalizadas para segmentar audiencias. Esto puede incluir:

Diseño de comunidades virtuales en plataformas, usando elementos gráficos y visuales que fomenten la interacción y discusión en torno a temas ambientales; Diseño de interfaces que resaltan temas relevantes para cada comunidad, aprovechando patrones visuales y de diseño que se alineen con los intereses específicos de cada grupo.

Por su parte en el uso de Técnicas de Procesamiento de Lenguaje Natural (PLN) para Diseño de Experiencias, la conclusión sugiere la posibilidad de mejorar el análisis utilizando técnicas más avanzadas de PLN y análisis de contenido visual; donde los diseñadores pueden Desarrollar interfaces interactivas que usen inteligencia artificial para analizar comentarios y tendencias en tiempo real, ajustando los elementos visuales y el contenido según las reacciones de los usuarios; así como diseñar infografías personalizadas basadas en el análisis de opiniones en redes, mostrando datos de forma intuitiva y atractiva para captar la atención del público y fomentar la concienciación.

Estas aplicaciones muestran cómo el diseño puede ser un aliado clave en la lucha contra el cambio climático, aprovechando las particularidades de cada plataforma social para difundir mensajes ambientales y fomentar la acción entre diversas comunidades.

NOTAS

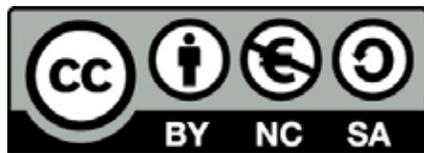
1. *Web scraping* o raspado web es una técnica utilizada mediante programas de software para extraer información de sitios web. Usualmente, estos programas simulan la navegación de un humano en la World Wide Web ya sea utilizando el protocolo HTTP manualmente, o incrustando un navegador en una aplicación. (Wikipedia, 2024)
2. *TextBlob* es una biblioteca de código abierto para el procesamiento de datos de texto, proporcionando una API simple para entrar en lenguaje natural común (NLP) las tareas de procesamiento. (Learn Microsoft, 2018)
3. Octoparse es una herramienta de extracción de datos que puede ejecutar hasta 10 tareas de scraping a la vez, facilitando así recaudar diferentes datos como los mencionados anteriormente. (UPRESS, 2024)

4. Las *Stop Words* o palabras vacías, hacen referencia a aquellas palabras que no están registradas por los robots de Google, las cuales carecen de sentido cuando se escriben solas o sin la palabra clave o keyword. Este término ha nacido en el lenguaje informático, muy utilizado, por ejemplo, en el contexto de la creación de contenido.
5. Un *DataFrame* es una serie de Series Pandas indexadas por un valor. En este artículo, presentaremos la estructura de los DataFrames y luego veremos sus diferentes atributos y métodos básicos, y explicaremos su utilidad y funcionamiento.
6. La modularidad en programación consiste en dividir un programa en módulos, es decir, en partes más pequeñas y manejables. (KeepCoding, 2024)

REFERENCIAS

- Chaudhary, L. &. (2019). Community detection using an enhanced louvain method in complex networks. In *Distributed Computing and Internet Technology: 15th International Conference, ICDCIT 2019*.
- Datareportal. (2024). Digital 2024: Global Overview Report. Recuperado el septiembre de 2024, de <https://datareportal.com/reports/digital-2024-global-overview-report>
- De Meo, P. F. (2011). Generalized louvain method for community detection in large networks. In *2011 11th international conference on intelligent systems design and applications*, 88-93.
- Díaz Gandasegui, V. (2011). MITOS Y REALIDADES D E LAS REDES SOCIALES. *Información y comunicación en la Sociedad de la Información*. Prisma Social, 1-26.
- Gómez-Camacho, A., de-Pablos-Pons, J., Colás-Bravo, P., & Conde-Jiménez, J. (2023). Youth digital writing on WhatsApp and the teaching of spelling. *Comunicar*, 31:77.
- Gómez, E., & Galindo, A. (2005). *Los Estudios de Comunicación Mediada por Computadora: una Revisión y algunos Apuntes*. Razón y Palabra.
- Mancera Rueda, A. (2016). Usos lingüísticos alejados del español normativo como seña de identidad en las redes sociales. *Bulletin of Spanish Studies*, 93(3), 1469– 1493.
- Moreira de Freitas, R. J. (2011). Percepciones de los adolescentes sobre el uso de las redes sociales y su influencia en la salud mental. *Enfermería Global*.
- OBDILCI. (2024). Indicators for the Presence of Languages in the Internet. Recuperado el septiembre de 2024, de MAIN PROJECT Indicators for the Presence of Languages in the Internet: <https://www.obdilci.org/projects/main/>
- Pulido, M. B. (2021). Redes sociales y relaciones digitales, una comunicación que supera el cara a cara. *Revista internacional de pedagogía e innovación educativa*, 123-148.
- Quiroz, N. T. (2020). TikTok La aplicación favorita durante el aislamiento. *Revista Argentina de Estudios de Juventud*, 1-9.
- Shi, C. Y. (2014). Comparison and selection of objective functions in multiobjective community detection. *Computational Intelligence*, 562-582.

- Shops, T. (2024). Perfiles de usuarios en las redes sociales. Recuperado el Septiembre de 2024, de Blog Marketing en Redes Sociales: <https://business.trustedshops.es/blog/perfiles-de-usuarios-en-redes-sociales/>
- Silverio, M. (abril de 2024). Estadísticas y usuarios activos de TikTok (2024). Recuperado el septiembre de 2024, de PRIMEWEB: <https://www.primeweb.com.mx/tiktok-estadisticas>
- Torres-Cockrell, G. S.-G.-G.-O.-I.-C.-S.-V.-A. (2024). Bi-objective model for community detection in weighted complex networks: Non overlap multiobjective k- core community detection. EAI Endorsed Transactions on Industrial Networks and Intelligent Systems.
- W3Techs. (2024). Usage statistics of content languages for websites. Recuperado el septiembre de 2024, de https://w3techs.com/technologies/overview/content_language



Atribución-No Comercial-Sin Derivadas

Permite a otros solo descargar la obra y compartirla con otros siempre y cuando se otorgue el crédito del autor correspondiente y de la publicación; no se permite cambiarlo de forma alguna ni usarlo comercialmente.